PLS 回帰分析を用いた重み付き一般化 Hough 変換*

犬飼純平** 加藤邦人*** David Harwood† Larry S. Davis†

Weighted Generalized Hough Transform by Using Partial Least Squares Regression Analysis

Junpei INUKAI, Kunihiro KATO, David Harwood and Larry S. Davis

This paper proposes extended Generalized Hough Transform (GHT) to introduce training process by using Partial Least Squares (PLS) regression analysis. Hough transform can robustly detect patterns against noise and occlusions, and GHT is adapted to perform the generic object detection. However, GHT has a weak point in detecting object shape change. Thus, we introduced a training process to determine the voting weight of GHT by using PLS regression analysis. We call our method “PLS Hough transform”. Thereby, it becomes possible to generic object detection, while maintaining the framework of Hough-based object detection. Also, features are selected by Variable Influence on Projection (VIP) or regression coefficient obtained by PLS regression analysis. To confirm the effectiveness of our method, we applied PLS Hough transform to the vehicle detection from aerial and satellite images.

Key words: generalized hough transform, partial least squares regression analysis, feature selection, vehicle detection

1. 緒 言

コンピュータビジョンの分野において、画像中から顔や人などを検出する物体検出手法として、これまで様々な方法が提案されてきた。その中で最も広く知られているものがテンプレートマッチングである。テンプレートマッチングでは、検出したい物体のテンプレートを作成することで学習を行い、テンプレートと入力画像中の局所領域の相関を求めることにより検出を行う。そのため、検出対象の図形が一部隠蔽している場合などには高精度な検出が困難であるという問題点がある。

一方、Hough 変換¹⁾は数式で表すことのできる直線や円などの図形に対しパラメータ変換を行うことで、ノイズや隠蔽による画素の欠落に影響を受けることなく検出できる手法として知られている。Hough 変換の研究は長い歴史を持ち、今日までに様々な研究が行われてきた²⁻⁴⁾。これらの中で、数式で表すことが困難な幾何学図形、すなわち一般物体に Hough 変換を適用したものが本稿で取り扱う一般化 Hough 変換(GHT)⁵⁾である。GHT では、検出したい図形のエッジ方向と基準点までのベクトルを R-table という定義表に記憶することで、物体の形状を学習する。検出時にはこの R-table を参照し、各エッジ点からの投票処理を行うことで対象物体を検出する。

しかしながら、GHT は工場の部品や道路標識など形状が固定された検出対象に対しては信頼性の高い検出が可能であるが、性質上形状変化に弱く、多量の画像から物体の特徴を抽出して学習することが困難とされている。一方、テンプレートマッチングはさまざまなシーンに合わせた特徴量の抽出、および学習が可能であり、非常に拡張性が高いといえる。このようなことから、近年提案される研究の大多数はテンプレートマッチングに属するものである。しかし、これらの手法は原理上、ノイズや隠蔽に対する頑健性は弱くなってしまう。

そこで、本稿では GHT に PLS(Partial Least Squares)回帰分析⁶⁾

の回帰係数を投票重みとして利用した重み付き GHT を提案する。PLS 回帰分析は、目的変数と説明変数の相関を最大化するように次元圧縮を行うことで、精度の高い回帰モデルを得ることができる回帰分析手法の一つである。この PLS 回帰分析を 2 クラス識別に応用すると、高い識別性能が得られることが知られている⁷⁾。さらに PLS 回帰分析で得られた回帰係数、もしくは VIP(Variable Influence on Projection)⁸⁾を用いることで、どの特徴が識別に有効であるのかを評価し、最適な特徴を選択することができる。特徴選択を行うことで、不要な特徴を削除し、効率的に計算を行うことができる。

我々は、この GHT と PLS 回帰分析を組み合わせた物体検出手法を「PLS Hough 変換(PLS HT)」と呼ぶ。また、精度評価のために衛星画像からの自動車検出に適用した。衛星画像からの自動車検出は都市計画や、交通量調査、さらには防犯技術など様々な分野への応用が期待される。しかし、自動車検出には多数の難しさが存在する。例えば、車の形状のバリエーションは多様であり、木や建物、影によって一部が隠蔽されているものも存在する。また、衛星写真という非常に大きな画像から無数に存在する小さな車を探索しなくてはならない。そのため、高精細な衛星画像が得られるようになってきた一方で、自動車検出は未だに難しい問題として扱われている。

本研究では、GHT の投票パターンを特徴量として PLS 回帰分析により 2 クラス識別を行い、衛星画像からの自動車検出に適用することで性能評価を行う。さらに回帰係数、VIP を用いて自動車検出に効果的な特徴選択を行う。

2. 関 連 研 究

GHT に関する研究は今日までにいくつか提案されてきた。Leavers は投票処理の効率化のために Dynamic GHT⁹⁾を提案した。この手法では、特徴点の選択を確率的に行い、投票数を減らすことで、GHT の計算を最適化している。同様に、確率を用いて GHT の投票数を減らす手法として、Fung らが提案した Randomized GHT¹⁰⁾がある。Tsai は 2 段階の投票を行う Two-stage GHT¹¹⁾を提案した。第 1 段階では物体の回転角度を決定し、第 2 段階で物体の重心を決定する。同様に Kimura らによって提案さ

* 原稿受付 平成 29 年 5 月 8 日

掲載決定 平成 29 年 7 月 31 日

** 岐阜大学 (岐阜県岐阜市柳戸 1-1)

*** 正 会 員 岐阜大学

† UMIACS, University of Maryland (College Park, MD 20742, USA)

れた Affine GHT¹²⁾も 2 段階投票を行うことで物体を検出している。これらの手法では、多段階投票を行うことでパラメータ空間の次元削減を行っている。上記の手法では、GHT の計算を効率的に行うため、投票処理の改良、パラメータ空間の改良が行われている。

Samal らは、Hough transform for natural shapes¹³⁾を提案した。また、Bonnet によりこの手法が拡張されている¹⁴⁾。これらの手法は、葉などのように形状に個体差が存在する物体を検出対象にしたものである。形状に個体差があった場合でも、同じクラスの物体であれば局所的に類似した曲線が存在するという考えを原則とし、GHT を拡張している。Izadinia らは、GHT に Fuzzy 理論を導入した Fuzzy GHT¹⁵⁾を提案した。Fuzzy 理論を導入することで、よりノイズや隠蔽、歪みに頑健な GHT へと拡張した。

GHT に学習を付加するものとして、局所パッチベースの物体検出手法が多く提案されている。Leibe らによって提案された Implicit Shape Model¹⁶⁾は局所パッチ画像から Codebook を作成することで学習を行う。検出時には Codebook に基づき投票を行い、物体の重心を抽出する。他にも Maji らによって提案された SVM ベースのクラス分類を行う Max-Margin Hough transform¹⁷⁾や Gall らによって提案された 2 クラス分類に Random Forest を用いる Hough Forest(HF)¹⁸⁾が有名である。特に近年では、精度の高い物体検出、姿勢推定手法として HF を拡張したものも多く提案されている。Gall らはオリジナルの HF を多クラス、多視点に対応した物体検出に拡張した¹⁹⁾。Murai らは Weighted HF²⁰⁾を提案している。この手法では、ポジティブデータと類似しているネガティブデータの影響を抑えるために、学習サンプルに重みを導入し、誤検出の低減を可能にしている。Tran らは Fast growing HF²¹⁾を提案し、オリジナルの HF の精度を維持したまま学習にかかる処理時間を短縮した。また、Tejani らが提案した Latent-class HF²²⁾や Sahin らの Iterative HF with Histogram of Control Points²³⁾は HF を拡張した手法であり、姿勢推定を高精度に行っている。しかしながら、局所パッチベースの物体検出手法はいずれも画像を分割した局所領域からの投票をベースとしており、本来エッジ点ベースで投票を行う Hough 変換の枠組みに収まっておらず、ノイズや隠蔽に頑健であるという特性が失われてしまう可能性がある。

本稿では、PLS 回帰分析を用い、GHT の各投票に重み付けを行うことで、ノイズや隠蔽に頑健であるという Hough 変換の枠組みを保ったまま、形状変化にも対応した物体検出を可能とした。

3. 提案手法

3.1 手法概要

PLS HT は学習処理と検出処理から構成される。PLS HT の全

Fig. 1 Process of PLS HT

体の流れを図 1 に示す。

学習処理では、GHT の R-table と同様にエッジ方向と基準点までのベクトルを用いて検出対象の形状を表すモデルデータを作成する。その後、このモデルデータを用いて学習データに GHT を適用し、投票パターンを得る。その投票パターンから、どのモデルからの投票が検出に有効であるかを解析し、各モデルの重要度を決定する。モデル点の重要度の解析には PLS 回帰分析を用いる。

検出処理では、学習処理で得られた回帰係数を投票重みとして GHT の投票を行う。

3.2 PLS 回帰分析

PLS 回帰分析は回帰モデルを求める際に説明変数と目的変数のそれぞれについて次元圧縮を行う。次元圧縮を行う際の圧縮軸の方向ベクトルをローディング、ローディングに変数を射影して得られた値をスコアという。ローディングとスコアを図 2 に示す。PLS 回帰分析では目的変数と説明変数間のスコアの相関が最大となるようにそれぞれローディングを決定し、次元圧縮を行う。これにより得られたスコアから回帰モデルを作成するため、主成分回帰分析よりも精度の高い回帰を行うことができる。説明変数と目的変数のローディングをそれぞれ P , Q , スコアを T , U とすると PLS 回帰分析の次元圧縮は図 3 のようになる。

入力される特徴ベクトルを X , 推定値を y , 回帰係数を b , 特徴次元数を L とすると得られる回帰モデルは式(1)のようになる。

$$y = Xb$$

$$y = x_1b_1 + x_2b_2 + \dots + x_Lb_L \quad (1)$$

Fig. 2 Schematic representation of the loading and the score

Fig. 3 Dimensionality reduction by PLS regression

目的変数が一次元である場合の一般的な解法である NIPALS アルゴリズム(PLS1)²⁴⁾を以下に記す。

定義	X	: 説明変数
	y	: 目的変数
	d	: 圧縮次元数
	W	: 相関行列
	T	: 説明変数のスコア
	P	: 説明変数のローディング
	c	: 内部回帰係数
	b	: 回帰係数
	t	: 行列の転置

```

1:  for  $i = 1$  to  $d$  do
2:       $W_i = X'y / \|X'y\|$ 
3:       $T_i = X W_i / \|X W_i\|$ 
4:       $P_i = X'T_i$ 
5:       $X = X - (T_i P_i')$ 
6:       $c = T_i' y / \|T_i\|$ 
7:       $y = y - c T_i$ 
8:  end for
9:   $W^* = W (P'W)^{-1}$ 
10:  $b = W^* (T'T)^{-1} T'y$ 

```

PLS 回帰分析では、圧縮次元数によって回帰モデルの推定精度が変化し、データごとに最適な圧縮次元数が存在する。そのため、交差検定法を用いて最適な圧縮次元数を決定しなければならない。交差検定法にはいくつか種類があるが、本研究では Leave-One-Out を用いた。

学習用データから PLS 回帰分析によって回帰モデルを作成し、そのモデルを用いてテスト用データの推定値を算出する。その推定値と真値の誤差を計算し、平均推定誤差が最も小さい次元数を、最適な圧縮次元数とする。

3.3 エッジ検出法

PLS HT では、GHT と同様に画像に対してエッジ検出処理を行い、そのエッジ点からの投票を行うことで物体を検出する。このように、Hough 変換では、局所的な情報であるエッジ方向特徴量を用いるため、より正確にエッジを検出する必要がある。そこで本研究では以下のようなエッジ検出手法を使用する。

このエッジ検出法は大きく二つの処理から構成される。一つはエッジ方向を算出するための処理、もう一つは、細線化されたエッジを抽出するための処理である。我々はこれらのエッジ検出手法をそれぞれ、Harwood Edge Detector 1(HED1)、Harwood Edge Detector 2 (HED2)と呼ぶ。

3.3.1 Harwood Edge Detector 1

HED1 では Sobel フィルタなどと同様にフィルタリング処理によって注目画素の微分値を算出する。Sobel フィルタが 3×3 の 8 近傍のフィルタを用いてエッジ方向を算出するのに対し、HED1 では図 4(a)に示すような円状の 20 近傍のフィルタを用いることで、より高精度にエッジ方向を算出することができる。

まず、図 4 (a) の同番号 s ($0 \leq s \leq 9$) の画素の輝度値の差 $f(s)$ を求める。図 4 (b)のように、番号 s が隣り合う 4 画素(0 と 1, 2 と 3, ...)を用いて水平成分、垂直成分それぞれのベクトルに同番号間の輝度値の差 $f(s)$ を重みとして足し合わせた GV_x , GV_y を算出する。番号 s 間のベクトルの距離を $vd(s)$, ベクトルの水平

成分を $vx(s)$, 垂直成分を $vy(s)$ とした時, GV_x , GV_y は式(2)のように計算する。

$$GV_x = fs(s) \times \frac{vx(s)}{vd(s)} + fs(s+1) \times \frac{vx(s+1)}{vd(s+1)}$$

$$GV_y = fs(s) \times \frac{vy(s)}{vd(s)} + fs(s+1) \times \frac{vy(s+1)}{vd(s+1)}$$
(2)

式(2)の計算を 5 パターン(0 と 1, 2 と 3, ...)に関して計算し, GV_x , GV_y をそれぞれ足し合わせ, 5 で除算することで GV_x , GV_y の平均値 dx , dy を求め, これらを微分値としてエッジ方向を算出する。注目画素におけるエッジ方向 θ は微分値を用いて式(3)より算出する。

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{dx}{dy} \right)$$
(3)

式(2)からも分かるように、番号 s 間の距離が大きいくほど $vd(s)$ の値が大きくなるため、 GV_x , GV_y は小さくなる。すなわち、注目画素に近い画素ほど、より輝度値の差が考慮される。

Sobel フィルタでは注目画素の 8 近傍のみに着目しているのに対し、HED1 では 20 近傍という広範囲に着目しているため、より細かな計算が可能である。

3.3.2 Harwood Edge Detector 2

HED2 は、細線化されたエッジ点を算出する手法である。HED2 は、横方向、縦方向それぞれで 4 画素を参照し、それぞれのエッジ強度を注目画素に足しこむことで、エッジ強度が強く、連結が強いエッジを抽出できる。

まず、図 5 のように横方向に隣り合った 4 画素に関して隣同士の輝度値の差を求める。図 5 中の 1-2 間の画素値の差を $dx1$, 2-3 間の画素値の差を $dx2$, 3-4 間の画素値の差を $dx3$, 任意に定めた閾値を threshold とする。以下に HED2 の計算手順を示す。

Fig. 4 HED1 filter and Calculation

Fig. 5 Calculation of HED2

HED2 処理手順

- ① 入力画像に対して濃淡化、および平滑化を行う。
- ② ある座標点の $dx1, dx2, dx3$ を計算する。
- ③ 条件 1 : $dx2 > threshold / 3$
条件 2 : $dx2 > dx1$ かつ $dx2 > dx3$
以上の条件を満たし、 $dx1 > 0$ ならば $dx2 += dx1, dx3 > 0$ ならば $dx2 += dx3$ とする。
- ④ $dx2 > threshold$ ならば $dx2$ をエッジ点候補とし出力画像に代入する。
- ⑤ ②～④を全座標に対して行う。
- ⑥ ②～⑤の処理を横方向、縦方向に行い、2 つの出力画像が得られる。
- ⑦ 2 つの画像の各座標で輝度値を比較し、大きい値を持つ方を最終的なエッジとして採用する。

3.4 学習処理

3.4.1 モデルデータの作成

学習処理では、まず、自動車の切り抜き画像から検出対象のモデルとなるモデル画像を選択し、モデルデータを作成する。切り抜き画像のサイズは 30×66 ピクセルである。モデルデータは

Table 1 Model data

Model point	Edge direction	Reference vector
m_1	θ_1	$(\Delta i_1, \Delta j_1)$
m_2	θ_2	$(\Delta i_2, \Delta j_2)$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
m_l	θ_l	$(\Delta i_l, \Delta j_l)$

Fig. 6 All model points

Fig. 7 Calculation of HED2

GHT の R-table と同様にエッジ方向 θ_m と基準点までのベクトル($\Delta i_m, \Delta j_m$)を登録することで物体の形状を学習する。エッジ方向、ベクトルの抽出を行うエッジ点をモデル点と呼ぶ。本研究では自動車切り抜き画像の中心点を基準点に設定した。また、モデル画像は 10 枚選択し、座標(5, 8)から座標(23, 55)の範囲内に存在するエッジ点からモデルデータを作成した。総モデル点数を l とするとモデルデータは表 1 のようになる。選択されたモデル点を図 6 示す。画像中の赤点が選択されたモデル点である。

3.4.2 モデルデータのマッチング

PLSHT の学習処理では検出対象であるポジティブクラス、非検出対象であるネガティブクラスの投票パターンを PLS 回帰分析を用いて学習する。本研究では、ポジティブクラスには衛星写真から切り出した自動車画像、ネガティブクラスには自動車以外の背景部分をランダムに選択した画像を使用して学習を行った。モデル画像と同様に、切り抜き画像のサイズは 30×66 ピクセルである。自動車画像と背景画像の一部を図 7 に示す。

モデルデータ作成後、すべての学習画像に対しモデルデータのマッチングを行う。マッチング処理では、GHT と同様にモデルデータを参照し、投票処理を行う。

GHT との違いは、投票値を累積するのではなく、投票パターンを作成するという点にある。投票パターンを記述するために、学習画像の座標ごとに総モデル点数と同じ長さのビット列を用意する。座標点に対して投票されれば、投票に関与したモデル点に対応したビット列の要素に 1、投票が無ければ 0 を記述することで投票パターンを得る。マッチングの流れを図 8 に示す。

まず、学習画像の各座標にモデル点の数と同じ長さのビット列を用意し、全て 0 で初期化する。学習画像からエッジ画像を抽出し、エッジ方向を算出する。あるエッジ点のエッジ方向が θ_1 であったとする。モデルデータ内でエッジ方向が θ_1 であるモデル点 m_1 が、基準点までのベクトル($\Delta i_1, \Delta j_1$)という情報を持つ場合、現在注目しているエッジ点から($\Delta i_1, \Delta j_1$)方向の座標のビット列を参照し、モデル点 m_1 に対応する要素を 1 にする。また、投票点が決まり、投票を行う際、図 9(a) に示すような、投票点を

Fig. 8 Matching

Fig. 9 Range of vote and NMS

中心とする直径 5 画素の円内の座標に対しても同様の投票処理を行う。このように投票に幅をもたせることで、多少の形状の個体差を吸収することができる。この処理を全てのエッジ点に対して行う。

3.4.3 回帰モデルの作成

マッチング処理後、その結果を用いて PLS 回帰分析の説明変数、目的変数に用いる学習データを作成する。目的変数にはクラスラベル、説明変数にはマッチング処理で得られたビット列を学習画像一枚につき一つ取り出して用いる。

ポジティブクラスの場合は画像の中心部分に検出に有効なモデル点からの投票が集まるため、図 9(b)の範囲で各座標の投票数に対して非極大点抑制を行い、画像の中心に最も近いピーク点のビット列を抽出する。ネガティブクラスの場合は画像の中心のビット列を抽出する。

取り出したビット列は行ベクトルとして結合し、学習画像枚数 $N \times$ 総モデル点数 L の行列を作成する。この行列を PLS 回帰分析の説明変数 X に用いる。

$$X = \begin{pmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,L} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,L} \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$x_{n,l} = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases}$$

また目的変数 y には、ポジティブクラスであるものに +1、ネガティブクラスであるものに -1 のクラスラベルを用いて表現する。行列 y は学習画像枚数 $N \times 1$ の行列である。

$$y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{pmatrix} \quad y_n = \begin{cases} +1 \text{ (Positive class)} \\ -1 \text{ (Negative class)} \end{cases} \quad (5)$$

説明変数 X と目的変数 y を図 10 に示す。 X と y をそれぞれ平均値で中心化し、標準偏差で正規化することで標準化する。これらを入力データとして PLS 回帰分析を行うと、回帰係数 b が求まり、自動車と背景を分ける識別器が完成する。このようにして得られた回帰係数 b は各投票の重みを表す。

$$b = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_L \end{pmatrix} \quad (6)$$

Fig. 10 Making the predictor variables and the response variables

3.5 検出処理

検出処理では、学習処理から求めた回帰係数を投票重みとして、入力画像に対して GHT を適用し物体を検出する。

まず、入力画像に対して学習と同じくエッジ検出処理を行いエッジ点とエッジ方向を求め、学習処理と同様にモデルデータのマッチングを行う。検出処理の投票処理でも学習処理同様、図 9(a)の範囲に投票を行う。マッチングを行うことで入力画像の全座標に対して投票パターンを得ることができる。この投票パターンと学習処理で求めた回帰係数より、推定値を導出する。推定値 y が +1 に近い値をとればポジティブクラス、-1 に近い値をとればネガティブクラスとなる。

また、学習処理では自動車の向きをそろえて学習しているため、検出処理ではモデルデータを回転させて複数回検出処理を行うことで、自動車の回転を考慮した検出を行っている。回転角度を ϕ とすると、モデルデータに記録されている各モデル点の基準点までのベクトル $(\Delta i, \Delta j)$ は回転を考慮し、式(7)を用いて算出された $(\Delta i', \Delta j')$ を使用する。

$$\begin{pmatrix} \Delta i' \\ \Delta j' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta i \\ \Delta j \end{pmatrix} \quad (7)$$

画像中の全座標に対して推定値を求めることで、推定値パラメータ空間を作成する。この推定値パラメータ空間に対し、非極大点抑制、ピーク抽出、閾値処理を順に行う。検出処理の流れを図 11 に示す。

最後に、後処理として検出枠の重なり領域に着目し、オーバーラップしている検出点候補の除去を行う。図 12 に示すように、まず、二つの検出枠の重なり領域を算出する。重なり領域が検出枠のある一定以上であれば、二つの検出点の推定値が小さい方を削

Fig. 11 The overall flow of detection process

Fig. 12 Deletion of overlapping

除する。本研究では、重なり面積比を変化させ実験を行い、一番精度が高くなった46%以上の重なりがあった場合に除去を行った。

4. 特徴選択法

自動車部分の全てのエッジ点をモデル点として採用する場合、モデル点の数が膨大になってしまい、計算コストの増加や、推定精度が低下する原因となる。そのため、本章では、回帰係数 b 、VIP(Variable Influence on Projection)を用いて全モデル点の中から、重要なモデル点を選択する方法を提案する。本章で説明する特徴選択は、学習処理で行う。

4.1 類似モデル点の除去

まず、全モデル点から類似しているモデル点の除去を行う。複数の自動車の切り抜き画像からモデル点を選択したとき、同じ座標に似たようなエッジ方向を持つモデル点が複数存在する。そのため、モデルデータに登録されているエッジ方向と基準点までのベクトルが似通ってしまい、対応する投票結果も類似してしまう。重要度を用いた特徴選択を行う際、類似したモデル点が存在していると重要度も似た値を持ち、同じ位置のモデル点ばかりが選択される。これにより自動車全体の形状を捉えきることができなくなってしまい、精度低下の原因となる。そのため、モデル点の座標が一致し、エッジ方向が±5度以内に存在する場合は、類似モデル点の中から1つだけを残し、それ以外を除去した。

4.2 重要度による特徴選択

類似モデル点を除去した後、PLS 回帰分析によって得られる重要度を用いて特徴選択を行う。本稿では回帰係数 b および VIP を用いた特徴選択を取り上げる。なお、回帰係数 b 、VIP は PLS 回帰分析の圧縮次元数によって値が異なり、特徴選択に最適な圧縮次元数が存在する。そこで、本研究では PLS 回帰分析の圧縮次元数を1~10で変化させて特徴選択を行った。

4.2.1 回帰係数 b を用いた特徴選択

PLS 回帰分析で求められた回帰係数 b は各特徴点の重みとしての役割も果たしている。本研究では PLS 回帰分析の目的変数に自動車であれば+1、背景であれば-1を用いている。そのため、回帰係数の値が正であれば自動車にマッチするモデル点であり、負の値であれば背景にマッチしやすいモデル点である。また、回帰係数の絶対値が大きいほど識別に有効なモデル点であり、0に近いほど識別には有効でないモデル点であることを表している。そのため、回帰係数 b を用いて特徴選択を行う際は、回帰係数 b の絶対値を重要度として、重要度の大きい順に特徴を選択する。

まず、類似点を除去した後のモデルデータを用いて PLS 回帰分析を行うことにより回帰係数を算出し、その絶対値をとる。次にその絶対値の大きい順にソートする。最後に回帰係数の大きい順に上位 m 個の特徴点を選択し、新しいモデルデータとする。回帰係数 b による特徴選択の流れを図13に示す。このモデルデータを使い、再度学習処理を行う。

Fig. 13 Feature selection by regression coefficients

4.2.2 VIP を用いた特徴選択

VIP とは、PLS 回帰分析によって得られるパラメータを用いて求められる、各特徴の重要度を表す指標である。特徴ベクトル X のある要素 x_k に対応する VIP_k は式(8)のように求めることができる。

$$VIP_k = \sqrt{\frac{K \sum_{a=1}^A V_a^2 W_{ka}^2}{\sum_{a=1}^A V_a^2}} \quad (8)$$

$$V_k = U_k^T T_k$$

K	: X の特徴次元数
A	: PLS 圧縮次元数
W	: PLS により求められた相関行列($K \times A$)
U	: PLS により求められた y のスコア
T	: PLS により求められた X のスコア

VIP_k の値が大きい特徴 x_k は、目的変数 y の解析能力が高いことを表す。VIP で特徴選択を行う場合も前項と同様に PLS 回帰分析を行い、PLS のパラメータから VIP を算出する。その後、図13と同様にVIPの値が大きい順にソートし、上位 n 個の特徴点を選択し、新しいモデル点とする。その後、再度学習処理をする。

5. 実験

5.1 データセット

実験には、Google Earth Sun Francisco Data Set を使用した。このデータセットには解像度 2048×2048 の衛星画像が23枚含まれている。衛星画像の一部を図14に示す。この23枚の衛星画像を学習用4枚と検出用19枚に分割し、実験を行った。学習画像として用いる画像はこのデータセットから切り抜いた画像を使用している。学習画像のポジティブクラスの作成は、正解データから作成する。正解データには、衛星画像中に存在する自動車の中心座標と自動車の四隅の座標点が格納されている。自動車の四隅の座標点から回転角を求め、衛星画像を回転する。その後、正解データの中心座標を画像中心にし、縦66pixel×横30pixelとなるように自動車画像を切り抜く。また、今回はセダン車のみを学習画像としている。

5.2 PLS HT の検出実験

本研究では、精度評価の指標としてF値を用いた。F値とは、Precision(適合率)と Recall(再現率)の総合的な評価の際に利用される尺度のことである。F値は Recall と Precision の調和平均に

Fig. 14 Google Earth Sun Francisco Data Set

よって算出される。Recall は衛星画像中に存在する自動車のうち検出できた割合、Precision は実際の検出点のうち検出点が自動車であった割合である。以下の式(9)、式(10)、式(11)で Recall, Precision, F 値を求めることができる。Recall を Re , Precision を Pr , F 値を F とする。また、自動車の検出数を TP , 見逃し数を FP , 誤検出数を FN とする。

$$Re = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$Pr = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

$$F = \frac{2RePr}{Re + Pr} \quad (11)$$

本研究では、モデルデータ作成用のモデル画像を自動車の切り抜き画像から 10 枚選択し、モデルデータを作成した。このとき、全モデル点は 1854 点であった。

学習画像はポジティブクラス、ネガティブクラスに各 200 枚、各 300 枚、各 400 枚、各 500 枚の 4 パターンを用意し、実験を行った。本稿では一番精度が高かった各 300 枚ずつを用いた場合の結果を示す。また、衛星画像では太陽の当たり方で一方のみに影が出て、偏りが生じるため、反転した画像を共に学習画像に含めることで影の付き方なども均等に学習することができる。ポジティブクラスにはセダン車の画像 150 枚を左右反転させた計 300 枚、ネガティブクラスには背景画像 75 枚を上下左右反転させた計 300 枚の画像を使用して学習を行った。モデルデータのマッチングを行う際、自動車の前後を揃えて、形状を学習している。そのため、ポジティブクラスは左右の反転のみを行っている。反対に、ネガティブクラスの場合は前後を考慮する必要が無いため、上下左右反転している。

マッチングで作成した各学習画像の投票パターンを入力とし、PLS 回帰分析を行った。その際の圧縮次元数は、交差検定法を用いて決定した。図 15 は、交差検定法で求めた 10 次元までの推定値と真値の平均誤差である。図 15 から圧縮次元数が 2 次元の場合で真値との誤差が最少になっていることが確認できる。そこで PLS 回帰分析を行う際の圧縮次元数は 2 に設定した。

Fig. 15 Result of cross-validation

Table 2 Detection Result

Number of correct answers	1264
Recall	0.64
Precision	0.73
True Positive	812
False Negative	305

学習処理で求めた回帰係数を用いて検出処理を行った。このとき回転の分割数を 36, つまり 10° 刻みで検出処理を行った。また、検出時のピーク抽出の閾値は、値を変動させ、F 値が最大となったときの値を使用した。本実験ではピーク閾値 0.83 と設定したとき、F 値が最大となった。19 枚のテスト画像に対して検出処理を行った結果を表 2 に示す。現在はセダン車のみを学習しているが、画像中に存在する全車両の 64% を検出できた。検出結果の一部を図 16, 図 16 中の赤枠 (破線) の拡大画像を図 17 に示す。画像内の赤枠は誤検出、青枠は正解検出を示す。

5.3 GHT との比較実験

PLSHT と GHT の比較実験を行った。PLSHT は前節の検出結果を用いた。GHT は PLSHT で用いたモデルデータをそのまま R テーブルとして使用し検出実験を行った。図 18 に閾値を変化させた場合の PLSHT と GHT の検出結果を Recall-Precision 曲線を用いて示す。このグラフでは曲線が右上にあるほど高精度な

Fig. 16 Result image

Fig. 17 Enlarged image

検出である。図 18 から分かるように PLS HT は GHT よりも高精度に検出ができてることが分かる。

GHT の正解検出数が PLS HT の結果と等しくなるようにピーク抽出の閾値を手動で設定した。表 3 は入力画像での誤検出の比較結果である。PLS HT では GHT と比べ、約 72%の誤検出を削減できた。図 19 は各手法での検出結果の一部である。画像中の青枠、赤枠はそれぞれ正解検出と誤検出を示している。図 19 から、PLS HT は GHT に比べ誤検出が抑えられていることがわかる。GHT ではエッジが存在すると必ずどこかに投票されるため、エッジの密集部分などでは誤検出が起りやすくなる。一方、PLS HT では自動車検出のために重み付けが行われているため、エッジの密集部分などでも誤検出が抑制できる。

表 4 に計算時間の比較を示す。計算時間は並列計算を行わず、1 スレッドで処理を行った場合の衛星画像 1 枚当たりの平均処理時間である。

前処理は、エッジ検出の処理時間、メインの処理は投票処理か

Fig. 18 Comparison the result of PLS HT with GHT

Table 3 Detection result of PLS HT and GHT

	GHT	PLS HT
Number of correct answers	1264	
Recall	0.64	
False Negative	1074	305

Fig. 19 Comparison the result of PLS HT with GHT

Table 4 Average processing time per an image

	GHT	PLS HT
Preprocessing	3sec	
Main process	51min5sec	75min46sec
Post processing	0.8sec	0.6sec
Total	51min9sec	75min50sec

らピーク抽出までの処理時間、後処理はオーバーラップ除去の処理時間を示している。

前処理の時間はどちらも同じ方法を用いているため、処理時間の差は見られない。一方、投票処理からピーク抽出の部分では処理時間に大きな差がみられ、GHT では 1 枚の衛星画像あたり 51 分 5 秒、PLS HT では 75 分 50 秒となった。GHT では各座標に投票の累積を行うだけであるのに対し、PLS HT では投票パターンに対して回帰係数を乗算して推定値を求める。この処理の違いが計算時間の差に影響している。また、後処理では若干であるが差がみられた。GHT ではエッジの密集部分に誤検出が多く存在する。このような場所では検出点が多く存在し、オーバーラップ除去に時間がかかるため、計算時間に差が出てしまう。後処理の計算時間は設定するピーク抽出時の閾値によって大きく異なる。

5.4 特徴選択実験

4 章で解説した特徴選択法を PLS HT に導入し検出実験を行った。まず、全モデル点は 1854 点から 4.1 節で説明したように類似モデル点の除去を行い、1460 点のモデル点を得た。この 1460 点のモデル点から重要度による特徴選択を行う。また、各モデル点数によって最適な学習画像枚数も異なってくるため、学習画像にはポジティブクラス、ネガティブクラス各 200 枚、各 300 枚、各 400 枚、各 500 枚の 4 パターンを用意し、実験を行った。

この実験では、特徴選択法を用いて、1460 点の中から 50 点刻みで 50~1400 点まで選択し、検出結果の比較を行った。

特徴選択を行った結果で一番検出精度が高かったものは、回帰係数 b で特徴選択を行った場合、圧縮次元数 8 で 1250 点を選択し、学習画像に各 300 枚を用いた場合であった。VIP で特徴選択を行った場合は、圧縮次元数 3 で 1300 点を選択し、学習画像に各 300 枚を用いた場合であった。特徴選択を行う前の 1854 点を用いた場合、類似点除去後の 1460 点を用いた場合、重要度を基に特徴選択を行った場合の検出結果の一部を表 5 に示す。全モデル 1854 点を用いた場合の F 値は 0.68、回帰係数 b で 1250 点、VIP で 1300 点を特徴選択し、検出を行った結果は、それぞれ 0.70、0.71 という結果となった。全てのモデル点を使用するよりも、特徴選択を行った場合の方が、検出精度が高いという結果となった。これは全モデル 1854 点の中に、検出に不要な特徴が存在しており、特徴選択を行うことで検出に有効な特徴のみで PLS HT を行うことができた結果である。

また、回帰係数および VIP で特徴選択を行った場合の各モデル点での F 値の推移を図 20 に示す。尚、各モデル点数で実験を行い、圧縮次元数、学習画像枚数を変化させた中で一番精度の高い結果を、そのモデル点数の結果として図示した。図 20 より、選択するモデル点数が少ない場合は、回帰係数で特徴選択した方が検出精度が良い結果となり、選択数が 400 点をを超えてからは、どちらの方法で特徴選択を行っても、ほぼ同等の結果となった。これらの中で、一番検出精度が高いものは VIP で 1300 点を選択した場合であった。

表 5、図 20 からモデル点数を 700 点程度にしても検出精度は、全モデル 1854 点を用いた場合の検出精度とほぼ同等となった。PLS HT では使用するモデル点数がそのまま投票数に関わってくるため、少ないモデル点数であるほど、処理時間が短くなる。つまり、全モデル 1854 点から特徴選択で 700 点を選択することで、検出精度を保ちつつ、処理時間を約 2.5 倍にすることが可能である。全モデル 1854 点を使用した場合、衛星画像 1 枚当たりの平均処理時間は 75 分 50 秒であり、特徴選択で 700 点を選択

Table 5 Part of detection results

Number of model points	F-measure
1854	0.68
1460	0.69
1300 (Selected by VIP)	0.71
1250 (Selected by <i>b</i>)	0.70
700 (Selected by <i>b</i>)	0.69
150 (Selected by <i>b</i>)	0.64

Fig. 20 Discrimination accuracy of each models

Table 6 Comparison of processing time

Number of model points	Processing time
1854	75min50sec
700	28min16sec
150	5min59sec

した場合の処理時間は 28 分 16 秒であった。全モデル 1854 点の中から回帰係数 *b* を用いて 150 点を選択した場合、F 値は 0.68 から 0.64 へ低下してしまう。しかし、4%の検出精度の低下を許容すれば処理時間を 5 分 59 秒に抑えることができる。表 6 に衛星画像 1 枚あたりの平均処理時間を示す。

特徴選択を行うことで、精度向上ならびに処理時間の短縮が可能であることを確認した。

6. 結 言

本稿では、GHT の形状変化に弱いという問題点の解決策として PLS HT を提案した。まず、検出対象のモデルデータを作成し、それを学習画像群に対しマッチングを行う手順を示した。次に、マッチングの結果から投票パターンを抽出し、2 クラス識別器を作成する手順を示した。衛星画像からの自動車検出に PLS HT を適用した結果、GHT よりも高精度に検出ができていたことを確認した。

また、物体検出に最適な特徴だけを用いて PLS HT を行うために特徴選択法を提案した。まず、すべての特徴から類似した特徴を除去する方法を示した。次に、2 クラス識別器を作成する際に得られるパラメータを用いて、回帰係数、VIP を算出し、これらを基に特徴を決定する手順を示した。実験から、特徴選択を行うことで、精度向上ならびに計算時間の短縮が可能であることを確認した。

今回、主成分回帰分析など、他の回帰分析手法を投票重みに使用した場合と比較を行っていないため、確認する必要がある。また、本手法を用いることで、どの程度の隠蔽に対応することができるのか検証していく必要がある。さらに、今回は回帰係数 *b*、

VIP を用いて特徴選択を行ったが、特徴選択法を検討する必要があると考える。

本稿の実験では、セダン車のみを学習に用いて実験を行った。今後の課題として、セダン車以外のバンやワゴン、これらと大きさの異なるバスやトラックなども学習に加えて実験を行う必要がある。

本稿では PLS HT の精度評価のため衛星画像からの自動車検出に適用した。PLS HT は自動車検出以外にも、歩行者検出や顔検出などにも応用が期待できる。これらの検出対象に対しても、本手法の有効性を確認する必要がある。

参 考 文 献

- 1) P.V.C. Hough : Method and means for recognizing complex patterns, U.S.Patent, 306954 (1962).
- 2) J. Illingworth, J. Kittler : A Survey of the Hough Transform, Computer vision, graphics, and image processing, **44**, 1 (1988) 87.
- 3) 森本, 興水 : Hough 変換の諸課題と新しいパターン計測 基礎編, 計測と制御, **35**, 11 (1996) 869.
- 4) P. Mukhopadhyay, B.B.Choudhuri : A survey of Hough Transform, Pattern Recognition, **48**, 3 (2015) 993.
- 5) D.H.Ballard : Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes, Pattern Recognition, **13**, 2 (1981) 111.
- 6) S. Wold, M. Sjöström, L. Eriksson : PLS-regression: a basic tool of chemometrics, Computer Vision and Pattern Recognition (2001) 109.
- 7) Aniruddha Kembhavi, Larry S. Davis, David Harwood : Vehicle Detection Using Partial Least Squares, IEEE Trans of PAMI, **33**, 6 (2011) 109.
- 8) R.Teofilu, J. P. A. Martins, M. M. C. Ferreira : Sorting variables by using informative vectors as a strategy for feature selection in multivariate regression, Journal of Chemometrics, **23**, 1 (2009) 32.
- 9) V.F. Leavers : The dynamic generalized Hough transform: its relationship to the probabilistic Hough transforms and an application to the concurrent detection of circles and ellipses, CVGIP Image understanding, **56**, 3 (1992) 381.
- 10) P.-F. Fung, W.-S. Lee, I. King : Randomized generalized Hough transform for 2-D gray scale object detection, The 13th International Conference on Pattern Recognition, IEEE, **2** (1996) 511.
- 11) D.M. Tsai : An improved generalized Hough transform for the recognition of overlapping objects, Image Vis. Comput, **15**, 12 (1997) 877.
- 12) A. Kimura, T. Watanabe : An extension of the generalized Hough transform to realize affine-invariant two-dimensional (2D) shape detection, The 16th International Conference on Pattern Recognition, IEEE, **1** (2002) 65.
- 13) A. Samal, J. Edwards : Generalized Hough transform for natural shapes, Pattern Recognition Letters, **18**, 5 (1997) 473.
- 14) N. Bonnet : An unsupervised generalized Hough transform for natural shapes, Pattern Recognition, **35**, 5 (2002) 1193.
- 15) H. Izadinia, F. Sadeghi, M.M. Ebadzadeh : Fuzzy generalized Hough Transform invariant to rotation and scale in noisy environment, Fuzzy Systems, FUZZ-IEEE (2009) 153.
- 16) B. Leibe, A. Leonardis, B. Schiele : Robust object detection with interleaved categorization and segmentation, International Journal of Computer Vision, **77**, 1-3 (2008) 259.
- 17) S. Maji, J. Malik : Object detection using a max-margin hough transform, Computer Vision and Pattern Recognition (2009) 1038.
- 18) J. Gall, V. Lempitsky : Class-specific hough forests for object detection, Computer Vision and Pattern Recognition (2009).
- 19) J. Gall, N. Razavi, L.V. Gool : An Introduction to Random Forests for Multi-class Object Detection, **11** (2012) 243.
- 20) Y. Murai, Y. Yamauchi, T. Yamashita, H. Fujiyoshi : Weighted Hough Forest for object detection, Machine Vision Applications (MVA), 14th IAPR International Conference, IEEE (2015) 122.
- 21) A. Tran, A. Manzanera : Fast growing hough forest as a stable model for object detection, Image Processing Theory Tools and Applications (IPTA), 6th International Conference, IEEE (2016).
- 22) A. Tejani, D. Tang, R. Kouskouridas, T.-K. Kim : Latent-class Hough forests for 3D object detection and pose estimation, European Conference on Computer Vision. Springer International Publishing (2014) 462.
- 23) C. Sahin, R. Kouskouridas, T.-K. Kim : Iterative Hough Forest with Histogram of Control Points for 6 DoF Object Registration from Depth Images, Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE/RSJ International Conference, IEEE (2016).
- 24) P. Geladi, B. Kowalski : Partial Least-Squares Regression: A Tutorial, Analytica Chimica Acta, **185** (1986) .