

# Identifikasi Kualitas Fisik *Shuttlecocks* Menggunakan Teknologi Pengolahan Citra Digital dengan Jaringan Syaraf Tiruan

## Identification of Shuttlecock Physical Quality Using Digital Image Processing with Artificial Neural Networks

Muhammad Miftah Farid<sup>1</sup>, Muh. Hadal Ali Sam<sup>2</sup>, Andi Baso Kaswar<sup>3\*</sup>, Dyah Darma Andayani<sup>4</sup>

<sup>1, 2, 3, 4</sup>Jurusan Teknik Informatika dan Komputer, Universitas Negeri Makassar

Jl. Daeng Tata Raya Parangtambung, Kota Makassar, Sulawesi Selatan 90224

mmfarid1129@gmail.com<sup>1</sup>, hadaljr66@gmail.com<sup>2</sup>, a.baso.kaswar@unm.ac.id<sup>3\*</sup>, dyahdarma@unm.ac.id<sup>4</sup>

**Abstrak** – *Shuttlecock* merupakan bola yang dipakai dalam permainan bulutangkis, terbuat dari bulu angsa dan bulu ayam berwarna putih. Bola ini memiliki panjang sekitar 64-66 mm, diameter 25 mm, dan berat berkisar antara 4,74 hingga 5,67 gram. Sebelum digunakan pada pertandingan, shuttlecock dipilih berdasarkan kualitas pada bulu dan kepala shuttlecock. Namun, proses pemilihan tersebut masih dilakukan secara manual oleh penyelenggara pertandingan bulutangkis. Jumlah shuttlecock yang banyak memerlukan tenaga kerja yang besar, sehingga seringkali muncul kesalahan manusia akibat kelelahan dan tekanan waktu yang tinggi. Untuk itu, pemanfaatan teknologi menggunakan citra digital dirasa sangat perlu digunakan untuk mengidentifikasi kualitas fisik pada shuttlecock. Oleh karena itu, dalam penelitian ini diusulkan sistem identifikasi kualitas fisik pada shuttlecock menggunakan teknologi pengolahan citra digital dengan metode jaringan syaraf tiruan. Penelitian ini melalui beberapa tahap diantaranya tahap akuisisi citra, preprocessing, segmentasi, morfologi, ekstraksi fitur serta klasifikasi. Penelitian ini juga, mencoba beberapa skenario pelatihan dan pengujian untuk menemukan kombinasi fitur terbaik. Kombinasi warna RGB (channel blue), tekstur (fitur energy), dan bentuk (fitur area dan perimeter) memberikan hasil optimal dalam klasifikasi citra shuttlecock. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan melatih sistem menggunakan 140 citra latih, diperoleh akurasi tertinggi sebesar 100% dengan waktu komputasi 0,136 detik per citra. Selanjutnya, hasil pengujian pada 60 citra uji mencapai tingkat akurasi sebesar 100% dengan waktu komputasi 0,123 detik per citra. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode yang diusulkan dapat mengidentifikasi kualitas shuttlecock dengan akurat dan waktu komputasi yang cepat.

**Kata Kunci:** shuttlecock; citra digital; jaringan syaraf tiruan; kualitas.

**Abstract** – *Shuttlecock* is a ball used in badminton made of goose feathers and white chicken feathers, has a length of 64-66 mm and has a diameter of 25 mm with a weight of 4,74 – 5,67 grams. Before being used in a match, the shuttlecock is selected based on the quality of the feathers and shuttlecock head. However, the selection process is still done manually by the badminton match organizer. The large number of shuttlecocks requires a large amount of labor, so it is not uncommon for human error to occur due to fatigue and high time pressure. For this reason, the utilization of technology using digital images is deemed very necessary to be used to identify the physical quality of the shuttlecock. Therefore, this research aims to develop a physical quality identification system on shuttlecocks using digital image processing technology with artificial neural network method. This research goes through several stages including image acquisition, preprocessing, segmentation, morphology, feature extraction and classification. This

---

TELKA, Vol.11, No.2, Juli 2025, pp. 167~180

ISSN (e): 2540-9123

ISSN (p): 2502-1982

research also tries several training and testing scenarios to find the best combination of features. The combination of RGB color (channel blue), texture (energy feature), and shape (area and perimeter features) provides optimal results in shuttlecock image classification. The results showed that by training the system using 140 training images, the highest accuracy of 100% was obtained with a time of 100%.

**Keywords:** shuttlecock; digital image; artificial neural network; quality.

## 1. Pendahuluan

Bulutangkis merupakan aktivitas olahraga yang melibatkan penggunaan poros lengan sebagai sumber tenaga untuk melakukan pukulan [1]. Permainan ini bersifat individual yang dilakukan dengan melibatkan satu individu yang berhadapan dengan individu lainnya atau dua individu yang berpasangan melawan dua individu lainnya. Dalam permainan ini, peserta menggunakan raket sebagai alat pemukul, dengan *shuttlecock* sebagai objek yang menjadi target pukulan [2].

*Shuttlecock* merupakan bola yang dipakai dalam permainan bulutangkis, terbuat dari bulu angsa dan bulu ayam berwarna putih. Bola ini memiliki panjang sekitar 64-66 mm, diameter 25 mm, dan berat berkisar antara 4,74 hingga 5,67 gram [3]. Berdasarkan karakteristik *shuttlecock* tersebut tentunya sangat penting untuk memilih *shuttlecock* yang berkualitas untuk digunakan dalam sebuah pertandingan. Bersumber dari Pbdjarum.org, badan bulutangkis dunia atau BWF secara tegas mengatur penggunaan *shuttlecock* yang digunakan dalam pertandingan internasional. Banyak yang sudah menyaksikan jika pertandingan internasional lebih banyak menggunakan *shuttlecock* dengan merek Yonex. Tercatat ada empat jenis *shuttlecock* dari Yonex yang direkomendasikan oleh BWF untuk digunakan dalam pertandingan bulutangkis, yaitu Yonex Aerosena As-30, Yonex Aerosena As-40, Yonex Aerosena As-50, dan Yonex Tournament F-90 [4]. Hal ini menjadi bukti bahwa kualitas *shuttlecock* sangat penting dalam dunia bulutangkis, terutama dalam pertandingan tingkat internasional.

Sebelum digunakan pada pertandingan, *shuttlecock* dipilih berdasarkan kualitas pada bulu dan kepala *shuttlecock* [5]. Proses pemilihan tersebut masih dilakukan secara manual oleh penyelenggara pertandingan bulutangkis. Jumlah *shuttlecock* yang banyak memerlukan tenaga kerja yang besar, sehingga seringkali muncul kesalahan manusia akibat kelelahan dan tekanan waktu yang tinggi dalam proses pemilihan *shuttlecock*. Kesalahan pemilihan *shuttlecock* tentunya berdampak pada hasil pertandingan. Hal tersebut pernah terjadi dalam pertandingan Thomas Cup, dimana Kevin Sanjaya Sukamuljo dan Marcus Fernaldi Gideon serta Herry Iman Pierngadi menyatakan bahwa *shuttlecock* yang digunakan memiliki kecepatan yang tergolong lambat. Hal tersebut akhirnya menjadi kendala yang mempengaruhi kemenangan yang berhasil mereka raih [6]. Berdasarkan permasalahan-permasalahan tersebut, dibutuhkan sebuah sistem untuk mengidentifikasi kualitas fisik *shuttlecock* secara otomatis agar menghasilkan identifikasi yang lebih akurat dengan waktu komputasi yang cepat dalam proses pengklasifikasian.

Dalam upaya mengembangkan sistem identifikasi kualitas fisik *shuttlecock*, diperlukan penelitian terkait yang mendukung hal tersebut. Salah satu bidang pengetahuan yang berkembang pesat saat ini adalah kecerdasan buatan yang digabungkan dengan pengolahan citra digital. Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang menerapkan teknologi tersebut, yaitu sistem deteksi cacat kayu dan ekstraksi ciri statistik [7], sistem identifikasi cacat permukaan *veneer* kayu [8], sistem identifikasi kualitas beras [9], serta sistem identifikasi kualitas biji kopi ekspor [10].

Pada penelitian sistem deteksi cacat kayu dan ekstraksi ciri statistik, hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi sebesar 90,67% dan waktu komputasi 2,5 detik. Sehingga dari hasil yang diperoleh dapat mengurangi adanya *human error* dan efisiensi waktu dalam proses penyortiran [7]. Kemudian, pada penelitian tentang identifikasi cacat permukaan *veneer* kayu, hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Convolutional Neural Network* ResNet152 memberikan akurasi terbaik, dengan akurasi rata-rata sebesar 80.6% dalam menemukan cacat pada permukaan panel kayu [8].

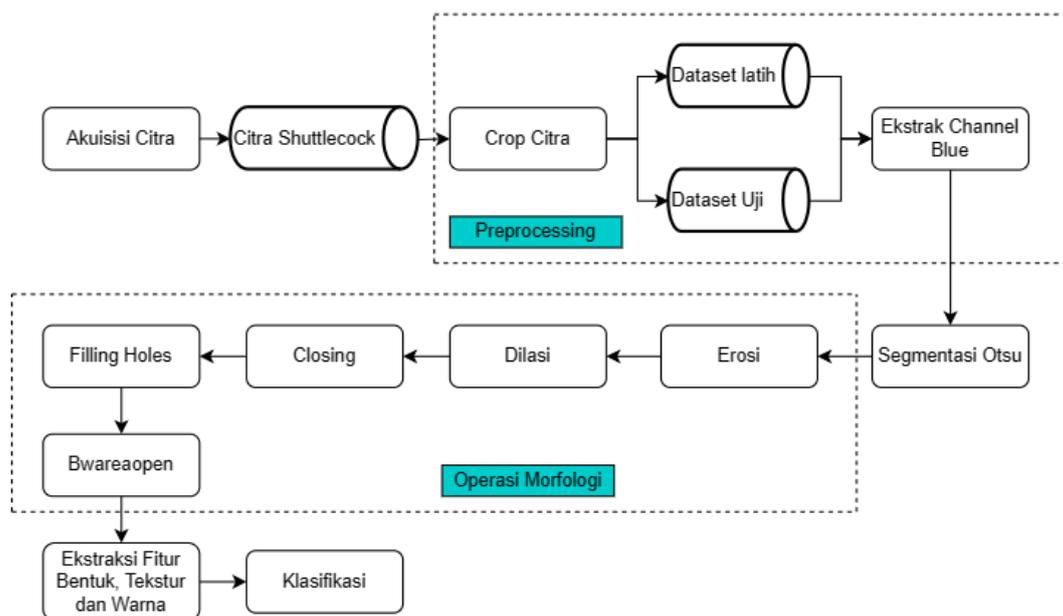
Hasil penelitian identifikasi kualitas beras mengklasifikasikan data yang telah diakuisisi ke dalam tiga kelas, yaitu baik, kurang, dan buruk serta menunjukkan tingkat akurasi sebesar 96,67%

[9]. Sedangkan pada penelitian identifikasi kualitas biji kopi ekspor diperoleh tingkat akurasi sebesar 80%. Identifikasi kualitas biji kopi dilakukan secara otomatis dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan berbasis metode backpropagation serta pengujian dilakukan terhadap 10 citra biji kopi sebagai objek penelitian [10]. Namun, dari literatur yang telah diulas dalam penelitian-penelitian terkait, belum ada yang mengusulkan tentang identifikasi kualitas fisik pada *shuttlecock*. Proses pemilihan *shuttlecock* sendiri masih menggunakan proses manual. Proses pemilihan *shuttlecock* secara manual memakan waktu yang lama dan memiliki tingkat akurasi yang relatif rendah karena dipengaruhi oleh subjektivitas pemilih, sehingga kurang efisien.

Oleh karena itu, pada penelitian ini diusulkan sistem identifikasi kualitas fisik pada *shuttlecock* menggunakan teknologi pengolahan citra digital dengan metode jaringan syaraf tiruan. Metode yang diusulkan mengembangkan sistem identifikasi kualitas fisik pada *shuttlecock* dengan memanfaatkan fitur bentuk dan fitur warna serta mengaplikasikannya menggunakan teknologi pengolahan citra digital menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan. Penelitian ini terdiri dari beberapa tahap utama, yaitu: akuisisi citra, segmentasi *Otsu thresholding*, morfologi, ekstraksi ciri tekstur dan ekstraksi fitur warna. Tahapan-tahapan tersebut dijalankan selama proses pelatihan dan klasifikasi dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. Hasil klasifikasi dari penelitian ini dibagi menjadi dua kategori, yaitu kualitas baik dan kualitas buruk pada *shuttlecock*.

## 2. Metode Penelitian

Metode yang diusulkan terdiri dari beberapa tahap utama, tahapan tersebut dapat dilihat pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Tahapan identifikasi kualitas fisik *shuttlecock* yang diusulkan.

### 2.1 Akuisisi Citra

Proses akuisisi citra merupakan tahap dalam memperoleh gambar. Fokus dari langkah ini adalah untuk mengidentifikasi informasi yang dibutuhkan dan memilih teknik pengambilan citra digital. Proses diawali dengan menyiapkan objek yang akan diambil citranya, menyiapkan alat-alat yang diperlukan, dan kemudian ke tahap pengambilan citra [11]. Proses akuisisi citra dapat dilihat pada Gambar 2.

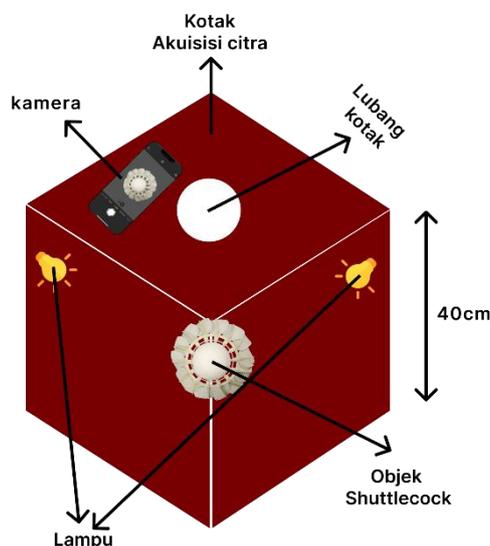
Dari ilustrasi pada Gambar 2, dalam penelitian ini pengambilan citra dilakukan dengan menggunakan kamera *smartphone* iOS untuk mendapatkan citra dari objek *shuttlecock* tanpa menggunakan *flash*. Objek *shuttlecock* diletakkan di dalam kotak yang telah dilubangi yang

mempunyai 2 buah lampu sebagai pencahayaan untuk pengambilan gambar. Jumlah citra *shuttlecock* yang diambil adalah 200 citra, 100 citra untuk *shuttlecock* kualitas baik dan 100 citra untuk *shuttlecock* kualitas buruk.

## 2.2 Preprocessing

*Preprocessing* data merupakan tahap persiapan sebelum data diolah dan digunakan dalam proses klasifikasi [12]. Pada proses *preprocessing*, dilakukan manipulasi data gambar untuk meningkatkan variasi, termasuk tindakan seperti pembalikan, pengubahan ukuran, dan pemotongan acak [13]. Tujuan *preprocessing* adalah untuk meningkatkan kualitas citra yang akan diteliti [14].

Pada tahap ini, ada beberapa proses yang dilakukan. Proses-proses tersebut mencakup pembacaan citra, pemotongan citra menjadi rasio 1:1, pembagian data menjadi data latih (70%) dan data uji (30%), serta melakukan proses ekstraksi dari masing-masing channel warna, yaitu merah (*red*), hijau (*green*), dan biru (*blue*). Pada penelitian ini, kami menggunakan *channel blue* untuk dijadikan acuan pada tahap selanjutnya.



Gambar 2. Proses akuisisi citra.

## 2.3 Segmentasi Otsu Thresholding

Segmentasi Otsu *Thresholding* adalah teknik segmentasi citra yang secara otomatis mempartisi histogram *gray level* citra menjadi dua wilayah berbeda tanpa memerlukan intervensi pengguna untuk memasukkan nilai ambang batas [15]. Pada tahap segmentasi ini, *channel blue* dipilih karena hasil yang ditampilkan lebih optimal dalam menentukan area objek dan *background* dibandingkan dengan menggunakan *channel green* dan *blue*.

## 2.4 Morfologi

Operasi morfologi adalah metode pengolahan citra yang difokuskan pada bentuk segmen atau wilayah dalam citra. Operasi ini umumnya digunakan pada citra biner karena bergantung pada sifat bentuk segmen atau objek dalam citra. Operasi ini antara lain meliputi: *dilasi*, *erosi*, *closing*, *filling holes* dan *bwareaopen* [16], operasi morfologi tersebut digunakan pada penelitian ini. Selain itu, jenis *structuring element (strel)* yang digunakan juga merupakan faktor penting dalam proses ini. Dimana jenis *strel* yang digunakan yaitu berbentuk *disk* berukuran 5 piksel untuk operasi *dilasi*, *erosi* dan *closing*.

Morfologi erosi dilakukan untuk mengikis piksel pada objek dengan mengganti nilai setiap piksel menjadi nilai minimum dari piksel tetangga di sekitarnya. Morfologi dilakukannya untuk memperlebar piksel pada objek citra dengan mengganti nilai setiap piksel menjadi nilai maksimum dari piksel tetangga di sekelilingnya. Kemudian, morfologi *closing* dilakukan untuk mengisi lubang kecil dalam objek dan menghaluskan objek dengan menghilangkan *noise* disekitarnya. Selanjutnya, morfologi *filling holes* dilakukan untuk mengisi lubang atau area dalam objek yang memiliki nilai intensitas yang sama dengan latar belakang. Terakhir, *bwareaopen* digunakan untuk menghilangkan detail kecil atau komponen yang dianggap tidak penting pada objek, sehingga dapat memperhalus kontur objek dan menghasilkan area objek yang lebih bersih dan halus.

## 2.5 Ekstraksi Fitur Bentuk

Untuk membedakan bentuk dan ukuran objek, diterapkan sejumlah parameter atau fitur dari ekstraksi ciri bentuk, termasuk *area*, *perimeter*, *eccentricity*. *Area* adalah ukuran luas dari suatu objek pada citra yang menggambarkan seberapa besar suatu objek pada citra, *perimeter* adalah panjang garis yang mengelilingi batas luar suatu objek, mengukur sejauh apa garis yang membentuk kontur objek. *Eccentricity* adalah ukuran sejauh mana bentuk suatu objek dari bentuk lingkaran, nilai *eccentricity* mendekati nol untuk objek yang memiliki bentuk lingkaran sempurna sedangkan nilai yang lebih besar menunjukkan bentuk yang lebih elips atau memanjang, dan *metric* digunakan adalah ukuran yang digunakan untuk menggambarkan karakteristik objek [17]. Ekstraksi ciri bentuk dilakukan untuk menganalisis karakteristik bentuk dan struktur dari *shuttlecock* yang akan digunakan dalam penilaian kualitas *shuttlecock*.

## 2.6 Ekstraksi Fitur Tekstur

Ekstraksi fitur tekstur adalah proses untuk membedakan pola tekstur antara satu objek dengan objek lainnya, salah satu karakteristik tekstur yang dapat digunakan adalah metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). Metode ini melakukan analisis terhadap piksel dalam citra untuk menentukan frekuensi kemunculan tingkat keabuan tertentu [17]. Ekstraksi ciri tekstur dengan metode GLCM (*contras*, *correlation*, *energy*, *homogeneity*), dilakukan untuk menganalisis pola permukaan bulu pada *shuttlecock* seperti kerapatan dan kerontokan bulu.

## 2.7 Ekstraksi Fitur Warna

Ekstraksi fitur warna adalah metode yang digunakan untuk mendeteksi dan mengukur aspek warna dari objek pada ruang warna RGB [18]. Ekstraksi fitur warna dilakukan untuk menentukan ciri spesifik dari warna (mendeteksi adanya noda) kepala *shuttlecock* yang berkualitas baik dan berkualitas buruk dan digunakan sebagai tolak ukur dalam menentukan kualitas *shuttlecock*.

## 2.8 Klasifikasi

Setelah memperoleh semua nilai fitur dari citra pada data latih dan data uji, langkah selanjutnya adalah proses klasifikasi. Pada tahap ini model klasifikasi dibangun menggunakan data latih yang terbagi menjadi dua kategori kualitas *shuttlecock* yaitu kualitas baik dan kualitas buruk. Tahap ini memungkinkan sistem untuk mengenali dan mengklasifikasikan kualitas *shuttlecock* berdasarkan informasi selama proses pembangunan model. Klasifikasi ini bertujuan untuk mengidentifikasi suatu objek berdasarkan karakteristik tertentu [19].

Metode klasifikasi yang diterapkan adalah menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST), yaitu suatu sistem komputasi yang meniru prinsip jaringan syaraf biologis untuk pemrosesan informasi [20], dengan algoritma *Feedforward Backpropagation*. Struktur JST yang diterapkan terdiri dari lapisan input dengan 7 *neuron*, merujuk pada fitur-fitur yang sudah diekstraksi sebelumnya. Selanjutnya, terdapat dua lapisan tersembunyi, masing-masing dengan 10 dan 5 *neuron*, yang

menggunakan fungsi aktivasi *Log-sigmoid*. Lapisan output menggunakan fungsi aktivasi linear dengan 1 neuron *output*, mewakili kelas hasil klasifikasi citra *shuttlecock*. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan metode *Levenberg-Marquardt*. Evaluasi kinerja model diukur melalui *Misclassification Error* (ME) dan *Mean Square Error* (RMSE).

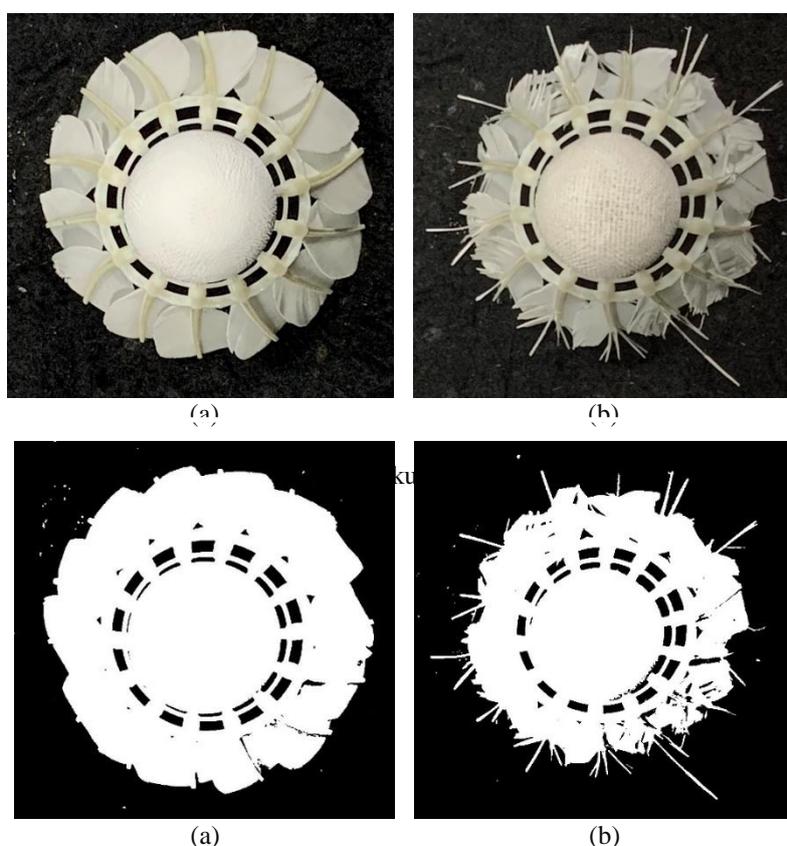
### 3. Hasil dan Pembahasan

Data latih terdiri dari 140 citra, 70 citra *shuttlecock* kualitas baik dan 70 citra *shuttlecock* kualitas buruk. Sebelum menguji citra, langkah pertama adalah melatih data dengan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. Dalam penelitian ini, dua tahap pelatihan data dilakukan. Tahap pertama melatih kerapatan dan kerontokan bulu dari citra *shuttlecock* menggunakan ekstraksi ciri tekstur GLCM seperti *contrast*, *correlation*, *energy*, *homogeneity*. Sementara itu, tahap kedua untuk melatih aspek warna pada kepala *shuttlecock* menggunakan ekstraksi fitur warna.

Setelah menyelesaikan proses pelatihan data, langkah berikutnya adalah melakukan pengujian menggunakan antarmuka grafis pengguna (GUI) yang telah dipersiapkan sebelumnya. Proses pengujian ini melibatkan penggunaan fungsi Jaringan Syaraf Tiruan yang sudah dibuat sebelumnya, sehingga data dapat dibaca dan diklasifikasikan sesuai dengan hasil dari pelatihan data. Dalam tahap pengujian ini, digunakan sebanyak 60 data uji.

#### 3.1 Pembacaan citra

Langkah awal dalam pengolahan citra digital adalah menginput atau mengenali gambar asli yang akan diproses. Gambar yang digunakan adalah gambar RGB (*red*, *green*, *blue*). Citra original *shuttlecock* dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 4. Contoh hasil segmentasi *shuttlecock* kualitas (a) baik dan (b) buruk.

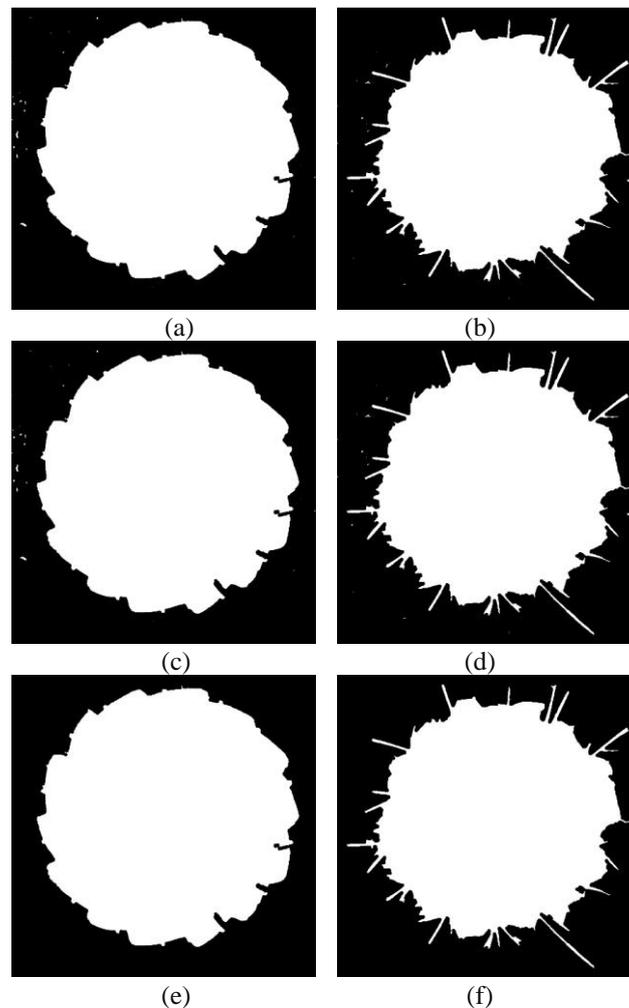
Gambar *shuttlecock* kualitas baik dapat dikenali dari tampilan bulunya yang rapi dan tebal. Bulu terlihat putih bersih dan teratur. Kepala *shuttlecock* juga terlihat bulat, seimbang serta putih bersih. Hal ini menunjukkan *shuttlecock* dibuat dengan baik dan berkualitas tinggi sehingga bisa digunakan dengan baik dalam sebuah pertandingan bulutangkis.

Gambar *shuttlecock* kualitas buruk seperti ditunjukkan pada Gambar 3(b), menunjukkan beberapa karakteristik yang dapat dikenali seperti ketidaksempurnaan bulu-bulu *shuttlecock*, yaitu ketidakrataan dan kerusakan. Selain itu, kepala *shuttlecock* pada citra tampak tidak simetris serta adanya noda pada warna kepala *shuttlecock*.

### 3.2 Segmentasi Otsu *Thresholding*

Proses segmentasi dilakukan untuk memisahkan objek dari latar belakang dalam citra. Dengan menerapkan metode Otsu *Thresholding*, proses segmentasi citra dilakukan dengan mempartisi citra menjadi dua klaster, yaitu klaster objek dan klaster latar belakang. Hasil segmentasi dengan Otsu *Thresholding* dapat dilihat pada Gambar 4.

Berdasarkan Gambar 4, hasil segmentasi menggunakan Otsu *Thresholding* menghasilkan citra biner, dengan objek sebagai piksel bernilai 1 (putih) dan latar belakang sebagai piksel bernilai 0 (hitam). Namun, segmentasi ini masih belum begitu akurat karena area selain *shuttlecock* masih dilabeli sebagai objek (putih).



Gambar 5. Contoh hasil operasi morfologi *shuttlecock* kualitas baik dan buruk pada tahap (a-b) dilasi dan erosi, (c-d) closing, dan (e-f) hole filling dan area opening.

### 3.3 Morfologi

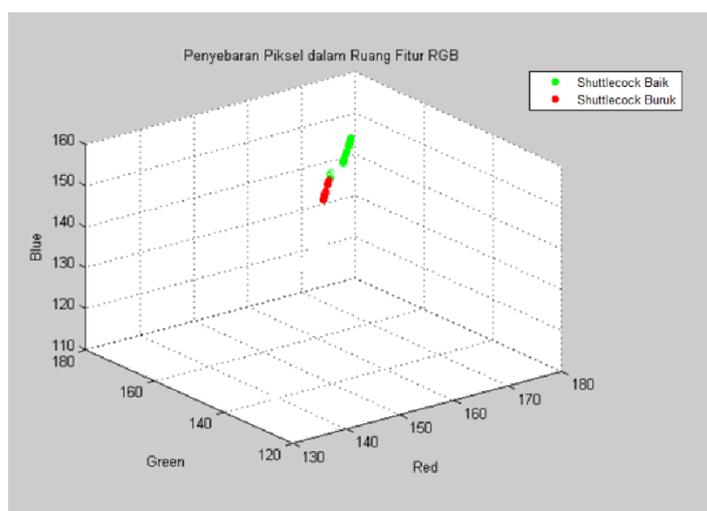
Pada tahap ini, operasi morfologi dilakukan untuk memanipulasi struktur objek dalam citra guna mencapai hasil tertentu. Pada penelitian ini, operasi morfologi yang diterapkan adalah dilasi, erosi, *closing*, *hole filling* dan *bwareaopen*. Hasil operasi tersebut dapat dilihat pada Gambar 5. Berdasarkan Gambar 5(a-b), Setelah menjalani operasi dilasi, gambar *shuttlecock* mengalami pelebaran pada objeknya, sehingga terjadi penambahan ukuran piksel. Hal ini berdampak pada terhubungnya kembali area objek yang terpisah setelah dilakukan operasi morfologi. Selanjutnya, dengan menerapkan operasi erosi, gambar mengalami pengikisan pada objeknya dengan menukar nilai tiap piksel objek dengan nilai minimum dari piksel tetangga di sekelilingnya. Kombinasi kedua operasi ini dapat mempengaruhi bentuk dan ukuran akhir dari citra *shuttlecock*. Efek dari erosi ini akan mengembalikan ukuran objek hasil segmentasi yang seharusnya setelah area objek yang terputus terhubung kembali melalui operasi dilasi yang dilakukan sebelumnya.

Selanjutnya, seperti ditunjukkan pada Gambar 5(c-d), setelah dilakukan operasi *closing* pada gambar *shuttlecock*, terjadi penggabungan dan penghalusan area di sekitar objek. Hal ini bertujuan untuk menutup celah-celah kecil yang mungkin ada, sehingga *shuttlecock* tampak lebih utuh dan bersih dalam citra.

Namun, sampai pada tahap ini, masih ada objek kecil di sekitar objek utama serta area pada Tengah objek yang berlubang. Oleh karena itu, gangguan ini perlu dihilangkan. Berdasarkan Gambar 5(e-f), setelah dilakukan operasi *hole filling*, lubang-lubang kecil pada citra *shuttlecock* telah diisi, sehingga permukaannya menjadi lebih utuh. Selanjutnya, dengan menerapkan operasi *area opening*, komponen-komponen kecil yang kurang signifikan telah dihilangkan, menghasilkan citra *shuttlecock* yang lebih bersih dan hanya ada 1 objek dalam 1 citra.

### 3.4 Fitur Bentuk, Tekstur dan Warna

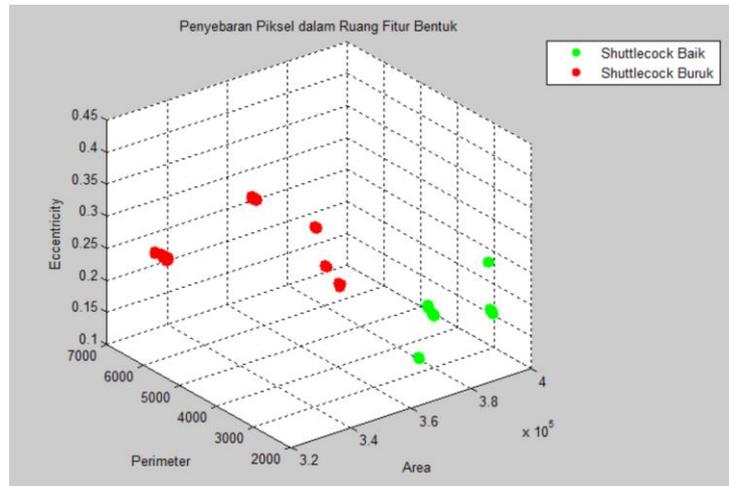
Tahap selanjutnya proses penentuan fitur bentuk, tekstur, dan fitur warna pada citra dengan melakukan ekstraksi ciri bentuk, tekstur dan warna. Pada fitur bentuk diterapkan sejumlah parameter atau fitur yaitu *area*, *perimeter*, dan *eccentricity* untuk menganalisis karakteristik bentuk dan struktur citra *shuttlecock*. Dalam analisis fitur tekstur, dilakukan perhitungan nilai *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity* untuk mengevaluasi tingkat kerapatan dan kerontokan bulu pada *shuttlecock*. Sedangkan penggunaan fitur warna meliputi fitur *red*, *green* dan *blue* digunakan untuk menentukan atau mendeteksi adanya noda dari kepala *shuttlecock*.



Gambar 6. Grafik sebaran nilai fitur RGB.

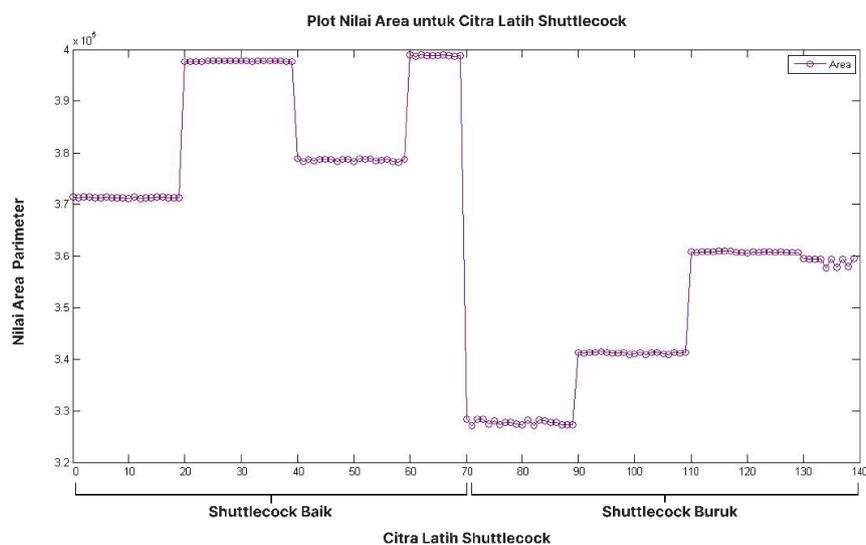
Pada Gambar 6, pada grafik *scatter plot*, titik-titik yang mewakili *shuttlecock* kualitas baik (berwarna hijau) cenderung berkumpul pada nilai-nilai tertentu dalam sumbu warna biru (blue).

Ini dapat diartikan bahwa pada *shuttlecock* baik, nilai-nilai fitur RGB memiliki kecenderungan untuk berkumpul pada nilai-nilai tertentu dalam komponen warna biru. Begitu pula dengan titik-titik yang mewakili *shuttlecock* kualitas buruk (berwarna merah) namun cenderung berkumpul pada nilai-nilai yang lebih rendah dalam sumbu warna biru. Hal ini mengindikasikan bahwa pada *shuttlecock* buruk, terdapat perbedaan dalam sebaran warna biru jika dibandingkan dengan *shuttlecock* baik.



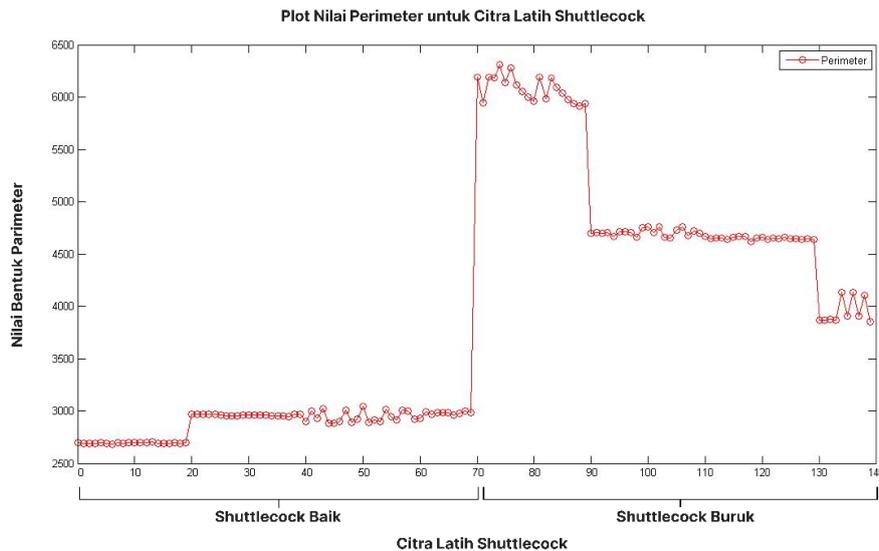
Gambar 7. Grafik sebaran nilai fitur bentuk.

Selanjutnya, berdasarkan grafik *scatter plot* pada Gambar 7, dapat dilihat dengan jelas bahwa titik-titik yang mewakili *shuttlecock* kualitas buruk (berwarna merah) cenderung berkumpul di titik tinggi nilai fitur bentuk perimeter sedangkan untuk titik yang diwakili *shuttlecock* baik (berwarna merah) cenderung berkumpul di titik rendah nilai fitur bentuk perimeter, di sisi lain *shuttlecock* baik juga cenderung berkumpul di titik tinggi dari nilai fitur bentuk area, berbeda dengan *shuttlecock* buruk yang lebih cenderung di daerah rendah pada nilai fitur bentuk area. Selain itu, untuk nilai fitur bentuk *eccentricity*, *shuttlecock* baik dan buruk cenderung memiliki letak titik yang hampir sama, namun sedikit lebih tinggi untuk nilai *eccentricity* pada *shuttlecock* buruk.

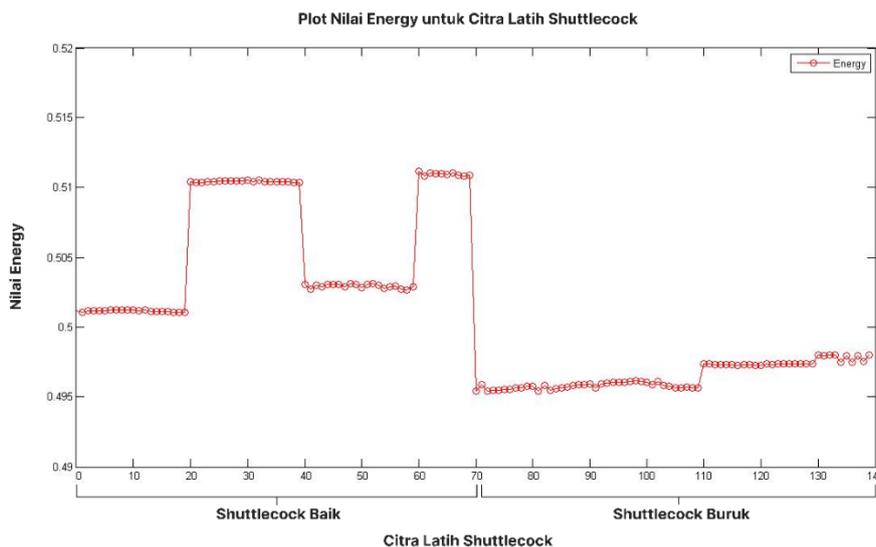


Gambar 8. Grafik nilai fitur bentuk area.

Berdasarkan grafik pada Gambar 8, perbedaan antara grafik kelas terlihat sangat jelas. Grafik untuk *shuttlecock* baik menunjukkan pola naik-turun, sementara nilai perimeter bentuknya cenderung lebih rendah dari *shuttlecock* buruk. Di sisi lain, grafik untuk *shuttlecock* buruk juga menunjukkan pola naik-turun, tetapi dengan nilai perimeter bentuk lebih tinggi dibandingkan dengan *shuttlecock* baik. Hasil ini memberikan indikasi bahwa karakteristik bentuk perimeter dapat menjadi indikator yang kuat untuk membedakan antara *shuttlecock* baik dan buruk. Perbedaan ini dapat memberikan kontribusi signifikan dalam proses klasifikasi citra *shuttlecock* berdasarkan nilai fitur bentuk perimeternya.



Gambar 9. Grafik nilai fitur bentuk *perimeter*.

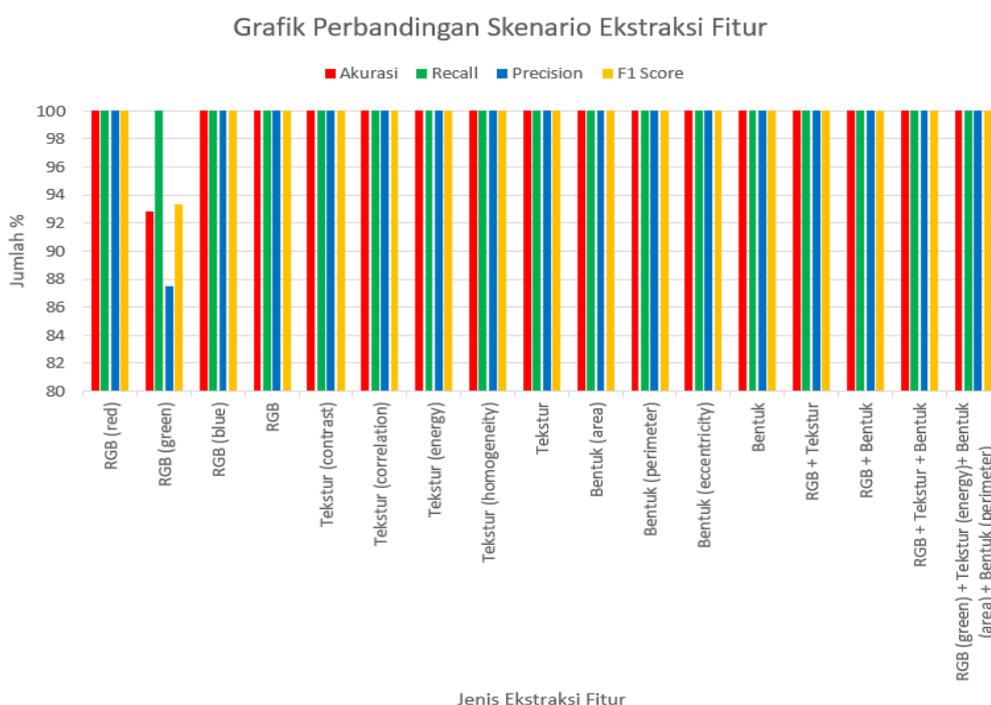


Gambar 10. Grafik nilai fitur *energy*.

Berdasarkan grafik pada Gambar 9, perbedaan antara grafik kelas terlihat sangat jelas. Grafik untuk *shuttlecock* baik menunjukkan pola naik-turun, sementara nilai perimeter bentuknya cenderung lebih rendah dari *shuttlecock* buruk. Di sisi lain, grafik untuk *shuttlecock* buruk juga menunjukkan pola naik-turun, tetapi dengan nilai perimeter bentuk lebih tinggi dibandingkan dengan *shuttlecock* baik. Hasil ini memberikan indikasi bahwa karakteristik bentuk perimeter dapat menjadi indikator yang kuat untuk membedakan antara *shuttlecock* baik dan buruk.

Perbedaan ini dapat memberikan kontribusi signifikan dalam proses klasifikasi citra *shuttlecock* berdasarkan nilai fitur bentuk perimeternya.

Dari grafik yang terdapat pada Gambar 10, perbedaan pola grafik pada setiap kelas dapat terlihat dengan jelas. Grafik untuk *shuttlecock* baik menunjukkan pola naik-turun yang signifikan, namun untuk nilai *energy* teksturnya cenderung lebih tinggi daripada *shuttlecock* buruk. Di sisi lain, grafik untuk *shuttlecock* buruk juga menunjukkan pola naik-turun, tetapi dengan nilai area bentuk yang secara konsisten lebih rendah dibandingkan dengan *shuttlecock* baik. Hasil ini memberikan indikasi bahwa karakteristik bentuk *energy* dapat menjadi indikator yang kuat untuk membedakan antara *shuttlecock* baik dan buruk. Perbedaan yang konsisten ini dapat memberikan kontribusi signifikan dalam proses klasifikasi citra *shuttlecock* berdasarkan fitur teksturnya.



Gambar 11. Grafik nilai fitur *energy*.

Setelah berhasil mengekstrak semua fitur, langkah berikutnya adalah melakukan pelatihan dan pengujian dengan berbagai gabungan dari kedua fitur yang tersedia. Tujuannya adalah untuk menemukan kombinasi fitur terbaik yang menghasilkan akurasi tinggi dan waktu komputasi yang efisien. Dari perbandingan hasil akurasi dan waktu komputasi pada skenario gabungan fitur dalam Gambar 11, dapat disimpulkan bahwa semua skenario mencapai tingkat akurasi tinggi. Penyesuaian parameter dan teknik pengukuran skenario yang sesuai dengan citra yang digunakan, sehingga banyak skenario yang berhasil mencapai akurasi 100%.

### 3.5 Pelatihan dan Pengujian

Setelah berhasil mengekstrak semua fitur, langkah berikutnya adalah melakukan proses pelatihan dan pengujian dengan menggunakan kombinasi dari tiga jenis fitur, yaitu fitur bentuk, tekstur, dan fitur warna. Tujuannya adalah untuk menemukan kombinasi fitur yang menghasilkan Akurasi tinggi dan waktu komputasi yang efisien. Hasil pelatihan dan pengujian dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan antara akurasi dan waktu komputasi pada skenario fitur gabungan.

Fitur Terpilih	Akurasi(%)		Missclassification Error(%)		Waktu Komputasi(detik/citra)	
	Pelatihan	Pengujian	Pelatihan	Pengujian	Pelatihan	Pengujian
RGB ( <i>red</i> )	100	100	0	0	0,104	0,130
RGB ( <i>green</i> )	92,857	100	7,142	0	0,087	0,066
RGB ( <i>blue</i> )	100	100	0	0	0,086	0,081
RGB	100	100	0	0	0,117	0,118
Tekstur ( <i>contrast</i> )	100	91,667	0	8,334	0,114	0,116
Tekstur ( <i>correlation</i> )	100	85	0	15	0,135	0,143
Tekstur ( <i>energy</i> )	100	100	0	0	0,136	0,140
Tekstur ( <i>homogeneity</i> )	100	91,667	0	8,334	0,136	0,138
Tekstur	100	100	0	0	0,146	0,142
Bentuk ( <i>area</i> )	100	100	0	0	0,081	0,085
Bentuk ( <i>perimeter</i> )	100	100	0	0	0,124	0,108
Bentuk ( <i>eccentricity</i> )	100	86,667	0	13,334	0,100	0,104
Bentuk	100	100	0	0	0,116	0,117
RGB + Tekstur	100	100	0	0	0,132	0,144
RGB + Bentuk	100	100	0	0	0,164	0,167
RGB + Tekstur + Bentuk	100	100	0	0	0,242	0,240
RGB ( <i>green</i> ) + Tekstur ( <i>energy</i> ) + Bentuk ( <i>area</i> ) + Bentuk ( <i>perimeter</i> )	100	100	0	0	0,136	0,123

Berdasarkan hasil perbandingan, skenario yang mempertimbangkan fitur bentuk, khususnya menggunakan fitur *area* dan *perimeter*, menunjukkan kinerja paling baik dengan akurasi pengujian 100% dan waktu komputasi yang efisien. Skenario menggunakan saluran warna biru pada RGB memberikan hasil yang sangat baik dengan akurasi pelatihan dan pengujian mencapai 100%, serta tingkat error yang minimal. Skenario tekstur khususnya pada fitur *energy* dapat memberikan hasil yang cukup baik dengan akurasi pengujian 100% dan waktu komputasi yang efisien. Oleh karena itu, kombinasi skenario warna RGB pada channel biru, skenario tekstur pada fitur *energy*, dan skenario bentuk khususnya pada fitur *area* dan *perimeter* memberikan hasil yang sangat optimal dengan akurasi pelatihan dan pengujian mencapai 100% dengan tingkat *error* yang minimal dan waktu komputasi yang efisien dalam melakukan proses klasifikasi citra *shuttlecock*. Setelah di dapatkan fitur yang tepat untuk melakukan klasifikasi, dilakukan proses klasifikasi terhadap 140 citra latih dan 60 data uji. Hasil pelatihan dapat dilihat pada Tabel 2 untuk data latih dan tabel 3 untuk data uji.

Tabel 2. Hasil klasifikasi data latih

Confusion Matrix		
Kelas	<i>Shuttlecock</i> baik	<i>Shuttlecock</i> buruk
<i>Shuttlecock</i> baik	70	0
<i>Shuttlecock</i> buruk	0	70

Berdasarkan hasil klasifikasi data latih pada Tabel 2 diatas, dapat dilihat bahwa terdapat 2 kelas yang di dalamnya terdapat citra latih hasil klasifikasi di masing-masing kelas, yang disajikan dalam bentuk *confusion matrix*. Dari data pada tabel di atas, didapatkan hasil klasifikasi citra dengan jumlah prediksi yang benar di tiap kelasnya yaitu, 70 citra untuk kelas *shuttlecock* baik, dan 70 citra untuk kelas *shuttlecock* buruk. Dimana kedua kelas citra dapat memprediksi dengan sangat tepat. Dari hasil *confusion matrix* di tingkat akurasi keseluruhan yaitu 100%, yang

menunjukkan bahwa proses pelatihan dapat berjalan dengan sangat baik. Oleh karena itu, model JST yang telah dikembangkan dapat diterapkan untuk melakukan pengujian pada citra uji.

Tabel 3. Hasil klasifikasi data uji

Confusion Matrix		
Kelas	<i>Shuttlecock</i> baik	<i>Shuttlecock</i> buruk
<i>Shuttlecock</i> baik	30	0
<i>Shuttlecock</i> buruk	0	30

Berdasarkan hasil klasifikasi data latih pada Tabel 3 diatas, diperoleh hasil klasifikasi citra dengan jumlah prediksi yang benar di tiap kelasnya yaitu, 30 citra untuk kelas *shuttlecock* baik, dan 30 citra untuk kelas *shuttlecock* buruk. Dimana kedua kelas citra dapat memprediksi dengan sangat tepat. Dari hasil Confusion matriks di tingkat akurasi keseluruhan yaitu 100%, dimana dari akurasi yang di dapatkan dapat disimpulkan bahwa proses pelatihan telah cukup berjalan dengan sangat baik.

#### 4. Kesimpulan

Dalam penelitian ini, telah dikembangkan suatu sistem yang dapat mengidentifikasi kualitas fisik pada *shuttlecock* berdasarkan kombinasi fitur warna RGB pada saluran biru, fitur tekstur pada fitur energy, dan fitur bentuk khususnya pada fitur area dan perimeter. Sistem ini dapat mengelompokkan kualitas fisik pada *shuttlecock* ke dalam dua kelas, yaitu baik dan buruk, menerapkan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Feedforward Backpropagation*, pelatihan dan pengujian sistem dilakukan melalui 16 skenario untuk mengidentifikasi gabungan fitur yang memberikan akurasi maksimal dan waktu komputasi minimal. Kombinasi skenario warna RGB pada saluran biru, skenario tekstur pada fitur energy, dan skenario bentuk khususnya pada fitur area dan perimeter memberikan hasil yang optimal dalam melakukan proses klasifikasi citra *shuttlecock*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan melatih sistem menggunakan 140 citra latih, diperoleh akurasi tertinggi sebesar 100% dengan waktu komputasi 0,136 detik per citra. Selanjutnya, hasil pengujian pada 60 citra uji mencapai tingkat akurasi sebesar 100% dengan waktu komputasi 0,123 detik per citra.

#### Referensi

- [1] T. G. Novan Priambudi and A. A. Syaukani, "Perbedaan Pengaruh Latihan Handgrip & Dumbell Terhadap Peningkatan Kekuatan Genggaman Jari Pada Pemain Bulu Tangkis", *Porkes*, vol. 5, no. 1, pp. 23–34, Jun. 2022, doi : 10.29408/porkes.v5i1.5374
- [2] J. P. Olahraga, D. F. Yanti, N. Simatupang, dan A. Sunarno, "Pengembangan *shuttlecock* berwarna sebagai media pembelajaran bulutangkis." *Jurnal Pedagogik Olahraga*, vol.6, no.2,pp 51-54,2020, doi : 10.24114/jpor.v6i2.21092
- [3] B. S. M. Triaiditya, D. A. Santoso, dan G. Rubiono, "Pengaruh sudut kemiringan raket terhadap pantulan *shuttlecock* bulu tangkis," *Jurnal sportif: Jurnal Penelitian Pembelajaran*, vol. 6, no. 1, hlm. 27–39, April 2020, doi: 10.29407/js\_unpgri.v6i1.13875.
- [4] PB. Djarum, "Rekomendasi Shuttlecock BWF," 2020. <https://pbdjarum.org/berita/di luar-arena/20210219-rekomendasi-shuttlecock-bwf#gref> (accessed Des. 12, 2023). "
- [5] Keefe, "13 Merk *Shuttlecock* Terbaik yang Penuhi Standar," Tokopedia.com.
- [6] CNN Indonesia, "Keluhan Kevin/Marcus Soal Shuttlecock di Thomas Cup," CNN Indonesia. Diakses: 20 Oktober 2023. [Daring]. Tersedia: <https://www.cnnindonesia.com/olahraga/20211011224823-170-706380/keluhan-kevin-marcus-soal-shuttlecock-di-thomas-cup>.
- [7] P. D. Wananda, L. Novamizanti, dan R. D. Atmaja, "Sistem Deteksi Cacat Kayu dengan Metode Deteksi Tepi SUSAN dan Ekstraksi Ciri Statistik," *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 6, no. 1, hlm. 140,

- April 2018, doi: 10.26760/elkomika.v6i1.140..
- [8] A. Urbonas, V. Raudonis, R. Maskeliunas, and R. Damaševičius, “Automated Identification of Wood Veneer Surface Defects Using Faster Region-Based Convolutional Neural Network with Data Augmentation and Transfer Learning,” *Applied Sciences* (Switzerland), vol. 9, no. 22, Nov. 2019, doi: 10.3390/app9224898.
- [9] A. A. Nurcahyani dan R. Saptono, "Identifikasi Kualitas Beras dengan Citra Digital," *Scientific Journal of Informatics*, vol. 2, no.1, [Daring]. Tersedia: <http://journal.unnes.ac.id/nju/index.php/sji>.
- [10] M. Olivya, E. Tungadi, and N. B. Rante, “Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Ekspor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation”, *INSTEK*, vol. 3, no. 2, pp. 299–308, Oct. 2018, doi: 10.24252/instek.v3i2.6227
- [11] A. Rilo Pambudi, "Deteksi Keaslian Uang Kertas Berdasarkan *Watermark* dengan Pengolahan Citra Digital," *Jurnal Informatika Polinema*, vol. 6, hlm. 69–74, 2020, doi : 10.33795/jip.v6i4.407
- [12] A. J. Rozaqi, A. Sunyoto, and M. rudyanto Arief, “Deteksi Penyakit Pada Daun Kentang Menggunakan Pengolahan Citra dengan Metode Convolutional Neural Network,” *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 8, no. 1, pp. 22–31, Mar. 2021, doi: 10.24076/CITEC.2021V8I1.263.
- [13] A. Fadjeri, A. Setyanto, and M. P. Kurniawan, “Pengolahan Citra Digital Untuk Menghitung Ekstraksi Ciri Greenbean Kopi Robusta Dan Arabika (Studi Kasus: Kopi Temanggung),” *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIKOMSiN)*, vol. 8, no. 1, Apr. 2020, doi: 10.30646/tikomsin.v8i1.462.
- [14] Yelly Nabuasa, “Pengolahan Citra Digital Perbandingan Metode Histogram Equalization Dan Spesification Pada Citra Abu-Abu”, *jicon*, vol. 7, no. 1, pp. 87-95, Mar. 2019, doi: 10.35508/jicon.v7i1.889.
- [15] B. Baso, D. Nababan, R. Risald, and R. Y. Kolloh, “Segmentasi Citra Tenun Menggunakan Metode Otsu Thresholding dengan Median Filter”, *JUTIKOMP*, vol. 5, no. 1, pp. 1-6, Apr. 2022, doi: 10.34012/jutikomp.v5i1.2586.
- [16] I. P. E. Sutariawan, G. R. Dantes, and K. Y. E. Aryanto, “Segmentasi Mata Katarak Pada Citra Medis Menggunakan Metode Operasi Morfologi,” *J. Ilmu Komput. Indones.*, vol. 3, no. 1, pp. 23–31, Sep. 2018, doi: 10.23887/JIK.V3I1.2750.
- [17] I. P. R. dan A. B. K. Muh. Nur Yusri, "Identifikasi Kualitas Telur Ayam Berbasis Pengolahan Citra Digital dan Jaringan Syaraf Tiruan," *Journal of Embedded Security and Intelligent System*, vol. 02, hlm. 33–40, April 2021, doi: 10.26858/jessi.v2i1.20314.
- [18] S. Siagian, K. Ibnutama, and R. Mahyuni, “Implementasi Metode Ekstraksi Ciri Warna Untuk Mendeteksi Kematangan Buah Jeruk,” *J. Sist. Inf. Triguna Dharma (JURSI TGD)*, vol. 1, no. 6, pp. 898–905, Nov. 2022, doi: 10.53513/JURSI.V1I6.5861.
- [19] S. Saifullah dan Andiko Putro Suryotomo, "*Chicken Egg Fertility Identification using FOS and BP-Neural Networks on Image Processing*," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 5, hlm. 919–926, Oktober 2021, doi: 10.29207/resti.v5i5.3431.
- [20] F. Zola, “Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Algoritma Backpropagation Untuk Memprediksi Prestasi Siswa”, *JTOS*, vol. 1, no. 1, pp. 58-72, Jun. 2018, doi: 10.36378/jtos.v1i1.12