

Teknologi *Artificial Intelligence (AI) Vision Swift* dalam Sistem Pemantauan Latihan Bulu Tangkis dengan Algoritma *Optical Flow*

Mora Hakim Siregar¹, Dadang Iskandar Mulyana^{2*}

^{1,2*} Program Studi Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.

Corresponding Email: morahakim22@gmail.com¹

Histori Artikel:

Dikirim 31 Juli 2024; *Diterima dalam bentuk revisi* 10 Agustus 2024; *Diterima* 30 Agustus 2024; *Diterbitkan* 30 September 2024. Semua hak dilindungi oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STMKI Indonesia Banda Aceh.

Abstrak

Badminton adalah salah satu olahraga yang memiliki banyak peminat di Indonesia. Bahkan, Indonesia sering menjuarai berbagai kompetisi badminton di tingkat dunia. Banyak orang yang senang bermain badminton, namun banyak dari mereka yang tidak mengetahui apakah pukulan mereka sudah baik atau apakah mereka memahami teknik dasar badminton dengan benar. Tidak sedikit juga dari mereka ingin melatih keterampilan, namun mereka tidak memiliki waktu yang cukup untuk berlatih dengan pelatih profesional. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pemantauan latihan badminton berbasis teknologi AI Vision menggunakan bahasa pemrograman Swift. Sistem ini diharapkan dapat membantu pemain badminton dalam mengevaluasi dan meningkatkan kualitas pukulan mereka secara mandiri. Fokus utama dari penelitian ini adalah mengoptimalkan akurasi komputasi dengan menggunakan algoritma Optical Flow untuk melacak pergerakan shuttlecock selama latihan. Dalam pengembangan sistem ini, algoritma Optical Flow digunakan untuk menganalisis trajektori shuttlecock dan titik jatuh shuttlecock. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa pengujian latihan 20 pukulan menggunakan shuttlecock trajectory dapat dideteksi dengan akurat oleh sistem sebesar 97.22%. Sedangkan sistem pelacakan penempatan shuttlecock di area servis lawan dapat dibaca oleh sistem sebesar 94.50%.

Kata Kunci: Optical Flow; Badminton; Vision; Shuttlecock.

Abstract

Badminton is one of the most popular sports in Indonesia. In fact, Indonesia often wins various badminton competitions at the international level. Many people enjoy playing badminton, but many of them do not know whether their shots are good or whether they understand the basic techniques of badminton correctly. Additionally, many of them want to improve their skills but do not have enough time to train with a professional coach. This research aims to develop a badminton training monitoring system based on AI Vision technology using the Swift programming language. This system is expected to help badminton players evaluate and improve the quality of their shots independently. The main focus of this research is to optimize computational accuracy by using the Optical Flow algorithm to track the movement of the shuttlecock during training. In developing this system, the Optical Flow algorithm is used to analyze the shuttlecock's trajectory and its drop points. The results of this research show that testing 20 shots using shuttlecock trajectory can be accurately detected by the system with an accuracy of 97.22%. Meanwhile, the system's accuracy in tracking the placement of the shuttlecock in the opponent's service area is 94.50%.

Keyword: Optical Flow; Badminton; Vision; Shuttlecock.

1. Pendahuluan

Badminton merupakan salah satu olahraga yang sangat populer di Indonesia, dengan banyaknya penggemar dari berbagai kalangan dan usia. Popularitas ini didorong oleh prestasi gemilang yang sering kali diraih oleh para atlet Indonesia di ajang kompetisi internasional, seperti Piala Thomas dan Piala Uber. Selain itu, badminton juga menjadi bagian dari kehidupan masyarakat Indonesia di tingkat rekreasional. Banyak individu yang memainkan badminton sebagai sarana olahraga untuk menjaga kebugaran dan juga sebagai aktivitas sosial. Menurut laporan dari Kementerian Pemuda dan Olahraga, Indonesia merupakan salah satu dari lima negara yang paling banyak memilih badminton sebagai olahraga favorit (Dispor, 2023). Popularitas ini mencerminkan betapa badminton sudah menjadi bagian integral dari budaya olahraga di Indonesia. Namun demikian, meskipun banyak yang antusias terhadap olahraga ini, tidak semua pemain memiliki akses kepada pelatih profesional. Bagi sebagian besar pemain amatir, kendala utama adalah biaya yang tinggi dan keterbatasan waktu. Pelatih profesional biasanya memerlukan biaya yang cukup besar, sehingga bagi pemain amatir yang hanya berlatih untuk meningkatkan keterampilan dasar, hal ini menjadi beban yang cukup signifikan. Selain itu, ketersediaan pelatih juga terbatas, terutama di daerah-daerah yang jauh dari pusat kota besar. Sebagai akibatnya, banyak pemain amatir yang harus berlatih sendiri tanpa bimbingan langsung dari seorang ahli (Mulyana *et al.*, 2022).

Dalam upaya untuk mengatasi kendala ini, teknologi kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* (AI) muncul sebagai solusi potensial. AI merupakan teknologi yang memungkinkan mesin untuk melakukan tugas-tugas yang biasanya memerlukan kecerdasan manusia, seperti pengenalan pola dan pengambilan keputusan. Teknologi ini semakin berkembang dan telah banyak diaplikasikan di berbagai bidang, termasuk olahraga. Dalam bidang bulu tangkis, AI dapat digunakan untuk mengembangkan sistem yang mampu membantu pemain dalam mengevaluasi kualitas pukulan mereka secara mandiri. Achmad Hudah *et al.* (2019) menyatakan bahwa teknologi sensor kamera berbasis AI memiliki kemampuan untuk memberikan pengenalan dan evaluasi yang akurat terhadap gerakan objek, yang tentunya sangat relevan dalam konteks olahraga seperti bulu tangkis. Dengan bantuan AI, pemain dapat menerima umpan balik yang real-time dan akurat mengenai teknik yang mereka gunakan, tanpa perlu bergantung pada pelatih profesional. Salah satu pendekatan teknologi yang dapat digunakan untuk tujuan ini adalah algoritma *Optical Flow*. Algoritma ini merupakan metode yang digunakan untuk menganalisis pergerakan objek dalam suatu video atau serangkaian gambar, dengan cara melacak perubahan posisi piksel dari satu frame ke frame lainnya. Achmad Zulfajri *et al.* (2023) dalam penelitiannya tentang *Optical Flow* untuk sistem pemantauan aktivitas pelanggan, menunjukkan bahwa algoritma ini sangat efektif dalam mendeteksi dan memprediksi pergerakan objek secara akurat. Dalam konteks bulu tangkis, algoritma ini dapat diterapkan untuk melacak pergerakan shuttlecock selama permainan, memungkinkan sistem untuk memberikan analisis yang mendalam tentang lintasan bola serta keakuratan pukulan pemain.

Penelitian ini akan mengadopsi algoritma *Optical Flow* untuk mengembangkan sistem pemantauan latihan bulu tangkis berbasis teknologi AI. Sistem ini dirancang untuk memvisualisasikan lintasan shuttlecock serta menganalisis titik jatuhnya bola di lapangan lawan. Dengan demikian, pemain dapat memperoleh informasi yang detail tentang teknik pukulan mereka, termasuk apakah pukulan tersebut terlalu tinggi atau rendah, serta seberapa akurat bola mendarat di area lawan. Bima Sena Bayu Dewantara *et al.* (2021) dalam pengembangan sistem mikroskop digital menggunakan pengolahan citra, menunjukkan pentingnya visualisasi yang jelas dan mudah dipahami dalam proses evaluasi berbasis citra. Dengan demikian, diharapkan visualisasi lintasan shuttlecock ini dapat memberikan gambaran yang lebih baik bagi pemain untuk memahami teknik mereka. Selain menggunakan algoritma *Optical Flow*, penelitian ini juga akan memanfaatkan *framework Vision iOS* untuk membantu dalam proses visualisasi lintasan shuttlecock. *Framework Vision iOS* adalah platform yang dikembangkan oleh Apple yang dirancang untuk memproses gambar dan video secara real-time. Brennan Saeta *et al.* (2021) dalam penelitiannya tentang SWIFT for TensorFlow, menjelaskan bahwa platform ini sangat fleksibel dan dapat diintegrasikan dengan berbagai alat pemrosesan gambar,

sehingga memungkinkan pengguna untuk mendapatkan hasil yang optimal. Dengan integrasi *Optical Flow* dan *Vision iOS*, sistem ini diharapkan dapat memberikan solusi yang efisien dan efektif bagi pemain bulu tangkis yang ingin meningkatkan kemampuan mereka secara mandiri. Dalam penelitian sebelumnya, penggunaan *Optical Flow* untuk mendeteksi pergerakan objek umumnya difokuskan pada objek yang berukuran lebih besar, seperti bola dalam permainan sepak bola. Mendes *et al.* (2019) menunjukkan bahwa teknologi ini banyak diterapkan dalam sistem robot penjaga gawang untuk mendeteksi pergerakan bola sepak. Namun, penelitian ini akan mengadaptasi algoritma *Optical Flow* untuk mendeteksi shuttlecock, yang memiliki karakteristik berbeda seperti ukuran yang lebih kecil dan pergerakan yang lebih cepat. Dengan adanya penelitian ini, diharapkan dapat ditemukan metode yang lebih akurat untuk mendeteksi pergerakan shuttlecock, sehingga memungkinkan pemain untuk berlatih dengan lebih baik tanpa memerlukan bantuan pelatih profesional. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem yang tidak hanya mampu memberikan evaluasi objektif terhadap kualitas pukulan pemain, tetapi juga mampu memvisualisasikan lintasan shuttlecock secara real-time. Harapannya, sistem ini dapat menjadi alat yang bermanfaat bagi pemain bulu tangkis amatir maupun profesional dalam mengasah keterampilan mereka secara mandiri dan efisien.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pemantauan latihan bulu tangkis berbasis teknologi *Artificial Intelligence (AI)* dengan menggunakan algoritma *Optical Flow* dan *Vision iOS*. Sistem yang dibangun memiliki fungsi utama untuk mendeteksi dan memvisualisasikan lintasan pergerakan shuttlecock serta posisi jatuhnya di lapangan lawan dengan akurasi tinggi. Proses pengembangan sistem ini melibatkan beberapa tahapan yang mencakup kalibrasi, deteksi objek, pelacakan warna, visualisasi lintasan, penghitungan posisi dan dimensi, serta penyimpanan data latihan dalam basis data lokal. Penjelasan rinci mengenai tahapan tersebut disajikan sebagai berikut. Tahap pertama yang dilakukan adalah pengalibrasian sistem. Kalibrasi ini penting untuk memastikan sistem dapat mendeteksi shuttlecock dengan benar. Kamera iPhone digunakan dalam pengujian ini dan dipasang pada tripod setinggi 1,5 meter untuk merekam pergerakan shuttlecock secara optimal. Kamera harus ditempatkan sedemikian rupa sehingga area lapangan terlihat secara jelas dan pergerakan shuttlecock dapat terpantau tanpa gangguan. Dalam proses ini, kamera diatur agar dapat mendeteksi objek secara akurat dengan melakukan filterisasi warna berdasarkan nilai Hue, Saturation, dan Value (*HSV*). Nilai *HSV* ini penting untuk mengisolasi warna shuttlecock dari latar belakang dan lingkungan sekitarnya.

Setelah kalibrasi selesai, sistem memasuki tahap deteksi objek. Pada tahap ini, shuttlecock dideteksi dengan menggunakan *Vision Framework* yang tersedia dalam bahasa pemrograman Swift. *Vision Framework* memungkinkan sistem untuk melakukan pelacakan objek secara real-time. Modul *Vision* yang digunakan diimpor ke dalam kode sumber, dan perintah pertama yang dijalankan adalah *VNPoint()*, yang berfungsi untuk mendeteksi objek berbasis titik-titik tertentu dalam gambar atau video. Deteksi objek dilakukan dengan cara *frame by frame* sehingga sistem dapat memeriksa setiap gerakan shuttlecock pada setiap bingkai video. Pada tahap ini, shuttlecock yang terdeteksi dipisahkan dari objek lain yang mungkin muncul di latar belakang melalui proses filtering berdasarkan ukuran dan bentuknya.

Tahap berikutnya adalah pelacakan warna bola, yang dilakukan setelah shuttlecock berhasil dideteksi. Pelacakan ini melibatkan penggunaan fungsi *colorfinder*, yang bekerja dengan mengidentifikasi warna shuttlecock berdasarkan nilai *HSV*. Variabel *colorfinder* diatur ke *true* untuk memungkinkan program mengambil nilai *HSV* dari slider yang telah diatur sebelumnya. Sistem kemudian memproses setiap frame untuk memastikan warna shuttlecock tetap terdeteksi, meskipun terdapat perubahan posisi atau pencahayaan selama permainan. Fungsi *colorfinder update* digunakan untuk memperbarui nilai *HSV* jika ada pergeseran warna yang terdeteksi akibat perubahan kondisi lapangan atau pencahayaan.

Tahap penting lainnya dalam sistem ini adalah visualisasi lintasan shuttlecock. Visualisasi ini bertujuan untuk memetakan pergerakan *shuttlecock* dari saat dipukul hingga mendarat di lapangan lawan. Untuk menangkap pergerakan secara real-time, peneliti menggunakan *AVCaptureSession* yang merupakan bagian dari *Vision Framework* pada perangkat iOS. *AVCaptureSession* memungkinkan penangkapan video langsung dari kamera dan memprosesnya *frame by frame*. Setelah *shuttlecock* terdeteksi pada setiap frame, sistem akan menyimpan koordinat posisi dalam array *points* yang kemudian digunakan untuk membentuk jalur lintasan *shuttlecock*. Jalur lintasan ini divisualisasikan dengan menggunakan grafik yang menunjukkan pola pergerakan *shuttlecock*, sehingga pemain dapat melihat secara langsung bagaimana pukulan mereka mempengaruhi lintasan bola. Selanjutnya, dilakukan penghitungan posisi bola pada kuadran tertentu di lapangan. Penghitungan ini bertujuan untuk mengevaluasi kualitas pukulan pemain berdasarkan posisi jatuh *shuttlecock* di area lawan. Dalam tahap ini, sistem menghitung arah pergerakan bola, apakah melewati net atau terkena net. Sistem juga menentukan titik X dan Y dari posisi tertinggi yang dicapai *shuttlecock* sebelum jatuh di lapangan lawan. Pukulan dikategorikan sebagai baik jika titik puncak *shuttlecock* berada tepat sebelum net dan jatuh mendekati garis servis lawan. Semakin rendah titik puncak *shuttlecock* dengan net, maka semakin baik pula kualitas pukulan tersebut, karena hal ini menunjukkan bahwa pukulan tidak terlalu tinggi sehingga mempersulit lawan untuk mengembalikannya.

Untuk menyesuaikan dimensi lapangan yang terlihat di kamera dengan ukuran lapangan yang sesungguhnya, dilakukan penghitungan dimensi lapangan. Proses ini penting karena ada perbedaan skala antara tampilan kamera dan ukuran lapangan yang sebenarnya. Peneliti menggunakan rumus matriks homografi untuk menerjemahkan perbedaan skala antara dua dimensi tersebut. Homografi adalah metode yang sering digunakan dalam pengolahan citra untuk mentransformasikan koordinat dari satu perspektif ke perspektif lainnya, memungkinkan sistem untuk menyesuaikan ukuran lapangan yang tertangkap kamera dengan dimensi asli lapangan bulu tangkis. Setelah penghitungan dimensi selesai, sistem kemudian melakukan visualisasi titik jatuhnya shuttlecock. Data koordinat X dan Y yang diperoleh dari penghitungan sebelumnya digabung untuk mengukur jarak atau hubungan antara dua titik dalam ruang dua dimensi. Visualisasi titik jatuh ini membantu pemain untuk mengetahui di mana *shuttlecock* mendarat setelah dipukul. Dengan demikian, pemain dapat mengevaluasi apakah pukulan mereka berhasil masuk ke area lawan dengan akurat atau tidak. Warna-warna yang berbeda digunakan untuk menandai hasil pukulan, seperti warna hijau untuk pukulan yang baik dan merah untuk pukulan yang tidak berhasil.

Tahap akhir dalam sistem ini adalah menampilkan data latihan. Data latihan yang dihasilkan berupa statistik pukulan yang meliputi pukulan baik dan buruk. Statistik ini dihasilkan berdasarkan hasil analisis sistem terhadap pergerakan dan lintasan *shuttlecock* selama latihan. Semua data disimpan ke dalam basis data lokal menggunakan *Core Data*, sebuah fitur yang tersedia dalam Swift untuk menyimpan data aplikasi secara lokal. Dengan adanya data ini, pemain dapat melakukan evaluasi terhadap hasil latihan mereka dan melacak perkembangan kemampuan mereka dari waktu ke waktu. Untuk memperoleh data yang diperlukan dalam penelitian ini, peneliti mengumpulkan rekaman permainan bulu tangkis yang dilakukan di dua lapangan selama periode dua bulan. Lapangan yang digunakan dalam penelitian ini adalah Axton Premium Badminton Hall dan Badminton MB2, yang dipilih karena kualitas fasilitas yang baik dan ketersediaan area yang memadai untuk instalasi sistem pemantauan. Rekaman ini digunakan sebagai dasar untuk menguji sistem dalam berbagai skenario, termasuk deteksi lintasan, visualisasi, dan penghitungan posisi bola. Dengan data yang diperoleh dari rekaman tersebut, sistem diuji dan dianalisis untuk memastikan keakuratannya dalam memantau dan mengevaluasi latihan pemain bulu tangkis.

Tabel 1. Data Lapangan

No	Nama Lapangan <i>Badminton</i>
1	<i>Axton Premium Badminton Hall</i>
2	<i>Badminton MB2</i>

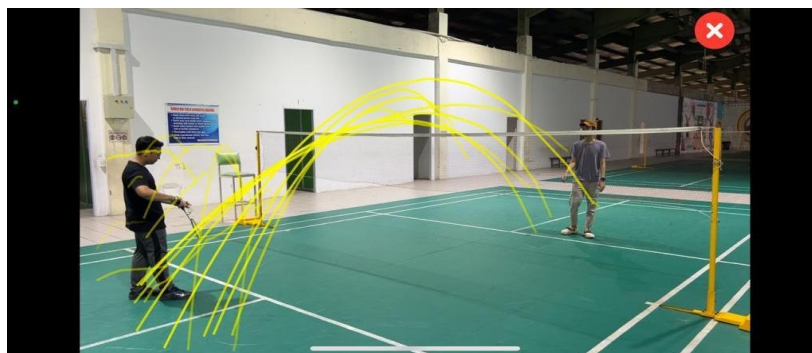
3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil

Berdasarkan rancangan pengujian yang telah dilakukan maka didapati hasil pengujian dari masing masing skenario. Pengujian sistem penelitian ini terdiri dari 4 skenario yang masing masing dilakukan sebanyak 20 kali percobaan. Berikut adalah detail skenario pengujian tersebut:

1) Skenario Mendeteksi Lintasan *Shuttlecock*

Skenario pertama adalah untuk mendeteksi lintasan *shuttlecock*. Pada skenario ini, permainan direkam melalui video ponsel dan sistem akan melakukan pelacakan lintasan secara real-time. Dalam tahap ini penulis menentukan ukuran objek yang akan dideteksi dengan tujuan agar hanya objek tersebut yang terdeteksi oleh sistem.



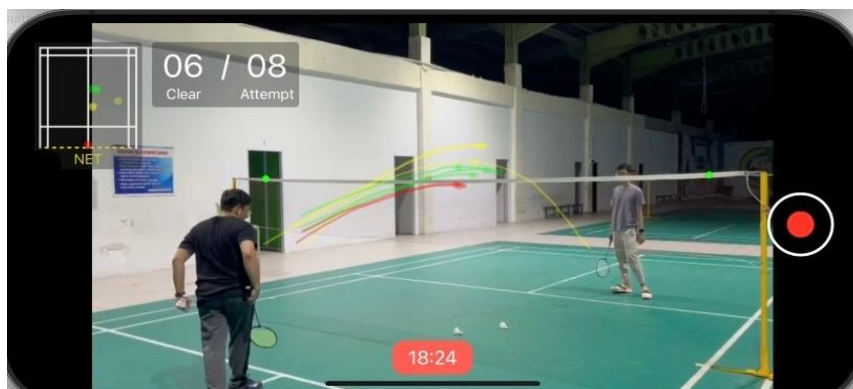
Gambar 1. Pengujian lintasan objek

Gambar 1 menunjukkan hasil pengujian skenario pertama, yaitu membuat sistem untuk mendeteksi lintasan *shuttlecock* ketika dipukul ke area lawan. Langkah ini sesuai dengan rancangan pengujian kedua, ketiga dan keempat yaitu tahap deteksi bola, pelacakan warna bola dan juga visualisasi *shuttlecock*.



Gambar 2. Pengujian dengan warna berbeda

Pada gambar 2 penulis mencoba menentukan titik koordinat garis atas pada net ke dalam warna hijau, yang berfungsi sebagai patokan untuk *shuttlecock* ketika melewati garis net. Hijau dikategorikan sebagai lintasan yang baik dikarenakan tidak terlalu tinggi dari net, sedangkan kuning dikategorikan sebagai lintasan yang kurang baik dikarenakan bola melambung tinggi dari garis atas net.



Gambar 3. Lintasan Merah

Pada tahap selanjutnya, penulis menambahkan lintasan merah sebagai bola yang gagal melewati net. Hal ini dibutuhkan agar para pemain menghindari pukulan yang gagal selama latihan mandiri menggunakan sistem ini. Dari hasil pengujian skenario yang didapatkan, merekam permainan dari *angle* samping belakang lapangan tidak efisien dikarenakan visualisasi dari trajectory tidak jelas dan terlihat berantakan. Hal ini akan berdampak sulitnya pemain mengevaluasi hasil permainan dan latihan mandiri.

2) Skenario Menentukan Kualitas Lintasan dan Perubahan *Angle* Kamera

Skenario kedua adalah menentukan lintasan terbaik dari setiap pukulan. Skenario ini sesuai dengan rancangan pengujian keempat yaitu penghitungan posisi bola pada kuadran tertentu. Skenario ini merupakan hasil penyempurnaan dari skenario sebelumnya, yang mana posisi *angle* kamera diubah dari samping belakang menjadi di samping tiang net.

Pada skenario ini, syarat yang harus dipenuhi adalah ketika *shuttlecock* dipukul maka titik puncaknya harus berada tepat sebelum melewati garis net, dan juga posisinya harus serendah mungkin dari garis net tersebut. Hal ini bertujuan agar para pemain mengetahui apakah pukulannya sudah benar atau belum. Pemain memukul dari arah kiri ke arah kotak sebelah kanan pada area lawan. Pada posisi ini, pemain melakukan *low serve* sama seperti pengujian sebelumnya, kemudian kamera yang menggunakan tripod diletakkan tepat di samping tiang net. Kemudian sistem akan membaca arah bola yang dipukul.



Gambar 4. Pengujian jarak *shuttlecock* dengan net

Pada gambar 4 menunjukkan lintasan *shuttlecock* yang memiliki titik puncak bola yang ditandai dengan lingkaran kecil. Dari gambar tersebut dapat dilihat ada sekitar 5 pukulan yang dideteksi oleh sistem dan semuanya dideteksi dengan baik. Pemain melakukan servis dari arah kiri ke kanan area lawan, dapat dilihat juga bahwa titik puncak *shuttlecock* berhasil divisualisasikan Untuk lintasan kuning menunjukkan bahwa pukulan dikategorikan *good* namun belum sempurna. Hal itu dikarenakan titik puncak dari *shuttlecock* melewati garis net dan mulai memasuki area lawan. Lalu untuk lintasan berwarna hijau menunjukkan bahwa pukulan pemain sudah sempurna dikarenakan titik puncak dari bola berada sebelum garis net dan posisinya sangat dekat dengan garis tersebut.

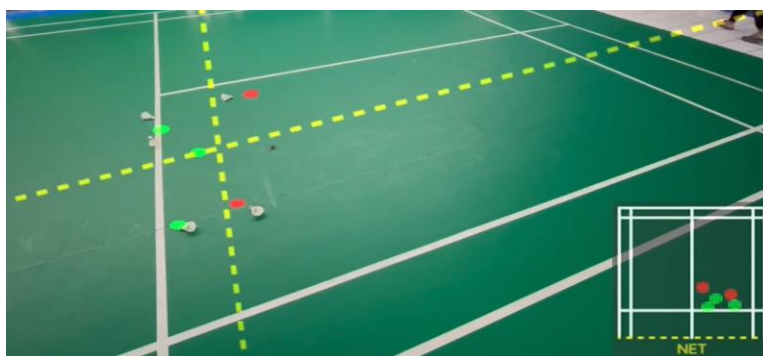
3) Skenario visualisasi titik jatuh bola

Skenario ketiga adalah pemvisualisasian titik jatuhnya *shuttlecock* dan juga penyesuaian frame lapangan di area lawan. Pada pengujian ini, penulis menentukan terlebih dahulu area kotak tempat jatuhnya *shuttlecock*, hal ini dilakukan dikarenakan ada perbedaan dimensi ukuran lapangan antara real dan juga pada screen recorder.

Jika dimensi lapangan berbeda maka sistem tidak akan bisa menentukan titik akurat jatuhnya *shuttlecock* di area lawan tersebut. Disamping itu, penulis memvisualisasikan *shuttlecock* yang jatuh di area kotak yang sudah ditentukan tersebut. Angle kamera pada tahap ini juga berubah, kamera yang menggunakan tripod diletakkan di samping garis out area lawan. Hal ini dikarenakan agar sistem dapat membaca dengan jelas titik jatuhnya *shuttlecock*, jika angle tidak diubah maka sistem tidak dapat membaca lintasan sampai area bawah lawan. Sehingga nantinya sistem ini akan terbagi menjadi dua:

- Sistem melacak lintasan *shuttlecock*, yang fungsinya adalah, melatih pukulan para pemain agar tidak terlalu tinggi dari garis net. Sistem ini bisa disebut juga dengan *shuttlecock* trajectory.
- Sistem melacak titik jatuhnya *shuttlecock*, yang mana tahap ini merupakan kelanjutan dari yang pertama, yaitu pemain dilatih agar pukulannya ketika berhasil melewati garis net dengan jarak yang rendah, maka pemain juga dituntut agar pukulannya tersebut mendarat dekat dengan garis servis area lawan. Sistem ini disebut dengan nama *shuttlecock* placement.

Hal ini dibutuhkan para pemain agar pukulan servis pemain sangat rendah dan akurat sehingga lawan akan kesulitan untuk mengembalikan bola tersebut. Langkah terakhir dari skenario pengujian ini adalah mengatur visualisasi titik poin dari jatuhnya *shuttlecock* di area lawan, seperti yang dilakukan sebelumnya pada visualisasi titik lintasan *shuttlecock* ketika melewati net.



Gambar 5. Visualisasi jatuhnya *shuttlecock*

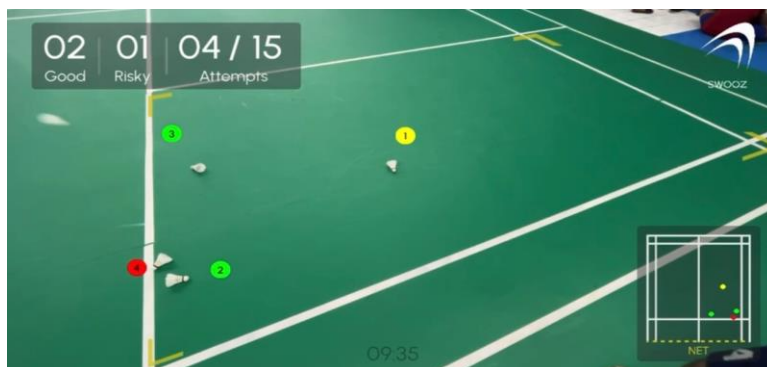
Gambar diatas menunjukkan bahwa warna merah menandakan bola masih terlalu jauh dari garis depan servis, yang mana bisa disimpulkan bahwa bola terlalu tinggi ketika dipukul. Sedangkan hijau menandakan bahwa *shuttlecock* berhenti dekat dengan garis servis, yang artinya bahwa pukulan pemain tersebut tidak terlalu tinggi dari garis net.

4) Skenario Penghitungan Jarak *Shuttlecock* Dengan Garis Servis

Skenario pengujian terakhir adalah menghitung jarak posisi jatuhnya *shuttlecock* di area kotak yang sudah ditentukan dengan garis paling depan dari area tersebut, atau bisa disebut dengan garis

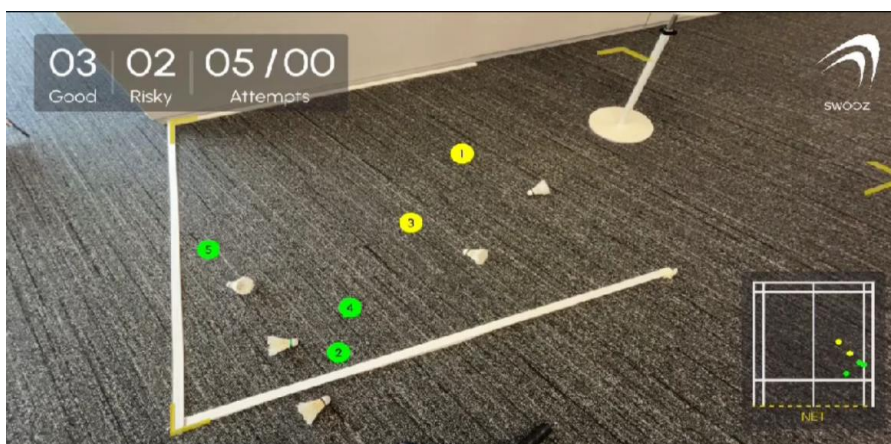
servis lawan. Syaratnya adalah semakin dekat titik jatuhnya *shuttlecock* dengan garis tersebut maka hasilnya semakin bagus.

Skenario ini merupakan lanjutan dari skenario sebelumnya, yang mana di skenario sebelumnya penulis hanya memetakan lapangan yang akan menjadi tempat jatuhnya *shuttlecock*, kemudian penulis juga menentukan warna titik jatuhnya *shuttlecock* ketika mendarat, apakah merah yang berarti diluar garis, atau hijau masuk ke dalam kotak. Namun pada tahap akhir ini, penulis menentukan jarak seberapa dekat *shuttlecock* dengan garis servis lawan, jika semakin dekat maka semakin baik pukulannya. Tidak hanya itu, penulis juga membuat nomor urutan dari *shuttlecock* yang dipukul selama latihan, dengan tujuan memudahkan pemain ketika melihat ulang hasil latihannya pada *shuttlecock* nomor berapa yang sudah dipukul dengan baik.



Gambar 6. Jarak *Shuttlecock*

Pada gambar diatas terlihat ada 6 *shuttlecock* yang sudah dipukul dan masing masing memiliki titik dengan warna yang berbeda. Merah berarti pukulan yang tidak baik, dikarenakan *shuttlecock* berada diluar garis dan *shuttlecock* tersebut dinyatakan keluar dari lapangan. Sedangkan hijau merupakan pukulan yang baik dikarenakan *shuttlecock* berada dekat dengan garis servis lawan. Untuk kuning menandakan pukulan sangat beresiko mudah untuk dikembalikan oleh lawan, dikarenakan bola jatuh sangat jauh dari garis servis lawan, hal ini menunjukkan bahwa *shuttlecock* dipukul melambung cukup tinggi ke arah lawan dan ini sangat tidak dianjurkan. Selain diuji pada real lapangan bulu tangkis, sistem juga diuji pada lapangan buatan yang hanya menggunakan satu kotak lapangan dengan ukuran yang sudah disesuaikan dengan aslinya.



Gambar 7. Uji coba pada *non-real* lapangan

Pada gambar 7 merupakan sebuah lapangan buatan yang setiap batasnya dibatasi menggunakan garis putih dengan ukuran yang sudah disesuaikan dengan lapangan asli bulu tangkis. Dapat dilihat bahwa setiap titik bola dapat terbaca oleh sistem. Sistem akan mengelompokkan setiap bola yang dekat dengan garis servis lawan ke dalam warna hijau, sedangkan untuk bola yang cukup jauh dari garis tersebut akan dikelompokkan ke dalam warna kuning. Hal ini menunjukkan bahwa sistem masih dapat berjalan dengan baik ketika dijalankan pada *non-real* lapangan, dengan syarat ukuran lapangan buatan tersebut sama dengan ukuran lapangan yang asli terutama pada kotak lapangan area lawan.

3.2 Pembahasan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem pemantauan latihan bulu tangkis berbasis teknologi *Artificial Intelligence (AI)* dan algoritma *Optical Flow*. Berdasarkan hasil pengujian, sistem ini menunjukkan efektivitas yang signifikan dalam mendeteksi dan memvisualisasikan lintasan *shuttlecock* serta menganalisis kualitas pukulan secara real-time. Beberapa aspek penting dari penelitian ini dapat dijelaskan lebih lanjut berdasarkan hasil dan tantangan yang dihadapi selama pengembangan sistem. Pertama, penggunaan algoritma *Optical Flow* terbukti sangat efektif dalam mendeteksi pergerakan *shuttlecock* dari satu frame ke frame berikutnya dalam video. Algoritma ini memungkinkan sistem untuk mengidentifikasi lintasan pergerakan *shuttlecock* secara akurat, dengan hasil pengujian yang mencapai akurasi sebesar 97,22%. Efektivitas algoritma ini juga diperkuat oleh penelitian Zulfajri *et al.* (2023), yang menemukan bahwa *Optical Flow* sangat efisien dalam mendeteksi perubahan gerakan objek secara real-time pada sistem pemantauan aktivitas pelanggan berbasis citra. Penelitian Mendes *et al.* (2019) juga mendukung temuan ini, di mana *Optical Flow* berhasil diterapkan pada deteksi gerakan bola di sistem robot penjaga gawang.

Kelebihan lain yang dihasilkan dari penelitian ini adalah kemampuan sistem untuk memvisualisasikan lintasan *shuttlecock* dengan jelas dan mudah dipahami oleh pengguna. Dalam penelitian Dewantara *et al.* (2021), visualisasi yang jelas sangat penting dalam membantu pengguna memahami data yang dihasilkan oleh sistem berbasis pengolahan citra. Hal ini sangat relevan dalam konteks bulu tangkis, di mana pemain dapat melihat secara langsung bagaimana *shuttlecock* bergerak dan bagaimana pukulan mereka memengaruhi lintasan bola. Dengan menggunakan *Vision Framework* yang disediakan oleh Apple, sistem mampu memproses dan menampilkan lintasan *shuttlecock* secara real-time, memberikan umpan balik yang intuitif dan cepat kepada pemain. Hal ini memungkinkan pemain untuk langsung mengevaluasi kualitas pukulan mereka dan membuat penyesuaian yang diperlukan selama latihan. Selain itu, penelitian ini juga menekankan pentingnya penghitungan posisi bola pada kuadran tertentu di lapangan. Sistem mampu menganalisis apakah *shuttlecock* berhasil melewati net dengan ketinggian yang tepat atau tidak. Dalam konteks bulu tangkis, analisis ini sangat penting untuk memastikan bahwa pukulan pemain efektif dan akurat. Posisi bola yang jatuh dekat dengan garis servis lawan menunjukkan pukulan yang baik, sementara posisi yang jauh dari net atau terlalu tinggi cenderung memudahkan lawan untuk mengembalikan bola. Penelitian yang dilakukan oleh Mulyana *et al.* (2022) menunjukkan bahwa pengukuran akurasi dalam teknik olahraga sangat krusial untuk meningkatkan performa atlet, yang sejalan dengan temuan dalam penelitian ini.

Tahap berikutnya yang tak kalah penting adalah penyesuaian dimensi lapangan melalui penggunaan matriks homografi. Teknik ini memungkinkan sistem untuk menyelaraskan perbedaan dimensi antara tampilan kamera dan ukuran lapangan yang sebenarnya. Dalam penelitian Suratna (2021), matriks homografi digunakan untuk mentransformasikan koordinat gambar dari satu perspektif ke perspektif lainnya, sehingga memungkinkan analisis yang lebih akurat dalam pengolahan citra berbasis objek. Dalam penelitian ini, penggunaan matriks homografi berhasil menyesuaikan ukuran lapangan yang tertangkap oleh kamera dengan skala sebenarnya, sehingga sistem dapat memberikan hasil yang lebih presisi dalam menganalisis posisi dan lintasan bola. Namun, tantangan terbesar dalam penelitian ini adalah deteksi objek yang terganggu oleh kondisi pencahayaan. Meskipun sistem sudah menggunakan filterisasi warna berbasis *HSV* untuk mendeteksi *shuttlecock*, perubahan intensitas cahaya di lapangan menyebabkan kesulitan dalam mendeteksi objek secara konsisten. Fadli dan Munawir (2019) juga menemukan bahwa kondisi pencahayaan yang berubah-ubah dapat

memengaruhi hasil deteksi warna dalam sistem berbasis webcam. Dalam penelitian ini, ketika pencahayaan di lapangan berubah secara tiba-tiba, sistem mengalami penurunan akurasi dalam mendeteksi *shuttlecock*, terutama saat latar belakang berubah menjadi lebih terang atau gelap. Selain masalah pencahayaan, kecepatan pergerakan shuttlecock juga menjadi tantangan dalam mendeteksi dan memvisualisasikan lintasannya secara akurat. Dalam pukulan smash atau drive yang cepat, *shuttlecock* bergerak dengan sangat cepat, sehingga beberapa frame terlewat oleh sistem, yang menyebabkan ketidakakuratan dalam visualisasi lintasan. Theodorou *et al.* (2022) dalam penelitiannya tentang *Visual SLAM* untuk lingkungan dinamis juga mencatat bahwa objek dengan kecepatan tinggi sering kali menyebabkan masalah dalam pelacakan berbasis citra, terutama ketika sistem tidak dapat memproses frame dengan kecepatan yang cukup tinggi. Untuk mengatasi masalah ini, solusi yang diusulkan adalah penggunaan kamera dengan frame rate yang lebih tinggi dan peningkatan kecepatan pemrosesan gambar dalam sistem.

Sistem ini juga menampilkan keunggulan dalam penyimpanan dan analisis data latihan. Data yang dihasilkan dari latihan disimpan ke dalam *Core Data*, basis data lokal yang digunakan dalam pengembangan aplikasi di Swift. Dengan adanya fitur ini, pemain dapat melacak perkembangan latihan mereka dari waktu ke waktu, melihat statistik pukulan baik dan buruk, serta mengevaluasi kemajuan secara keseluruhan. Saeta *et al.* (2021) mencatat bahwa kemampuan sistem untuk menyimpan data latihan secara lokal memberikan keuntungan dalam hal efisiensi dan kemudahan akses bagi pengguna. Pemain tidak perlu mengandalkan konektivitas internet untuk menyimpan atau mengakses data mereka, yang sangat menguntungkan terutama bagi pengguna di daerah yang memiliki keterbatasan jaringan.

4. Kesimpulan

Dalam penelitian ini, dikembangkan sebuah sistem pemantauan latihan bulu tangkis berbasis teknologi *AI Vision* yang menggunakan algoritma *Optical Flow* serta *framework* Vision iOS. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk membantu pemain bulu tangkis meningkatkan keterampilan mereka secara mandiri tanpa perlu menggunakan jasa pelatih profesional. Berdasarkan hasil pengembangan dan pengujian sistem, ditemukan bahwa sistem ini terbagi menjadi dua bagian utama, yaitu *Shuttlecock Trajectory* dan *Placement Trajectory*. Sistem *Shuttlecock Trajectory* dirancang untuk mendeteksi tinggi atau rendahnya pukulan servis ketika shuttlecock melewati net, yang kemudian divisualisasikan dalam bentuk lintasan. Visualisasi ini memberikan pemain pemahaman yang lebih baik mengenai pola pergerakan shuttlecock, sehingga mereka dapat dengan lebih mudah mengidentifikasi dan memperbaiki teknik pukulan mereka. Tampilan lintasan yang intuitif sangat membantu pemain dalam mengevaluasi hasil latihan mereka secara langsung. Bagian kedua dari sistem ini, yaitu *Placement Trajectory*, bertujuan untuk mendeteksi penempatan shuttlecock di area lawan. Fitur ini memungkinkan pemain untuk melatih penempatan pukulan mereka, di mana semakin dekat shuttlecock dengan garis servis lawan, maka semakin baik kualitas pukulannya. Penempatan shuttlecock yang baik, yang tidak terlalu tinggi, akan menyulitkan lawan untuk mengembalikan servis dengan efektif.

Dari hasil pengujian sistem, ditemukan bahwa pengujian terhadap 20 pukulan dalam fitur *Shuttlecock Trajectory* dapat dideteksi dengan akurasi sebesar 97,22%. Sementara itu, sistem pelacakan penempatan shuttlecock di area servis lawan dalam fitur *Placement Trajectory* mampu mencapai akurasi sebesar 94,50%. Hasil ini menunjukkan efektivitas sistem dalam memberikan evaluasi terhadap teknik pukulan dan penempatan shuttlecock pada pemain bulu tangkis. Berdasarkan hasil penelitian ini, penulis juga mengusulkan beberapa rekomendasi untuk pengembangan sistem di masa depan. Pertama, diusulkan agar pengembangan selanjutnya mencakup pemantauan dengan hanya menggunakan satu sudut kamera. Saat ini, sistem memerlukan dua sudut kamera yang berbeda untuk mendeteksi lintasan shuttlecock dan titik jatuhnya. Dengan pengembangan lebih lanjut, sistem diharapkan mampu melakukan pemantauan yang lebih efisien hanya dengan satu sudut kamera.

Rekomendasi kedua adalah menambahkan fitur pemantauan untuk jenis pukulan lainnya, seperti *long service*, *long drive*, *backhand*, *forehand*, dan *smash*. Pengembangan fitur tambahan ini diharapkan dapat memberikan evaluasi yang lebih komprehensif terhadap berbagai teknik pukulan dalam bulu tangkis, sehingga pemain dapat melatih dan meningkatkan seluruh aspek keterampilan mereka secara mandiri.

5. Ucapan Terima Kasih

Puji syukur saya panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas segala rahmat dan karunia-Nya, sehingga saya dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik. Penelitian yang berjudul "Pengembangan Sistem Pemantauan Latihan Bulu Tangkis Berbasis Teknologi AI Vision Menggunakan Algoritma Optical Flow" ini tidak akan terwujud tanpa bantuan, dukungan, dan bimbingan dari berbagai pihak. Terima kasih kepada Rizaldi Fauzi, Bayu Maindrajati, Agung Syahputra, Aang Muammar Zain dan juga Edi Santoso yang sudah mau menjadi objek penelitian dan juga membantu menguji sistem ketika di lapangan. Terima kasih juga kepada Bardan yang sudah bersedia sebagai narasumber sebagai pelatih profesional bulu tangkis.

6. Daftar Pustaka

- Adrian, R. (2017). Deep learning for computer vision with python.
- Aiyub, F. F., & Munawir, M. (2019). Kontrol mouse menggunakan webcam berdasarkan deteksi warna. *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, 1(1), 73-77.
- Aslani, S., & Mahdavi-Nasab, H. (2013). Optical flow based moving object detection and tracking for traffic surveillance. *International Journal of Electrical, Computer, Energetic, Electronic and Communication Engineering*, 7(9), 1252-1256. DOI: <https://doi.org/10.31004/jpdk.v4i4.5819>.
- Choi, H., Kang, B., & Kim, D. (2022). Moving object tracking based on sparse optical flow with moving window and target estimator. *Sensors*, 22(8), 2878.
- Dewantara, B. S. B., Pramadihanto, D., Sesulihatien, W. T., Sudarsono, A., Oktavianto, H., Sumantri, B., & Winarno, I. (2022). Pembuatan Sistem Mikroskop Digital Terintegrasi dengan Pengolahan Citra untuk Pengembangan Perangkat Pembelajaran IPA di SMPIT Al Uswah Surabaya. *J-Dinamika: Jurnal Pengabdian Masyarakat*, 7(2), 173-180. DOI: 10.25047/j-dinamika.v7i2.2413.
- Dewantara, B. S. B., Pramadihanto, D., Sesulihatien, W. T., Sudarsono, A., Oktavianto, H., Sumantri, B., & Winarno, I. (2022). Pembuatan Sistem Mikroskop Digital Terintegrasi dengan Pengolahan Citra untuk Pengembangan Perangkat Pembelajaran IPA di SMPIT Al Uswah Surabaya. *J-Dinamika: Jurnal Pengabdian Masyarakat*, 7(2), 173-180. DOI: 10.25047/j-dinamika.v7i2.2413.
- Fadli, R., Syaputra, H., Mirza, H., & Oktaviani, N. (2022). Perancangan Artificial Intelligence Hand Tracking menggunakan Algoritma Pyramidal Lucas-Kanade Optical Flow. *Jurnal Pendidikan dan Konseling (JPDK)*, 4(4), 2445-2451.
- Handika, R. N., & Rahmani, B. (2023). Deteksi Arah Gerak Bola dengan Metode Optical Flow pada Robot Penjaga Gawang. *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, 19(2), 623-635. DOI: 10.35889/progresif.v19i2.1455.

- Hermawan, H., Saputra, D. I. S., & Hariawan, A. (2022). Markerless Augmented Reality Motorcycle Engine Using Database for Interactive Online Learning Media. *International Journal of Mechanical Engineering*, 7(1), 515-523.
- Hermawansa, H., & Kalsum, T. U. (2019). Analisis kinerja sensor pada robot pendeteksi kotoran debu dan air. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 11(1), 53-58. DOI: <https://doi.org/10.33096/ilkom.v11i1.405.53-58>.
- Hudah, A., Huda, N., & Fauzi, A. R. (2019). LONGSOR MERATA (TEKNOLOGI SENSOR KAMERA SEBAGAI KACAMATA PENGENAL TEKS UNTUK TUNA NETRA). *Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika*, 5(1).
- Indriyani, I., & Hasibuan, H. N. S. (2022). Pengelolaan Optical Character Recognition For Invent And Outcome Management At The Batang Toru Camat Office, Tapanuli Selatan. *Journal of Computer Science and Informatics Engineering*, 146-152. DOI: <https://doi.org/10.55537/cosie.v1i3.74>.
- Kaloh, K. M., Poekoel, V. C., & Putro, M. D. (2018). Perbandingan Algoritma Background Subtraction dan Optical Flow Untuk Deteksi Manusia. *Jurnal Teknik Informatika*, 13(1). DOI: <https://doi.org/10.35793/jti.v13i1.20186>.
- Lakshmanan, V., Görner, M., & Gillard, R. (2021). *Practical machine learning for computer vision*. " O'Reilly Media, Inc."
- Lestari, I. N. T., & Mulyana, D. I. (2022). Implementation of OCR (Optical Character Recognition) Using Tesseract in Detecting Character in Quotes Text Images. *Journal of Applied Engineering and Technological Science (JAETS)*, 4(1), 58-63. DOI: <https://doi.org/10.37385/jaets.v4i1.905>.
- Makahaube, S., Sambul, A. M., & Sompie, S. R. (2021). Implementation of Gesture Recognition Technology for Self-Education Service Platform. *Jurnal Teknik Informatika*, 16(4), 465-472. DOI: <https://doi.org/10.35793/jti.v16i4.34210>.
- Malau, F. R., & Mulyana, D. I. (2022). Classification of Edelweiss Flowers Using Data Augmentation and Linear Discriminant Analysis Methods. *Journal of Applied Engineering and Technological Science (JAETS)*, 4(1), 139-148. DOI: <https://doi.org/10.37385/jaets.v4i1.960>.
- Mendes, P. A., Mendes, M., Coimbra, A. P., & Crisóstomo, M. M. (2019, July). Movement detection and moving object distinction based on optical flow. In *Proceedings of the Lecture Notes in Engineering and Computer Science: Proceedings of The World Congress on Engineering, London, UK* (pp. 3-5).
- Mulyana, D. I., Saepudin, A., & Yel, M. B. (2022). Health Detection of Betal Leaves Using Self-Organizing Map and Thresholding Algorithm. *Journal of Applied Engineering and Technological Science (JAETS)*, 4(1), 180-189. DOI: <https://doi.org/10.37385/jaets.v4i1.957>.
- Suratna, A. (2021). Mengenal Definisi, Fungsi, dan Simbol dalam Flowmap. *agussuratna. net*.
- Syahrudin, A. Z., Endang, A. H., & Alfarizi, D. A. (2023). Rancang Bangun Sistem Monitoring Aktivitas Pelanggan berbasis Citra Menggunakan Optical Flow. *Journal of Embedded Systems, Security and Intelligent Systems*, 4(2), 126-131.

- Theodorou, C., Velisavljevic, V., & Dyo, V. (2022). Visual SLAM for dynamic environments based on object detection and optical flow for dynamic object removal. *Sensors*, 22(19), 7553.
- Umar, U., Soelistijorini, R., & Darwito, H. A. (2011). Tracking arah gerakan telunjuk jari berbasis webcam menggunakan Metode Optical Flow.
- Wiraatmaja, N. K. A., & Utaminingrum, F. (2021). Implementasi Metode Optical Flow untuk Pemilihan Menu Display pada Rancang Bangun Sistem Deteksi Pergerakan Kepala. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 5(9), 3966-3972.
- Yang, Y., Loquercio, A., Scaramuzza, D., & Soatto, S. (2019). Unsupervised moving object detection via contextual information separation. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 879-888).
- Yu, H., Tang, Y., Xie, E., Mao, J., Yuan, J., Luo, P., & Nie, Z. (2023). Vehicle-infrastructure cooperative 3d object detection via feature flow prediction. *arXiv preprint arXiv:2303.10552*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.10552>.