

Penerapan Algoritma Kalman Filter Dan Yolo Mengukur Efektifitas Aruco Marker Bagi Tunanetra

KOKO EDY YULIANTO, RUJIAN TO EKO SAPUTRO, FANDY SETYO UTOMO

Prodi Magister Ilmu Komputer, Universitas Amikom Purwokerto, Indonesia
Email: medikaputrawijayakusuma@mail.com

ABSTRAK

Mobilitas dan aksesibilitas merupakan tantangan utama bagi individu dengan disabilitas visual. Penelitian ini mengevaluasi efektivitas sistem navigasi berbasis multi-sensor untuk tunanetra dengan menggabungkan Algoritma Kalman Filter dan YOLO dalam mendeteksi Aruco Marker. Fokus penelitian adalah meningkatkan akurasi dan efisiensi navigasi melalui integrasi teknik deteksi deep learning dan prediksi matematis secara real-time. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa Kalman Filter memiliki waktu deteksi lebih cepat, dengan rata-rata 0,1090 detik untuk objek Botol Plastik dan 0,1069 detik untuk objek Kombinasi. YOLO mencatat waktu sedikit lebih cepat namun dengan komputasi lebih berat. Kalman Filter mencatat efisiensi waktu 12,5%–13,3% lebih baik pada objek tertentu dan akurasi sebesar 94,50% (Botol Plastik) serta 96,00% (objek Kombinasi), lebih tinggi dibandingkan YOLO. Kombinasi kedua algoritma ini memberikan solusi navigasi yang akurat dan efisien untuk tunanetra, serta berpotensi dikembangkan lebih lanjut sebagai sistem navigasi real-time yang andal.

Kata kunci: Kalman Filter, YOLO, Aruco Marker, Navigasi Tunanetra, Efektivitas Deteksi

ABSTRACT

Mobility and accessibility remain major challenges for individuals with visual impairments. This study evaluates the effectiveness of a multi-sensor navigation system for the visually impaired by integrating the Kalman Filter algorithm and YOLO for Aruco Marker detection. The research focuses on improving the accuracy and efficiency of navigation by combining deep learning-based detection with real-time mathematical prediction. Experimental results show that the Kalman Filter achieves faster detection times, averaging 0.1090 seconds for Plastic Bottle objects and 0.1069 seconds for Combination objects. While YOLO recorded slightly faster raw detection times, Kalman Filter demonstrated 12.5%–13.3% better computational efficiency for certain objects. In terms of accuracy, Kalman Filter achieved 94.50% for Plastic Bottle objects and 96.00% for Combination objects, outperforming YOLO's 92.00% and 93.50%, respectively. The integration of both algorithms offers a promising and optimal solution for the development of reliable real-time navigation systems for the visually impaired.

Keywords: Kalman Filter, YOLO, Aruco Marker, Blind Navigation, Detection Effectiveness

1. PENDAHULUAN

Mobilitas dan aksesibilitas merupakan aspek krusial dalam mendukung pendidikan bagi individu dengan disabilitas visual, yaitu tunanetra. Berdasarkan data dari Survei Ekonomi Nasional (Susenas) tahun 2020, jumlah penyandang disabilitas di Indonesia mencapai sekitar 28,05 juta jiwa, yang setara dengan 10,38% dari total populasi nasional. Dari jumlah tersebut, diperkirakan sekitar 4 juta jiwa merupakan penyandang disabilitas netra, termasuk kategori buta total maupun *low vision*. Jateng provinsi Jawa Tengah untuk kabupaten banyumas terdapat sekitar 1.484 tuna netra dari berbagai usia, data per 20 Oktober 2020 **(Provinsi Jawa Tengah, 2024)**. Bagi siswa tunanetra keterbatasan penglihatan membuat mereka harus mengandalkan indra lain seperti pendengaran dan sentuhan untuk mengenali lingkungan sekolah dan rintangan. Dampak dari kehilangan penglihatan sangat luas, mencakup kesulitan dalam mobilitas, keterbatasan akses pendidikan dan pekerjaan, hingga tantangan sosial yang dihadapi dalam interaksi sehari-hari. Namun, dengan perkembangan teknologi dan perangkat bantu seperti tongkat pintar dan alat adaptif lainnya, individu dengan tuna netra dapat menjalani kehidupan yang lebih mandiri dan produktif **(National Center on Deafblindness, 2022)**.

Sekolah Luar Biasa (SLB) Kuncup Mas Banyumas mencatat adanya peningkatan jumlah siswa baru dengan hambatan penglihatan yang mengalami kesulitan dalam mengenali dan beradaptasi dengan lingkungan sekolah. Keterbatasan alat bantu navigasi menyebabkan mereka sangat bergantung pada pendampingan guru dan orang tua, sehingga menghambat kemandirian dalam bergerak. Tanpa bantuan, siswa sering kali mengalami disorientasi ruang yang berdampak pada kesulitan dalam menemukan ruang kelas, toilet, kantin, dan fasilitas penting lainnya. Penggunaan tongkat konvensional dan bantuan verbal tidak selalu efektif, terutama dalam kondisi ramai, asing, atau ketika siswa harus berjalan sendiri. Hal ini tidak hanya menimbulkan kecemasan dan risiko kecelakaan ringan, tetapi juga berdampak pada partisipasi dalam kegiatan sekolah dan keterampilan sosial siswa, yang dalam jangka panjang dapat memengaruhi perkembangan keterampilan hidup mereka.

Seiring perkembangannya, teknologi dalam deteksi objek sangat beragam hal ini bisa dilihat dari beberapa teknologi dan sensor yang di manfaatkan. Messaoudi (2022) dalam tulisannya menyebutkan dari beberapa jenis model sensor yang ada berikut sensor yang sering digunakan sebagai dasar deteksi rintangan dan objek, yaitu : sensor ultrasonik, sensor gps, sensor kamera, lidar **(Messaoudi et al., 2022)**. Teknologi ini memungkinkan siswa tunanetra untuk lebih cepat memahami tata letak ruangan sekolah, mengidentifikasi rintangan fisik, dan merasa lebih percaya diri dalam beradaptasi dengan lingkungan baru (Bele et al., 2020). Memasuki kurun 5 tahun terakhir banyak peneliti yang menguji dan mengembangkan teknologi deteksi objek dan rintangan dalam kebutuhan spesifik pengguna dan lingkungan operasionalnya. Teknologi teknologi Yolo dan variannya metode dikenal karena kemampuannya dalam mendeteksi objek dengan kecepatan tinggi dan waktu nyata, menjadikannya pilihan utama untuk aplikasi yang membutuhkan respons instan seperti navigasi berbasis tongkat pintar **(Xie et al., 2024)**. Metode Mask-RCNN di sisi lain, menawarkan akurasi tinggi dalam mendeteksi objek kecil dengan pendekatan segmentasi berbasis bounding box, sehingga sangat efektif dalam mengidentifikasi rintangan kecil yang mungkin tidak terdeteksi oleh metode lain **(Kisantal et al., 2019)**. *Predict to Detect* (P2D) menggunakan fitur temporal dan analisis pergerakan objek untuk meningkatkan akurasi deteksi 3D berbasis kamera, memungkinkan sistem untuk tidak hanya mengenali objek statis tetapi juga memperkirakan pergerakan objek dinamis seperti kendaraan atau pejalan kaki (S. Kim et al., 2023). Regional Proposal Network (RPN) hadir sebagai solusi untuk meningkatkan efisiensi deteksi dengan menghasilkan proposal wilayah yang lebih akurat, mengurangi

kesalahan deteksi dan mempercepat pemrosesan objek (**Jiang et al., 2022**). Sementara itu, Multiframe 4D Radar-Based Detection menggunakan teknologi radar 4D untuk mendeteksi objek dalam lingkungan yang kompleks, seperti kondisi cuaca buruk, kabut tebal, atau pencahayaan rendah, sehingga sangat cocok untuk kendaraan otonom dan navigasi yang membutuhkan stabilitas deteksi tinggi (**Tan et al., 2023**).

Meskipun masing-masing metode memiliki keunggulan dalam skenario tertentu, kekurangan seperti kebutuhan daya tinggi (**Xie et al., 2024**), waktu jeda input (**S. Kim et al., 2023**), biaya (**Tan et al., 2023**) dan ketergantungan pada kondisi ideal membuatnya kurang cocok untuk digunakan pada tingkat pintar yang membutuhkan perangkat hemat energi, responsif, dan ekonomis (**Kisantal et al., 2019**). Dibutuhkan pendekatan yang lebih hemat daya, responsif, dan ekonomis namun tetap akurat dan adaptif dalam mendeteksi lingkungan sekitar secara real-time.

Penelitian ini menerapkan penggabungan algoritma YOLO dengan Kalman Filter dalam mendeteksi dan memperkirakan posisi Aruco Marker yang berfungsi sebagai penanda navigasi. Kombinasi ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi deteksi serta efisiensi dalam estimasi posisi, sekaligus menekan kebutuhan daya dan waktu pemrosesan. Dengan pemanfaatan perangkat keras terjangkau seperti Raspberry Pi dan kamera USB, sistem ini dirancang agar dapat diimplementasikan langsung di lingkungan sekolah dengan skala biaya yang rendah dan potensi aplikasi yang tinggi.

Adapun perumusan masalah yang diangkat dalam penelitian ini meliputi, bagaimana efektivitas kombinasi algoritma YOLO dan Kalman Filter dalam mendeteksi serta memperkirakan posisi Aruco Marker sebagai penanda navigasi bagi tunanetra dan sejauh mana peningkatan akurasi dan efisiensi waktu deteksi serta komputasi dapat dicapai dibandingkan dengan penggunaan YOLO saja. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan dan menguji integrasi algoritma tersebut, mengukur kinerja sistem dari berbagai aspek, serta menyediakan sistem navigasi portabel yang efektif dan mudah digunakan.

Keunggulan utama penelitian ini dibandingkan studi terdahulu terletak pada pendekatannya yang ringan dan implementatif, menggabungkan kecepatan deteksi real-time dari YOLO dengan efisiensi pelacakan posisi Kalman Filter. Sistem ini juga lebih hemat energi dan terjangkau dibandingkan metode seperti Mask-RCNN yang memerlukan komputasi tinggi, *Predict to Detect* yang memiliki latensi tinggi, dan sistem radar 4D yang mahal dan kompleks. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan sistem bantu navigasi yang adaptif dan inklusif untuk mendukung kemandirian siswa tunanetra, dan dapat memberikan solusi yang komprehensif dan implementatif dalam meningkatkan akurasi, kecepatan deteksi, dan efisiensi komputasi pada sistem navigasi real-time, sehingga dapat membantu tunanetra dalam mengenali lingkungan sekitar dengan lebih cepat, akurat, dan aman serta memperkuat prinsip pendidikan yang ramah disabilitas di Indonesia.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Identifikasi Masalah

Peneliti mengumpulkan referensi terkait sistem navigasi untuk tunanetra, teknologi deteksi objek, dan penerapan Aruco Marker dalam navigasi. Teknologi yang telah digunakan sebelumnya, seperti sensor ultrasonik dan *Global Positioning System* (GPS), memiliki keterbatasan dalam hal akurasi dan kecepatan respons terhadap perubahan posisi

pengguna. Algoritma YOLO telah dikenal efektif dalam deteksi objek secara real-time, namun akurasi dalam melacak posisi marker masih menjadi tantangan. Oleh karena itu, peneliti mengusulkan integrasi Algoritma Kalman Filter dengan YOLO (*You Only Look Once*) untuk memperbaiki estimasi posisi Aruco Marker dan meningkatkan efektivitas sistem navigasi bagi tunanetra.

2.2 Perancangan Sistem Navigasi

Sistem navigasi yang dirancang dalam penelitian ini mengintegrasikan kamera digital sebagai sensor visual untuk mendeteksi Aruco Marker yang berfungsi sebagai titik-titik navigasi. YOLO digunakan untuk mendeteksi marker dari tangkapan kamera secara real-time, dengan kemampuan mengenali objek pada berbagai ukuran dan kondisi cahaya. Setelah proses deteksi, Algoritma Kalman Filter diimplementasikan untuk memperbaiki estimasi posisi dan lintasan marker, berdasarkan input dari YOLO.

Perangkat keras utama yang digunakan dalam sistem ini meliputi:

1. Kamera USB/Webcam dengan resolusi minimum 720p.
2. Mini PC atau Raspberry Pi 4 sebagai unit pemroses.
3. Speaker mini atau modul getar sebagai alat umpan balik. Sementara itu, perangkat lunak yang digunakan antara lain:
4. Python sebagai bahasa pemrograman utama.
5. OpenCV untuk pengolahan citra dan pelacakan Aruco Marker.
6. YOLOv5 atau versi ringan seperti YOLOv4-tiny untuk deteksi objek.
7. Kalman Filter Library dari SciPy atau implementasi kustom berbasis NumPy.
8. gTTS (*Google Text-to-Speech*) atau pyttsx3 untuk umpan balik suara kepada pengguna tunanetra.

2.3 Implementasi dan Pengembangan Perangkat Lunak

Pembuatan prototipe dilakukan dengan merakit komponen kamera ke unit pemrosesan (*Raspberry Pi*). Pengembangan perangkat lunak menggunakan Python 3.8+, dengan pustaka OpenCV untuk deteksi marker dan pelacakan objek. Deteksi dilakukan menggunakan model YOLO, yang telah dilatih pada dataset yang mencakup Aruco Marker dalam berbagai posisi dan sudut. Kalman Filter diprogram untuk memperkirakan posisi marker berdasarkan hasil deteksi YOLO dan memperbaiki estimasi posisi pada setiap frame video. Sistem ini juga dilengkapi dengan modul *Text-to-Speech* (TTS) untuk mengubah hasil navigasi menjadi perintah suara.

2.4 Pengujian dan Validasi Sistem

Pengujian dilakukan dalam berbagai skenario lingkungan, seperti ruangan terang, redup, dan kondisi outdoor. Parameter yang diuji mencakup:

1. Akurasi deteksi (dengan $\text{IoU} \geq 0.5$ sebagai ambang batas).
2. Estimasi posisi (dengan *Mean Squared Error*/MSE sebagai metrik evaluasi Kalman Filter).
3. Waktu deteksi dan komputasi (dihitung dalam satuan detik/frame).
4. Respon sistem terhadap dinamika posisi marker.
5. Kenyamanan pengguna tunanetra dalam menerima umpan balik berupa suara atau getaran. Uji coba langsung dengan pengguna tunanetra dilakukan untuk mengevaluasi keefektifan sistem dalam navigasi nyata..

2.5. Analisis Data dan Evaluasi Kinerja

Data hasil pengujian dianalisis secara kuantitatif menggunakan metode statistik deskriptif. Peneliti membandingkan nilai akurasi dan waktu komputasi antara dua pendekatan: YOLO saja dan integrasi YOLO Kalman. Evaluasi dilakukan berdasarkan rata-rata waktu deteksi, waktu komputasi, dan akurasi navigasi terhadap empat jenis objek (Botol Plastik, Pot Bunga, Gelas Kaca, dan Kombinasi). Performa sistem juga dianalisis dari sisi stabilitas navigasi dan kemampuan adaptasi terhadap lingkungan dinamis. Hasil evaluasi digunakan untuk merekomendasikan pengembangan lebih lanjut, baik dalam optimasi model maupun desain perangkat keras agar sistem lebih efisien, responsif, dan nyaman bagi tunanetra.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Navigasi *real-time* bagi tunanetra memerlukan sistem yang mampu memberikan informasi akurat dan cepat untuk mendeteksi objek di sekitar. Pada penelitian ini, digunakan algoritma Kalman Filter dan YOLO (*You Only Look Once*) pada sistem berbasis Multi Sensor Aruco Marker untuk meningkatkan akurasi navigasi. Kalman Filter dikenal karena kemampuannya dalam memperkirakan posisi objek secara dinamis dan memperbaiki kesalahan prediksi secara iteratif, sedangkan YOLO unggul dalam deteksi objek secara cepat dalam satu tahap (*single shot*).

Tabel 1. Tabulasi data objek

| No | Botol Plastik | | | | POT BUNGA | | | |
|----|---------------|-------|--------------------|---------|-------------------|-------|---------------------|---------|
| | Detection | Frame | Computatio Time | Akurasi | Detection Time | Frame | Computation Time | Akurasi |
| 1 | 0,2464 | 3 | 0,5363 | 86,86 | 0,2251 | 3 | 0,5177 | 88,27 |
| 2 | 0,1294 | 6 | 0,145 | 92,45 | 0,1114 | 6 | 0,1264 | 97,26 |
| 3 | 0,0965 | 9 | 0,1107 | 92,94 | 0,0949 | 9 | 0,1093 | 90,64 |
| 4 | 0,0946 | 12 | 0,1084 | 97,6 | 0,0992 | 12 | 0,1161 | 90,17 |
| 5 | 0,0968 | 15 | 0,1103 | 89,75 | 0,0987 | 15 | 0,1124 | 97,36 |
| 6 | 0,0963 | 18 | 0,1122 | 98,97 | 0,0949 | 18 | 0,1091 | 92,41 |
| 7 | 0,1069 | 21 | 0,1245 | 92,52 | 0,1017 | 21 | 0,1167 | 97,93 |
| 8 | 0,0974 | 24 | 0,1129 | 90,52 | 0,0992 | 24 | 0,1129 | 88,25 |
| 9 | 0,0991 | 27 | 0,1217 | 90,36 | 0,0964 | 27 | 0,1171 | 94,51 |
| 10 | 0,1005 | 30 | 0,118 | 93,27 | 0,0959 | 30 | 0,1106 | 93,74 |
| 11 | 0,1014 | 33 | 0,1154 | 89,42 | 0,1105 | 33 | 0,126 | 86,82 |
| 12 | 0,1177 | 36 | 0,1312 | 89,43 | 0,0953 | 36 | 0,1106 | 86,48 |
| 13 | 0,0976 | 39 | 0,1115 | 92,93 | 0,0951 | 39 | 0,1088 | 90,08 |
| 14 | 0,0968 | 42 | 0,1145 | 94,77 | 0,0956 | 42 | 0,1121 | 92,77 |
| 15 | 0,0966 | 45 | 0,1108 | 95,13 | 0,0956 | 45 | 0,1096 | 85,71 |
| 16 | 0,0979 | 48 | 0,1132 | 94,75 | 0,1126 | 48 | 0,1279 | 93,97 |
| 17 | 0,1173 | 51 | 0,132 | 91,56 | 0,1017 | 51 | 0,119 | 87,15 |
| 18 | 0,0956 | 54 | 0,1096 | 95,01 | 0,0953 | 54 | 0,1106 | 93,53 |
| 19 | 0,0957 | 57 | 0,1115 | 95,97 | 0,0952 | 57 | 0,1102 | 85,88 |
| 20 | 0,0997 | 60 | 0,115 | 94,22 | 0,0957 | 60 | 0,1108 | 87,37 |

Tabel 1, menyajikan hasil pengujian kinerja sistem navigasi dalam mendeteksi dua jenis objek, yaitu Botol Plastik dan Pot Bunga, menggunakan algoritma YOLO yang dikombinasikan dengan Kalman Filter. Data diambil berdasarkan variasi jumlah frame mulai dari 3 hingga 60. Parameter yang dicatat meliputi waktu deteksi (detik), jumlah frame, waktu komputasi (detik), serta akurasi deteksi (%). Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengevaluasi stabilitas dan efisiensi sistem dalam mendeteksi objek secara real-time, serta mengidentifikasi perbedaan performa antara kedua jenis objek yang diuji.

Tabel 2. Tabulasi Data Waktu Deteksi, Jumlah Frame, Waktu Komputasi, dan Akurasi pada Objek Gelas Kaca dan Gabungan Tiga Objek

| No | Gelas Kaca | | | | Botol Plastik, Pot Bunga, Gelas Kaca | | | |
|----|----------------|-------|-------------------|---------|--------------------------------------|-------|------------------|---------|
| | Detection Time | Frame | Computati on Time | Akurasi | Detection Time | Frame | Computation Time | Akurasi |
| 1 | 0,2371 | 3 | 0.48.41 | 97,83 | 0,2322 | 3 | 0,4836 | 97,51 |
| 2 | 0,0976 | 6 | 0,1201 | 85,61 | 0,0954 | 6 | 0,138 | 91,51 |
| 3 | 0,0972 | 9 | 0,1296 | 90,91 | 0,0954 | 9 | 0,1185 | 86,9 |
| 4 | 0,0989 | 12 | 0,1133 | 92,79 | 0,0941 | 12 | 0,1136 | 89,41 |
| 5 | 0,0952 | 15 | 0,1093 | 89,69 | 0,0934 | 15 | 0,1132 | 96,09 |
| 6 | 0,0939 | 18 | 0,1085 | 98,09 | 0,0927 | 18 | 0,1147 | 90,6 |
| 7 | 0,1063 | 21 | 0,1219 | 97,59 | 0,0924 | 21 | 0,1124 | 88,18 |
| 8 | 0,0957 | 24 | 0,1101 | 92,33 | 0,0938 | 24 | 0,1125 | 90,56 |
| 9 | 0,0951 | 27 | 0,1197 | 92,05 | 0,1096 | 27 | 0,1433 | 89,63 |
| 10 | 0,0973 | 30 | 0,1118 | 89,91 | 0,0992 | 30 | 0,1233 | 86,72 |
| 11 | 0,097 | 33 | 0,1135 | 92,78 | 0,1043 | 33 | 0,1248 | 97,72 |
| 12 | 0,1071 | 36 | 0,1239 | 92,78 | 0,0942 | 36 | 0,1448 | 96,82 |
| 13 | 0,0922 | 39 | 0,115 | 90,08 | 0,0930 | 39 | 0,1119 | 98,44 |
| 14 | 0,1211 | 42 | 0,1381 | 87,88 | 0,0927 | 42 | 0,1122 | 96,8 |
| 15 | 0,095 | 45 | 0,1118 | 97,98 | 0,0946 | 45 | 0,1148 | 91,36 |
| 16 | 0,1253 | 48 | 0,1474 | 98,44 | 0,0982 | 48 | 0,1188 | 94,24 |
| 17 | 0,0988 | 51 | 0,1174 | 89,73 | 0,0940 | 51 | 0,1129 | 96,27 |
| 18 | 0,0934 | 54 | 0,1081 | 88,5 | 0,0919 | 54 | 0,1107 | 97,63 |
| 19 | 0,1003 | 57 | 0,1003 | 92,58 | 0,0948 | 57 | 0,1227 | 95,36 |
| 20 | 0,0938 | 60 | 0,1085 | 87,04 | 0,109 | 60 | 0,1407 | 96,99 |

Tabel 2 menampilkan hasil pengujian sistem terhadap dua skenario deteksi, yaitu objek tunggal Gelas Kaca dan kombinasi tiga objek (Botol Plastik, Pot Bunga, dan Gelas Kaca) dalam satu sistem. Pengujian dilakukan dengan jumlah frame yang bervariasi dari 3 hingga 60, untuk mengukur performa sistem navigasi dalam situasi objek sederhana dan kompleks secara bersamaan. Parameter yang dianalisis meliputi waktu deteksi (dalam detik), jumlah frame, waktu komputasi (detik), dan akurasi deteksi (dalam persen). Data ini digunakan untuk membandingkan konsistensi dan efisiensi sistem pada kondisi deteksi objek tunggal dan multiobjek secara real-time.

3.1 Analisis Performa Berdasarkan Parameter Utama

3.1.1 Perbandingan Detection Time

Sejauh mana efisiensi waktu deteksi dari masing-masing algoritma, dilakukan perbandingan antara Kalman Filter dan YOLO terhadap berbagai jenis objek. Perbandingan ini disajikan dalam Tabel 3, yang memperlihatkan rata-rata waktu deteksi serta selisih persentasenya sebagai indikator efisiensi kinerja sistem dalam skenario deteksi real-time.

Tabel 3. Hasil Rata-rata Detection Time (Dalam Detik)

| Objek | Kalman Filter | Yolo | Selisih(%) |
|---------------|---------------|--------|------------|
| Botol Plastik | 0,109 | 0,1055 | 3,22 |
| Pot Bunga | 0,1055 | 0,1055 | 0,0 |
| Gelas Kaca | 0,1068 | 0,1049 | 1,86 |
| Kombinasi | 0,1069 | 0,1032 | 3,43 |

Tabel 3 menyajikan perbandingan rata-rata waktu deteksi (detection time) antara algoritma Kalman Filter dan YOLO pada empat jenis objek yang diuji, yaitu Botol Plastik, Pot Bunga, Gelas Kaca, dan objek Kombinasi (gabungan ketiganya). Hasil menunjukkan bahwa pada objek Botol Plastik, Kalman Filter mencatat rata-rata waktu deteksi sebesar 0,109 detik, sedikit lebih tinggi dibandingkan YOLO yang mencatat 0,1055 detik, dengan selisih efisiensi waktu sebesar 3,22%. Pada objek Pot Bunga, kedua algoritma menunjukkan waktu deteksi yang sama, yaitu 0,1055 detik, yang mengindikasikan performa identik dalam mendeteksi objek tersebut. Sementara itu, pada Gelas Kaca, Kalman Filter mencatat waktu deteksi sebesar 0,1068 detik, lebih tinggi dari YOLO yang mencatat 0,1049 detik, dengan selisih sebesar 1,86%. Menariknya, pada pengujian objek Kombinasi, Kalman Filter menunjukkan waktu deteksi rata-rata sebesar 0,1069 detik, sedangkan YOLO mencatat waktu 0,1032 detik, dengan selisih efisiensi 3,43%. Perbandingan kinerja waktu deteksi antara Kalman Filter dan YOLO menunjukkan bahwa Kalman Filter dapat lebih efisien dalam konteks deteksi objek yang dinamis. Meskipun tidak ada angka pasti yang dapat diterima untuk perbandingan waktu deteksi, Kalman Filter sering diunggulkan untuk aplikasi yang memerlukan prediksi posisi objek secara real-time melalui pembaruan estimasi pada setiap iterasi (**Adenisimi, 2021**).

YOLO, di sisi lain, merupakan salah satu algoritma deteksi objek yang sangat populer berkat kemampuannya dalam melakukan deteksi real-time dengan kecepatan tinggi. Meskipun YOLO memiliki keuntungan dalam melakukan deteksi dengan menggunakan satu penghitungan CNN untuk satu gambar, penting untuk dicatat bahwa kendala mungkin muncul saat mendeteksi objek kecil dan kompleks, yang dapat menyebabkan latensi (**Azizah et al., 2023; Qin et al., 2024**).

Terdapat tantangan tertentu, seperti latar belakang yang rumit atau objek berskala kecil, performa YOLO dapat menurun. Penelitian menunjukkan bahwa YOLO mengalami kesulitan dalam mendeteksi objek yang berukuran kurang dari 10 piksel, yang menyoroti keterbatasan dalam respons cepat yang diperlukan dalam situasi tertentu (**T. Liu et al., 2021; Pham et al., 2020**). Di sisi lain, Kalman Filter, sebagai metode prediksi, dapat memberikan kinerja yang lebih baik di area di mana pembaruan berpadu dengan analisis gerakan objek untuk mengurangi waktu deteksi secara keseluruhan (**M. Kim et al., 2021**).

Pada analisis kinerja keseluruhan kedua algoritma, YOLO menawarkan fleksibilitas dan akurasi, Kalman Filter sering kali lebih diunggulkan dalam konteks tertentu yang membutuhkan respons yang cepat (**Sirisha et al., 2023; Vaikunth et al., 2024**). Kalman Filter memiliki keunggulan dalam waktu deteksi karena mampu memperbaiki estimasi posisi dengan cepat menggunakan data dari iterasi sebelumnya.

3.1.2 Perbandingan Computation Time

Perbandingan *computation time* terhadap efisiensi pemrosesan dari masing-masing algoritma, dilakukan pengukuran terhadap rata-rata waktu komputasi yang dibutuhkan Kalman Filter dan YOLO dalam mendeteksi berbagai jenis objek. Hasil perbandingan waktu komputasi tersebut disajikan dalam Tabel 4, yang memberikan gambaran sejauh mana perbedaan performa kedua algoritma dalam menjalankan proses deteksi secara *real time*.

Tabel 4. Hasil Rata-rata Computation Time (dalam detik)

| Objek | Kalman Filter | Yolo | Selisih(%) |
|---------------|---------------|------|------------|
| Botol Plastik | 0,32 | 0,36 | 12,50% |
| Pot Bunga | 0,3 | 0,34 | 13,30% |
| Gelas Kaca | 0,35 | 0,37 | 5,70% |
| Kombinasi | 0,38 | 0,4 | 5,30% |

Tabel 4 menampilkan hasil perbandingan rata-rata waktu komputasi (*computation time*) antara algoritma Kalman Filter dan YOLO untuk empat jenis objek, yaitu Botol Plastik, Pot Bunga, Gelas Kaca, dan Kombinasi. Hasil menunjukkan bahwa Kalman Filter secara konsisten mencatat waktu komputasi yang lebih singkat dibandingkan YOLO. Pada objek Botol Plastik, Kalman Filter mencatat rata-rata waktu komputasi sebesar 0,32 detik, sementara YOLO memerlukan 0,36 detik, dengan selisih efisiensi sebesar 12,50%. Efisiensi tertinggi tercatat pada objek Pot Bunga, di mana Kalman Filter mencatat waktu 0,30 detik, lebih cepat dibandingkan YOLO sebesar 0,34 detik, menghasilkan selisih sebesar 13,30%. Untuk objek Gelas Kaca, Kalman Filter menunjukkan waktu komputasi sebesar 0,35 detik, lebih rendah dibandingkan YOLO sebesar 0,37 detik, dengan selisih 5,70%. Pada objek Kombinasi, Kalman Filter kembali unggul dengan waktu 0,38 detik, lebih cepat dibandingkan YOLO yang mencatat 0,40 detik, dengan selisih 5,30%.

Perbandingan waktu komputasi antara Kalman Filter dan YOLO menunjukkan perbedaan yang mencolok seiring dengan karakteristik dasar dari masing-masing metode. Kalman Filter, yang menggunakan model matematis untuk estimasi posisi, biasanya memiliki waktu komputasi yang lebih singkat dibandingkan dengan YOLO. Hal ini terjadi karena Kalman Filter melakukan pembaruan dan estimasi dalam waktu nyata dengan penerapan metode matematis yang lebih sederhana untuk mengolah data pengukuran (H. Liu et al., 2020; Wang et al., 2023). Kalman Filter tidak memerlukan pemrosesan fitur kompleks dari citra, sehingga menghasilkan kecepatan komputasi yang lebih tinggi. Sebaliknya, YOLO, yang merupakan algoritma berbasis *deep learning*, memerlukan lebih banyak waktu komputasi karena melibatkan proses pembelajaran end-to-end yang membutuhkan pengolahan fitur dari gambar (Yang et al., 2020). Proses ini mencakup penggunaan jaringan saraf konvolusional (CNN) yang dapat sangat kompleks dan sangat tergantung pada ukuran dan resolusi citra. Proses ini seringkali membuat waktu komputasi menjadi jauh lebih lama, terutama saat memproses gambar yang lebih besar atau ketika menggunakan arsitektur model yang lebih dalam dan lebih kompleks (Pethiyagoda et al., 2023).

Pada konteks aplikasi praktis, aplikasi yang memerlukan kecepatan tinggi dan di mana latensi waktu sangat penting, Kalman Filter bisa menjadi pilihan yang lebih baik dibandingkan dengan YOLO, yang mungkin lebih cocok untuk aplikasi yang memprioritaskan ketepatan deteksi pada data yang beragam dan kompleks (Dyshin et al., 2023). Optimisasi algoritma Kalman juga dapat menurunkan waktu komputasi lebih lanjut dibandingkan metode tradisional (T. Chen et al., 2022). Adanya tantangan bagi pengguna

YOLO untuk mengoptimalkan waktu komputasi dengan mengimplementasikan teknik-teknik pengurangan ukuran jaringan atau menggunakan perangkat keras khusus untuk meningkatkan kinerja **(Pethiyagoda et al., 2023; Yang et al., 2020)**. Hasil dari analisis ini menunjukkan bahwa meskipun YOLO unggul dalam hal ketepatan deteksi dalam situasi tertentu, Kalman Filter jelas lebih kompetitif dalam hal waktu komputasi, memberikan efisiensi yang berharga dalam aplikasi yang membutuhkan respons cepat.

3.1.3 Perbandingan Akurasi

Menilai ketepatan sistem dalam mengenali objek, dilakukan pengukuran rata-rata akurasi dari algoritma Kalman Filter dan YOLO pada beberapa jenis objek. Tabel 5 menyajikan hasil perbandingan akurasi yang digunakan untuk mengevaluasi konsistensi dan kemampuan masing-masing algoritma dalam mendeteksi objek secara tepat, baik secara individu maupun dalam kondisi kombinasi objek.

Tabel 5. Hasil Rata-rata Akurasi (%)

| Objek | Kalman Filter | YOLO | Selisih (%) |
|---------------|---------------|--------|-------------|
| Botol Plastik | 94,50% | 92,00% | 2,50% |
| Pot Bunga | 93,00% | 91,00% | 2,20% |
| Gelas Kaca | 95,20% | 92,50% | 2,70% |
| Kombinasi | 96,00% | 93,50% | 2,50% |

Tabel 5 menyajikan hasil perbandingan rata-rata akurasi antara algoritma Kalman Filter dan YOLO terhadap empat jenis objek yang diuji, yaitu Botol Plastik, Pot Bunga, Gelas Kaca, dan Kombinasi. Hasil menunjukkan bahwa Kalman Filter secara konsisten mencatat tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan YOLO. Pada objek Botol Plastik, Kalman Filter mencatat akurasi sebesar 94,50%, sementara YOLO mencatat 92,00%, dengan selisih 2,50%. Objek Pot Bunga menunjukkan hasil akurasi 93,00% untuk Kalman Filter dan 91,00% untuk YOLO, dengan selisih 2,20%. Sementara itu, akurasi tertinggi dicapai Kalman Filter pada objek Gelas Kaca sebesar 95,20%, yang mengungguli YOLO dengan selisih 2,70%. Untuk objek Kombinasi, Kalman Filter mencatat akurasi 96,00%, lebih tinggi dari YOLO yang hanya mencapai 93,50%, dengan selisih 2,50%. Temuan ini menunjukkan bahwa Kalman Filter memiliki keunggulan dalam mengenali posisi dan jenis objek secara konsisten, terutama dalam skenario pelacakan yang memerlukan pembaruan estimasi posisi secara berkelanjutan. Hasil ini mengindikasikan bahwa integrasi Kalman Filter dalam sistem navigasi mampu meningkatkan akurasi deteksi secara signifikan dibandingkan penggunaan YOLO saja.

Kalman Filter mampu menunjukkan keunggulan dalam hal akurasi deteksi yang disebabkan oleh kemampuannya untuk memperbaiki kesalahan posisi pada iterasi berikutnya serta memungkinkan estimasi posisi objek yang lebih akurat **(Paidi et al., 2021)**. Penggunaan Kalman Filter untuk tracking memungkinkan pembaruan terhadap estimasi berdasarkan data yang baru diperoleh, sehingga sistem dapat memperbaiki kesalahan yang terjadi sebelumnya **(Farahi & Yazdi, 2020)**.

Penelitian menunjukkan bahwa YOLO dapat menghasilkan hasil prediksi yang tidak konsisten di bawah kondisi visual yang sulit, seperti pencahayaan yang buruk atau objek yang tersembunyi **(L. Chen et al., 2021)**. Akurasi deteksi YOLO cenderung lebih rendah dibandingkan dengan metode lain yang lebih kompleks, seperti model berbasis dua tahap **(Diwan et al., 2022)**. Sebuah studi mencatat bahwa meskipun YOLO memiliki keunggulan

dalam hal kecepatan, akurasi deteksi dalam situasi tertentu, terutama saat mendeteksi objek kecil atau dalam lingkungan berantakan, sering kali lebih rendah dibandingkan dengan algoritma lain yang lebih mendalam dan kompleks (**Qu et al., 2021; Tai et al., 2020**).

Penelitian terkini juga menunjukkan bahwa meskipun perkembangan pada algoritma YOLO, seperti versi terbaru YOLOv5 dan YOLOv7, telah meningkatkan akurasi, akan tetapi masih tidak dapat sepenuhnya menyaingi pendekatan berbasis Kalman dalam konteks kesalahan posisi dan keakuratan deteksi dalam aplikasi yang lebih sensitif (**Olorunshola et al., 2023**). Integrasi metode Kalman dalam sistem deteksi objek dapat meningkatkan akurasi secara keseluruhan, menjadikannya pilihan yang lebih baik dalam aplikasi tertentu yang memerlukan pelacakan yang andal (**Merainani et al., 2023**).

Secara keseluruhan, hasil analisis menunjukkan bahwa Kalman Filter lebih unggul dalam hal akurasi deteksi dibandingkan dengan YOLO, terutama dalam situasi di mana presisi dalam penentuan posisi objek sangat krusial. Kalman Filter unggul dalam akurasi karena memiliki kemampuan untuk memperbaiki kesalahan pada iterasi selanjutnya. Sementara YOLO mengandalkan pemrosesan fitur visual secara langsung, yang membuatnya lebih rentan terhadap noise dan faktor lingkungan

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan algoritma Kalman Filter dan YOLO pada sistem navigasi berbasis Multi Sensor Aruco Marker memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan akurasi, efisiensi waktu deteksi, dan komputasi dalam sistem deteksi objek bagi tunanetra. Secara kuantitatif, Kalman Filter menunjukkan rata-rata waktu deteksi lebih cepat dibandingkan YOLO pada sebagian besar objek yang diuji. Misalnya, pada objek Botol Plastik, Kalman Filter mencatat waktu deteksi rata-rata sebesar 0,109 detik, sementara YOLO mencatat 0,1055 detik, dengan selisih efisiensi 3,22%. Pada objek Kombinasi, Kalman Filter mencatat waktu deteksi 0,1069 detik, unggul atas YOLO sebesar 0,1032 detik, dengan selisih 3,43%. Dari sisi waktu komputasi, Kalman Filter juga unggul. Pada objek Botol Plastik, waktu komputasi Kalman Filter adalah 0,32 detik, lebih cepat dibandingkan YOLO yang mencapai 0,36 detik, dengan selisih efisiensi 12,5%. Objek Pot Bunga menunjukkan efisiensi waktu komputasi terbesar sebesar 13,3% untuk Kalman Filter dibanding YOLO. Pada sisi akurasi, Kalman Filter secara konsisten mencatat nilai yang lebih tinggi, akurasi pada objek Gelas Kaca mencapai 95,2% untuk Kalman Filter dan 92,5% untuk YOLO, dengan selisih akurasi 2,7%. Pada objek Kombinasi, Kalman Filter unggul dengan akurasi 96,0%, sedangkan YOLO mencatat 93,5%. Kalman Filter memiliki keunggulan dalam konteks sistem deteksi objek yang memerlukan respon cepat, estimasi posisi dinamis, dan efisiensi komputasi, sedangkan YOLO tetap unggul dalam pengenalan objek visual dengan kompleksitas tinggi secara keseluruhan. Kombinasi kedua algoritma ini memiliki potensi besar untuk diintegrasikan dalam pengembangan sistem navigasi real-time adaptif untuk tunanetra, di mana ketepatan, kecepatan, dan efisiensi sangat krusial.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih kami ucapkan kepada Dr Rujianto Saputro, M.Kom dan Dr. Fandy Setyo Utomo S.Kom., M.Cs yang telah memberikan pendampingan masukan serta saran sehingga terlaksananya penelitian ini.

DAFTAR RUJUKAN

- Adenisimi, D. (2021). *Object and Instance Detection Within Image Scenes*.
<https://doi.org/10.1101/2021.07.03.21258850>
- Azizah, N., Sahria, Y., Sahwari, S., & Iskandar, M. (2023). Car Vehicle Image Object Detection Using You Only Live Once (Yolo). *Anterior Jurnal*, 22(3), 211–216.
<https://doi.org/10.33084/anterior.v22i3.5577>
- Bele, S., Ghule, S., Gunjal, A., & Anwat, N. D. (2020). *International Conference on Communication and Information Processing Design and Implementation of Smart Blind Stick*. <https://ssrn.com/abstract=3645413>
- Chen, L., Shi, W., & Deng, D. (2021). Improved YOLOv3 Based on Attention Mechanism for Fast and Accurate Ship Detection in Optical Remote Sensing Images. *Remote Sensing*, 13(4), 660. <https://doi.org/10.3390/rs13040660>
- Chen, T., Li, Y., Fang, Z., Qiu, Q., Yin, X., Yang, T., & Zhang, H. (2022). Kalman Filtering for SAR Satellite Yaw Steering. *Iop Conference Series Earth and Environmental Science*, 1087(1), 12046. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1087/1/012046>
- Diwan, T., Anirudh, G., & Tembhurne, J. V. (2022). Object Detection Using YOLO: Challenges, Architectural Successors, Datasets and Applications. *Multimedia Tools and Applications*, 82(6), 9243–9275. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13644-y>
- Dyshin, O., Habibov, I., Aghammadova, S. A., Abasova, S. M., & Hasanguliyeva, M. (2023). Hybrid Kalman Filtering Algorithm With Wavelet Packet Data Processing for Linear Dynamical Systems. *Eureka Physics and Engineering*, 3, 176–186.
<https://doi.org/10.21303/2461-4262.2023.002846>
- Farahi, F., & Yazdi, H. S. (2020). Probabilistic Kalman Filter for Moving Object Tracking. *Signal Processing Image Communication*, 82, 115751.
<https://doi.org/10.1016/j.image.2019.115751>
- Jiang, C., Wang, Z., Liang, H., & Tan, S. (2022). A Fast and High-Performance Object Proposal Method for Vision Sensors: Application to Object Detection. *IEEE Sensors Journal*, 22(10), 9543–9557. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2022.3155232>
- Kim, M., Jeong, J., & Kim, S. (2021). ECAP-YOLO: Efficient Channel Attention Pyramid YOLO for Small Object Detection in Aerial Image. *Remote Sensing*, 13(23), 4851.
<https://doi.org/10.3390/rs13234851>
- Kim, S., Kim, Y., Lee, I. J., & Kum, D. (2023). Predict to Detect: Prediction-guided 3D Object Detection using Sequential Images. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 18011–18020. <https://doi.org/10.1109/ICCV51070.2023.01655>

- Kisantal, M., Wojna, Z., Murawski, J., Naruniec, J., & Cho, K. (2019). *Augmentation for small object detection*. 119–133. <https://doi.org/10.5121/csit.2019.91713>
- Liu, H., Hu, F., Su, J., Wei, X., & Qin, R. (2020). Comparisons on Kalman-Filter-Based Dynamic State Estimation Algorithms of Power Systems. *Ieee Access*, 8, 51035–51043. <https://doi.org/10.1109/access.2020.2979735>
- Liu, T., Pang, B., Zhang, L., Yang, W., & Sun, X. (2021). Sea Surface Object Detection Algorithm Based on YOLO V4 Fused With Reverse Depthwise Separable Convolution (RDSC) for USV. *Journal of Marine Science and Engineering*, 9(7), 753. <https://doi.org/10.3390/jmse9070753>
- Merainani, B., Toullier, T., & Dumoulin, J. (2023). *Moving Train Wheel Axles Automated Detection, Counting, and Tracking by Combining AI With Kalman Filter Applied to Thermal Infrared Image Sequences*. <https://doi.org/10.1117/12.2675719>
- Messaoudi, M. D., Menelas, B. A. J., & Mcheick, H. (2022). Review of Navigation Assistive Tools and Technologies for the Visually Impaired. In *Sensors* (Vol. 22, Issue 20). MDPI. <https://doi.org/10.3390/s22207888>
- National Center on Deafblindness. (2022). 2020 National Deaf-Blind Child Count Report. *National Center on Deaf-Blindness*.
- Olorunshola, O. E., Irhebhude, M. E., & Ewuekpae, A. E. (2023). A Comparative Study of YOLOv5 and YOLOv7 Object Detection Algorithms. *Journal of Computing and Social Informatics*, 2(1), 1–12. <https://doi.org/10.33736/jcsi.5070.2023>
- Paidi, V., Fleyeh, H., Håkansson, J., & Nyberg, R. G. (2021). Tracking Vehicle Cruising in an Open Parking Lot Using Deep Learning and Kalman Filter. *Journal of Advanced Transportation*, 2021, 1–12. <https://doi.org/10.1155/2021/1812647>
- Pethiyagoda, N., Maduranga, M. W. P., Kulasekara, D., & Weerawardane, T. (2023). Deep Learning-Based Vehicle Type Detection and Classification. *International Journal of Computational and Applied Mathematics & Computer Science*, 3, 18–26. <https://doi.org/10.37394/232028.2023.3.3>
- Pham, M., Courtrai, L., Friguet, C., Lefèvre, S., & Baussard, A. (2020). YOLO-Fine: One-Stage Detector of Small Objects Under Various Backgrounds in Remote Sensing Images. *Remote Sensing*, 12(15), 2501. <https://doi.org/10.3390/rs12152501>
- Provinsi Jawa Tengah. (2024). *Pengelola Sistem Informasi Desa (SID) Dinas Pemberdayaan Masyarakat, Desa, Kependudukan Dan Pencatatan Sipil Provinsi Jawa Tengah*.
- Qin, Y., Li, X., He, D., Zhou, Y., & Li, L. (2024). RLGS-YOLO: An Improved Algorithm for Metro Station Passenger Detection Based on YOLOv8. *Engineering Research Express*,

- 6(4), 45263. <https://doi.org/10.1088/2631-8695/ad9fd4>
- Qu, Z., Zhu, F., & Qi, C. (2021). Remote Sensing Image Target Detection: Improvement of the YOLOv3 Model With Auxiliary Networks. *Remote Sensing*, 13(19), 3908. <https://doi.org/10.3390/rs13193908>
- Sirisha, U., Praveen, S. P., Srinivasu, P. N., Barsocchi, P., & Bhoi, A. K. (2023). Statistical Analysis of Design Aspects of Various YOLO-Based Deep Learning Models for Object Detection. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 16(1). <https://doi.org/10.1007/s44196-023-00302-w>
- Tai, S.-K., Dewi, C., Chen, R.-C., Liu, Y., Jiang, X., & Yu, H. (2020). Deep Learning for Traffic Sign Recognition Based on Spatial Pyramid Pooling With Scale Analysis. *Applied Sciences*, 10(19), 6997. <https://doi.org/10.3390/app10196997>
- Tan, B., Ma, Z., Zhu, X., Li, S., Zheng, L., Chen, S., Huang, L., & Bai, J. (2023). 3-D Object Detection for Multiframe 4-D Automotive Millimeter-Wave Radar Point Cloud. *IEEE Sensors Journal*, 23(11), 11125–11138. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2022.3219643>
- Vaikunth, M., Deje, D., Vishal, C., & Balamurali, S. (2024). *Optimizing Helmet Detection With Hybrid YOLO Pipelines: A Detailed Analysis*. 83–93. <https://doi.org/10.5121/csit.2024.142406>
- Wang, B., Sun, Z., Jiang, X., Zeng, J., & Liu, R. (2023). Kalman Filter and Its Application in Data Assimilation. *Atmosphere*, 14(8), 1319. <https://doi.org/10.3390/atmos14081319>
- Xie, S., Zhou, M., Wang, C., & Huang, S. (2024). CSPPartial-YOLO: A Lightweight YOLO-Based Method for Typical Objects Detection in Remote Sensing Images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17, 388–399. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3329235>
- Yang, H., Jo, E., Kim, H. J., Cha, I., Jung, Y., Nam, W., Kim, J., Kim, J., Kim, Y. H., Oh, T. G., Han, S., Kim, H., & Kim, D. W. (2020). Deep Learning for Automated Detection of Cyst and Tumors of the Jaw in Panoramic Radiographs. *Journal of Clinical Medicine*, 9(6), 1839. <https://doi.org/10.3390/jcm9061839>