

## Klasifikasi Multi-Objek Citra Alat Olah Raga dengan Fitur Tekstur dan Garis

Hamada Zein<sup>1)</sup>, Galih Priyambada<sup>2)</sup>, Siti Puspita Hida Sakti MZ<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup> Bisnis Digital, Universitas Muhammadiyah Kalimantan Timur

<sup>2)</sup> Pendidikan Olahraga, Universitas Muhammadiyah Kalimantan Timur

<sup>3)</sup> Sistem Informasi, STMIK Syaikh Zainuddin NW Anjani

[hz831@umkt.ac.id](mailto:hz831@umkt.ac.id)<sup>1)\*</sup>, [gp681@umkt.ac.id](mailto:gp681@umkt.ac.id)<sup>2)</sup>, [siti.puspita@yahoo.com](mailto:siti.puspita@yahoo.com)<sup>3)</sup>

### ABSTRACT

Pengenalan multi-objek pada suatu citra alat olahraga banyak dilakukan untuk tujuan pendeteksian. Bola sebagai salah satu alat olahraga, selama ini dideteksi sebagai benda bulat untuk berbagai keperluan seperti deteksi posisi bola pada saat pertandingan, sedangkan pengenalan alat olahraga dalam bentuk beragam seperti shuttlecock dan bola keeping hoki belum banyak dilakukan. Penelitian ini bertujuan untuk melihat bagaimana pengaruh ekstraksi fitur dan representasi fitur mempengaruhi performa algoritma Machine Learning dalam mengklasifikasikan beberapa jenis alat olahraga yaitu bola sepak, bola keeping hoki dan shuttlecock pada citra berisi banyak objek. Dataset yang digunakan merupakan citra yang diambil secara acak dari Google Images. Pra-pemrosesan pada penelitian ini dimulai dari mengubah ukuran citra, mengubah citra dengan channel GRB menjadi skala abu-abu dan menghilangkan noise menggunakan filter Gaussian. Ekstraksi fitur dalam penelitian ini menggunakan dua metode berbeda yaitu Hough untuk mendapatkan fitur garis dan Local Binary Pattern untuk mendapatkan fitur tekstur. Representasi fitur dalam bentuk histogram juga digunakan sebelum diklasifikasikan menggunakan beberapa algoritma klasifikasi untuk melihat sejauh mana pengaruhnya pada performa metode klasifikasi. Hasil tertinggi didapatkan oleh Random Forest dan Local binary patterns yaitu 70% dan hasil akurasi terendah menggunakan KNN dengan ekstraksi fitur LBP sebesar 43%.

Kata kunci : Alat Olahraga, LBP, Hough, Klasifikasi, Fitur Tekstur

### I. PENDAHULUAN

Pemrosesan citra digital adalah cara memanipulasi citra digital untuk digunakan dalam banyak hal dalam kehidupan sehari-hari. Implementasi pengenalan citra banyak digunakan untuk berbagai keperluan. Dalam bidang olahraga, pengenalan citra banyak digunakan untuk mengklasifikasikan jenis olahraga (Joshi et al., 2020) seperti sepak bola, basket (Hafidhoh & Sukmana, 2018) atau jenis olahraga lainnya. Hal lainnya seperti mendeteksi pergerakan bola (Putra & Puriyanto, 2022), mengenali posisi gawang dan bola dan tidak sedikit juga yang menggunakan pengolahan citra (Wibowo et al., 2021) untuk ditanamkan pada kecerdasan robot untuk mendeteksi keberadaan bola.

Fitur merupakan informasi yang terdapat pada suatu citra, ada beberapa fitur yang sering digunakan dalam dunia olahraga seperti garis dan tepi untuk mendeteksi pergerakan (Putra & Puriyanto, 2022) dan ada pula yang mendeteksi keberadaan bola. Citra alat olahraga seperti bola atau benda bulat lainnya dapat dikenali menggunakan fitur garis (Asri et al., 2022). Ciri lain yang bisa diperhatikan untuk mengenali jenis alat olahraga adalah fitur tekstur. Fitur-fitur dalam dunia olahraga masih sedikit dieksplorasi oleh para peneliti. Fitur tekstur dapat digunakan untuk mengenali dan membedakan beberapa objek volume seperti buah (H. Abd al karim & A. Karim, 2021), paket atau objek lainnya. Metode ekstraksi fitur tekstur yang cukup sering digunakan adalah Gray Level Matrix Co-Occurance (GLCM) dan Local Binary Pattern (Ayuningsih et al., 2019). Keduanya cukup banyak digunakan sebagai metode ekstraksi fitur untuk tujuan klasifikasi (Fadlil et al., 2023; Kevin et al., 2019; Neneng et al., 2021). Local Binary Pattern dapat membantu menggambarkan tekstur permukaan bola

sepak. Misalnya, pola kulit bola sepak dapat direpresentasikan dengan pola *Local Binary Pattern* tertentu. Pada shuttlecock, *Local Binary Pattern* dapat membantu mengidentifikasi pola unik pada bulu di sekitar sayapnya, yang mungkin merupakan karakteristik terbaik dari shuttlecock.

Transformasi *Hough* adalah metode yang dapat digunakan untuk mengisolasi fitur-fitur tertentu pada suatu citra. *Hough* merupakan metode yang populer digunakan dalam dunia olahraga, dimana metode ekstraksi fitur ini dapat meningkatkan kinerja algoritma klasifikasi jika dikombinasikan dengannya (Wang & Shen, 2022) walaupun bukan untuk mengklasifikasikan jenis-jenis alat olahraga, namun pada prinsipnya cara ini dapat digunakan untuk mengklasifikasikan jenis-jenis alat olahraga dengan mendeteksi garis-garis kemudian mencari bentuk geometris yang paling sesuai dengan kumpulan titik-titik pada citra sehingga dapat membentuk berbagai bentuk. Transformasi *Hough* dapat digunakan untuk mendeteksi garis pada citra alat olahraga, terutama jika alat olahraga berupa bola terletak pada permukaan datar atau memantulkan cahaya dengan cara tertentu. Parameter garis yang dihasilkan dari *Hough Transform* dapat memberikan informasi geometri (Putra & Puriyanto, 2022) yang dapat digunakan untuk membedakan bola sepak dengan benda lainnya. Bentuk lain seperti keping hoki, biasanya memiliki ciri geometris yang berbeda dengan bola sepak. Transformasi *Hough* dapat membantu mendeteksi garis atau pola unik tertentu dalam citra keping hoki. *Hough Transform* (Melo et al., 2021) juga dapat digunakan untuk mendeteksi garis atau bentuk khusus pada citra shuttlecock khususnya pada bagian sayap yang dapat memberikan parameter geometri yang dapat membedakan shuttlecock dengan bola lainnya. Berbeda dengan *Hough*, penggunaan *Local Binary Pattern* sebagai ekstraksi fitur alat olahraga belum pernah dilakukan sehingga penelitian ini bertujuan untuk melihat bagaimana hasil penggunaan dua jenis fitur yang berbeda pada performa algoritma klasifikasi.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian ini berfokus untuk melihat bagaimana pengaruh dari fitur pada hasil klasifikasi alat olahraga pada citra dengan multi-objek, dalam penelitian ini ada dua yang digunakan yaitu Fitur tekstur dan fitur garis.

### 2.1 ESTRAKSI FITUR *LOCAL BINARY PATTERN*

*Local Binary Pattern* (LBP) adalah teknik ekstraksi fitur yang kuat dan efisien untuk analisis tekstur dalam citra dan video. Dalam konteks pengenalan citra, LBP dapat digunakan untuk berbagai aplikasi seperti analisis gerakan, pengenalan aktivitas (Hafidhoh & Sukmana, 2018), deteksi pose, dan pengembangan sistem pengawasan otomatis. Local Metode ekstraksi fitur LBP menggambarkan pola tekstur lokal di sekitar setiap piksel dalam sebuah citra. Secara matematis LBP dapat dinyatakan dalam persamaan (1) berikut

$$LBP(x, y) = \sum_{i=0}^7 s(P_i - P_c) \cdot 2^i \dots \dots \dots (1)$$

Di mana:

- $s = P_i - P_c$  adalah fungsi perbandingan intensitas yang didefinisikan seperti persamaan (2)
- $s = \begin{cases} 1, & \text{jika } x \geq 0 \\ 0, & \text{jika } x < 0 \end{cases} \dots \dots \dots (2)$
- $P_i$  adalah nilai intensitas piksel tetangga ke- $i$ .
- $P_c$  adalah nilai intensitas piksel pusat.
- $2^i$  adalah bobot biner yang sesuai dengan posisi tetangga  $P_i$

## 2.2 ESTRAKSI FITUR *HOUGH*

Transformasi *Hough* merupakan metode yang digunakan untuk mendeteksi bentuk-bentuk tertentu, seperti garis dan lingkaran. Pada beberapa penelitian, fitur ini memberikan hasil klasifikasi yang baik ketika dimasukkan ke dalam algoritma klasifikasi (Asri et al., 2022). Estraksi Fitur *Hough* dalam citra digital mengestimasi nilai parameter dengan menggunakan mekanisme voting dalam menentukan nilai parameter yang tepat (Hafidhoh & Sukmana, 2018). Untuk setiap titik tepi (x,y) dalam citra asli, dihitung nilai parameter garis yang mungkin melewati titik tersebut. Garis dalam ruang Cartesian dapat dinyatakan dengan persamaan (3)

$$y = mx + c \dots \dots \dots (3)$$

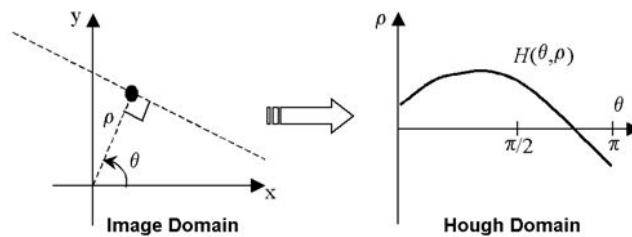
Tetapi dalam *Hough Transform*, persamaan (3) ini ditransformasikan ke bentuk parameter ruang *Hough* yang ditunjukkan pada persamaan (4).

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \dots \dots (4)$$

Di mana:

- $\rho$  adalah jarak terpendek dari asal (0,0) ke garis.
- $\theta$  adalah sudut antara sumbu-x dan garis tegak lurus dari asal ke garis.

Setiap titik (x,y) menghasilkan kurva sinusoidal dalam ruang ( $\rho, \theta$ ) yang ditunjukkan pada citra 1.

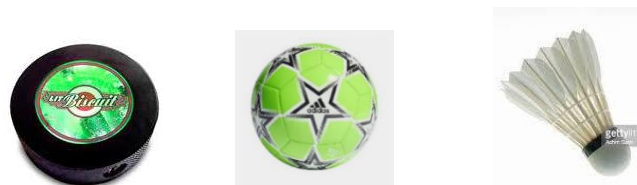


Gambar 1. Perbandingan kurva image domain dan *hough* domain (Wibowo et al., 2021)

Selanjutnya dibuat akumulator 2D dengan mencatat jumlah titik yang memetakan ke setiap pasangan ( $\rho, \theta$ ). Setiap kurva dalam ruang ( $\rho, \theta$ ) meningkatkan nilai dalam sel akumulator yang sesuai.

## III. METODE PENELITIAN

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari Google Images secara acak dengan berbagai ukuran dan dengan berbagai macam latar belakang. Latar belakang citra ini memiliki dua jenis yaitu latar belakang bersih atau tanpa adanya objek lain seperti pada Gambar 2 dan citra yang memiliki berbagai objek lain (multi-objek) dalam satu citra seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 2. Citra bola dalam satu bingkai tanpa benda lain

Dataset terdiri dari 98 citra keping hoki, 151 bola sepak, dan 108 shuttlecock. Semua citra yang diperoleh diambil dan disimpan, tidak hanya bervariasi dari segi isi citra, tetapi juga bervariasi ukurannya.



Gambar 3. Citra bola dalam satu bingkai yang disertai benda lain

Seluruh citra memiliki chanel warna RGB dengan tingkat kecerahan yang berbeda-beda. Seluruh citra yang telah dikumpulkan kemudian akan dilakukan pra-proses yang berfungsi memperbaiki kualitas citra sehingga menghasilkan fitur yang sesuai ketika dimasukkan kedalam algoritma klasifikasi.

### 3.1 PRA-PROSES

Untuk meningkatkan kinerja algoritma klasifikasi dan proses ekstraksi fitur, dilakukan beberapa pra-proses. Proses pertama adalah menormalisasi ukuran keseluruhan dari dataset citra menjadi 512x512. Citra yang telah memiliki ukuran serupa kemudian diubah menjadi citra berskala abu-abu(Grayscale) untuk memperkecil dimensi dan menyesuaikan dengan metode ekstraksi fitur yang akan digunakan dimana *Local Binary Pattern* (LBP) umumnya diterapkan pada citra grayscale. Pada citra grayscale, setiap piksel memiliki satu nilai intensitas dimana kondisi ini memudahkan perhitungan LBP. Proses terakhir pada bagian ini adalah menghilangkan noise menggunakan filter Gaussian dengan ukuran kernel 5x5.

### 3.2 EKSTRAKSI FITUR

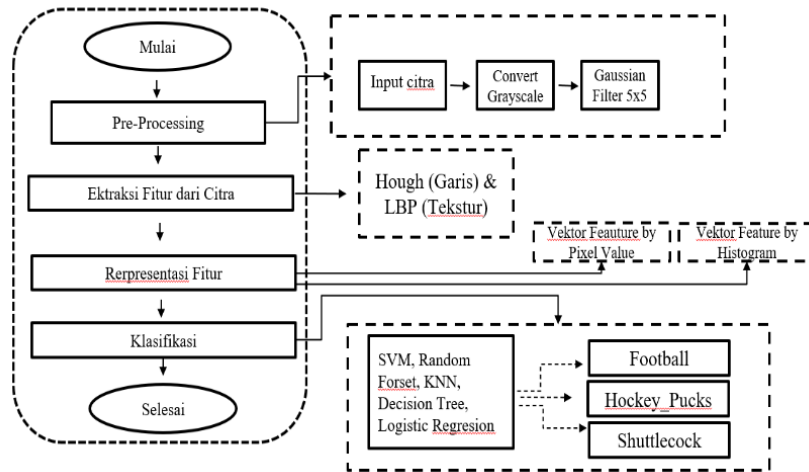
Citra yang telah disiapkan kemudian diekstrak fitur-fiturnya menggunakan dua metode yaitu *Local Binary Pattern* untuk mendapatkan fitur tekstur dan *Hough* untuk mendapatkan fitur tepi dari citra. Pada metode *Hough* deteksi tepi yang digunakan adalah deteksi tepi Canny dengan nilai ambang bawah sebesar 50 dan nilai ambang atas sebesar 200. Pada metode *Local Binary Pattern* digunakan radius sebesar 4.

Dalam penelitian ini akan digunakan dua metode representasi fitur, yang pertama dengan menggunakan fitur secara langsung dalam bentuk vektor dan yang kedua dengan mengkonversi fitur ke dalam bentuk histogram. Histogram untuk setiap blok kemudian diratakan atau digabungkan menjadi satu vektor fitur Panjang yang setiap vektornya merepresentasikan seluruh gambar.

Tujuan kedua skema ekstraksi fitur ini adalah untuk melihat bagaimana representasi fitur mempengaruhi tingkat akurasi proses klasifikasi. Proses konversi nilai piksel citra dari *Hough* dan LBP ke dalam bentuk vektor, untuk ukuran citra 512x512 akan diperoleh ukuran vektor fitur sebesar 262.144x1 dan untuk histogram akan dibentuk vektor dengan rentang nilai intensitas antara 0-255.

### 3.3 KLASIFIKASI

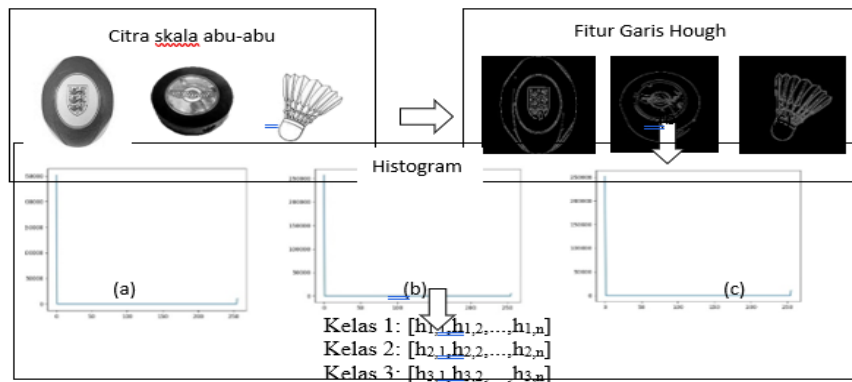
Tahap klasifikasi pada penelitian ini menggunakan beberapa metode pembelajaran mesin yaitu *Support Vector Machine*, *Random Forest*, *Decision Tree* dan *K-Nearest Neighbor*. Setiap metode klasifikasi menggunakan parameter default. Metode mengevaluasi kinerja setiap algoritma klasifikasi menggunakan pengukuran akurasi. Secara keseluruhan, alur penelitian mulai dari pra-proses, ekstraksi fitur hingga alur klasifikasi ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Alur Penelitian

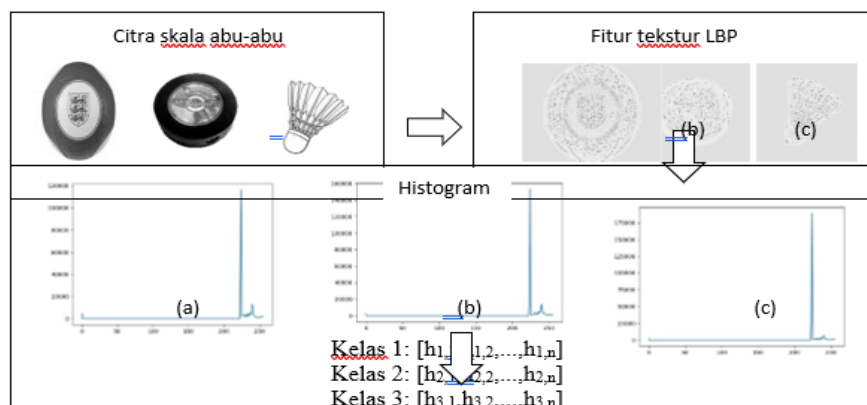
#### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil ekstraksi fitur yang telah dilakukan menghasilkan dua jenis fitur yaitu garis untuk *hough* dan tekstur untuk LBP. Citra 5 menunjukkan hasil *Hough* dan histogram *Hough* yang diterapkan pada citra. Fitur *Hough* tampaknya mampu mendeteksi garis atau pola tertentu pada bentuk bola sepak, keping hoki, dan shuttlecock.



Gambar 5. Hasil ekstraksi fitur *hough* dengan histogram

Gambar 5 menunjukkan histogram dari setiap citra yang diekstraksi. Nilai intensitas seluruh citra dikumpulkan di akhir grafik karena citra ini hanya memiliki dua warna yaitu hitam dan putih. Kemudian fitur citra bola sepak, keping hoki, dan shuttlecock juga diekstraksi menggunakan LBP dengan hasil seperti pada Gambar 6.



Gambar 6. Hasil ekstraksi fitur LBP dengan histogram

Gambar 6 menunjukkan histogram setiap citra yang telah diekstraksi menggunakan LBP. Berbeda dengan hasil histogram dari *Hough*, pada bagian ini terdapat beberapa variasi nilai intensitas karena citra tidak diubah menjadi citra biner atau hitam putih. Histogram LBP dapat memberikan informasi tentang variasi tekstur pada permukaan bola sepak, shuttlecock, dan keping hoki.

Kedua jenis fitur ini kemudian diubah menjadi vektor dengan tiga kelas yaitu kelas pertama adalah bola sepak, kelas kedua untuk keeping hoki dan kelas ketiga untuk shuttlecock sebelum digunakan oleh berbagai algoritma klasifikasi untuk mengklasifikasikan ketiga jenis citra tersebut.

Sesuai dengan skema yang ditawarkan sebelumnya, konversi langsung hasil ekstraksi fitur menjadi vektor juga dilakukan tanpa terlebih dahulu mengubahnya menjadi histogram. Vektor fitur hasil tanpa representasi histogram ini juga digunakan oleh algoritma *random forest*, *Decision tree*, K-Nearest neighbour dan *Support Vector Machine*.

Pada penelitian ini, kami menerapkan skema validasi yang berbeda dengan skema pada identifikasi individu, jika pada proses pelatihan untuk identifikasi individu data latih memiliki kesamaan dengan data uji, maka untuk klasifikasi alat olahraga adalah dengan memisahkan data yang akan dilatih dengan data uji dimana tidak mengizinkan sampel citra yang sama muncul dalam subset pelatihan dan pengujian. Oleh karena itu, kami menggunakan 80% individu untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian dalam skema *5 Fold-Cross Validation* untuk menghindari perilaku *overfitting*. Dengan demikian, kedua kumpulan data dibagi menjadi lima kelompok. Tabel 1 menunjukkan hasil akurasi ketika hasil ekstraksi ciri langsung diubah menjadi vektor tanpa diubah menjadi histogram terlebih dahulu.

Tabel 1. Hasil akurasi dua fitur dengan algoritma pembelajaran mesin yang berbeda

Metode Klasifikasi	Metode Estraksi Fitur	Akurasi
<i>Support Vector Machine</i>	<i>Hough</i>	58,33%
K-Nearest Neighbour	<i>Hough</i>	50,00%
<i>Decision Tree</i>	<i>Hough</i>	60,00%
<i>Random Forest</i>	<i>Hough</i>	60,00%
<i>Support Vector Machine</i>	<i>Local Binary Pattern</i>	63,33%
K-Nearest Neighbour	<i>Local Binary Pattern</i>	43,33%
<i>Decision Tree</i>	<i>Local Binary Pattern</i>	50,00%
<i>Random Forest</i>	<i>Local Binary Pattern</i>	70,00%

Pada tabel 1 terlihat nilai akurasi tertinggi diperoleh pada kombinasi ekstraksi ciri dengan *Local Binary Pattern* dan *Support Vector Machine*. Kemudian nilai terendah diperoleh kombinasi *Local Binary Pattern* dan K-Nearest Neighbor sebesar 43,33%. Kemudian hasil klasifikasi fitur tersebut dibentuk menjadi histogram terlebih dahulu sebelum menjadi vektor seperti terlihat pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil akurasi dua fitur dengan penambahan representasi histogram

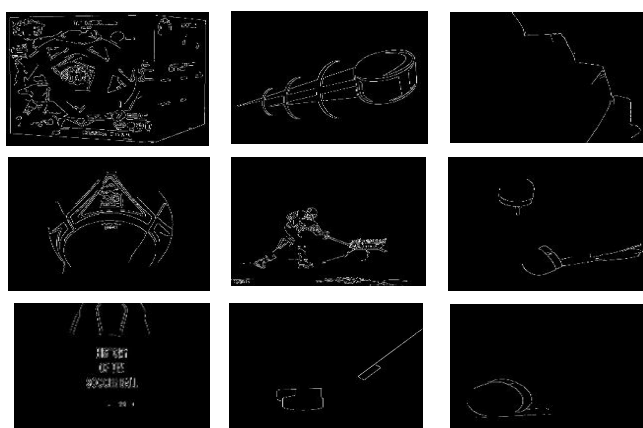
Classifier	Metode Estraksi Fitur	Akurasi
<i>Support Vector Machine</i>	<i>Hough</i>	38,33%
K-Nearest Neighbour	<i>Hough</i>	48,33%
<i>Decision Tree</i>	<i>Hough</i>	40,00%
<i>Random Forest</i>	<i>Hough</i>	40,00%
<i>Support Vector Machine</i>	<i>Local Binary Pattern</i>	56,67%
K-Nearest Neighbour	<i>Local Binary Pattern</i>	50,00%
<i>Decision Tree</i>	<i>Local Binary Pattern</i>	53,33%
<i>Random Forest</i>	<i>Local Binary Pattern</i>	70,00%

Hasil akurasi pada saat fitur pertama kali diubah menjadi histogram lebih rendah dibandingkan dengan hasil saat fitur langsung diubah menjadi vektor. Evaluasi kinerja kemudian dicoba dengan menggabungkan kedua histogram yang diubah menjadi vektor. Hasil penggabungan kedua histogram ditunjukkan pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil akurasi penggabungan dua fitur dengan penambahan representasi histogram

Classifier	Metode Estraksi Fitur	Akurasi
<i>Support Vector Machine</i>	<i>Hough+LBP</i>	55,00%
K-Nearest Neighbour	<i>Hough+LBP</i>	56,67%
<i>Decision Tree</i>	<i>Hough+LBP</i>	50,00%
<i>Random Forest</i>	<i>Hough+LBP</i>	63,00%

Nilai akurasi ketika kedua histogram digabungkan juga tidak mengalami perubahan yang signifikan dari hasil yang ditunjukkan pada tabel dua untuk berbagai algoritma klasifikasi. Fitur vektor yang tidak diubah terlebih dahulu menjadi histogram memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi. Hal ini mungkin terjadi karena histogram tidak dapat memberikan informasi spasial yang penting pada penelitian ini, dimana data citra tersebut memuat berbagai objek selain bola sepak, shuttlecock, dan pucks hoki. Alasan lain mengapa akurasi menjadi rendah adalah deteksi objek dalam citra multi-objek cukup susah ketika menggunakan histogram-*Hough* dimana garis yang muncul banyak yang terputus sehingga bentuk utuh alat olahraga yang ingin dikenali menjadi hilang seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. (a)Citra Bola sepak, (b) Citra Keping Hoki, (c) Citra shuttlecock

## V. KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1 Kesimpulan

Kinerja akurasi tertinggi pada algoritma klasifikasi jenis bola olahraga adalah algoritma *random forest* dengan fitur *Local Binary Pattern* yaitu 70%.

Fitur dengan nilai akurasi terbaik dan terendah adalah fitur tekstur, hal ini dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor:

1. Dataset yang diambil secara acak dari Google Gambar terlalu beragam, dimana terdapat beberapa citra yang memiliki lebih dari satu objek di dalamnya (tidak hanya bola sepak, shuttlecock, dan keping hoki),
2. Tidak adanya proses segmentasi pada dataset untuk mendeteksi citra bola serta memisahkan latar belakang dengan objek yang ingin diteliti sebelum melakukan proses ekstraksi fitur.

## 5.2 Saran

Pada penelitian alat olahraga menggunakan fitur tekstur dan garis, deteksi ROI dan pemisalah latar belakang dengan objek sebelum memasuki tahap ekstraksi fitur merupakan salah satu bagian yang dinilai cukup krusial dalam penelitian ini namun belum dilakukan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Asri, S. D., Ramayanti, D., Putra, A. D., & Utami, Y. T. (2022). Deteksi Roda Kendaraan Dengan Circle Hough Transform (CHT) Dan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Teknoinfo*, 16(2). <https://doi.org/10.33365/jti.v16i2.1952>
- Ayuningsih, K., Sari, Y. A., & Adikara, P. P. (2019). Klasifikasi Citra Makanan Menggunakan HSV Color Moment dan LBP dengan Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasii Dan Ilmu Komputier (J-PTIIK) Universitas Brawijaya*, 3(4).
- Fadlil, A., Riadi, I., & Purwadi Putra, I. J. D. E. (2023). Comparison of Machine Learning Performance Using Naive Bayes and *Random Forest* Methods to Classify Batik Fabric Patterns. *Revue d'Intelligence Artificielle*, 37(2). <https://doi.org/10.18280/ria.370214>
- H. Abd al karim, M., & A. Karim, A. (2021). Using Texture Feature in Fruit Classification. *Engineering and Technology Journal*, 39(1B). <https://doi.org/10.30684/etj.v39i1b.1741>
- Hafidhoh, N. ul, & Sukmana, S. E. (2018). Deteksi Pemain Basket Terklasifikasi Berbasis Histogram of Oriented Gradients. *Inform : Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 3(1). <https://doi.org/10.25139/inform.v3i1.635>
- Joshi, K., Tripathi, V., Bose, C., & Bhardwaj, C. (2020). Robust Sports Image Classification Using InceptionV3 and Neural Networks. *Procedia Computer Science*, 167. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.290>
- Kevin, K., Hendryli, J., & Herwindiati, D. E. (2019). Klasifikasi Kain Tenun Berdasarkan Tekstur & Warna Dengan Metode K-NN. *Computatio : Journal of Computer Science and Information Systems*, 3(2). <https://doi.org/10.24912/computatio.v3i2.6028>
- Melo, A. G., Pinto, M. F., Marcato, A. L. M., Biundini, I. Z., & Rocha, N. M. S. (2021). Low-cost Trajectory-Based Ball Detection for Impact Indication and Recording. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, 32(2). <https://doi.org/10.1007/s40313-020-00677-7>
- Neneng, N., Puspaningrum, A. S., & Aldino, A. A. (2021). Perbandingan Hasil Klasifikasi Jenis Daging Menggunakan Ekstraksi Ciri Tekstur Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM) Dan *Local Binary Pattern* (LBP). *SMATIKA JURNAL*, 11(01). <https://doi.org/10.32664/smatika.v11i01.572>
- Putra, R. M., & Puriyanto, R. D. (2022). Sistem Deteksi dan Pelacakan Bola dengan Metode *Hough circle Transform* Menggunakan Kamera Omnidirectional pada Robot Sepak Bola Beroda. *Buletin Ilmiah Sarjana Teknik Elektro*, 3(3). <https://doi.org/10.12928/biste.v3i3.4786>
- Wang, D., & Shen, L. (2022). Research on Sports Training Action Image Recognition Based on SDN. In *Journal of Mathematics* (Vol. 2022). <https://doi.org/10.1155/2022/3668647>
- Wibowo, B. C., Nugraha, F., & Utomo, A. P. (2021). Uji Deteksi Objek Bentuk Bola Dengan Menerapkan Metode *Circular Hough Transform*. *Jurnal Informatika Upgris*, 7(1). <https://doi.org/10.26877/jiu.v7i1.8309>