高次局所自己相関特徴と SVM を用いた部分隠蔽物体の検出手法について

大竹 一世† 村上 和人†

† 愛知県立大学大学院 情報科学研究科
〒 480-1198 愛知県愛知郡長久手町熊張

あらまし 本論文では，部分的な隠蔽を伴う物体を検出するための一手法を提案する．まず，検出対象の候補領域を求め，物体の回転および並行移動に不変な高次局所自己相関 (HLAC) 特徴を求める．次いで，サポートベクタマシン（SVM）を用いて対象物と疑似ノイズの HLAC 特徴を分類する．隠蔽を伴う対象物と疑似ノイズの HLAC 特徴をそれぞれ教師データとして与え，発生しうる隠蔽の状況を多く学習させることによって検出精度の向上を図る．また，SVM を利用することによって照明変化や姿勢変動にロバストな分類を行なうことが可能である．提案手法をロボカップ小型ロボットリーグのボール検出処理に適用した結果，60fps 以上での処理速度を維持した上で良好な検出精度が得られたので報告する．

An Extraction Method of Partially Occluded Object by Using High-order Local Autocorrelation Features and SVM

Kazutoki OTAKE† and Kazuhito MURAKAMI†

† Graduate School of Information Science and Technology, Aichi Prefectural University
Kumabari, Nagakute-cho, Aichi 480-1198

Abstract This paper proposes a method to detect partially occluded object from an image. First, high--order local autocorrelation (HLAC) features are calculated for the candidate regions of the target object, since HLAC features are invariable to the rotation and also to the parallel translation. Then, they are classified into the object or noise by using support vector machines (SVM). An extraction method of partially occluded objects was realized and the robustness to the changes of lighting and posture was experimented. The proposed method is applied to the RoboCup SSL and it was clarified that it works more than 60fps.

1. はじめに

カメラから得た画像を利用して物体認識を行なう技術は，監視カメラによる人や自動車などの追跡，ロボットビジョンを用いた様々な物体認識など，様々なものがある．1 台ないしは複数台のカメラを用いた物体認識のための技術は，カメラの小型化や低価格化に伴って普及し，セキュリティやロボットビジョン，ITS 分野など，様々な分野への応用が期待されている．

こうした応用では，カメラから得た画像上で常に対象物全体を捉えられれば理想的であるが，実際には対象物が何らかの障害物によって隠蔽される可能性がある．成田らは，特定の環境下において対象物の隠蔽を最小にするためのカメラ配置法について報告している [1]．カメラの台数を増やすほど対象物の隠蔽を軽減できるが，別の環境や利用するカメラの台数によっては対象物の隠蔽が起こり得る．

一般に，高精度な物体認識を行なうためには，対象物が完全に見えていることを前提としている．対象物が完全に見えている場合は，パターンマッチングや形状特徴量などを用いて観測されるパターンごとに固有の特徴を算出できる．しかし，対象物の一部が隠れてしまうと，これらの手法では観測パターン固有の特徴の算出が難しくなる．例えば複数台のカメラを利用した移動物体追跡では，高精度な物体認識が要求される．杉村らは，行動履歴を反映させた特徴とパーティクルフィルタを組み合わせて予測を行なうことによって，対象物の一時的な隠蔽にロバストな物体追跡が可能であることを報告している [2]．しかし，この方法では，対象物の一部分が見え始める瞬間には過去の時系列

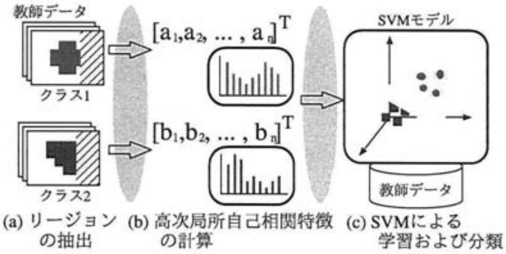


図 1　提案手法の構成

データがなく，部分的に隠蔽された対象物の検出を行なうことができないという本質的な課題が残る．

部分的な隠蔽を伴う物体検出手法は，例えば柳井らの研究において，物体についての関係知識や物体間の支配関係から複雑な隠蔽をともなう物体検出手法が提案されているが，認識物体の種類を増やすための学習機構の導入が課題となっている [3]．

本論文では，物体の候補領域から高次局所自己相関 (High-order Local AutoCorrelation, HLAC) 特徴を求め，次いでサポートベクタマシン（Support Vector Machines, SVM）を用いて対象物の一部とノイズ・疑似パターンを識別する部分隠蔽物体検出手法を提案する．提案手法をロボカップ小型リーグのビジョンシステムのボール検出処理に適用し，提案手法の有効性を示す．ロボットによる隠蔽を伴う状況下でのボールの検出率を求めるとともに，処理時間や環境変化に対するロバスト性についても議論する．

2. 部分的な隠蔽を伴う物体の検出手法

2.1 提 案 手 法

提案手法は，物体候補からの特徴算出と分類という 2 つの処理からなる．まず，1 つ目の処理として，画像から物体候補の特徴を求める．図 1(a) に示すように，4 連結成分からなる対象物の領域候補を抽出し，図 1(b) に示すように，その輪郭画素の HLAC 特徴を求める．次に，2 つ目の処理として，求めた画像特徴の識別を行なう．その後，図 1(c) に示すように，SVM を用いて教師あり学習を行ない，学習モデルを構築して特徴を分類する．次節以降で，各手法について詳しく述べる．

2.2 正規化した HLAC 特徴の算出

自己相関関数の高次への拡張は，高次自己相関関数と呼ばれている．対象画像 f において，ある参照点における輝度値を $f(r)$ とすると，N 次自己相関関数は，参照点周りの N 個の変位 $(a_1, \cdots a_N)$ に対して，

$$c(a_1, \cdots a_N) = \int f(r) f(r+a_1) \cdots f(r+a_N) dr \quad (1)$$

で定義される．

ここで，$N=2$ とし，変位を参照点 r の周りの局所的な

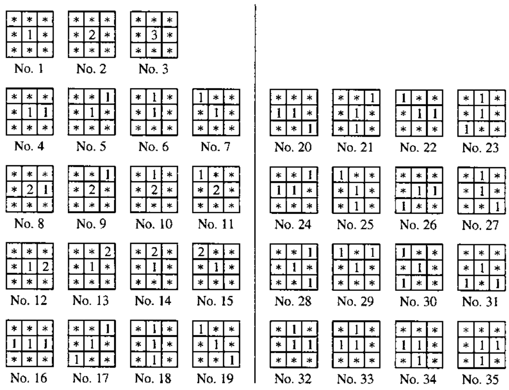
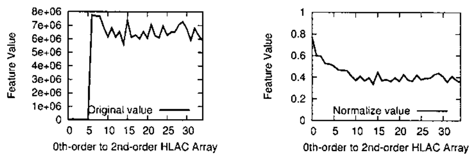


図 2　$N=2$ に限定された HLAC 特徴の局所パターン



(a) 正規化前の特徴　　(b) 正規化後の特徴

図 3　濃淡画像から求めた HLAC 特徴の正規化の一例

3×3 画素の領域に限定したものを HLAC 特徴とよぶ [4]．つまり，局所的な領域内での 3 点までの相関関係を特徴とする．これにより，平行移動による等価な特徴を除くと，2 値画像に対しては特徴の数は全部で 25 個になる．濃淡画像に対して適用する場合，変位領域の重複を許すことから，特徴の数は 35 個になる．定義から導出した 35 種類のオペレータを図 2 に示す．HLAC 特徴は，それぞれのオペレータごとに対象となる画素をすべて走査し，対応するオペレータの重みを考慮して積和を求めることによって得られる．

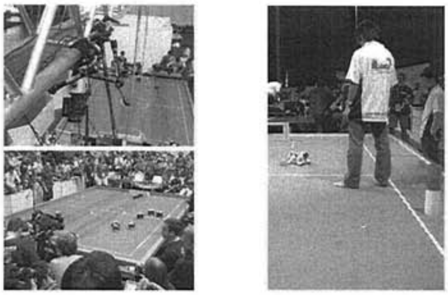
画素値の積和によって求められる特徴は，異なる次元数同士で値の最大値が異なり，識別の際に同じ尺度で取り扱うことができない．そこで，各特徴の取り得る値が同じになるように正規化を行なう．具体的には，式 (2) に示すように，得られる特徴の値を 255^N で除算し，取り得る値を 0 から 1 になるようにする．

$$c'(a_1, \cdots a_N) = \sum_r \frac{f(r) f(r+a_1) \cdots f(r+a_N)}{255^N} \quad (2)$$

適当な濃淡画像から HLAC 特徴を求めて正規化を行なった一例を図 3 に示す．図 3(a) より，$N=0,1$ の特徴（x 軸の 0 から 6）の値は極めて小さいが，図 3(b) のように正規化を行なうことによって $N=2$ の特徴と同様の変化を確認できるようになったことがわかる．

2.3 特徴の識別

特徴の識別には，2 クラスの分類問題を解くことのでき



(a) 小型ロボットリーグ　　(b) 四足ロボットリーグ

図 4　RoboCup サッカーフィールドの様子

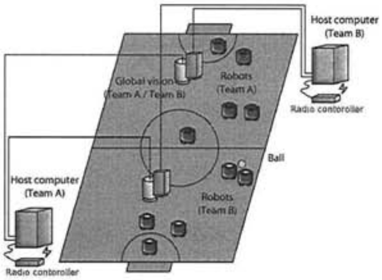


図 5　一般的なシステムの構成

るサポートベクタマシン (SVM) を用いる．SVM は姿勢変化をともなう物体認識や照明変化をともなう物体認識の問題に有効であることが報告されており [5], [6]，様々な物体認識の分野におけるパターン分類で利用されている．本手法では，抽出すべき物体の特徴とそうでない物体の特徴の 2 つのクラスを定義し，識別を行なう．

3. ロボカップへの手法の適用

3.1 ロボカップとは

ロボカップは，ロボット工学と人工知能の融合，発展のために自律移動ロボットによるサッカーを題材として日本の研究者らによって提唱された国際プロジェクトである [7]. RoboCup は 1997 年に始まり，今年で 10 年の歴史を持つ．RoboCup の最終目標は，“2050 年までにヒューマノイドロボットがワールドカップの優勝チームに勝つこと” である．

図 4 にサッカーフィールドの様子を示す．ロボットおよびボールの検出には，天井に設置された CCD カメラの映像（以下，グローバルビジョン），またはロボットに設置した CCD カメラの映像（以下，ローカルビジョン）を用いる．図 4(a) の小型ロボットリーグではグローバルビジョン，図 4(b) の四足ロボットリーグではローカルビジョンを用いている．

3.1.1 システム構成

筆者らは，RoboDragons チーム [8] として小型ロボットリーグに参加している．小型ロボットリーグは，4.9m×3.4m のフィールド上で，オレンジ色のゴルフボールを用いて 1 チーム 5 台以内のロボットで対戦を行なう．試合はすべてホストコンピュータによる自動制御で行なわれる．ホストコンピュータによる制御のフレームレートは 60fps になる．一般的なシステムの構成を図 5 に示す．

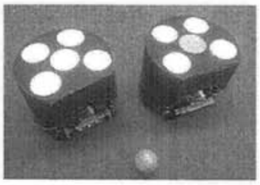
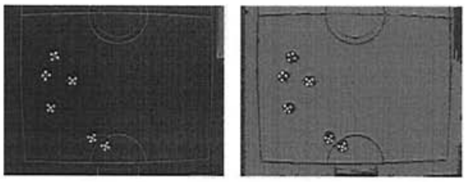


図 6　カラーマーカーをつけたロボットとボール



(a) 原画像　　(b) ラベリング処理結果

図 7　グローバルビジョンから得たフィールド画像

ロボットとボールの検出には，一般的に，色や配置を工夫したパターンが用いられている．このとき用いるパターンをカラーマーカーとよぶ．カラーマーカーによって色分けされたボールおよびロボットの一例を図 6 に示す．小型ロボットリーグのグローバルビジョンから得た画像を図 7 に示す．図 7(a) は原画像，図 7(b) はラベリング処理結果である．

3.1.2 ボールの部分隠蔽問題

グローバルビジョンを用いた物体認識では，天井から見下ろす際にボールがロボットによって隠蔽される．その理由は，ボールの高さが 42.6mm であるのに対して，ロボットの高さはそれより高い 150mm であることに起因する．ロボットによるボール隠蔽の様子を図 8 に示す．

グローバルビジョンは，高さ約 4m の位置に垂直に取り付けるため，そのカメラ視野はほぼ円錐の形で構成される．そのため，カメラ視野の周辺部に行くほど隠蔽が発生しやすい．多くのチームが 2 台のカメラでフィールドを監視しており，とくにゴール前やセンターサークル付近，コーナーキックなどで利用するコートの周辺部においてボール

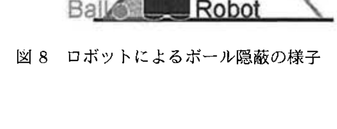


図 8　ロボットによるボール隠蔽の様子

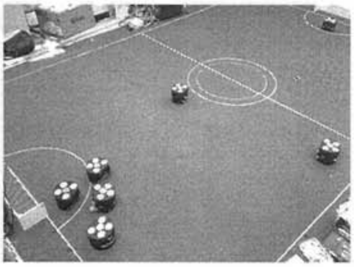


図 9　ボールが隠蔽されやすい状況の一例

の隠蔽確率が高くなる．コートの周辺部は，アウトプレーや得点に関わる攻防を行なう上での重要なエリアである．ボールの部分隠蔽に伴って重要なエリアでのボール検出率が下がると，攻撃，守備のどちらにおいても不利な状況に陥りやすい．

3.2　従来の物体検出手法の問題点

カメラのレンズ特性およびキャプチャボードの特性によって，色収差，にじみなどのノイズが発生する．ラベリング処理結果から得られるボールの候補領域は，幅，高さ，面積で閾値処理を行なうことによってノイズと区別でき，誤検出の多くを排除できる．しかし，検出すべきボール領域と同じ大きさのノイズが発生した場合，分離は困難となり，誤検出が発生する．

通常，検出すべきボール領域のサイズはノイズよりも大きい．筆者らのチームのグローバルビジョンを例とすると，ノイズに対してボール領域のサイズは3から5倍程度である．そのため，ボールが完全に見えている限りほとんど誤検出は発生しない．しかし，オブジェクトが部分的に隠蔽されると面積が小さくなるため，そのオブジェクトが正確に検出できなくなる．

ゴール前にロボットが密集するような，ボールの隠蔽が発生しやすい試合の局面の一例を図9に示す（別のアングルから見たもの）．このように，とくに両チームのロボットが1つのボールを取り合う場面でロボットによるボールの隠蔽が起こりやすい．

図10は，小型ロボットリーグにおけるボール（オレンジ色のオブジェクト）の抽出例である．図10(a)はボールのみ，図10(b)一部が隠蔽されたボールである．一方，図10(c), 図10(d)は色収差として現れたノイズである．図10(b)のような隠蔽を伴うボールは，ラベリング処理結果の幅，高さ，面積が小さくなり，これらの特徴量では図10(c), 図10(d)のような疑似ノイズと分離できないという問題が生じる．

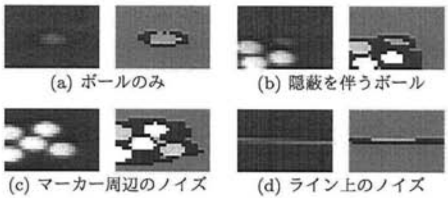


図 10　ボール候補になりえる様々なオレンジ色領域（左:原画像，右:ラベリング処理結果）

3.3　ボール検出処理への提案手法の適用

画像処理システムでは，図7(b)のようなラベリング処理に，CMUが開発したアルゴリズム“CMVision2” [9]を利用している．CMVision2は，観測される原画像のYUV色空間において，抽出対象の物体が取り得る色から閾値情報をあらかじめ設定しておき，閾値処理によってラベリングを行なう手法である．

ロボカップ小型ロボットリーグのボール検出処理[10]に適用する提案手法の構成を図11に示す．まず，図11(a)に示すように，抽出候補領域の輪郭近傍画素のみでHLAC特徴を求める．これにより，単色で構成されたボールの色境界をHLAC特徴に最も反映できるとともに，それらの特徴を求める画素数の削減によって計算時間も短縮できる．また，HLAC特徴は次元数が多いため，図11(c)に示すように，最小AIC方式による変数選択を行なって計算時間の短縮を図る．提案手法における学習モデルの構築とボール検出の流れを図12に示す．

HLAC特徴は，YUV画像の各チャンネルから求める．具体的には，YUV画像として得られたそれぞれの色情報Y,U,Vごとに，式(2)を利用して $c'_Y(a_1,\cdots a_N)$,

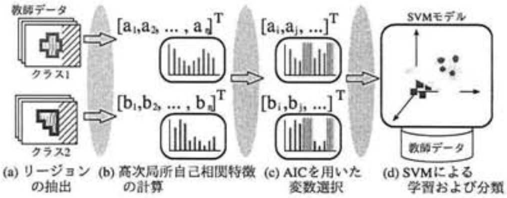


図 11　ロボカップ小型ロボットリーグに適用する提案手法の構成

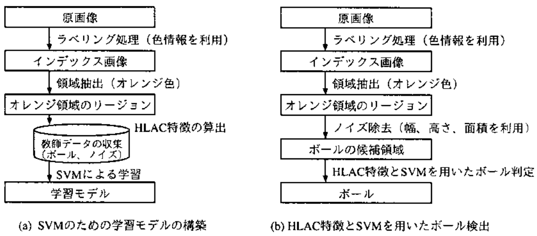


図 12　学習モデルの構築とボール検出の流れ

$c'_U(a_1,\cdots a_N)$，$c'_V(a_1,\cdots a_N)$ を求め，これらを合わせた特徴

$$H = [c'_Y(a_1,\cdots a_N), c'_U(a_1,\cdots a_N), c'_V(a_1,\cdots a_N)]^T \quad (3)$$

を構成する（$35 \times 3 = 105$ 次元）．

4. 実　　験

4.1 実験環境

4.1.1 ハードウェア環境とシステムの構成

• ホストコンピュータ

ホストコンピュータは，Athron 64 3500+ CPU を搭載し，512MB のメモリを有する．OS は Debian Linux である．キャプチャボードには，Bt848 チップセットを搭載した安価で汎用的なボード GV-VCP/PCI を用いた．

• 検出対象

検出対象は，ロボカップ小型ロボットリーグで利用されるボールとした．隠蔽するのはロボット（高さ 150cm の円柱形，ロボットの周囲は黒色）で，隠蔽される対象物はゴルフボール（オレンジ色）である．

• フィールド

フィールドを照らす照明には蛍光灯を用いた．また，影や照明のムラによる照度の違いは 6.8ev から 7.9ev であった．すなわち ±1.1ev の照度差があり，この光量の違いは約 2.14 倍に相当する．

• カメラ

実験は，1 台のカメラとフィールドの半面を用いて行なった．カメラは SONY 製の DXC9000 を高さ 3m の位置に取り付けて実験を行なった．映像ソースは NTSC 信号 (interlace(注1), 60fps) として取得した．照明に水銀灯や白熱灯，夕日といった光源を用いた場合に映像が赤みを帯びやすいため，これらとほぼ同様の環境をカメラの Gain(Red) を用いて再現した．この状況をノイズが最も多く含まれるワーストケースとした．

4.1.2 ビジョンシステムの時間的制約

筆者らのビジョンシステムは 60fps で動作することから，画像処理からロボット制御までのすべての処理時間は，1 フレームあたり 16.7ms 以内で行なう必要がある．現在，戦略の生成およびその他の処理に必要な所要時間は，最大で 6.1ms である．そこで，合計の処理時間を 16.7ms 以下にするために，提案手法を組み込む画像処理システムは $16.7 - 6.1 = 10.6$ms 以下で動作させる必要がある．

4.2 データ収集実験

4.2.1 実 験 方 法

評価を行なうデータは，ボールの特徴（クラス 1）とノイズの特徴（クラス 2）から構成される．

(注1)：フレームレートを向上させるため，奇数フィールドと偶数フィールドを別々に処理している．そのため，画像サイズは通常の半分の 640×240 となる．

図 13　ボールの隠蔽を再現するためのロボット

表 1　収集したボールとノイズの特徴の個数

収集したデータ [pixel]		データの個数 [個]	
幅 × 高さ	面積	ボールの特徴	ノイズの特徴
8×3 以下	1	300	2000
8×3 以下	2	1500	2000
8×3 以下	3,4	1800	2000
8×3 以下	5-8	2000	2000
8×3 以下	9-16	2000	0
8×3 以下	17-24	2000	0

ボールの特徴は，側面に隣接するようにボールを取り付けたロボットを用いて行なった．ボールを取り付けたロボットの概観を図 13 に示す．ロボットにボールを取り付け，フィールド全体にわたってランダムに走らせることによってロボットによるボールの部分隠蔽を多数再現し，学習サンプルを得る．とくにボールがカメラ視野の周辺部で観測されるとき，ロボットによるボールの隠蔽が発生しやすい．

ノイズの特徴は，フィールド中にロボットのみを多数配置してランダムに動かすことによって収集する．具体的には，ボール以外に現れるオレンジ色のオブジェクトのすべてをノイズの学習サンプルとして収集する．

4.2.2 実 験 結 果

ラベリング処理結果の幅，高さおよび面積ごとに収集したボールとノイズの特徴の個数を表 1 に示す．

今回はデータ数の上限を 2000 個として収集を行なった．面積が 1,2 および 3 から 4 をとるボールの特徴の個数が，それ以外のボールの特徴の個数よりも少なくなっている．これらは，ラベリング処理結果において面積が非常に小さくなるような，隠蔽割合が高くなる状況が起こる確率が少ないためである．また，本実験環境では，ボールが完全に見えているとき，ラベリングされた領域は 8×3pixel 以上の大きさで観測されたため，面積が 24pixel 以下の領域に限定してデータを収集した．

4.3 学習モデルの構築と識別器の評価実験

4.3.1 実 験 方 法

収集した表 1 のデータを用いて，SVM による学習モデルを構築する．本実験では LibSVM [11] を利用して学習モデルの構築を行なった．SVM の識別器には C-SVC を用い，カーネル関数には非線形の識別問題へ対応させるために RBF カーネルを用いた．

識別器の性能は，収集した表 1 のデータを 10-fold cross validation で評価する．データの識別は，それぞれ面積ご

とに行ない，適合率，再現率およびF値を求める．これらの識別率は，最小AIC方式による変数選択を行なわない場合と行なった場合の両方について検証する．また，表1より，観測されたノイズの面積はすべて8pixel以下となったため，8pixel以下のデータの識別率について議論する．

4.3.2 実験結果

表1のデータを用いて，面積ごとに識別率を求めた．最小AIC方式による変数選択を行なわなかった場合の識別結果を表2に示す．変数選択を行なった場合の識別結果を表3に示す．変数選択を行なうと，特徴の次元数は105次元から89次元となった．

RBFカーネルのパラメータは，$\gamma = 0.5, cost = 1$ とした．面積が9pixel以上のデータは，幅，高さ，面積を用いてノイズを完全に分離可能であったため，識別率は100%となった．

表2 識別結果1（変数選択なし）

対象となるデータ [pixel]		識別結果		
幅 × 高さ	面積	適合率	再現率	F値
8×3 以下	1	59.00%	45.12%	51.13%
8×3 以下	2	71.80%	73.88%	73.88%
8×3 以下	3,4	73.83%	87.43%	80.06%
8×3 以下	5-8	93.05%	95.45%	94.23%
8×3 以下	9 以上	100.00%	100.00%	100.00%

表3 識別結果2（変数選択あり）

対象となるデータ [pixel]		識別結果		
幅 × 高さ	面積	適合率	再現率	F値
8×3 以下	1	58.67%	47.76%	52.66%
8×3 以下	2	71.33%	74.23%	72.75%
8×3 以下	3,4	73.11%	88.73%	80.17%
8×3 以下	5-8	92.50%	95.52%	93.99%
8×3 以下	9 以上	100.00%	100.00%	100.00%

4.4 実システム上でのボール識別実験

4.4.1 実験方法

実際にビジョンシステムを稼働させた場合を想定して，ある単位時間における隠蔽を伴うボールの出現割合を考慮してボールの識別率を求める．

- 実験(1)

ある単位時間におけるボールとノイズの出現割合を調べるため，連続した6000フレーム中で観測されたラベリング処理結果を用いて，ボールおよびノイズが抽出された個数を調べる．ただし，収集するデータは，ボールが観測される最大の面積24pixel以下とする．

- 実験(2)

実験(1)で観測したデータを用いて，連続した6000フレーム中でのボールの検出率を調べる．$n$pixelから24pixelで観測されたボールの検出率 $D(n)$ は，

$$D(n) = \frac{\sum_{i=n}^{24} B^{(i)} \cdot C(i)}{\sum_{i=n}^{24} B^{(i)}} \tag{4}$$

のようにして求めることができる．ただし，$B^{(n)}$ は $n$pixelで観測されたボールの個数，$C(n)$ は，$n$pixelで観測されたボールの識別率である．提案手法におけるボールの識別率は，変数選択を行なった場合のF値を用いるものとする．従来手法におけるボールの識別率は，適合するノイズをすべてボールと判定してしまうことから，$C(n) = \frac{B^{(n)}}{B^{(n)}+N^{(n)}}$ とする（$N^{(n)}$ は，$B^{(n)}$ と同様に $n$pixelで観測されたノイズの個数を表す）．このように実験(1)の結果を利用して，提案手法および従来手法におけるボールの検出率 $D(i)$（ただし $i = 1,2,3,5,9$）を計算する．

4.4.2 実験結果

- 実験結果(1)

連続した6000フレーム中で観測されたボールおよびノイズの個数を表4に示す．

表4 単位時間（6000frames）におけるボールとノイズの観測数

収集したデータ [pixel]		データの個数 [個]	
幅 × 高さ	面積	ボールの特徴	ノイズの特徴
8×3 以下	1	62	8879
8×3 以下	2	173	8114
8×3 以下	3,4	304	5388
8×3 以下	5-8	490	7109
8×3 以下	9-16	1518	0
8×3 以下	17-24	2086	0

- 実験結果(2)

隠蔽を伴うボールの出現割合を考慮したボールの検出率 $D(i)$（ただし $i = 1,2,3,5,9$）を表5に示す．

表5 単位時間（6000frames）におけるボールの検出率

対象となるデータ [pixel]		ボールの検出率		
幅 × 高さ	面積	従来手法	提案手法（変数選択なし）	提案手法（変数選択あり）
8×3 以下	1 以上	78.94%	96.45%	96.41%
8×3 以下	2 以上	88.00%	97.07%	97.01%
8×3 以下	3 以上	83.03%	97.98%	97.96%
8×3 以下	5 以上	88.00%	99.31%	99.28%
8×3 以下	9 以上	100.00%	100.00%	100.00%

4.5 処理時間の計測実験

4.5.1 実験方法

従来手法および提案手法におけるビジョンシステム全体の処理時間を計測する．ビジョンシステム全体の処理時間は，画像取得，ラベリング処理，ボール検出処理（図12参照），ロボット検出処理などに要するすべての処理時間を含んだものである．

4.5.2 実験結果

画像処理に要した処理時間を表6に示す．

表6 画像処理に要した処理時間

対象となるデータ [pixel]		処理時間 [ms]		
幅 × 高さ	面積	従来手法	提案手法（変数選択なし）	提案手法（変数選択あり）
8×3 以下	1 以上	1.84	120.31	119.29
8×3 以下	2 以上	1.83	14.50	13.99
8×3 以下	3 以上	1.71	9.86	9.48
8×3 以下	5 以上	1.69	9.56	9.11
8×3 以下	9 以上	1.65	8.53	8.12

5. 考　　察

5.1 HLAC 特徴を用いた識別実験

識別対象はあらゆる方向から部分的に隠蔽されたボールのデータと疑似ノイズを含むものであったが，HLAC 特徴を用いて回転および並行移動による特徴の違いを吸収することができた．

カラー画像に対して HLAC 特徴を求める際には，多くの場合，近傍画素との自己相関に加えて各色成分のチャンネル間の自己相関も求めるように拡張される．ただし，本手法では，式 (3) に示したように，各チャネルをそれぞれ独立した成分として捉えて近傍画素との自己相関のみを求めた．より精度の高い物体検出を行なうためには，CCD カメラの感度特性に依存するものの，各色成分チャネル間の自己相関を考慮すべきと思われる．

識別器の性能は，表 2，表 3 より，1pixel で観測されたボールの識別率 (F 値) は 51.13%と 52.66%，5pixel から 8pixel では 94.23%と 93.99%となった．変数選択を用いない場合でも用いる場合でも，識別率の差は 1%程度であり，ほぼ同様の性能となることが確認できた．

照明変動に対するロバスト性については，6.8ev から 7.9ev の照明環境にてボールおよび疑似ノイズを正しく識別できたことから，±1.1ev の照明変化に対してロバストであることが確認できた．

5.2 実システム上でのボール検出率

実システム上でのボール検出率は，連続した 6000frames 中のデータを対象として，部分的な隠蔽を伴うボールの出現確率を考慮して計算を行なった．表 5 より，従来手法では識別率が 78%から 88% 程度だったのに対し，提案手法では 96%以上の識別率となった．

ロボカップ小型ロボットリーグでは，経験的に，ボールの検出率は 98%以上が望ましいといわれている．提案手法では，例えば変数選択を行なった場合，3pixel 以上で観測された部分的な隠蔽を伴うボールの検出率は 97.96%となり，実際に利用可能であることが確認できた．

完全に見えている場合は面積が 24pixel（もしくはそれ以上）だったため，3pixel で観測されたときのボールの見えている割合は，$\frac{\text{部分的な隠蔽を伴うボールの面積}}{\text{完全に見えているボールの面積}} = \frac{3}{24} = 12.5\%$ となる．このことから，ロボカップ小型ロボットリーグのビジョンシステムにおいて，対象物が全体の 12.5%しか観測できない場合にも良好な検出率が得られることが確認できた．

5.3 処 理 時 間

提案手法では，HLAC 特徴を用いたため，多くの処理時間が必要となった．実際に本手法をボール検出処理に適用する場合は，4.1.2. で述べたように，ビジョンシステムの処理時間を 10.6ms 以内で行なわなければならない．そこで，ボール検出処理を行なう対象を 3pixel 以上に限定すると，変数選択を行なった場合の処理時間は 9.48ms≦10.6ms となり，制約条件を満たすことができた．

6. お わ り に

本論文では，部分的な隠蔽を伴う物体検出を HLAC 特徴と SVM を用いて行なう一つの手法を提案した．本手法を小型ロボットリーグのボール検出処理へ適用し，HLAC 特徴と SVM を用いたパターン認識手法が隠蔽を伴うボール検出に対して有効であることを確認した．提案手法は，1 フレームの画像のみを用いた物体検出法であるため，例えば，物体が完全に隠蔽された状態からわずかな一部が見え始めた瞬間を捉えたい場合にも適用可能である．

提案手法では，従来手法に比べて高い検出精度を得ることができ，部分隠蔽を伴うボール検出において，観測される面積が 3pixel （物体が見えている割合が 12.5% 程度）以上の場合に検出率が約 98% となり，要求精度を満たす結果となった．また，本手法は ±1.1ev の照明変化に対してロバストであることを確認した．さらに検出するボールを 3pixel 以上に限定することで，ビジョンシステムの要求条件である時間制約を満たし，60fps でのリアルタイム動作を実現することができた．

今後は，HLAC 特徴のオペレータの距離や適用範囲を検討し，検出精度の向上を図る予定である．また，特徴の次元数と検出精度の関係についても検討し，報告する予定である．

文　　献

[1] 成田 良太, 村上 和人, 成瀬 正: ロボカップ小型リーグのための隠蔽を最小化する複数カメラの配置法について, 動的画像処理実利用化ワークショップ 2007(DIA2007), pp.325-330, 2007.

[2] 杉村 大輔, 小林 貴訓, 佐藤 洋一, 杉本 晃宏: 行動履歴を反映させた適応的環境属性を伴う三次元人物追跡, 情報処理学会コンピュータビジョンとイメージメディア研究会, 2006-CVIM-156-(21), pp.171-178 (Nov. 2006)

[3] 柳井 啓司, 出口 光一郎: 物体の支配関係を利用した室内画像の認識, 電子情報通信学会論文誌, D-II Vol.J84-DII No.8 pp.1741-1752 (Aug. 2001)

[4] N. Otsu and T. Kurita: A new scheme for practical flexible and intelligent vision systems, Proc. of IAPR Workshop on Computer Vision, pp. 431-435 (1988)

[5] Pontil, M and Verri, A: "Support vector machines for 3D object recognition", IEEE Trans. PAMI, Vol.20, No6, pp.637-646 (1998)

[6] 岡部孝弘, 佐藤洋一:照明変化をともなう物体認識へのサポートベクタマシンの適用, 情報処理学会論文誌 コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol.44

No.SIG 5(CVIM 6) (Apr. 2003)

[7] RoboCup Official Site
http://www.robocup.org/

[8] S. Umemura, Y. Noda, R. Nakanishi, S. Ueno, K. Otake, R. Narita, N. Hiramoto, M. Tanaka, K. Murakami and T. Naruse : "RoboDragons 2006-Team Description", RoboCup2006 International Symposium 2006, CD-ROM Proceedings, Bremen/Germany, 2006.

[9] CMVision HomePage
http://www-2.cs.cmu.edu/ jbruce/cmvision/

[10] 大竹 一世, 村上 和人, 成瀬 正: ロボカップのための部分隠蔽物体の高速・高精度検出手法, 動的画像処理実利用化ワークショップ 2007(DIA2007), pp.122-127 (2007)

[11] LIBSVM – A Library for Support Vector Machines
http://www.csie.ntu.edu.tw/ cjlin/libsvm/