

Pendeteksian Bola untuk Robot Sepak Bola Humanoid Berbasis Pengenalan Pola

Fauzi Nur Iswahyudi*¹, Bakhtiar Alldino Ardi Sumbodo²

¹Program Studi Elektronika dan Instrumentasi, FMIPA UGM, Yogyakarta

²Departemen Ilmu Komputer dan Elektronika, FMIPA UGM, Yogyakarta

e-mail: *¹[fiswyd@gmail.com](mailto: fiswyd@gmail.com), ²[b.alldino.as@ugm.ac.id](mailto: b.alldino.as@ugm.ac.id)

Abstrak

Robot sepak bola humanoid merupakan salah satu robot yang populer dikembangkan. Salah satu kompetisi robot sepak bola humanoid yang kompetitif adalah RoboCup. Seiring berkembangnya peraturan RoboCup, bola jingga yang sebelumnya digunakan pada pertandingan digantikan dengan bola berwarna putih yang juga berwarna sama dengan warna garis dan tiang gawang. Berdasarkan hal tersebut, pada penelitian ini dirancang sebuah sistem pendeteksian bola berwarna putih untuk robot sepak bola humanoid berdasarkan pengenalan pola. Metode pengenalan pola yang digunakan dalam penelitian ini adalah Histogram of Oriented Gradient (HOG) dan Support Vector Machine (SVM). Hasil dari penelitian ini berupa sebuah sistem yang mampu mendeteksi adanya bola pada lingkungan robot sepak bola humanoid. Uji coba sistem dilakukan dengan pengujian parameter dari sliding window, pengujian jarak bola dengan robot, pengujian pada intensitas pencahayaan yang berbeda, dan pengujian terhadap objek lain. Penelitian ini dapat menghasilkan pendeteksian yang lebih optimal dengan menggunakan ukuran parameter win_stride 8x8 dan parameter scale0 1,2, jarak maksimal pendeteksian dengan menggunakan detektor window 32x32 adalah 180 cm dan menggunakan detektor window 64x64 adalah 140 cm, respon terhadap perubahan intensitas cahaya yang cukup baik, dan tingkat keberhasilan terhadap gangguan objek lain sebesar 68,3% dengan detektor window 32x32 dan 99% dengan detektor window 64x64.

Kata Kunci—RoboCup, HOG, SVM, Sliding window

Abstract

Humanoid soccer robot is one of popular developed robot. RoboCup is a competitive competitor of humanoid robot soccer. The rule of RoboCup changed by the time, the previous orange ball changed by white ball which is same color as the field line and the goal. Accordingly, in this research designed a white ball detection system for humanoid soccer robot based on pattern recognition. Histogram of Oriented Gradient (HOG) and Support Vector Machine (SVM) method are used in this research for feature extraction and classification. The result of this research is a system that be able to detect ball in humanoid soccer robot environment. The system tested by sliding window parameter testing, the distance of ball to robot testing, different light intensity testing, and other object testing. The conclusions of this research are: optimal detection is obtained by using 8x8 win_stride parameter size and 1,2 scale0 parameter value, maximum distance of detection with 32x32 window detector is 180 cm and with 64x64 window detector is 140 cm, the response of system in different light intensity is good enough, and the success rate of system against other obstacle object with 32x32 window detector is 68% and with 64x64 window detector is 99%.

Keywords—RoboCup, HOG, SVM, Sliding window

1. PENDAHULUAN

Teknologi robotika pada saat ini memiliki perkembangan yang sangat maju. Para peneliti robot berlomba-lomba untuk membangun robot yang dapat berpikir dan bersikap seperti halnya manusia. Robot dikembangkan sehingga memiliki kemampuan-kemampuan khusus. Salah satu yang populer dikembangkan adalah robot yang memiliki kemampuan untuk bermain sepak bola. RoboCup merupakan salah satu organisasi yang menyelenggarakan kompetisi robot sepak bola yang kompetitif. Banyak peneliti robot sepak bola humanoid dari seluruh dunia yang berpartisipasi dalam kompetisi RoboCup. RoboCup memiliki tujuan utama yaitu membangun sebuah tim robot sepak bola humanoid yang mampu mengalahkan tim juara dunia FIFA pada pertengahan tahun 2050 [1]. RoboCup memiliki banyak kategori kompetisi. Kategori kompetisi yang paling mendekati tujuan utama dari RoboCup tersebut adalah *Humanoid League*.

Di dalam *Humanoid League*, robot diharuskan memiliki struktur tubuh seperti manusia dan memiliki suatu kecerdasan buatan untuk memainkan permainan sepak bola secara *autonomous* melawan robot lainnya. Selain itu, robot juga harus memiliki sensor-sensor untuk mendukung kemampuannya bermain sepak bola, seperti kamera, akselerometer, *gyroscope*, magnetometer, dan lain-lain [2]. Sama seperti halnya pertandingan sepak bola pada umumnya, bola adalah hal yang sangat penting dalam pertandingan sepak bola humanoid. Setiap tim harus memasukkan bola ke gawang lawan sebanyak-banyaknya untuk dapat memenangkan pertandingan. Robot harus mampu untuk menendang bola, mengejar bola maupun menghalau bola. Untuk dapat melakukan kemampuan tersebut, sebelumnya robot harus mampu mendeteksi bola yang sedang dimainkan di atas lapangan. Dengan adanya kemampuan robot untuk mendeteksi di atas lapangan, robot akan memiliki peluang untuk mendapatkan bola dan memasukkannya ke gawang lawan. Oleh karena itu, robot harus memiliki sebuah sistem pendeteksian untuk mendeteksi bola.

Sistem pendeteksian bola untuk robot sepak bola humanoid telah banyak dilakukan. Beberapa penelitian telah mengajukan sistem pendeteksian bola berdasarkan segmentasi warna sederhana, deteksi lingkaran, dan deteksi *blob* untuk mendeteksi bola berwarna *orange/jingga* [3,4,5]. Namun seiring berkembangnya peraturan *Humanoid League*, bola jingga yang sebelumnya digunakan pada pertandingan digantikan dengan bola berwarna putih yang berwarna sama dengan warna garis dan tiang gawang. Oleh karena itu, sistem pendeteksian sebelumnya dirasa belum cukup baik untuk mendeteksi bola berwarna putih pada kondisi lingkungan tersebut. Beberapa metode pengolahan citra digital berbasis pengenalan pola dapat diajukan untuk mendeteksi suatu objek. Salah satunya dapat dilakukan dengan metode ekstraksi fitur HOG (*Histogram of Oriented Gradient*) dan penggunaan *machine learning* yang juga telah banyak diteliti untuk pendeteksian tubuh manusia [6]. Beberapa peneliti juga telah melakukan penelitian dengan metode tersebut pada bola [7].

2. METODE PENELITIAN

2.1 Analisis Sistem

Pada penelitian ini diusulkan suatu rancangan sistem pendeteksian bola yang diharapkan dapat mengetahui keberadaan bola di atas lapangan sepak bola humanoid. Bola yang digunakan adalah bola berwarna putih dengan diameter 13 cm (FIFA size 1) yang juga dipakai pada kompetisi sepak bola humanoid (Robocup). Proses pendeteksian dilakukan dengan mengakuisisi citra menggunakan kamera *webcam* yang dipasang pada kepala robot. Citra hasil akuisisi oleh kamera kemudian diproses oleh PC/laptop untuk dideteksi keberadaan bolanya dalam citra. Pendeteksian bola dapat dilakukan berdasarkan ciri/fitur dari bola dalam citra. Salah satu fitur dari objek tersebut dapat diidentifikasi berdasarkan pengenalan pola.

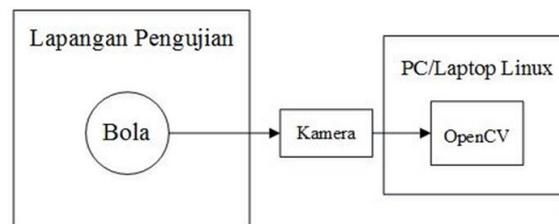
Metode pengolahan citra berdasarkan pengenalan pola yang dapat digunakan salah satunya adalah metode ekstraksi fitur *histogram of oriented gradient* (HOG) dan mengevaluasinya dengan *support vector machine* (SVM). Dengan metode ini sistem harus

terlebih melalui proses ekstraksi fitur HOG dan proses pelatihan/*training* dengan SVM untuk mengenali pola dari citra bola yang akan dideteksi. Setelah melalui proses ekstraksi dan pelatihan, pola yang telah didapatkan dari proses tersebut disimpan untuk digunakan pada proses pendeteksian. Setiap *frame* citra hasil akuisisi dari kamera divalidasi apakah terdapat pola yang sama dengan hasil pelatihan yang dilakukan sebelumnya. Jika terdapat daerah dalam *frame* dengan pola yang sama maka sistem akan menandai daerah tersebut.

Daerah yang ditandai ini merupakan daerah yang dikenali sebagai bola dalam *frame* citra. Posisi titik tengah dari daerah dalam yang ditandai ini *frame* citra dapat digunakan untuk perencanaan aksi robot selanjutnya, seperti: *ball tracking*, *ball following*, *ball kicking*, dan lain-lain. Dengan ini robot dapat memiliki peluang untuk mencetak gol.

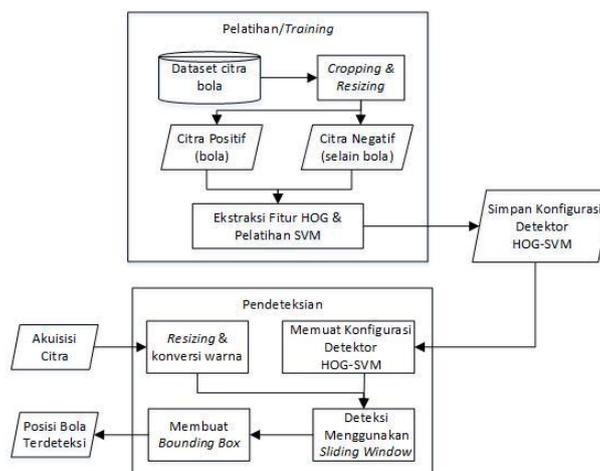
2. 2 Rancangan Sistem

Sistem yang dirancang pada penelitian ini merupakan suatu sistem untuk mendeteksi bola di atas lapangan sepak bola humanoid menggunakan teknik pengolahan citra digital. Pada sistem ini kamera yang digunakan adalah kamera *webcam*. Kamera akan berada di kepala robot dan bola berada di atas lapangan pengujian. Perangkat keras yang digunakan pada sistem ini berupa kamera *webcam* pada kepala robot sepak bola humanoid dan sebuah komputer (PC/laptop). Kamera *webcam* berguna sebagai media untuk mengambil data citra pengujian dan sebuah komputer (PC/laptop) sebagai pengolah dan pemroses data. Diagram blok rancangan sistem dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Diagram blok rancangan sistem

Dalam sistem ini dibagi dua tahapan proses utama, yaitu tahap pelatihan/*training* dan tahap pendeteksian bola. Pada tahap pelatihan/*training*, dilakukan proses ekstraksi fitur HOG dan proses evaluasi fitur dengan SVM untuk mengenali pola dari sampel citra bola dalam dataset pelatihan. *Dataset* ini berisikan beberapa sampel citra bola dan sampel citra selain bola. Hasil dari proses pelatihan ini adalah berupa nilai-nilai vektor untuk detector HOG yang dipakai saat proses pendeteksian bola. Rancangan *framework* sistem yang dibangun dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Rancangan *framework* sistem

2.3 Pengambilan Sampel

Pengambilan sampel data citra bola (citra positif) untuk proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan kamera *webcam*. Kamera *webcam* yang dipakai diletakkan pada kepala robot agar bola yang terakuisisi terlihat sama seperti sudut pandang pada robot melihat bola. Kemudian bola direkam di atas lapangan oleh kamera selama beberapa menit. Selagi kamera merekam bola tersebut, bola digelindingkan agar kamera diharapkan mendapatkan citra dari keseluruhan sisi bola. Rekaman tersebut kemudian disimpan sebagai video sampel. Sementara itu, dataset sampel negatif yang berisi citra objek selain bola seperti gambar ruangan, rumah, jalan dan benda-benda lainnya yang diambil dari dataset penelitian [8].

2.4 Rancangan Proses Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan proses yang sangat penting untuk mendeteksi sebuah objek (dalam hal ini bola). Proses ini berkaitan dengan kuantisasi karakteristik citra ke dalam sekelompok nilai fitur yang sesuai berdasarkan sampel citra yang digunakan. Dalam penelitian ini, fitur *histogram of oriented gradient* (HOG) dari sampel citra yang akan digunakan untuk mendeteksi bola. HOG adalah fitur histogram yang merepresentasikan pemetaan gradien dari citra target. Fitur HOG memiliki kelebihan untuk mendeskripsikan kontur dari bola karena HOG bekerja berdasarkan distribusi arah gradien histogram.

Pada proses ini fitur HOG dari masing-masing data sampel citra akan diolah sehingga menghasilkan suatu nilai vektor. Untuk mendapatkan nilai vektor HOG tersebut, sampel citra harus melalui proses normalisasi gamma dan warna, perhitungan gradien, *orientational binning*, dan normalisasi kontras seperti yang dijelaskan pada penelitian [6]. Diagram alir proses ekstraksi fitur dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Diagram alir ekstraksi fitur

2.5 Rancangan Proses Pelatihan/Training

Setelah seluruh data sampel citra diekstraksi fitur HOG-nya dan nilai vektornya telah disimpan, kemudian proses selanjutnya adalah pelatihan/*training*. Proses pelatihan ini merupakan tahap untuk mengklasifikasi objek bola dan bukan objek bola berdasarkan hasil fitur HOG yang diekstraksi sebelumnya. Proses pelatihan dengan menggunakan SVM ini berguna untuk mendapatkan *hyperlane* terbaik yang nantinya digunakan saat proses pengujian deteksi

bola [9]. Proses klasifikasi ini digunakan untuk mencari *support vector* dari data input menggunakan *quadratic programming*.

Pada tahap ini SVM dibagi menjadi dua kelas, yaitu: objek bola dan objek bukan bola. Hasil dari proses ini berupa nilai indeks dari fungsi keputusan yang terbesar yang menyatakan kelas dari data pengujian. Nilai indeks hasil pelatihan ini kemudian disimpan untuk proses pengujian. Data sampel yang telah digunakan dapat diuji performanya dengan pengujian kelas dari nilai indeks pada proses pelatihan. Jika kelas yang dihasilkan dari data sampel citra ini sama dengan kelas dari proses klasifikasi pelatihan, maka citra ini dinyatakan sebagai bola. Dengan kata lain, pengujian ini menguji apakah data sampel positif benar terdeteksi sebagai objek bola atau tidak. Pengujian kelas ini akan memberikan akurasi dari data sampel yang akan dipakai untuk pendeteksian bola. Diagram alir proses pelatihan/*training* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Diagram alir proses pelatihan/*training*

2. 6 Rancangan Proses Pendeteksian Bola

Setelah seluruh data sampel citra diekstraksi fitur HOG-nya dan nilai vektornya telah disimpan, kemudian proses selanjutnya adalah pelatihan/*training*. Proses pelatihan ini merupakan tahap untuk mengklasifikasi objek bola dan bukan objek bola berdasarkan hasil fitur HOG yang diekstraksi sebelumnya. Proses pelatihan dengan menggunakan SVM ini berguna untuk mendapatkan *hyperlane* terbaik yang nantinya digunakan saat proses pengujian deteksi bola [9]. Proses klasifikasi ini digunakan untuk mencari *support vector* dari data input menggunakan *quadratic programming*.

Pada tahap ini SVM dibagi menjadi dua kelas, yaitu: objek bola dan objek bukan bola. Hasil dari proses ini berupa nilai indeks dari fungsi keputusan yang terbesar yang menyatakan kelas dari data pengujian. Nilai indeks hasil pelatihan ini kemudian disimpan untuk proses pengujian. Data sampel yang telah digunakan dapat diuji performanya dengan pengujian kelas dari nilai indeks pada proses pelatihan. Jika kelas yang dihasilkan dari data sampel citra ini sama dengan kelas dari proses klasifikasi pelatihan, maka citra ini dinyatakan sebagai bola. Dengan kata lain, pengujian ini menguji apakah data sampel positif benar terdeteksi sebagai objek bola atau tidak. Pengujian kelas ini akan memberikan akurasi dari data sampel yang akan dipakai untuk pendeteksian bola. Diagram alir proses pelatihan/*training* dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Diagram alir proses pelatihan/*training*

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap ini dilakukan untuk mengetahui kemampuan sistem dalam mendeteksi bola dengan berbagai keadaan yang dapat divariasikan, sehingga didapatkan informasi kemampuan sistem dalam mendeteksi bola yang kemudian dipaparkan dalam bentuk data.

3. 1 Hasil Ekstraksi Fitur dan Pelatihan/Training

Proses ekstraksi fitur ditujukan untuk mendapatkan fitur-fitur dari objek yang akan dideteksi, yaitu berupa citra bola. Citra bola berasal dari dataset citra bola yang diambil dari video sampel. Citra bola ini digunakan sebagai citra positif, dan untuk citra negatif digunakan citra lain selain citra bola. Keseluruhan citra dalam dataset ini berjumlah 2.940 buah citra positif dan 4.853 buah citra positif. Seluruh citra ini diekstraksi fitur HOG-nya dengan ukuran *block* 16×16 , ukuran *block stride* 8×8 , ukuran *cell* 8×8 , dan jumlah *bin* 9. Pada setiap citra yang diekstraksi dihasilkan sebanyak 324 fitur pada ukuran citra 32×32 dan 1.764 fitur pada ukuran citra 64×64 . Fitur-fitur ini disimpan pada sebuah *file* berekstensi *.dat dengan nama *features.dat*.

Setelah tahap ekstraksi fitur citra, fitur-fitur yang telah diekstraksi tersebut kemudian melalui proses pelatihan/*training* menggunakan *svmlight* [10]. Proses pelatihan ini menghasilkan sebuah model *svm* yang kemudian hasil model *svm* ini disimpan ke dalam sebuah *file* berekstensi *.yaml bernama *svmlightmodel.yaml*. *File* ini berisi pengaturan dari model *svm* hasil pelatihan. Setelah mendapatkan model *svm* tersebut, dibuat vektor detektor tunggal yang merepresentasikan fitur HOG dari setiap citra menggunakan *svmlight*. Vektor-vektor ini kemudian disimpan bersama dengan pengaturan detektor HOG ke dalam sebuah *file* bernama *cvHOGClassifier.yaml*. *File* inilah yang kemudian dijadikan sebagai salah satu pengaturan detektor *window* pada proses pendeteksian bola.

3. 2 Hasil Pengujian dengan Data Pelatihan

Pengujian ini dilakukan untuk menguji kinerja detektor yang telah dibuat menggunakan seluruh citra positif dan negatif dari dataset citra yang digunakan pada proses pelatihan/*training*. Kinerja detektor ini ditentukan dengan melihat akurasi dari sistem setelah mendeteksi seluruh dataset citra. Jika hasil pendeteksian menunjukkan hasil yang memuaskan, maka pengaturan detektor inilah yang kemudian dipakai pada proses pendeteksian bola. Tabel 1 menunjukkan hasil pengujian dengan data pelatihan menggunakan detektor *window* 32×32 dan 64×64 .

Tabel 1 Hasil pengujian dengan data pelatihan

No.	Detektor <i>window</i>	Jumlah Citra	TP	FP	TN	FN	Akurasi
1	32×32	7.793	2.920	0	4.853	20	99,7%
2	64×64	7.793	2.919	0	4.853	21	99,7%

Berdasarkan data pada Tabel 1, dapat dilihat bahwa hasil pengujian dengan menggunakan kedua detektor tersebut sudah menunjukkan akurasi yang cukup baik. Dengan menggunakan detektor *window* 32×32 dihasilkan akurasi sebesar 99,7%, sedangkan dengan menggunakan detektor *window* 64×64 dihasilkan akurasi yang sama yaitu sebesar 99,7%. Walaupun memiliki akurasi yang sama, kedua detektor tersebut memiliki jumlah *False Negatif* (FN) yang berbeda dengan perbedaan satu buah *False Negative*. Dengan hasil pendeteksian tersebut, maka pengaturan detektor inilah yang kemudian dipakai pada proses pendeteksian bola.

3. 3 Hasil Pengujian Parameter *win_stride*

Parameter *win_stride* digunakan untuk menentukan jumlah langkah *sliding window* (dalam piksel) pada arah x dan y dari *frame* citra. Data yang diambil dari pengujian ini berupa data rata-rata waktu komputasi dan tingkat keberhasilan dalam mendeteksi bola dari proses pendeteksian. Data rata-rata waktu komputasi dan tingkat keberhasilan pendeteksian dari setiap variasi kemudian dibandingkan antara data menggunakan detektor *window* 32×32 dan 64×64 piksel. Nilai *default* ukuran parameter *win_stride* untuk pendeteksian adalah 8×8, maka untuk melihat pengaruh parameter ini pada proses pendeteksian ukuran parameter *win_stride* yang divariasikan dalam pengujian ini adalah 4×4, 8×8, dan 16×16. Tabel 2 menunjukkan hasil pengujian parameter *win_stride* dengan menggunakan ukuran detektor *window* 32×32 dan 64×64.

Tabel 2 Hasil pengujian parameter *win_stride*

No.	<i>win_stride</i>	Tingkat Keberhasilan Pendeteksian		Rata-rata waktu komputasi (detik)	
		Detektor <i>window</i> 32×32	Detektor <i>window</i> 64×64	Detektor <i>window</i> 32×32	Detektor <i>window</i> 64×64
1	4×4	92%	99,9%	0,033	0,044
2	8×8	51,9%	99,7%	0,015	0,018
3	16×16	7,9%	9,7%	0,014	0,015

Mengacu pada Tabel 2, dengan ukuran *win_stride* 8×8, detektor *window* 32×32 hanya memiliki tingkat keberhasilan sebesar 51,9% dibandingkan detektor *window* 64×64 yang memiliki tingkat keberhasilan sebesar 99,7%. Hal ini terjadi karena detektor *window* 32×32 bola mulai tidak terdeteksi karena kehilangan detail pendeteksian. Dengan ukuran *win_stride* 16×16, kedua detektor *window* memiliki tingkat keberhasilan paling kecil. Analisis yang diambil dari kejadian ini adalah detektor kehilangan detail dalam mendeteksi bola dengan perpindahan detektor yang lebih jauh, sehingga daerah dalam sebuah *frame* citra yang dievaluasi menjadi lebih sedikit.

Dapat dilihat juga waktu komputasi dengan menggunakan kedua detektor tersebut memiliki perubahan yang cukup sebanding. Semakin besar ukuran parameter *win_stride*, waktu komputasinya menjadi semakin cepat. Analisis yang diambil dari kejadian ini adalah daerah yang dievaluasi oleh detektor akan semakin sedikit dengan menggunakan ukuran *win_stride* yang lebih besar, sehingga waktu komputasi yang diperlukan untuk mendeteksi sebuah *frame* citra akan semakin cepat.

3. 4 Hasil Pengujian Parameter *scale0*

Parameter *win_stride* digunakan untuk menentukan jumlah langkah *sliding window* (dalam piksel) pada arah x dan y dari *frame* citra. Data yang diambil dari pengujian ini berupa data rata-rata waktu komputasi dan tingkat keberhasilan dalam mendeteksi bola dari proses pendeteksian. Data rata-rata waktu komputasi dan tingkat keberhasilan pendeteksian dari setiap variasi kemudian dibandingkan antara data menggunakan detektor *window* 32×32 dan 64×64 piksel. Nilai *default* ukuran parameter *win_stride* untuk pendeteksian adalah 8×8, maka untuk melihat pengaruh parameter ini pada proses pendeteksian ukuran parameter *win_stride* yang divariasikan dalam pengujian ini adalah 4×4, 8×8, dan 16×16. Tabel 3 menunjukkan hasil pengujian parameter *win_stride* dengan menggunakan ukuran detektor *window* 32×32 dan 64×64.

Tabel 3 Hasil pengujian parameter *scale0*

No.	scale0	Tingkat Keberhasilan Pendeteksian		Rata-rata waktu komputasi (detik)	
		Detektor <i>window</i> 32×32	Detektor <i>window</i> 64×64	Detektor <i>window</i> 32×32	Detektor <i>window</i> 64×64
1	1,0	27,9%	99,7%	0,145	0,178
2	1,05	43,5%	99,4%	0,045	0,052
3	1,1	64,7%	99,5%	0,026	0,028
4	1,15	69,3%	99,9%	0,019	0,021
5	1,2	68,1%	100%	0,016	0,018
6	1,25	43,1%	100%	0,014	0,015
7	1,3	23,7%	99,6%	0,012	0,015
8	1,35	0%	99,5%	0,012	0,014
9	1,4	0%	99,7%	0,011	0,014
10	1,45	0%	99,5%	0,012	0,014
11	1,5	0%	99,6%	0,011	0,013
Rata-rata		30,9%	99,7%	0,029	0,035

Mengacu pada Tabel 3, dengan nilai *scale0* 1,1, 1,15, dan 1,2 memiliki tingkat keberhasilan yang cukup baik dengan persentase sebesar 64,7%, 69,3%, dan 68,1%. Pada nilai *scale0* 1,25 sampai dengan 1,5, tingkat keberhasilan pendeteksian menurun secara drastis. Analisis yang diambil dari kejadian ini adalah semakin besar nilai *scale0* semakin banyak juga citra bola yang gagal dideteksi, sehingga semakin banyak citra bola yang terdeteksi sebagai bukan citra bola (*False Negative*). Dari tabel tersebut juga dapat dilihat bahwa semakin besar nilai parameter *scale0*, maka semakin cepat waktu komputasi yang dibutuhkan untuk proses pendeteksian bola. Hal ini terjadi karena semakin kecil nilai *scale0*, maka faktor *resize* yang mempengaruhi jumlah layer pada piramida citra akan semakin banyak sehingga memperbesar waktu komputasi pendeteksian bola. Analisis yang dapat diambil adalah nilai parameter *scale0* terlalu kecil dapat mengakibatkan waktu komputasi yang lebih lambat dan tingkat keberhasilan yang lebih kecil.

3. 5 Hasil Pengujian Kinerja Pendeteksian Bola Terhadap Jarak Bola dengan Robot

Pengujian pendeteksian ini dilakukan dengan menguji kinerja sistem terhadap jarak bola dengan robot. Data yang diambil dari pengujian ini berupa data tingkat keberhasilan dalam mendeteksi bola dari proses pendeteksian. Data tingkat keberhasilan pendeteksian dari setiap variasi kemudian dibandingkan antara data pendeteksian dengan menggunakan detektor *window* 32×32 dan 64×64 piksel. Pada pengujian ini, sistem akan mendeteksi bola dengan jarak antara bola dan robot yang divariasikan. Variasi jarak yang diuji adalah 20 cm, 40 cm, 60 cm, 80 cm,

100 cm, 120 cm, 140 cm, 160 cm, 180 cm, dan 200 cm. Pengukuran bola dilakukan dengan menggunakan alat ukur meteran. Ukuran parameter *win_stride* yang digunakan pada pengujian ini adalah 8×8 piksel dan nilai parameter *scale0* adalah 1,2. Tabel 4 menunjukkan hasil pengujian terhadap jarak bola dengan menggunakan ukuran detektor *window* 32×32 dan 64×64 .

Tabel 4 Hasil pengujian jarak bola dengan robot

No.	Jarak (cm)	Tingkat Keberhasilan Pendeteksian	
		Detektor <i>window</i> 32×32	Detektor <i>window</i> 64×64
1	20	80%	99,7%
2	40	88%	99,8%
3	60	74,1%	99,7%
4	80	56,5%	100%
5	100	75%	99,8%
6	120	50,4%	95,5%
7	140	36,3%	27,9%
8	160	25,2%	0,3%
9	180	29,4%	0%
10	200	3,7%	0%
11	220	0%	0%
Rata-rata		47,2%	56,6%

Berdasarkan data yang ditampilkan pada Tabel 4, dapat dilihat bahwa tingkat keberhasilan dengan kedua detektor menurun di bawah 50% antara jarak 120 sampai dengan 220 cm. Hal ini terjadi karena banyak citra bola yang tidak dapat dideteksi oleh detektor *window*. Analisis yang dapat diambil dari data tersebut adalah ketika bola semakin jauh jarak bola dengan kamera, maka ukuran citra bola pada *frame* citra akan semakin mengecil. Ketika citra bola pada *frame* citra memiliki ukuran yang lebih kecil dari ukuran detektor *window*, maka hal ini menyebabkan detektor tidak dapat mendeteksi keberadaannya bola pada *frame* citra.

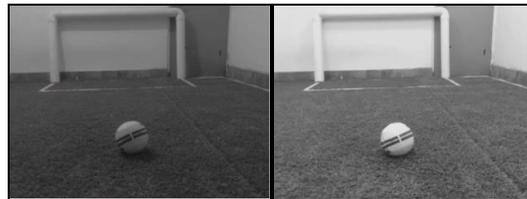
3. 6 Hasil Pengujian Kinerja Pendeteksian Bola Terhadap Intensitas Cahaya di Dalam Ruangan

Pengujian pendeteksian ini dilakukan dengan menguji kinerja sistem terhadap intensitas cahaya di dalam ruangan. Pada pengujian ini, sistem akan mendeteksi bola dengan intensitas cahaya yang divariasikan di dalam ruangan. Data tingkat keberhasilan pendeteksian dari setiap variasi kemudian dibandingkan antara data pendeteksian dengan menggunakan detektor *window* 32×32 dan 64×64 piksel. Di dalam ruangan pengujian terdapat lima buah lampu. Lima buah lampu tersebut divariasikan dan kemudian diukur intensitasnya. Pengukuran intensitas cahaya dilakukan dengan menggunakan alat ukur Light Meter Lutron LX-100. Pada pengujian ini digunakan range A pada alat ukur untuk pengukuran intensitas cahaya di dalam ruangan. Variasi intensitas cahaya dalam ruangan yang diuji adalah 22 lux (satu lampu), 55 lux (dua lampu), 75 lux (tiga lampu), 102 lux (empat lampu), dan 126 lux (lima lampu). Ukuran parameter *win_stride* yang digunakan pada pengujian ini adalah 8×8 piksel dan nilai parameter *scale0* adalah 1.2. Tabel 5 menunjukkan hasil pengujian terhadap intensitas cahaya di dalam ruangan dengan menggunakan ukuran detektor *window* 32×32 dan 64×64 .

Tabel 5 Hasil pengujian terhadap intensitas cahaya di dalam ruangan

No.	Intensitas Cahaya (lux)	Tingkat Keberhasilan Pendeteksian	
		Detektor <i>window</i> 32x32	Detektor <i>window</i> 64x64
1	22	44,1%	51,4%
2	55	39%	60,2%
3	75	61,3%	80,2%
4	102	69,6%	93,2%
5	126	80,7%	99,7%

Berdasarkan data yang ditampilkan pada Tabel 5, dapat dilihat bahwa semakin tinggi intensitas cahaya dalam ruangan, maka tingkat keberhasilan pendeteksian juga semakin meningkat. Dapat dilihat juga bahwa intensitas cahaya dalam ruangan mempengaruhi tingkat keberhasilan pendeteksian. Hal ini terjadi karena saat intensitas cahaya berkurang, kontras dan kecerahan pada citra juga berkurang. Analisis yang dapat diambil adalah perubahan kontras dan kecerahan tersebut mempengaruhi kondisi fitur HOG pada citra karena fitur HOG hanya dapat mendeteksi pada citra *grayscale*. Sementara itu, kondisi kontras dan kecerahan citra yang kurang membuat citra *grayscale* menjadi kurang baik untuk diekstraksi fitur HOG-nya. Gambar 6 menunjukkan perbedaan kontras pada kondisi intensitas cahaya 22 dan 126 lux.

Gambar 6 Kondisi citra *grayscale* pada intensitas cahaya 22 lux (kiri) dan 126 lux (kanan)

3. 7 Hasil Pengujian Kinerja Pendeteksian Bola Terhadap Jarak Bola dengan Robot

Pengujian pendeteksian ini dilakukan dengan menguji akurasi kinerja sistem terhadap gangguan objek lain. Data tingkat keberhasilan pendeteksian dari setiap variasi kemudian dibandingkan antara data pendeteksian dengan menggunakan detektor *window* 32x32 dan 64x64 piksel. Pada pengujian ini, sistem akan mendeteksi bola dengan adanya gangguan objek lain yang berbentuk seperti bola. Dalam pengujian ini diberikan dua objek bola lain sebagai *obstacle* pada satu *frame* pengujian, antara lain: bola berwarna jingga dan bola *baseball* berwarna putih. Ukuran parameter *win_stride* yang digunakan pada pengujian ini adalah 8x8 piksel dan parameter *scale0* adalah 1.2. Tabel 6 menunjukkan *confusion matrix* dari hasil pendeteksian menggunakan ukuran detektor 32x32.

Tabel 6 *Confusion matrix* dari hasil pendeteksian menggunakan ukuran detektor 32x32

		Prediksi	
		Negatif	Positif
Aktual	Negatif	0	20
	Positif	18	82

Berdasarkan data yang disajikan pada Tabel 6, dapat dihitung tingkat keberhasilan pendeteksian (akurasi) dengan menghitung keakuratannya menggunakan persamaan (1) [11] sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \times 100\% \quad (1)$$

Analisis yang dapat diambil adalah detektor *window* 32x32 hanya dapat mengekstraksi fitur sebanyak 324 fitur sehingga membuat akurasi dalam pengujian ini hanya mencapai 68,3%. Jumlah fitur ini mempengaruhi ketelitian dari detektor dalam mendeteksi citra bola pada seluruh daerah *frame* citra. Hal ini menyebabkan detektor mendeteksi objek yang bukan bola

sebenarnya. Pengujian selanjutnya adalah pengujian dengan menggunakan detektor *window* 64×64. Tabel 7 menunjukkan *confusion matrix* dari hasil pendeteksian menggunakan ukuran detektor 64×64.

Tabel 7 *Confusion matrix* dari hasil pendeteksian menggunakan ukuran detektor 64×64

		Prediksi	
		Negatif	Positif
Aktual	Negatif	0	1
	Positif	0	100

Berdasarkan data yang disajikan pada Tabel 7, dapat dihitung tingkat keberhasilan pendeteksian dengan menghitung keakuratannya menggunakan persamaan 1. Analisis yang dapat diambil adalah detektor *window* 64×64 dapat mengekstraksi fitur sebanyak 1.764 fitur sehingga membuat akurasi dalam pengujian ini sudah cukup baik dengan akurasi sebesar 99%. Jumlah fitur ini mempengaruhi ketelitian dari detektor dalam mendeteksi citra bola pada seluruh daerah *frame* citra. Hal ini menyebabkan detektor dapat mendeteksi objek bola yang sebenarnya dengan cukup baik.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, telah berhasil dibuat sistem pendeteksian bola dengan metode *Histogram of Oriented Gradient* (HOG) dan *Support Vector Machine* (SVM) untuk robot sepak bola humanoid. Berdasarkan data yang didapat dan pembahasan yang dilakukan dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Pendeteksian bola dapat dilakukan secara optimal menggunakan detektor *window* 32×32 pada ukuran parameter *win_stride* 8×8 dengan tingkat keberhasilan 51,9% dan rata-rata waktu komputasi 0,015 detik, sedangkan dengan detektor *window* 64×64 memiliki tingkat keberhasilan 99,7% dan rata-rata waktu komputasi 0,017 detik.
2. Pendeteksian bola dapat dilakukan secara optimal menggunakan detektor *window* 32×32 pada nilai parameter *scale0* 1,2 dengan tingkat keberhasilan 68,1% dan rata-rata waktu komputasi 0,015 detik, sedangkan dengan detektor *window* 64×64 memiliki tingkat keberhasilan 100% dan rata-rata waktu komputasi 0,018 detik.
3. Pendeteksian bola menggunakan detektor *window* 32×32 mampu mendeteksi bola dengan cukup baik pada jarak maksimal bola dengan robot sampai dengan 180 cm dengan tingkat keberhasilan sebesar 29,4%, sedangkan dengan detektor *window* 64×64 mampu mendeteksi sampai dengan jarak 140 cm dengan tingkat keberhasilan sebesar 27,9%.
4. Respon terhadap intensitas cahaya di dalam ruangan cukup baik. Pada intensitas cahaya 22 lux, detektor *window* 32×32 memiliki tingkat keberhasilan sebesar 44,1% dan dengan detektor *window* 64×64 sebesar 51,4%. Pada intensitas cahaya 126 lux, detektor *window* 32×32 memiliki tingkat keberhasilan sebesar 80,7% dan dengan detektor *window* 64×64 sebesar 99,7%.
5. Tingkat keberhasilan pendeteksian bola terhadap gangguan objek lain dengan menggunakan detektor *window* 32×32 sebesar 68,3% dan dengan detektor *window* 64×64 sebesar 99%.

5. SARAN

1. Kombinasi metode/algorithm pengolahan citra digital lain untuk mengurangi kesalahan pendeteksian sehingga memberikan hasil pendeteksian bola yang lebih baik lagi.
2. Penggunaan perangkat pengolah data (komputer) yang memiliki spesifikasi dan performa yang lebih tinggi untuk mempercepat waktu komputasi pendeteksian.

3. Menggunakan hasil penelitian ini untuk penelitian robot sepak bola humanoid yang lebih lanjut, seperti: *ball tracking*, *ball following*, *localization*, dan lain-lain.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu dalam mengerjakan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kitano, A. dan Asano, M., 2000, The RoboCup humanoid challenge as the millennium challenge for advanced robotics, *Advanced Robotics*, vol. 13, no. 8, pp. 723–737.
- [2] Gerndt, R., Seifert, D., Baltes, J., Sadeghnejad, S. dan Behnke, S., 2015, Humanoid Robots in Soccer – Robots Versus Humans in RoboCup 2050, *IEEE-RAS Robotics & Automation Magazine*.
- [3] Majid, I.A., Afrisal, H., Rahman, R.N., Putra, H., Luknanto, B.K., Wildana, F.A., Yusuf, J.S., Iswahyudi, F.N., Riyadi, A.F., Sulistyono, R., Hafidz, I.P., Sigit, D.P., Syarafina, F., Sumbodo, B.A.A. dan Cahyadi, A.I., 2014, Ball Anticipation Method using Linear Regression for Humanoid Soccer Robot Goalie, *Indonesian Symposium on Robot Soccer Competition*, Yogyakarta.
- [4] Prayitno, Y.P., Harianto dan Wibowo, M.D., 2012, *Rancang Bangun Aplikasi Pendeteksian Bentuk dan Warna Benda pada Mobile Robot Berbasis Webcam*, Jurusan Sistem Komputer, STIKOM Surabaya.
- [5] Coath, G., Musumeci, P., 2003, Adaptive Arc Fitting for Ball Detection in RoboCup, *Proceedings of APRS Workshop on Digital Image Analysing*, pp. 63-68, Brisbane, Australia.
- [6] Dalal, N. dan Triggs, B., 2005, Histograms of Oriented Gradients for Human Detection, *Proceedings - 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, I, pp.886–893.
- [7] Farazi, H., Allgeuer, P. dan Behnke, S., 2015, A Monocular Vision System for Playing Soccer in Low Color Information Environments, *The 10th Workshop on Humanoid Soccer Robots*.
- [8] Quattoni, A., Eecs, U.C.B. dan Torralba, A., 2013, Recognizing Indoor Scenes 32 Vassar St, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*.
- [9] Nugroho, A.S., Witarto, A.B. dan Handoko, D., 2003, Support Vector Machine (Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika), *Proceeding of Indonesian Scientific Meeting in Central Japan*, Gifu.
- [10] Joachims, T., 1999, Making Large-Scale SVM Learning Practical, *Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning*, pp.41–56.
- [11] Fawcett, T., 2006, An introduction to ROC analysis, *Pattern Recognition Letters*, 27, pp.861– 874.