

Re-Identification Permainan Tradisional Gobak Sodor Dengan Menggunakan Computer Vision

Wahyu Cahyo Utomo ^{a,1,*}, Muh. Aris Saputra ^{a,2}, Rina Firliana ^{a,3}, Akhmas Asadulloh ^{a,4},

Livia Indriana Sari ^{a,5}

^aTeknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri, 64112, Indonesia

¹ wahyu.utomo@unpkdr.ac.id *; ² aris.saputra@unpkdr.ac.id; ³ rina@unpkediri.ac.id; ⁴ rootakhmas@gmail.com;

⁵ Liviaindriana@gmail.com

* Korespondensi penulis

Submission:22/10/2025, Revision: 20/11/2025, Accepted : 03/12/2025

Abstract

Judging objectivity in the traditional game of Gobak Sodor remains constrained by its reliance on visual observation. This conventional system is prone to subjectivity and human error. This research aims to design and evaluate a player re-identification system. This study is specifically positioned as foundational research. It aims to provide a technical basis for developing future objective judging systems. A state-of-the-art approach combining You Only Look Once version 8 (YOLOv8) for multi-object detection and ResNet50 for feature extraction was applied in this domain. System testing demonstrated perfect performance. The model achieved 100% accuracy for Cumulative Match Characteristic (CMC) Rank-1 and Rank-5. Furthermore, the mean Average Precision (mAP) score reached 1.00. These results confirm that the proposed method combination is highly suitable for the traditional game domain. The system proved capable of performing deep feature extraction for each player. It was not limited to simple attributes like costume color. This research successfully provides a solid technical framework for modernizing judging systems in similar traditional games.

Keywords: Gobak Sodor; Re-identification; Computer Vision; YOLOv8; ResNet50

Abstrak

Objektivitas penilaian pada permainan tradisional Gobak Sodor masih terkendala oleh ketergantungan pada pengamatan visual. Sistem konvensional ini rentan terhadap subjektivitas dan faktor kesalahan manusia. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengevaluasi sebuah sistem re-identifikasi pemain. Studi ini secara spesifik diposisikan sebagai penelitian dasar untuk menyediakan landasan teknis bagi pengembangan sistem penjurian objektif di masa depan. Pendekatan state-of-the-art yang menggabungkan You Only Look Once versi 8 (YOLOv8) untuk deteksi multi-objek dan ResNet50 untuk ekstraksi fitur diterapkan pada domain ini. Pengujian sistem menunjukkan hasil performa yang sempurna. Model berhasil mencapai akurasi 100% untuk Cumulative Match Characteristic (CMC) Rank-1 dan Rank-5. Perolehan nilai mean Average Precision (mAP) juga mencapai 1.00. Hasil ini mengkonfirmasi bahwa kombinasi metode yang diusulkan sangat cocok untuk domain permainan tradisional. Sistem terbukti mampu melakukan ekstraksi fitur unik setiap pemain secara mendalam, tidak hanya terbatas pada atribut warna kostum. Penelitian ini berhasil menyediakan kerangka kerja teknis yang solid untuk modernisasi sistem penilaian pada permainan tradisional serupa.

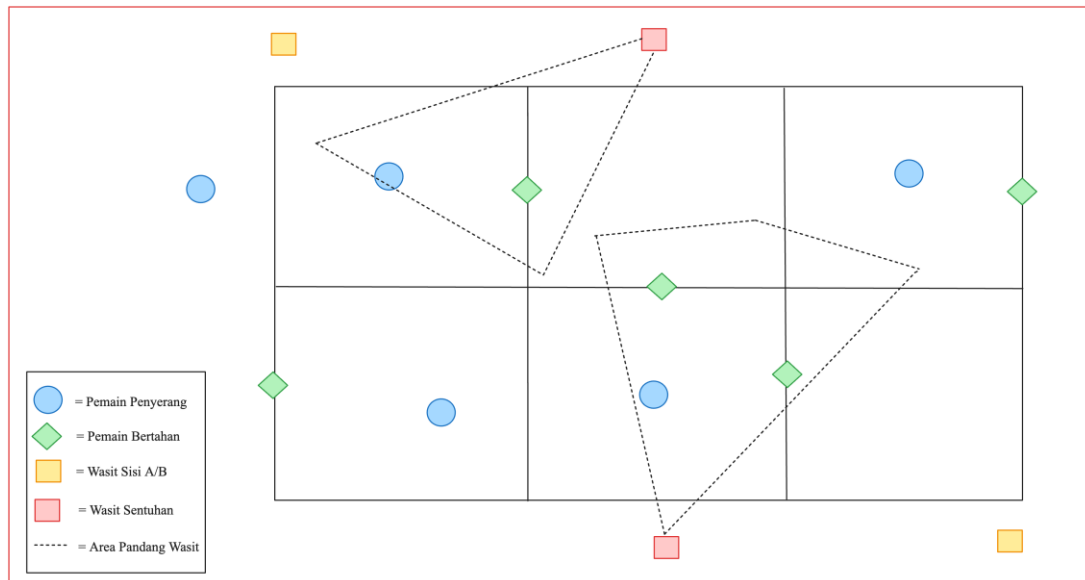
Kata kunci: Gobak Sodor, Re-Identification, Computer Vision, YOLOv8, Resnet50

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/) license.



1. Pendahuluan

Sistem penjurian pada permainan tradisional Gobak Sodor masih mengandalkan metode konvensional. Padahal permainan ini secara efektif dapat melatih kemampuan motorik dan kerja sama tim para pemain [1][2]. Penilaian sangat bergantung pada pengamatan visual wasit terhadap pergerakan pemain. Aturan permainan menetapkan batasan gerak yang spesifik baik untuk pemain bertahan maupun penyerang. Kompleksitas interaksi antar pemain di lapangan menuntut kehadiran beberapa wasit sekaligus. Ilustrasi tantangan visual dan posisi wasit pada kondisi ini disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Ilustrasi tata letak permainan Gobak Sodor dan posisi Wasit

Keterlibatan banyak wasit ini justru membuka celah bagi munculnya keputusan yang bersifat subjektif. Inkonsistensi penilaian dapat mengurangi tingkat keadilan dalam pertandingan. Oleh karena itu diperlukan sebuah pendekatan modern untuk mengatasi masalah ini.

Penerapan visi komputer merupakan salah satu solusi modern yang relevan. Teknologi deteksi objek sering digunakan sebagai pendekatan utama untuk melacak pergerakan manusia secara otomatis. Pemanfaatan visi komputer untuk mendeteksi keberadaan manusia telah terbukti efektif dalam berbagai implementasi seperti pada sistem keamanan perlintasan kereta api [3][4]. Metode ini juga telah berhasil mendorong modernisasi di berbagai sektor tradisional. Bidang kesehatan dan agrikultur merupakan contoh sektor yang telah mengadopsi teknologi visi komputer untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi [5], [6], [7], [8], [9]. Hal ini menunjukkan potensi besar penerapan teknologi serupa pada domain permainan tradisional.

Teknologi re-identifikasi (re-identification) menjadi kunci untuk menandai dan melacak setiap pemain secara individual. Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk mengenali kembali setiap pemain yang telah terdeteksi di lokasi atau waktu yang berbeda. Beberapa penelitian telah berhasil mengimplementasikan teknik re-identifikasi untuk berbagai kasus [10],[11],[12]. Dalam penelitian ini, pemilihan metode didasarkan pada karakteristik teknis yang spesifik dalam menangani dinamika olahraga. YOLOv8 dipilih karena keunggulan arsitektur anchor-free dan keseimbangan terbaik antara kecepatan inferensi (real-time) dan akurasi deteksi objek kecil [13]. Hal ini krusial untuk menangkap pergerakan cepat pemain Gobak Sodor tanpa motion blur. Sementara itu, ResNet50 diadopsi sebagai ekstraktor fitur karena arsitektur residual learning-nya efektif menangani vanishing gradient, memungkinkan ekstraksi fitur semantik mendalam yang robust terhadap perubahan pose dan oklusi, namun tetap lebih efisien secara komputasi dibandingkan arsitektur yang lebih dalam seperti ResNet101 [14],[15],[16]. Kombinasi ini diharapkan mampu mengatasi tantangan identifikasi pemain yang dinamis.

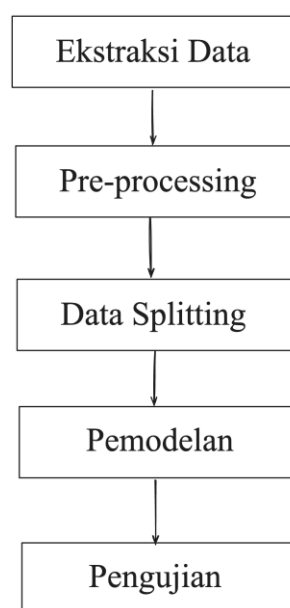
Meskipun demikian, penelitian mengenai penerapan pendekatan re-identifikasi pada permainan tradisional masih sangat terbatas. Belum ada studi yang secara khusus mengkaji pelacakan pemain Gobak Sodor menggunakan metode ini. Penelitian ini memposisikan diri untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan menerapkan metode *state of the art* pada domain permainan tradisional. Studi ini akan menjadi penelitian dasar yang fundamental bagi pengembangan sistem penjurian objektif di masa depan. Tujuan utama penelitian ini

adalah merancang dan mengevaluasi sistem deteksi pergerakan pemain menggunakan kombinasi YOLOv8 dan ResNet50.

Penelitian ini memiliki urgensi yang tinggi karena sistem penjurian saat ini masih rentan terhadap subjektivitas dan faktor kesalahan manusia. Kontribusi utama dari penelitian ini adalah menyediakan sebuah kerangka kerja teknis untuk modernisasi sistem penilaian pada permainan tradisional. Berdasarkan hal tersebut, hipotesis penelitian ini adalah re-identifikasi pemain pada permainan tradisional dapat dilakukan secara efektif menggunakan kombinasi metode YOLOv8 dan ResNet50. Dengan demikian, pertanyaan penelitian yang akan dijawab adalah bagaimana performa kedua metode tersebut dalam melakukan re-identifikasi pergerakan pemain pada permainan Gobak Sodor secara akurat.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian berbasis kuantitatif. Data utama yang digunakan adalah kumpulan citra pemain Gobak Sodor. Data ini diperoleh melalui proses ekstraksi dari rekaman video permainan. Teknik ini mengubah video menjadi serangkaian frame gambar individual. Proses ekstraksi ini memungkinkan sistem untuk melakukan analisis mendalam terhadap pergerakan dan posisi setiap pemain [14].



Gambar 2. Tahapan Penelitian

Secara spesifik, alur penelitian ini dilaksanakan melalui lima tahapan utama yang sistematis sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 2. (1) Tahap Ekstraksi Data: Tahap ini melibatkan pengambilan video permainan dan mengekstraksinya menjadi ribuan *frame* gambar. (2) Tahap Pra-pemrosesan (*Pre-processing*): Pada tahap ini, dilakukan deteksi objek menggunakan YOLOv8 untuk memotong (*crop*) area tubuh pemain dari latar belakang, kemudian citra hasil potong tersebut diubah ukurannya (*resize*) agar sesuai dengan dimensi input standar model ekstraksi fitur. (3) Tahap Pembagian Data (*Data Splitting*): Dataset dipisahkan menjadi dua himpunan, yaitu himpunan data latih/galeri (*gallery*) yang berfungsi sebagai basis data referensi, dan himpunan data uji/kueri (*query*) yang berisi individu yang akan dicari. (4) Tahap Pemodelan: Tahap ini menerapkan arsitektur YOLOv8 untuk deteksi lokasi pemain dan ResNet50 untuk ekstraksi fitur vektor (*embedding*) setiap individu. (5) Tahap Pengujian: Performa sistem diukur menggunakan metrik standar *Re-identification*, yaitu *Cumulative Matching Characteristics* (CMC) dan *mean Average Precision* (mAP) untuk memvalidasi akurasi pencarian.

2.1 Subjek dan metode penelitian.

Penelitian ini akan mengambil subjek tentang re-identifikasi pada permainan Gobak Sodor. Permainan Gobak Sodor memiliki dinamika pergerakan pemain yang sangat tinggi. Kondisi ini menuntut adanya sistem penjurian yang akurat untuk melacak posisi setiap pemain. Dalam struktur permainannya terdapat dua kelompok pemain dengan peran yang berbeda. Kelompok pertama adalah pemain bertahan yang bergerak di sepanjang garis. Kelompok kedua adalah pemain penyerang yang berusaha melintasi area permainan.

Metode yang digunakan adalah YOLOv8 untuk melakukan deteksi multi-objek. Permainan Gobak Sodor melibatkan banyak pemain dalam satu area permainan. Hal ini menjadikan deteksi multi-objek sebagai sebuah keharusan. Setiap objek pemain yang terdeteksi kemudian akan diproses lebih lanjut untuk dibandingkan fitur-fiturnya. Fungsi kerugian pada YOLOv8 secara umum terdiri dari tiga komponen utama. Komponen tersebut adalah *box loss* untuk akurasi kotak pembatas, *class loss* untuk akurasi klasifikasi, dan *objectness loss* untuk keyakinan deteksi objek [15].

$$L_{\text{total}} = \lambda_1 * L_{\text{box}} + \lambda_2 * L_{\text{cls}} + \lambda_3 * L_{\text{obj}} \quad (1)$$

Persamaan di atas menunjukkan total fungsi kerugian pada YOLOv8. Simbol L_{box} , L_{cls} dan L_{obj} masing-masing merepresentasikan kerugian untuk kotak pembatas, klasifikasi, dan *objectness*. Simbol λ_1 adalah bobot yang digunakan untuk menyeimbangkan kontribusi dari setiap komponen kerugian.

Metode selanjutnya adalah ResNet50 yang digunakan untuk ekstraksi ciri sebelum dilakukan pengukuran similaritas. Arsitektur ResNet memanfaatkan koneksi residual untuk mengatasi masalah penurunan gradien pada jaringan yang dalam [16]. Setelah citra pemain berhasil dideteksi oleh YOLOv8, setiap citra akan dimasukkan ke dalam model ResNet50. Model ini akan mengubah citra menjadi sebuah vektor fitur. Vektor fitur inilah yang kemudian dibandingkan untuk mengukur tingkat kemiripan.

$$y = F(x, \{W_i\}) + x \quad (2)$$

Persamaan di atas adalah representasi matematis dari sebuah blok residual. Simbol x adalah masukan (input) ke dalam blok, sedangkan $F(x, \{W_i\})$ adalah fungsi pemetaan non-linear yang dipelajari oleh beberapa lapisan (layer) di dalam blok dengan bobot $\{W_i\}$. Keluaran (output) y merupakan hasil penjumlahan dari masukan asli x dengan keluaran fungsi F .

2.2 Evaluasi Model

Metode CMC digunakan untuk evaluasi tingkat kebenaran data prediksi. Metrik ini mengukur probabilitas bahwa identitas yang benar dari sebuah kueri ditemukan dalam peringkat teratas hasil pencarian. Istilah "Rank" dalam evaluasi re-identifikasi merujuk pada urutan atau posisi dari galeri citra yang berhasil dicocokkan dengan citra kueri [17]. Pengujian performa sistem re-identifikasi umumnya menggunakan metrik Rank-1 dan Rank-5 sebagai standar evaluasi [18].

$$CMC(k) = \frac{\sum_{i=1}^N G(q_i, k)}{N} \quad (3)$$

Persamaan di atas adalah rumus untuk menghitung akurasi CMC pada Rank-k. Simbol N adalah jumlah total data kueri. Fungsi $G(q_i, k)$ akan bernilai 1 jika pencocokan yang benar untuk kueri q_i berada dalam k peringkat teratas, dan bernilai 0 jika tidak.

Kemudian evaluasi kedua adalah mAP untuk evaluasi keberhasilan kotak pembatas yang dihasilkan re-identifikasi. Metrik mAP menghitung rata-rata dari Average Precision (AP) untuk semua kelas atau kueri. Nilai AP sendiri merepresentasikan area di bawah kurva presisi-recall (precision recall curve). Penggunaan mAP memberikan penilaian yang komprehensif terhadap kemampuan model dalam melakukan deteksi dan lokalisasi objek secara akurat [19].

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (4)$$

Persamaan mAP di atas menunjukkan cara perhitungannya. Simbol N adalah jumlah total kueri atau kelas yang dievaluasi. Simbol AP_i adalah nilai Average Precision untuk kueri ke- i .



3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menghasilkan temuan empiris yang signifikan terkait efektivitas penerapan teknologi visi komputer pada permainan tradisional. Eksperimen yang dilakukan menunjukkan bahwa integrasi metode deteksi objek dan re-identifikasi mampu mengatasi tantangan pelacakan pemain yang dinamis dengan tingkat akurasi yang tinggi. Bagian ini akan menguraikan analisis mendalam mengenai performa model, mulai dari tahap ekstraksi data hingga evaluasi metrik akhir, serta implikasinya terhadap modernisasi sistem penjurian Gobak Sodor.

3.1 Ekstraksi frame video

Sesuai dengan perancangan atau tahapan penelitian, tahap awal adalah melakukan ekstraksi data. Semula permainan gobak sodor direkam dalam bentuk video. Kemudian data tersebut dilakukan ekstraksi per frame atau per-gambar. Setiap video selalu memiliki satuan yang disebut dengan fps (*frame per second*). Dalam artian setiap detik mengandung berapa frame. Dengan pendefinisian seperti tersebut maka sebuah video saja dapat memiliki ribuan frame. Pada domain gobak sodor, permainan dapat berlangsung sangat lama. Berdasarkan hal tersebut video yang digunakan dalam penelitian ini beberapa detik saja. Hal ini dilakukan untuk menguji kemampuan metode yang diusulkan. Apakah dapat melakukan re-identification secara sempurna. Berikut adalah beberapa sample frame ekstraksi.

Tabel 1. Frame pergerakan pemain

| Frame | Image |
|-------|--|
| 1 |  |
| 2 |  |

Tabel 1 menunjukkan bahwa setiap frame memiliki karakteristik visual yang berbeda. Pada frame pertama, jarak antara pemain berwarna hijau dan pemain berwarna putih tampak lebih jauh, sedangkan pada frame kedua kedua pemain mulai berada pada posisi yang lebih dekat. Variasi posisi tangan pada setiap frame juga menegaskan adanya perubahan visual yang konsisten antar frame. Proses re-identifikasi diterapkan pada setiap frame secara berulang hingga mencapai frame terakhir. Ekstraksi frame dilakukan agar perhitungan kemampuan model menjadi lebih terstruktur dan efisien. Setelah proses tersebut, data yang telah diekstraksi siap digunakan dalam pemodelan YOLOv8 dan ResNet50.

3.2 Hasil Pra-pemrosesan Data

model komputasi, dilakukan tahap pra-pemrosesan untuk standarisasi input. Seluruh citra hasil ekstraksi diubah ukurannya (*resize*) menjadi dimensi 224x224 piksel. Standarisasi ini krusial karena arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) pada YOLOv8 dan ResNet50 mensyaratkan dimensi input yang konsisten untuk melakukan konversi citra ke dalam matriks numerik secara akurat. Penggunaan dimensi yang seragam mencegah distorsi fitur spasial yang dapat menurunkan akurasi model.

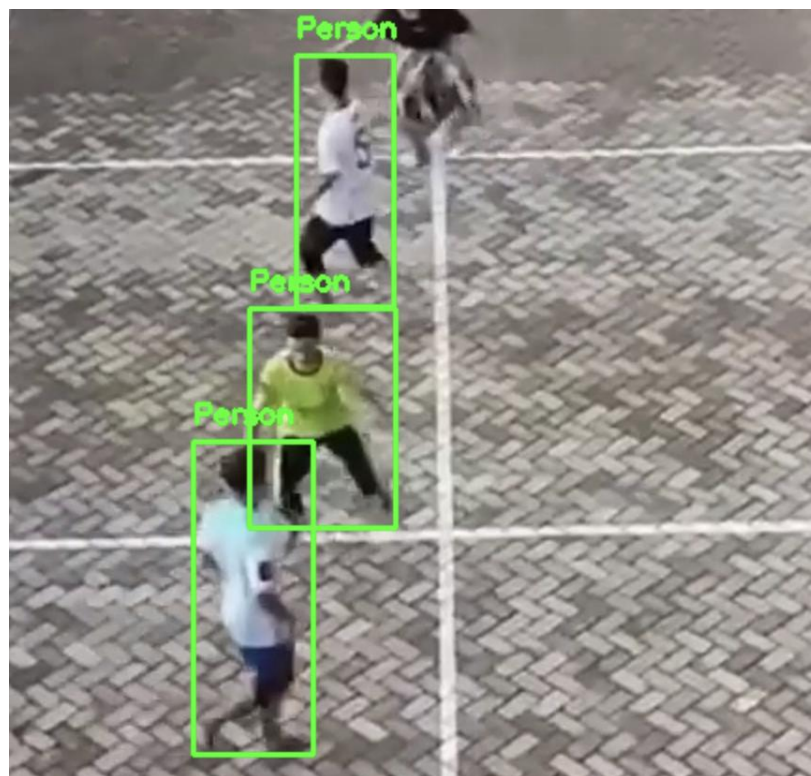
Implementasi Pembagian Data

Setelah pra-pemrosesan, dataset dipisahkan menjadi dua himpunan independen untuk skenario pengujian yang objektif, yaitu himpunan data latih/galeri (*dictionary*) dan himpunan data uji (*query*). Data *dictionary* berfungsi sebagai basis data referensi yang berisi identitas pemain, sedangkan data *query* mensimulasikan data baru yang akan dicari identitasnya. Penelitian ini menerapkan rasio pembagian 80:20, di mana 20% data Wahyu Cahyo Utomo et.al (*Re-Identification Permainan Tradisional Gobak Sodor dengan Menggunakan Computer Vision*)

dialokasikan sebagai *query*. Skema ini menghasilkan total **131 skenario query** unik yang digunakan untuk menguji keandalan sistem dalam mengenali pemain yang sama dari kumpulan referensi yang tersedia.

3.3 Pemodelan Deteksi dan Re-identifikasi

Metode deteksi *multiple object* pada penelitian ini menggunakan yolov8. Metode ini digunakan untuk melakukan deteksi pemain. Dalam artian melakukan deteksi orang. Model yang digunakan pada penelitian ini adalah model default yang telah dilatih dengan coco dataset. Model ini menggunakan dataset yang cukup besar dan beragam. Maka bisa dikatakan bahwa model yolov8 bukan menggunakan custom dataset. Selain itu, Secara algoritma yolov8 akan bertugas melakukan ekstraksi sebanyak object manusia yang ada pada images. Kemudian gambar akan dilakukan proses cropping sesuai dengan *bounding box* yang dihasilkan model. Sehingga *images* yang terdeteksi nanti tidak memiliki label yang jelas. Berikut adalah *sample images* yang dihasilkan oleh model yolov8.



Gambar 3. Bounding box yolov8

Pada gambar 2 terlihat bahwa *bounding box* memiliki label *person*. Namun hanya terdeteksi sebagai *person*. Sehingga banyaknya *object* tidak jelas penamaannya. Jika dibandingkan manusia, maka manusia akan menandai setiap objek yang terdeteksi. Apakah ciri khususnya objek tersebut. Sehingga manusia akan bisa mengenali setiap nama *object*. Sama dengan konsep tersebut, *image bounding box* akan dilakukan *cropping* dan dilakukan proses ekstraksi ciri. Dimana images tersebut akan dimasukkan kedalam metode resnet50. Kemudian ditetapkan *id* setiap object sebagai penanda *object*. Hal inilah yang dimaksud dengan re-id atau *re-identification*.

Untuk melakukan pemberian ID, resnet digunakan untuk melakukan ekstraksi gambar. Baik gambar pada query maupun dictionary akan dimasukkan dahulu kedalam model resnet50. Kemudian ciri yang dihasilkan akan dilakukan perbandingan. Apabila memiliki kemiripan akan diberikan ID. Hal ini sesuai dengan contoh kasus yang dijabarkan pada paragraf sebelumnya. Jika memiliki fitur khusus akan diidentifikasi sebagai id yang sama. Berbeda dengan manusia yang dapat mendeteksi nama, model yang dibangun akan memberikan number id. Jika ada 10 object yang ada maka akan diberikan id sebanyak 10. Berikut adalah perubahan setelah diterapkan proses re-identification.



Gambar 4. Re-identification object

Pada gambar 3, setiap *object* memiliki id yang jelas. Setiap id tersebut selalu memiliki nilai yang sama walaupun kedepan menggunakan sudut pandang kamera yang berbeda. Hal ini bisa terjadi karena setiap objek telah dilakukan proses ekstraksi ciri dengan resnet50. Jika memiliki fitur yang sama akan teridentifikasi sebagai id yang sama. Dalam domain permainan gobak sodor pergerakan yang dinamis dan kedepan akan menggunakan sudut pandang yang berbeda merupakan faktor utama yang harus diperhatikan. Pada perlombaan resmi setiap tim pemain selalu menggunakan seragam yang sama. Tentu hal ini akan memudahkan dalam proses ekstraksi ciri. Namun pada penelitian ini tidak memfokuskan pada variable tersebut. Dalam artian bahwa model yang dibangun harus dapat adaptif pada segala fitur yang dimiliki object. Bukan hanya menandai berdasarkan baju satu tim saja.

Selain itu, *object* dengan tanpa ciri khusus seperti kostum akan mengurangi faktor ambiguitas. Dalam artian model tidak hanya mempertimbangkan faktor kostum melainkan benar-benar dapat melakukan ekstraksi ciri *object* seperti postur, warna rambut mapapun warna kulit pemain. Walaupun model dirancang tanpa menggunakan kostum tentu model dapat adaptif terhadap images yang menggunakan kostum juga. Karena ciri yang diekstraksi tidak berfokus pada kostum saja. Dari segi dinamis, dataset yang digunakan tanpa kostum akan memberikan efek fleksibilitas. Tidak hanya bagus pada kostum tertentu, tetapi dapat digunakan pada seluruh kostum. Untuk membuktikan hal tersebut maka harus dilakukan pengujian sistem yang dibangun.

3.4 Evaluasi Model dan Diskusi

Evaluasi pertama yang digunakan adalah CMC (*Cumulative Matching Characteristic*). CMC berkerja dengan cara melakukan pengukuran adanya kebenaran pencarian yang muncul pada K tertentu. Maka dari hal tersebut muncul istilah *rank K accuracy*. Dalam penelitian ini K yang digunakan adalah 1 dan 5. Maka terdapat dua jenis CMC yaitu Rank-1 Accuracy dan Rank-5 Accuracy. Berikut adalah perohan nilai CMC.

| Jenis CMC | Nilai |
|-----------------|-------|
| Rank-1 Accuracy | 100% |
| Rank-5 Accuracy | 100% |

Jika melihat perolehan evaluasi pada tabel 2, maka langsung terlihat bahwa model yang dibangun dengan sempurna dapat melakukan re-identifikasi. Pada rank-1 diperoleh 100%, maka dapat dikatakan pada pencarian

data dictionary dengan K satu diperoleh kebenaran. Begitu juga dengan rank-5, Dimana pada data 5 teratas diperoleh data yang benar atau memiliki kemiripan. Berikut adalah gambaran output untuk memudahkan analisa lebih dalam.



Gambar 5. Rank-5 CMC

Pada gambar 4, terlihat perbedaan posisi dan *background* tetapi dapat terdeteksi objek *query*. Sistem akan memberikan *rank* dengan sebanyak K. Dimana setiap K nanti akan diukur kemiripannya atau disebut dengan *score*. Semakin tinggi kemiripan maka akan berada pada rank teratas. Terlihat pada rank ke 5 *background* sangat berbeda dengan *query*. Namun tetap bisa diukur kemiripannya. Hal ini mengidentifikasi bahwa tidak terpengaruh dengan *background* saja. Tetapi dapat menyimpulkan pola postur maupun warna kulit pemain gobak sodor. Pada penelitian ini *similarity* atau *score* dihitung dengan *cosine similarity*. Semakin mendekati satu maka nilai kemiripan semakin bagus. Selanjutnya adalah melakukan perbandingan area keberhasilan identifikasi.

Untuk mengetahui kualitas perankingan terhadap hasil identifikasi maka digunakan metode kedua yaitu metode mAP (*mean Average Precision*). Pada penelitian ini diperoleh nilai 1.00 dalam artian tidak ditemukan perbedaan. Maksud dari perbedaan adalah gambar pada *query* jika dibandingkan dengan gambar yang berada di dalam dictionary tidak memiliki perbedaan yang jauh. Bahkan cenderung identik. Dengan kata lain bahwa model yang dibangun sangat cocok terhadap data yang diberikan. Selain itu, apabila dianalogikan dalam dunia nyata CMC merupakan gambar tersangka yang mirip pada suatu kejadian. Sedangkan mAP adalah mengukur tingkat kemiripan pada setiap gambar yang diberikan. Sehingga, dengan informasi yang detail tersebut, pihak kepolisian dapat mengetahui dengan jelas siapa tersangka yang sebenarnya. Hal ini juga sama dengan penelitian ini. Walaupun images berada di latar dan posisi berbeda tentu selalu memiliki ciri khusus pada setiap objek. Berdasarkan hasil evaluasi maka dapat disimpulkan bahwa model yang dibangun berhasil diaplikasikan pada permainan gobak sodor. Tantangan adanya *background* dan postur pemain yang berbeda-beda tidak mempengaruhi model secara signifikan.

Hasil sempurna (100%) pada penelitian ini menunjukkan efektivitas kombinasi YOLOv8 dan ResNet50 untuk pelacakan pemain dalam ruang lingkup permainan tradisional yang terkontrol. Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu yang menggunakan arsitektur deteksi objek generasi sebelumnya (seperti YOLOv5) [20] atau metode konvensional berbasis fitur manual (*hand-crafted features*) yang seringkali kesulitan menangani oklusi parsial pada olahraga dinamis [21], pendekatan yang diusulkan menawarkan stabilitas pelacakan yang lebih baik.

Kontribusi utama penelitian ini terletak pada penerapan kerangka kerja Re-ID modern pada domain spesifik permainan tradisional yang sebelumnya minim eksplorasi teknologi. Temuan ini membuktikan bahwa teknologi visi komputer canggih dapat diadopsi untuk memodernisasi sistem penjurian olahraga tradisional tanpa mengubah esensi permainannya. Tingginya akurasi yang diperoleh membuka peluang pengembangan sistem wasit otomatis (AI Referee) yang objektif, mengatasi masalah subjektivitas wasit manusia yang selama ini menjadi kendala utama dalam kompetisi Gobak Sodor.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, metode yolov8 dan resnet50 cocok diaplikasikan pada domain permainan tradisional gobak sodor. Metode berhasil melakukan ekstraksi fitur setiap pemain gobak sodor bukan hanya fitur berdasarkan warna kostum pemain gobak sodor. Faktor ini perlu diperhatikan karena kedepan sistem akan diaplikasikan dengan kondisi lapangan, postur pemain dan kostum yang beda. Keberhasilan model re-identification dibuktikan dengan perolehan hasil evaluasi yang sempurna. CMC rank-

1 sebesar 100% dan CMC rank-5 sebesar 100%. Selain itu juga didukung perolehan evaluasi mAP sebesar 1.00. Secara teoritis, metode ini dapat dikembangkan untuk penelitian pada domain permainan tradisional lainnya maupun pada domain bukan permainan tradisional. Saran untuk penelitian selanjutnya adalah mengaplikasikan rancangan model pada penelitian ini terhadap images dengan resolusi lebih tinggi.

5. Ucapan Terima Kasih (Optional)

Terima untuk LPPM Universitas Nusantara PGRI Kediri yang telah memfasilitasi untuk terselenggaranya penelitian ini. Publikasi ini gunakan sebagai luaran pertanggung jawaban atas pendanaan penelitian tahun 2025.

6. Daftar Pustaka

- [1] S. Khumaidah, N. A. Muna, and S. N. C. Attalina, "Meningkatkan Keterampilan Motorik Melalui Permainan Gobak Sodor dan Congklak pada Peserta Didik Kelas III SD Negeri 1 Sukosono," *Fatih: Journal of Contemporary Research*, vol. 2, no. 2, pp. 789–804, 2025.
- [2] S. Kamelia, "Peningkatan Kemampuan Kerjasama Melalui Permainan Tradisional Gobak Sodor Pada Anak Usia 5-6 Tahun Di Tk Islam Nurul Iman Meruya Selatan Jakarta Barat," Universitas Darunnajah, Jakarta, 2024.
- [3] Z. Cao *et al.*, "Railway intrusion detection based on machine vision: A survey, challenges, and perspectives," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 25, no. 7, pp. 6427–6448, 2024.
- [4] A. Kumar and S. P. Harsha, "A systematic literature review of defect detection in railways using machine vision-based inspection methods," *International Journal of Transportation Science and Technology*, vol. 18, pp. 207–226, 2025.
- [5] A. Khang, V. Abdullayev, E. Litvinova, S. Chumachenko, A. V. Alyar, and P. T. N. Anh, "Application of computer vision (cv) in the healthcare ecosystem," in *Computer Vision and AI-Integrated IoT Technologies in the Medical Ecosystem*, CRC Press, 2024, pp. 1–16.
- [6] A. Upadhyay *et al.*, "Deep learning and computer vision in plant disease detection: a comprehensive review of techniques, models, and trends in precision agriculture," *Artif Intell Rev*, vol. 58, no. 3, p. 92, 2025.
- [7] M. Javaid, A. Haleem, R. P. Singh, and M. Ahmed, "Computer vision to enhance healthcare domain: An overview of features, implementation, and opportunities," *Intelligent Pharmacy*, vol. 2, no. 6, pp. 792–803, 2024.
- [8] A. Khang, V. Abdullayev, E. Litvinova, S. Chumachenko, A. V. Alyar, and P. T. N. Anh, "Application of computer vision (cv) in the healthcare ecosystem," in *Computer Vision and AI-Integrated IoT Technologies in the Medical Ecosystem*, CRC Press, 2024, pp. 1–16.
- [9] W. Ding, M. Abdel-Basset, I. Alrashdi, and H. Hawash, "Next generation of computer vision for plant disease monitoring in precision agriculture: A contemporary survey, taxonomy, experiments, and future direction," *Inf Sci (N Y)*, vol. 665, p. 120338, 2024.
- [10] K. Rusakov, "Improved Detection of Related Objects on the Example of Human Re-Identification Task," in *2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD)*, IEEE, 2024, pp. 1–5.
- [11] J. Zhuang, N. Wang, Y. Zhuang, and Y. Hao, "Frame Extraction Person Retrieval Framework Based on Improved YOLOv8s and the Stage-Wise Clustering Person Re-Identification," *IET Image Process*, vol. 19, no. 1, p. e70046, 2025.
- [12] D. Lu *et al.*, "Research Progress in Multi-Domain and Cross-Domain AI Management and Control for Intelligent Electric Vehicles.," *Energies (19961073)*, vol. 18, no. 17, 2025.
- [13] Y. Gao, C. Wu, M. Ren, and Y. Feng, "Refined anchor-free model with feature enhancement mechanism for ship detection in infrared images," *IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens*, 2025.
- [14] Y. Apridiansyah, A. Wijaya, R. Toyib, and A. Setiawan, "Pengolahan Citra Berbasis Video Proccesing dengan Metode Frame Difference untuk Deteksi Gerak," *Journal of Applied Computer Science and Technology*, vol. 5, no. 1, pp. 81–89, 2024.
- [15] L. Shen, B. Lang, and Z. Song, "DS-YOLOv8-based object detection method for remote sensing images," *Ieee Access*, vol. 11, pp. 125122–125137, 2023.
- [16] K. Liu *et al.*, "Prediction of primary tumor sites in spinal metastases using a ResNet-50 convolutional neural network based on MRI," *Cancers (Basel)*, vol. 15, no. 11, p. 2974, 2023.
- [17] J. Zhao, Y. Zhao, J. Li, K. Yan, and Y. Tian, "Heterogeneous relational complement for vehicle re-identification," in *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, 2021, pp. 205–214.

- [18] L. Li, M. Wang, B. Ni, H. Wang, J. Yang, and W. Zhang, "3d human action representation learning via cross-view consistency pursuit," in *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, 2021, pp. 4741–4750.
- [19] R. Padilla, S. L. Netto, and E. A. B. Da Silva, "A survey on performance metrics for object-detection algorithms," in *2020 international conference on systems, signals and image processing (IWSSIP)*, IEEE, 2020, pp. 237–242.
- [20] J. Terven, D.-M. Córdova-Esparza, and J.-A. Romero-González, "A comprehensive review of yolo architectures in computer vision: From yolov1 to yolov8 and yolo-nas," *Mach Learn Knowl Extr*, vol. 5, no. 4, pp. 1680–1716, 2023.
- [21] G. Thomas, R. Gade, T. B. Moeslund, P. Carr, and A. Hilton, "Computer vision for sports: Current applications and research topics," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 159, pp. 3–18, 2017.