

# PENDETEKSIAN TIANG GAWANG UNTUK ROBOT HUMANOID DENGAN HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENT

Muhammad Fariq Adiansyah<sup>1\*)</sup>, Mico Fahrizal<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Informatika

\*) micofahrizal2019@gmail.com

## Abstrak

Kontes Robot Sepakbola Indonesia 2017 yang mengacu pada rule robocup 2016 mengalami peningkatan tantangan yang signifikan Pada Tiang Gawang. Berbeda dengan tahun sebelumnya yang menggunakan gawang berwarna kuning pada tahun ini gawang berubah menjadi warna putih. Dengan banyaknya objek di lapangan yang memiliki warna serupa dengan gawang membuat metode deteksi sebelumnya yang berbasis warna sudah tidak bisa lagi digunakan. Karena itu digunakanlah metode learning untuk melakukan deteksi tiang gawang. Metode ini dinilai efektif untuk mengenali bentuk. dari hasil pengujian perbandingan antara Local Binary Pattern dengan Histogram of Oriented Gradient yaitu didapat dengan nilai precision pada feature HOG 52,4% sedangkan pada feature LBP 62,73 %, selanjutnya nilai recall pada feature HOG 84,75% sedangkan pada feature LBP 93,35%, yang terakhir pada time execution waktu yang di dapat pada feature HOG 0,26(s) sedangkan pada feature LBP 0,36(s).

**Kata Kunci:** Learning, LBP, HOG.

---

## PENDAHULUAN

Kontes Robot Sepakbola Indonesia (KRSBI) Humanoid merupakan perlombaan robot yang diadakan secara rutin setiap tahun oleh Kemenristek Dikti. Di dalam KRSBI, setiap robot diwajibkan mampu untuk mengenali lingkungan sekitar, seperti mendeteksi bola, menghampiri bola, dan menendang bola ke arah gawang lawan. Proses deteksi ini hanya diizinkan melalui kamera digital yang dianggap mewakili mata pada manusia (Wahyudi, 2020).

Berbeda dengan tahun sebelumnya yang menggunakan gawang berwarna kuning pada tahun ini gawang berubah menjadi warna putih. Dengan banyaknya objek di lapangan yang memiliki warna serupa dengan gawang membuat metode deteksi sebelumnya yang berbasis warna sudah tidak bisa lagi digunakan. Selain itu, deteksi warna mengharuskan warna yang akan dideteksi harus stabil dalam kondisi apapun (Neneng & Fernando, 2017). Sedangkan warna putih sangat rentan terhadap perubahan cahaya. Warna apapun dapat berubah menjadi warna putih jika menerima pencahayaan yang berlebihan. Kondisi

lingkungan dalam permainan, meskipun diatur sedemikian rupa, tetap menyisakan ruang yang dapat menyebabkan perbedaan warna yang diakibatkan oleh pengaruh pencahayaan (Sanger et al., 2021). Begitupun dengan deteksi berbasis bentuk, akan sulit dilakukan karena kondisi objek yang sempurna akan jarang ditemui saat pertandingan (Alita & Isnain, 2020).

Sehingga diperlukan sebuah cara yang secara efektif mampu mengeliminasi gangguan deteksi gawang karena adanya objek yang memiliki warna serupa dengan gawang seperti bola, dan garis lapangan contohnya. Metode learning adalah metode yang sering digunakan untuk mendeteksi objek dengan bentuk dan pola yang beragam seperti wajah (Borman et al., 2017). Metode ini mampu mengenali objek dengan ciri yang sama dengan objek sampel yang diberikan saat proses learning (Borman, 2016). Hal ini dinilai efektif untuk mengatasi masalah tersebut. Selain karena dapat mengeliminasi noise dari objek yang memiliki warna serupa, metode ini juga dapat mengenali gawang dengan kondisi pencahayaan yg tidak merata (Widodo & Ahmad, 2017).

Adapun tujuan dari penelitian ini, yaitu menemukan algoritma yang tepat yang dapat mengenali gawang serta melokalisasi gawang secara akurat dan terhindar dari noise.

## **KAJIAN PUSTAKA**

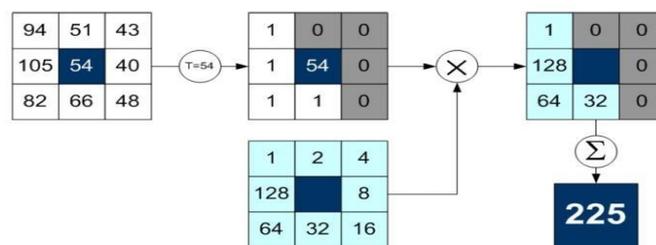
### **Machine Learning**

Machine Learning merupakan salah satu cabang dari disiplin ilmu Kecerdasan Buatan (Artificial Intellegence) yang membahas mengenai pembangunan sistem yang berdasarkan pada data (Mulyanto et al., 2019). Istilah machine learning pada dasarnya adalah proses komputer untuk belajar dari data (learn from data). Tanpa adanya data, komputer tidak akan bisa belajar apa-apa. Oleh karena itu jika ingin belajar machine learning, pasti akan terus berinteraksi dengan data (Ahmad et al., 2021). Semua pengetahuan machine learning pasti akan melibatkan data. Data bisa saja sama, akan tetapi algoritma dan pendekatannya berbeda-beda untuk mendapatkan hasil yang optimal (Gunawan et al., 2019).

### **Local Binary Pattern**

*Local Binary Pattern* (LBP) digunakan untuk ekstraksi fitur dari citra tiang gawang yang diperoleh dari sampel yang diberikan. Nantinya fitur ini akan digunakan saat proses

*learning*. LBP pertama kali diusulkan oleh Ojala pada tahun 2002 untuk klasifikasi tekstur yang bersifat rotation invariant (Neneng, Putri, et al., 2021). LBP didefinisikan sebagai perbandingan nilai biner piksel pada pusat citra dengan 8 nilai piksel disekelilingnya. Misal pada sebuah citra berukuran 3x3, nilai biner pada pusat citra dibandingkan dengan nilai sekelilingnya. Nilai sekelilingnya akan bernilai 1, jika nilai piksel pusat lebih kecil dan bernilai 0 jika nilai biner pusat lebih besar. Setelah itu, menyusun 8 nilai biner searah jarum jam atau sebaliknya dan merubah 8 bit biner kedalam nilai decimal dengan cara menjumlahkan dua pangkat nilai angka yang bernilai satu. Nilai ini digunakan untuk menggantikan nilai piksel pada pusat (Neneng, Putri, et al., 2021).



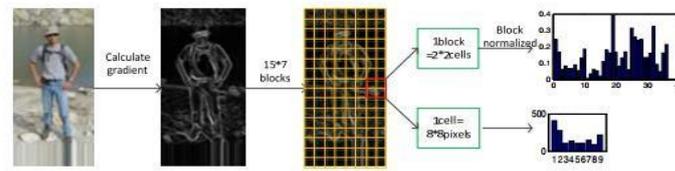
Gambar 1 Perhitungan LBP (Neneng, Puspaningrum, et al., 2021)

### *Histogram of Oriented Gradient*

Histogram Of Oriented Gradients ini digunakan untuk mengekstraksi fitur pada obyek gambar dengan menggunakan obyek manusia (Setiawan et al., 2018). Berdasarkan langkahnya, proses awal pada metode HOG adalah mengkonversi citra RGB (Red, Green, Blue) menjadi grayscale, yang kemudian dilanjutkan dengan menghitung nilai gradien setiap piksel. Setelah mendapatkan nilai gradien, maka proses selanjutnya yaitu menentukan jumlah bin orientasi yang akan digunakan dalam pembuatan histogram (Mulyanto & Rikendry, 2007).

Proses ini disebut spatial orientation binning. Namun sebelumnya pada proses gradient compute gambar pelatihan dibagi menjadi beberapa cell dan dikelompokkan menjadi ukuran lebih besar yang dinamakan block (Ferdiana, 2020). Sedangkan pada proses normalisasi block digunakan perhitungan geometri R-HOG. Proses ini dilakukan karena terdapat block yang saling tumpang tindih. Berbeda dengan proses pembuatan histogram citra yang menggunakan nilai – nilai intensitas piksel dari suatu citra atau bagian tertentu

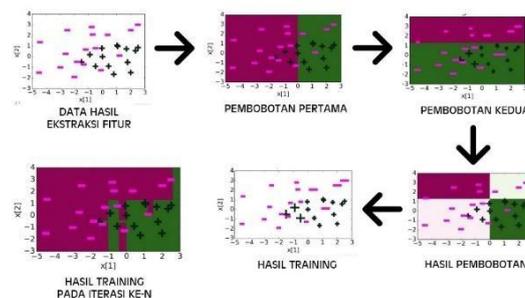
dari citra untuk pembuatan histogramnya, berikut adalah tahapan dalam Histogram Of Oriented Gradient (Jupriyadi, 2018).



Gambar 2. Normalisasi HOG (Mulyanto et al., 2020)

### AdaBoost

Setelah didapatkan fitur dari masing-masing citra sampel gawang dengan algoritma LBP HOG, selanjutnya dilakukan proses *learning* untuk mendapatkan parameter yang dapat digunakan untuk membedakan objek gawang dan bukan gawang. Proses *learning* ini menggunakan algoritma *Adaboost*. *AdaBoost* singkatan dari *Adaptive Boosting*, merupakan algoritma *machine learning* yang tercipta dari kumpulan *weak classifier* yang dibentuk menjadi menjadi *strong classifier* (Ahmad Ari Aldino & Sulistiani, 2020). *Adaboost* diperkenalkan oleh Freund dan Schapire pada tahun 1995 (Yoav and Robert E 1997). Dinamakan *adaptive* karena algoritma ini dapat menyesuaikan diri dengan data dan metode classifier yang lainnya (Alita, Putra, et al., 2021).



Gambar 3. Proses Learning AdaBoost (Alita, Sari, et al., 2021)

Dinamakan *boosting* karena algoritma ini dapat mengurangi kesalahan dari *weak classifier* dan meningkatkan akurasi dari setiap algoritma pembelajaran yang diberikan. Untuk menentukan satu classifier terbaik diperlukan beberapa iterasi perhitungan seperti menghitung error dan update bobot (Prasetyawan et al., 2018). Hasil perolehan fitur yang memiliki *fitness function* paling optimal atau error yang paling rendah maka dia yang akan masuk ke classifier pertama (Assuja & Saniati, 2016).

Hal ini dilakukan secara berulang selama iterasi tertentu hingga didapatkan *weak classifier* terpilih untuk menentukan keberadaan objek yang ditempatkan pada masing-masing stage yang telah terbentuk dengan metode *AdaBoost*. Semakin banyak dan beragam sampel citra yang diberikan pada proses *learning*, maka hasil yang didapat akan semakin baik (A A Aldino et al., 2021).

## **METODE**

### **Metode Pengumpulan Data**

Metode pengumpulan data pada penelitian ini yaitu menggunakan metode eksperimen dan studi literatur. Berikut adalah penjelasannya (Bahrudin et al., 2020):

#### Eksperimen

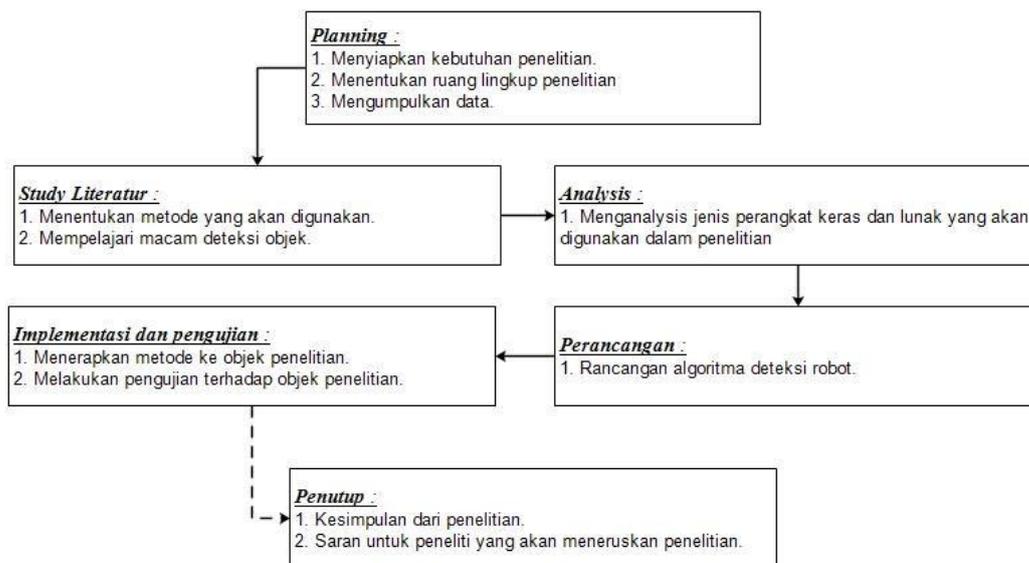
Pengumpulan data yang dilakukan dengan cara melakukan percobaan terhadap suatu hal, yang dilanjutkan dengan melakukan pengamatan dan pencatatan terhadap yang berkaitan dengan penelitian (Wantoro & Priandika, n.d.).

#### Studi Literatur

Yaitu data yang diperoleh melalui literatur, melakukan studi kepustakaan dalam mencari bahan bacaan dari internet, membaca jurnal, dan membaca buku yang berkaitan sesuai dengan objek serta parameter yang sedang diteliti (Kisworo, 2018).

### **Tahapan Penelitian**

Pada penelitian ini, peneliti melakukan penelitian eksperimen dengan mengangkat studi kasus pada Kontes Robot Indonesia (KRI) 2017, Divisi Robot Sepakbola Humanoid yang diselenggarakan di Universitas Pendidikan Indonesia, Bandung.



Gambar 4. Tahapan Penelitian

Dari gambar diatas, berikut adalah penjelasan dari masing-masing tahapan penelitian.

### Planning

Merupakan tahapan paling awal dari penelitian. Pada tahapan ini peneliti mulai menyiapkan segala kebutuhan yang akan dibutuhkan pada saat penelitian mulai dari kebutuhan hardware – software hingga kebutuhan fungsional dan non fungsional. Selain itu pada tahapan ini juga dilakukan proses pengumpulan data (Zaenal Abidin, 2018).

### Studi Literatur

Pada tahapan ini peneliti menentukan metode yang akan dipakai berdasarkan literature yang sudah dibaca sebelumnya. Berdasarkan literature dari penelitian sebelumnya, maka didapatilah bahwa metode learning merupakan metode yang dianggap paling cocok pada studi kasus yang dihadapi (Z Abidin & Ahmad, 2021).

### Analisis

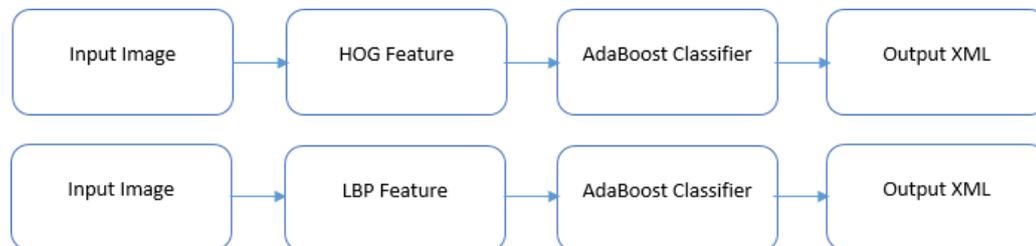
Pada tahapan ini peneliti mulai menganalisis secara detail kebutuhan hardware dan software yang akan digunakan dalam penelitian.

### Perancangan

Pada tahap ini peneliti merancang algoritma yang akan dibandingkan berdasarkan metode yang dipakai dalam bentuk simulasi.

## Proses Learning

Sebelum melakukan proses deteksi gawang, terlebih dahulu dilakukan proses learning untuk mendapatkan template berupa file xml dari masing-masing metode yang akan digunakan sebagai acuan saat proses deteksi bola berlangsung. Secara umum proses learning ini dapat diilustrasikan sebagai berikut (Ahmad et al., 2021):



Gambar 5. Proses learning (Ambarwari et al., 2020)

Algoritma yang dibandingkan pada saat proses learning yaitu local binary pattern (LBP) dengan histogram of oriented gradient (HOG) kemudian menggunakan adaboost untuk metode learning (Andika & Darwis, 2020). LBP dan HOG digunakan untuk proses ekstraksi fitur bola dan adaboost digunakan untuk proses learning hingga didapatkan file template.

## Strategi Deteksi gawang

Untuk menemukan gawang dan secara bersamaan mengeliminasi noise dari objek yang memiliki kemiripan dengan bola, ada beberapa langkah yang perlu dilakukan.

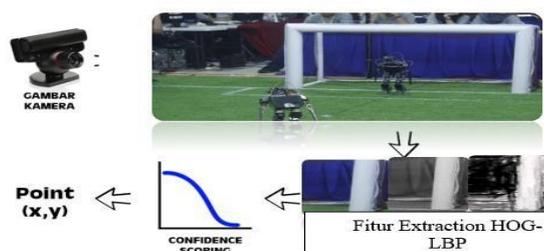
### Proses Deteksi Gawang

Proses ini menggunakan file template hasil dari proses local binary pattern dan histogram of oriented gradient untuk menentukan mana objek tiang gawang dan bukan tiang gawang.

### Confidence Scoring

Kandidat yang layak dinyatakan sebagai gawang adalah objek yang serupa dengan sampel yang diberikan saat proses training. Untuk menghindari deteksi objek lebih dari dua tiang, proses ini akan memilih objek dengan ukuran 2 terbesar yang dianggap paling dekat dengan posisi robot. Objek tersebut yang akan dianggap sebagai tiang gawang.

Secara umum strategi deteksi gawang dapat digambarkan sebagai berikut :



Gambar 6 Strategi Deteksi

Output yang dihasilkan dari proses deteksi ini adalah nilai kordinat xy dan ukuran gawang. Kemudian data ini yang akan digunakan untuk melakukan perbandingan dari dua algoritma tersebut.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Pengujian

Deteksi tiang gawang diimplementasikan pada sebuah robot sepakbola humanoid untuk mengolah hasil streaming video arena lapangan, dengan menggunakan kamera pada kondisi ruangan terang (ruangan dengan kondisi pencahayaan cukup). Adapun pengujian yaitu membandingkan pengujian hasil learning lbp dengan hog.

### Pengujian Hasil Learning

Pengujian ini melakukan perubahan parameter saat proses learning untuk mendapatkan algoritma mana yang lebih baik. Parameter yang diubah yaitu jumlah iterasi dan resolusi sampel. Selain menguji waktu eksekusi, pengujian ini juga akan menguji precision dan recall. Precision adalah tingkat ketepatan antara informasi yang diminta dengan hasil yang diberikan sedangkan recall adalah tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi. Untuk mengetahui precision dan recall dibutuhkan 3 nilai yaitu :

- 1) True Positif yaitu data positif yang terdeteksi positif atau tiang gawang terdeteksi sebagai tiang gawang.
- 2) False Positif yaitu data negative yang terdeteksi positif atau bukan tiang gawang tapi terdeteksi sebagai tiang gawang.
- 3) False Negatif yaitu data positif terdeteksi negatif atau tiang gawang tidak terdeteksi.

Sedangkan rumus untuk mencari precision dan recall adalah sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

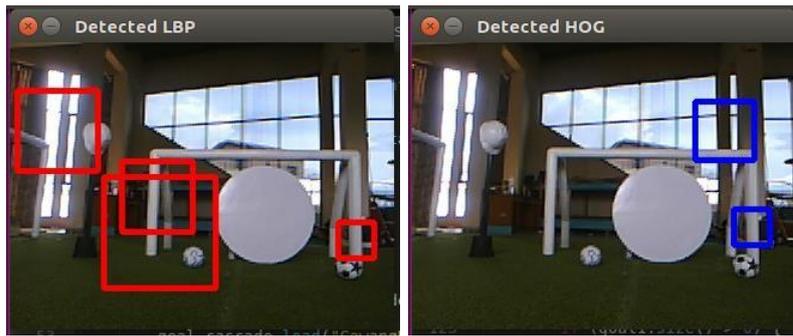
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Uji deteksi tiang gawang dengan warna serupa dan leih dari 1 object

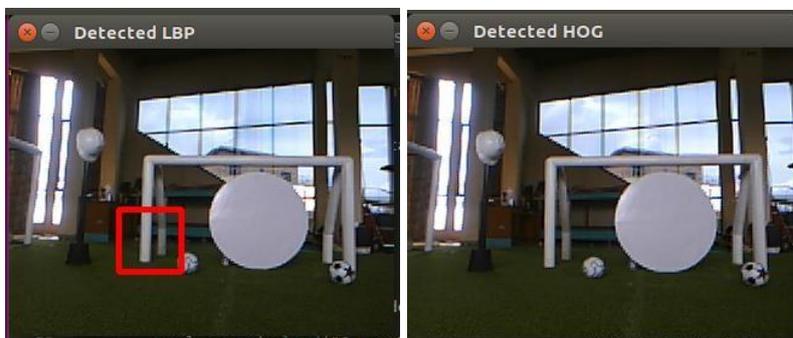
Pengujian ini dilakukan dengan cara meletakkan lebih dari satu objek di lapangan untuk melihat akurasi dan waktu eksekusi.



(Gambar 7. LBP-HOG Iterasi 16 stage)



(Gambar 8. LBP-HOG Iterasi 20 stage)

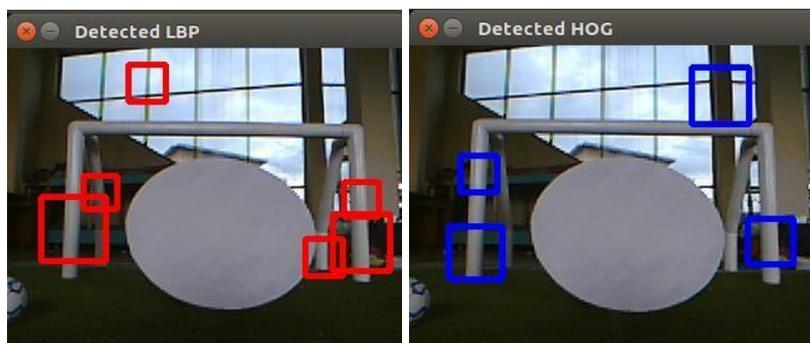


(Gambar 9. LBP-HOG Iterasi 25 stage)

Hasil perhitungan perbandingan antara LBP dengan HOG dari pengujian deteksi lebih dari satu objek dan warna serupa disajikan dalam table berikut :

#### Uji Deteksi Dengan Jarak Tertentu

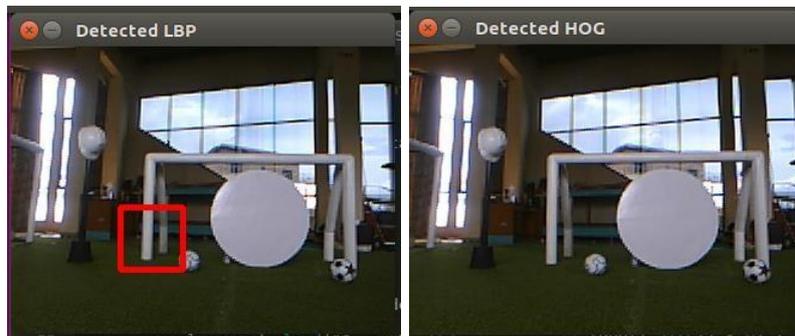
Pengujian ini dilakukan dengan cara melakukan deteksi dengan jarak yang telah ditentukan.



(Gambar 10. 16 stage 200 cm)



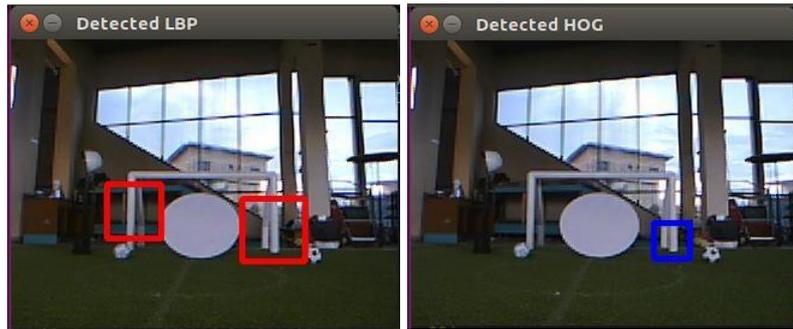
(Gambar 11. 20 stage 200 cm)



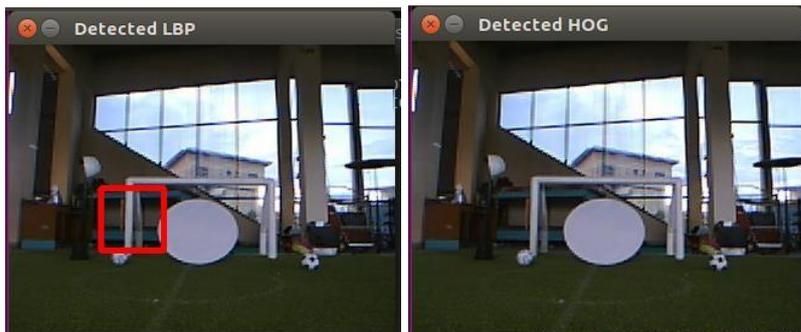
(Gambar 12. 25 Stage 200 cm)



(Gambar 13. 16 stage 400 cm)



(Gambar 14. 20 stage 400 cm)



(Gambar 15. 25 stage 400 cm)

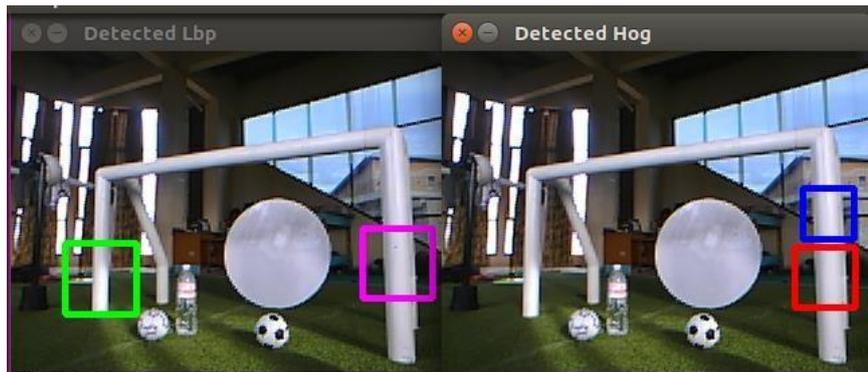
Hasil perhitungan perbandingan antara LBP dengan HOG dari pengujian deteksi lebih dari satu objek dan warna serupa disajikan dalam table berikut :

Uji deteksi pada pencahayaan extreme dan filter 2 objek deteksi

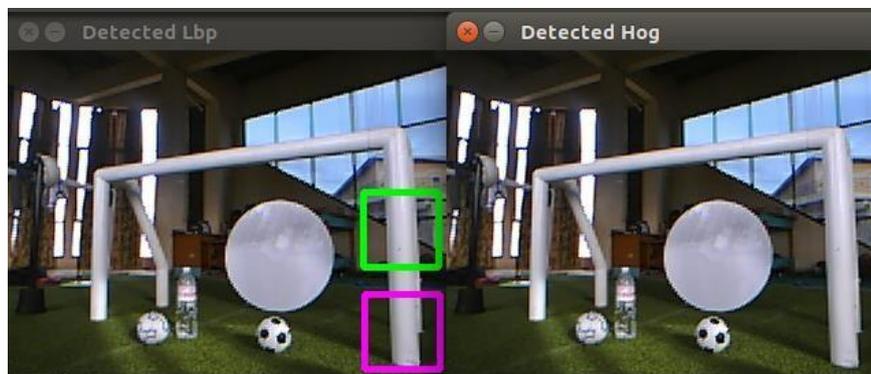
Pengujian ini dilakukan dengan cara melakukan deteksi dengan pencahayaan extreme dan tidak merata dengan filter 2 objek deteksi.



(Gambar 16. LBP-HOG 16 stage)



(Gambar 17. LBP-HOG 20 stage)



(Gambar 18. LBP-HOG 25 stage)

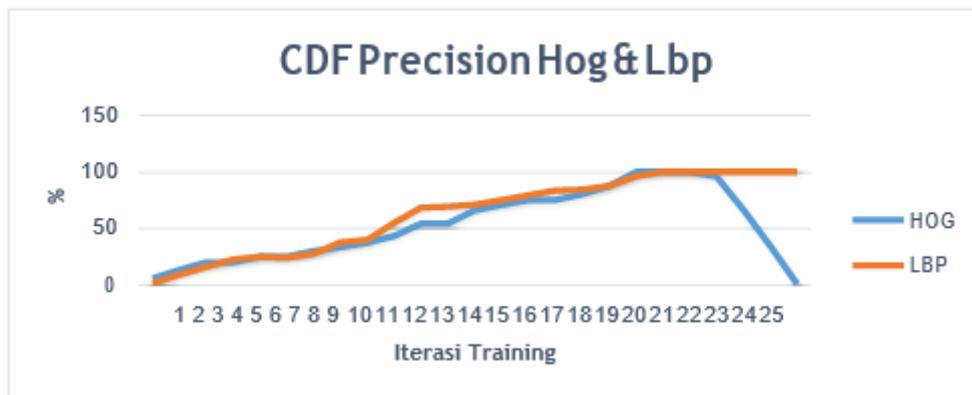
Hasil perhitungan perbandingan antara LBP dengan HOG dari pengujian deteksi Pencahayaan extreme dan tidak merata disajikan dalam table berikut :

#### Pembahasan Pengujian Perbandingan Hasil Learning LBP dan HOG

Tingkat iterasi berpengaruh dalam akurasi deteksi dalam pengujian learning. Berikut ini adalah perbandingan antara Local Binary Pattern dengan Histogram of Oriented Gradient dengan parameter jumlah iterasi training yang digunakan. Nilai yang di bandingkan antara lain adalah Precision, Recall dan Time execution algoritm.

Tabel 1. Precision Lbp & Hog (%)

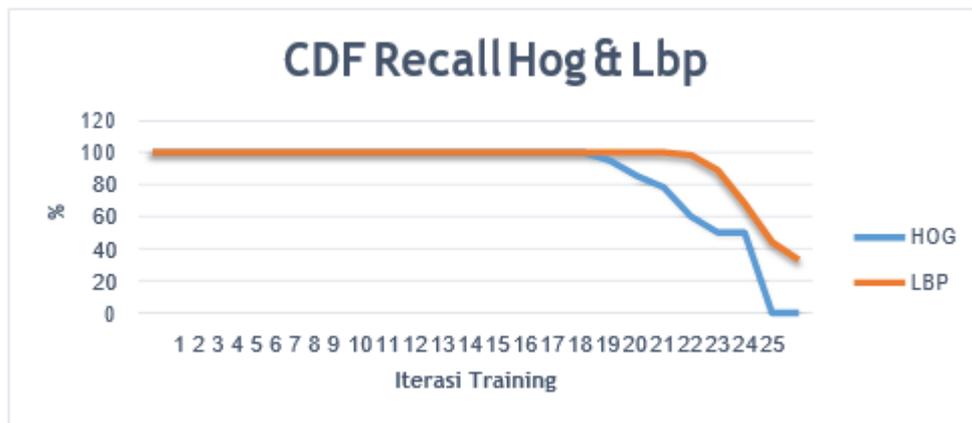
	ITERASI																								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
HOG	5	13	20	20	25	25	30	33	37	43	54	54	66	71	75	75	80	88	100	100	100	96	66	34	0
LBP	1	9	15	22	25	24	27	37	40	55	68	69	71	75	79	83,3	84	88	96	100	100	100	100	100	100



(Gambar 19. Grafik CDF Precision HOG & LBP)

Tabel 2. Recall Lbp & Hog (%)

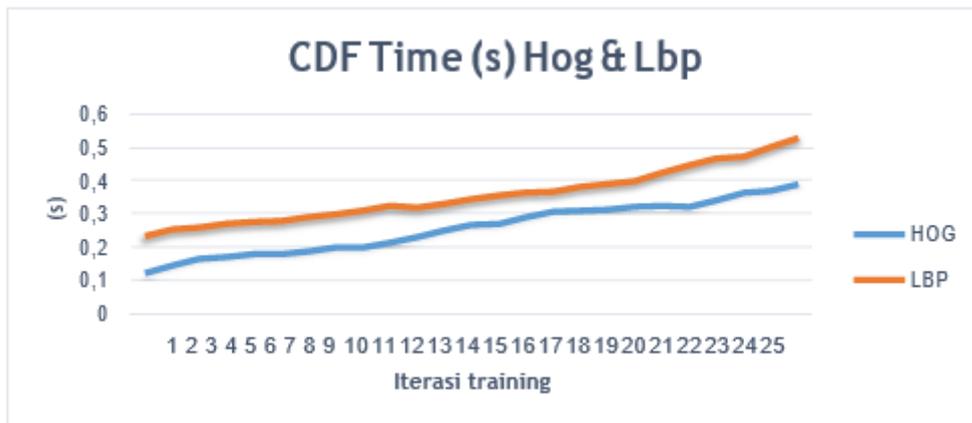
	ITERASI																								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
HOG	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	95	85,4	78,3	60	50	50	0	0
LBP	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	98,5	89,2	68,3	44,5	33,3



(Gambar 20. Grafik Recall HOG & LBP)

Tabel 3. Time (s) Lbp & Hog (%)

	ITERASI																								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
HOG	0,12	0,15	0,16	0,17	0,18	0,18	0,19	0,2	0,2	0,21	0,23	0,25	0,27	0,27	0,29	0,31	0,31	0,31	0,32	0,32	0,32	0,34	0,37	0,37	0,39
LBP	0,23	0,25	0,26	0,27	0,28	0,28	0,29	0,3	0,31	0,32	0,32	0,33	0,35	0,36	0,36	0,37	0,38	0,39	0,4	0,42	0,45	0,47	0,47	0,5	0,53



(Gambar 21. Grafik Time (s) HOG & LBP)

Berdasarkan dari hasil pengujian perbandingan antara Local Binary Pattern dengan Histogram of Oriented Gradient yaitu didapat dengan nilai precision pada feature HOG 52,4% sedangkan pada feature LBP 62,73 %, selanjutnya nilai recall pada feature HOG 84,75% sedangkan pada feature LBP 93,35%, yang terakhir pada time execution waktu yang di dapat pada feature HOG 0,26(s) sedangkan pada feature LBP 0,36(s)

**SIMPULAN DAN SARAN** (Times New Roman 12, Bold, Spasi 1, spacing before 12 pt, after 6 pt)

### **Kesimpulan**

Penelitian ini sudah berhasil mendapatkan perbandingan dari masing- masing algoritma untuk deteksi tiang gawang.

Tingkat iterasi saat training sangat mempengaruhi hasil deteksi dan waktu proses.

Tingginya tingkat iterasi saat training tidak menjamin baiknya hasil deteksi. Semakin rendah tingkat iterasi akan mengakibatkan nilai false positif yang tinggi yaitu banyak noise yang terdeteksi sebagai bola. Begitupun, semakin tingginya tingkat iterasi akan mengakibatkan tiang gawang tidak dikenali pada feature hog.

Pada pengujian dengan menggunakan rata-rata waktu eksekusi di dapat 0,36s (LBP), 0,26s (HOG)

Berdasarkan hasil pengujian dengan mempertimbangkan precision, recall dan waktu eksekusi, dapat di simpulkan bahwa Feature Local Binary Pattern Lebih Unggul dalam segi presicion dan recall namun dalam waktu eksekusi Histogram of Oriented Gradient memiliki waktu lebih cepat 0.1s.

## Saran

Proses deteksi dari kedua feature tersebut maksimal hanya dapat mendeteksi jarak maksimal 4 m. Untuk penelitian selanjutnya disarankan membandingkan dengan feature yang lain yang dapat mendeteksi tiang gawang lebih jauh.

Meskipun waktu proses deteksi tiang gawang dengan learning masih bisa ditoleransi, namun strategi ini masih dianggap lambat jika dibanding strategi sebelumnya yang berdasarkan warna. Untuk penelitian selanjutnya disarankan memparalelkan proses untuk mempercepat waktu eksekusi.

## REFERENSI

- Abidin, Z., & Ahmad, I. (2021). Effect of mono corpus quantity on statistical machine translation Indonesian–Lampung dialect of nyo. *Journal of Physics: Conference Series*, 1751(1), 12036.
- Abidin, Zaenal. (2018). Translation of Sentence Lampung-Indonesian Languages with Neural Machine Translation Attention Based Approach. *Inovasi Pembangunan: Jurnal Kelitbangan*, 6(02), 191–206.
- Ahmad, I., Borman, R. I., Caksana, G. G., & Fakhurozi, J. (2021). IMPLEMENTASI STRING MATCHING DENGAN ALGORITMA BOYER-MOORE UNTUK MENENTUKAN TINGKAT KEMIRIPAN PADA PENGAJUAN JUDUL SKRIPSI/TA MAHASISWA (STUDI KASUS: UNIVERSITAS XYZ). *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, 4(1), 53–58.
- Aldino, A A, Darwis, D., Prastowo, A. T., & Sujana, C. (2021). Implementation of K-means algorithm for clustering corn planting feasibility area in south lampung regency. *Journal of Physics: Conference Series*, 1751(1), 12038.
- Aldino, Ahmad Ari, & Sulistiani, H. (2020). Decision Tree C4. 5 Algorithm For Tuition Aid Grant Program Classification (Case Study: Department Of Information System, Universitas Teknokrat Indonesia). *Eduitic-Scientific Journal of Informatics Education*, 7(1).
- Alita, D., & Isnain, A. R. (2020). Pendeteksian Sarkasme pada Proses Analisis Sentimen Menggunakan Random Forest Classifier. *Jurnal Komputasi*, 8(2), 50–58.
- Alita, D., Putra, A. D., & Darwis, D. (2021). Analysis of classic assumption test and multiple linear regression coefficient test for employee structural office recommendation. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 15(3), 1–5.
- Alita, D., Sari, I., Isnain, A. R., & Styawati, S. (2021). Penerapan Naïve Bayes Classifier Untuk Pendukung Keputusan Penerima Beasiswa. *Jurnal Data Mining Dan Sistem Informasi*, 2(1), 17–23.

- Ambarwari, A., Adrian, Q. J., & Herdiyeni, Y. (2020). Analysis of the Effect of Data Scaling on the Performance of the Machine Learning Algorithm for Plant Identification. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 4(1), 117–122.
- Andika, D., & Darwis, D. (2020). Modifikasi Algoritma Gifshuffle Untuk Peningkatan Kualitas Citra Pada Steganografi. *Jurnal Ilmiah Infrastruktur Teknologi Informasi*, 1(2), 19–23.
- Assuja, M. A., & Saniati, S. (2016). Analisis Sentimen Tweet Menggunakan Backpropagation Neural Network. *Jurnal Teknoinfo*, 10(2), 48–53.
- Bahrudin, A., Permata, P., & Jupriyadi, J. (2020). Optimasi Arsip Penyimpanan Dokumen Foto Menggunakan Algoritma Kompresi Deflate (Studi Kasus: Studio Muezzart). *Jurnal Ilmiah Infrastruktur Teknologi Informasi*, 1(2), 14–18.
- Borman, R. I. (2016). Penerapan String Matching Dengan Algoritma Boyer Moore Pada Aplikasi Font Italic Untuk Deteksi Kata Asing. *Jurnal Teknoinfo*, 10(2), 39–43.
- Borman, R. I., Priopradono, B., & Syah, A. R. (2017). *Klasifikasi Objek Kode Tangan pada Pengenalan Isyarat Alfabeta Bahasa Indonesia (Bisindo)*.
- Ferdiana, R. (2020). A Systematic Literature Review of Intrusion Detection System for Network Security: Research Trends, Datasets and Methods. *2020 4th International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS)*, 1–6.
- Gunawan, R. D., Napianto, R., Borman, R. I., & Hanifah, I. (2019). Implementation Of Dijkstra's Algorithm In Determining The Shortest Path (Case Study: Specialist Doctor Search In Bandar Lampung). *Int. J. Inf. Syst. Comput. Sci*, 98–106.
- Jupriyadi, J. (2018). Implementasi Seleksi Fitur Menggunakan Algoritma Fvbrm Untuk Klasifikasi Serangan Pada Intrusion Detection System (Ids). *Prosiding Semnastek*.
- Kisworo, K. (2018). FMADM: Yager Model In Fuzzy Decision Making. *Jurnal Tekno Kompak*, 12(1), 1–4.
- Mulyanto, A., Borman, R. I., Prasetyawan, P., Jatmiko, W., & Mursanto, P. (2019). Real-time human detection and tracking using two sequential frames for advanced driver assistance system. *2019 3rd International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS)*, 1–5.
- Mulyanto, A., Borman, R. I., Prasetyawan, P., & Sumarudin, A. (2020). Implementation 2D Lidar and Camera for detection object and distance based on RoS. *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, 4(4), 231–236.
- Mulyanto, A., & Rikendry, R. (2007). Sistem Kontrol Pergerakan Robot Beroda Pemadam Api. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*

- (SNATI).
- Neneng, N., & Fernando, Y. (2017). Klasifikasi Jenis Daging Berdasarkan Analisis Citra Tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrices (GlcM) Dan Warna. *Prosiding Semnastek*.
- 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), 48–52.
- Neneng, N., Putri, N. U., & Susanto, E. R. (2021). Klasifikasi Jenis Kayu Menggunakan Support Vector Machine Berdasarkan Ciri Tekstur Local Binary Pattern. *CYBERNETICS*, 4(02), 93–100.
- Prasetyawan, P., Ahmad, I., Borman, R. I., Pahlevi, Y. A., & Kurniawan, D. E. (2018). Classification of the Period Undergraduate Study Using Back-propagation Neural Network. *2018 International Conference on Applied Engineering (ICAE)*, 1–5.
- Sanger, J. B., Sitanayah, L., & Ahmad, I. (2021). A Sensor-based Garbage Gas Detection System. *2021 IEEE 11th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*, 1347–1353.
- Setiawan, D., Rosandi, I. S., Putra, M. P. K., & Darmawan, S. (2018). *Deteksi Bola Multipola Pada Robot Krakatau FC*.
- Wahyudi, A. (2020). SISTEM IDENTIFIKASI MENGGUNAKAN DETEKSI WAJAH DAN DETEKSI GERAKAN. *SCROLL*, 8(1).
- Wantoro, A., & Priandika, A. T. (n.d.). *DETERMINATION OF TARGET VALUE AND VALUE CONVERSION OF SCALE IN MATCHING PROFILE (PM) WITH COMBINATION METHOD ANALITYCAL HIERARCHY PROCESS (AHP) AS METHOD DEVELOPMENT IN SYSTEM DECISION SUPPORT*.
- Widodo, W., & Ahmad, I. (2017). Penerapan algoritma A Star (A\*) pada game petualangan labirin berbasis android. *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 3(2), 57–63.