

工学部情報工学科 藤吉研究室



Convolutional Neural Networkの特徴抽出過程における不変性獲得の調査 福井 宏

Random Forestを用いた能動学習における有効なサンプル選択 村田 隆英

決定木を用いた距離画像からの高速なエッジ検出 金子 将也

直線成分に基づくHOL特徴量による誤検出の抑制 宮下 卓也

多クラス識別のための行列分解と早期棄却による物体検出の高速化 黒川 貴都





EP10097 福井 宏

指導教授:藤吉弘亘

1.はじめに

Deep Learning は、従来のパーセプトロンの中間層を複 数用いた構造を持つニューラルネットワークであり、最適 な特徴量を学習により獲得することができる.本研究では Convolutional Neural Network(以下 CNN)を対象とし、 CNN における特徴量の自動獲得と、その有効性を調査す ることを目的とする.

2.<u>多層パーセプトロンと CNN</u> 2.1.多層パーセプトロン

多層パーセプトロン (MLP) は、入力層、中間層、出力 層で構成される非線形な多クラス識別器である。各階層間 の重みは、誤差逆伝播法による確率的勾配降下法で求める。 識別時は、特徴量を順伝播し、出力層の各ユニットの出力 を各クラスの事後確率として識別する。

2.2. Convolutional Neural Network

CNN は Deep Learning の一種であり、中間層で畳み 込みとプーリングの処理を繰り返し行うニューラルネット ワークである. CNN の構造は、図1に示すように特徴抽 出部と識別部の2つから構成される.



特徴抽出部 特徴抽出部では,重みフィルタの畳み込みと プーリングを繰り返すことで特徴を抽出する.入力画像に 対して,重みフィルタをラスタスキャンさせ,繰り返し畳 み込みを行うことで特徴マップを得る.その後,特徴マッ プに対してプーリングを行う.プーリングとは,特徴マッ プの小領域から値を出力して新たな特徴マップに変換する 処理であり,識別部に入力する特徴次元削減の働きがある. 識別部 識別部は,従来の多層パーセプトロンと同じ構造 であり,特徴抽出部にて取得した特徴を入力して識別を行 う. CNN の学習は,誤差逆伝播法によるミニバッチ学習 により各層の重みを更新する.

3.評価実験

CNN が学習により獲得した特徴と、その効果を調査す るために2つの実験を行う.まず、獲得した特徴量を調査 するために、各層の重みフィルタを可視化する.次に、幾 何変化に対する不変性について CNN+ランダム学習を多層 パーセプトロンと比較する.ランダム学習は学習サンプル にランダム性を持たせ、汎化性能を向上させる手法である. 21 **定於4**4000

3.1.実験概要

本実験では、0から9の文字認識を対象とする.データ セットには MNIST Dataset を使用する.学習サンプルは 50,000枚,評価サンプルに10,000枚を使用する.CNNの 重みフィルタは5×5のサイズ,1層目に6枚,2層目に 14枚使用する.

3.2. 重みフィルタの可視化

学習前後の各重みフィルタの可視化例を図2に示す.



学習によって重みフィルタの濃淡が、入力画像の特定のエッジに反応するフィルタを学習過程で自動的に獲得している ことがわかる

3.3.CNN の幾何変化に対する不変性の実験結果

識別サンプルに平行移動と回転を与えて幾何変化に対す る不変性を調査する.このとき,MLP,CNN,CNN+ラ ンダム学習の誤識別率を比較する.ランダム学習では,0 から20°の回転と,0から5pixelの平行移動により毎回学 習サンプルを生成する.図3に,平行移動と回転に対する 各手法の誤識別率の推移を示す.図3から,CNNの識別 率はMLPより高いことがわかる.また,ランダム学習を 導入することで,精度をさらに向上させることができた.



図4にランダム学習を導入した CNN と通常の CNN の 学習誤差の推移を示す.ランダム学習では毎回異なるパター ンを教示するため、学習誤差は振動していることがわかる. しかし、epoch 数の増加に伴い学習誤差は収束していくた め、汎化性能が高くなる.



図5に,入力サンプルを10°回転した場合としない場合 のプーリング層の可視化例を示す.ランダム学習した CNN の特徴マップは,回転の影響を受けず変化が少ないことが わかる.これは,プーリングが微小な変化を吸収している



^{10^{回転}} 図 5: ランダム学習による特徴マップの変化

4.おわりに

本研究では、CNN の特徴量の学習が識別に有効である ことを示した.また、ランダム学習の導入により不変性の 向上が確認できた.CNN は複数の重みフィルタの畳み込 みをするため識別に時間を要する.そこで、今後は識別の 高速化の研究を行う予定である. 参考文献

Y.Lecun, L.Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition", Proceedings of the IEEE, pp. 2278-2324, 1998.

EP09137 村田 隆英

指導教授:藤吉弘亘

1.はじめに

大量の学習データを用いて識別器を構築する際,どの サンプルに教師ラベルを付けることで,効率良く識別境界 を決定できるかという問題がある.能動学習では,一度に 追加するサンプルが少数の場合,類似したサンプルが選択 され効率が悪いという問題がある.そこで,本研究では, Random Forest(RF)の密度推定を用いて適切なサンプル を選択してラベル付けすることで,効率良く識別境界を決 定する手法を提案する.

2.問題設定

能動学習 [1] では,図1に示すように,識別境界の定ま らない領域にある曖昧なサンプルを選択してラベル付けを 行い,再学習することでより良い識別境界を求める.従来, 追加サンプルの選択には,複数の識別器の出力に統一性の 無いサンプルを選択する Vote Entropy が利用されている. 従来法では,サンプルの分布を考慮しないため,類似した サンプルを選択することがあり,効率が悪いという問題が ある.



3.提案手法

本研究では、Density Forest による密度推定結果に着目 したサンプル選択を行う.ラベルを追加すべきサンプルは、 密度推定にばらつきがある曖昧な領域と、ばらつきは無い がラベル付きサンプルが周囲に存在しない領域にあると考 え、この二つの領域に同時にラベルを追加するサンプル選 択法を提案する.以下に提案手法の流れを述べる.

Step1:密度推定とラベル伝播による学習

ラベル付きサンプル集合 $S^{(s)}$ とラベル無しサンプル集合 $S^{(u)}$ を用いて Density Forest を構築する.学習後の各密 度木の密度分布を図 2(a) に示す.次に,各密度分布が連結 している方向にラベルを伝播することで,ラベル無しサン プルにラベルを付与する.伝播結果により末端ノードのク ラス分布を作成する.



(a) 各本の密度分布 図 2:各本の密度分布とその類似度

Step2:サンプルの曖昧さと密度分布の類似度の算出

学習結果から、ラベル無しサンプル集合 $S^{(u)}$ に属してい る x_i が入力されたときの Vote Entropy の値 $VE(x_i)$ と x_i が到達した末端ノードが持つ密度分布の類似度 $D(x_i)$ を算出する。複数の密度分布間の類似度 D は、シャノン の情報量を用いた JS-Divergence により式 (1) を用いて算 出する。

$$D(\mathcal{N}_1, \mathcal{N}_2, \cdots, \mathcal{N}_T) = H\left(\sum_{t=1}^T \mathcal{N}_t\right) - \sum_{t=1}^T H\left(\mathcal{N}_t\right) \quad (1)$$

ここで、 N_t は t本目の決定木におけるサンプル x_i の密度 分布、 $H(\cdot)$ はシャノンの情報量を示す。図 2(b) に各サン プルの密度分布の類似度を示す。

Step3:密度分布の類似度を考慮したサンプルの選択

Vote Entropy の値 $VE(\mathbf{x}_i)$ と,密度分布の類似度 $D(\mathbf{x}_i)$ を用いてサンプルの選択を行う.ここでは, $D(\mathbf{x}_i)$ から類 似度が高いサンプル集合と低いサンプル集合に分け,それ ぞれ $VE(\mathbf{x}_i)$ の値が最大となるサンプルを選択する.

Step4:ラベルの追加

選択されたサンプルに対して人手によりラベル付けを行う.

本手法では,各推定クラスに対して1度に2個のサンプル が選択される.

Step5:ラベルの再伝播によるクラス分布の更新

ラベルの再伝播を行い,各木の末端ノードのクラス分布を 更新する.提案手法では,決定木を再構築することはしな い.Step2~Step5を一定の条件に達するまで繰り返すこ とで識別境界を決定していく.

4.評価実験

評価実験では,提案手法と従来法の Vote Entropy を比較する.

4.1.実験概要

従来法と提案手法のラベルの追加回数を比較する.両手 法においてラベル伝播の際に用いる密度推定の結果は同じ ものを用いる.実験には、スパイラルデータ(2次元)を使 用する.RFのパラメータ木の数は400本、木の深さは10 とする.ラベルの追加の終了条件は識別率が一定の値に達 した場合とする.

4.2.実験結果

図3に識別率が99%に達するまでのラベルの追加回数 とラベル再伝播後の識別率を示す.提案手法は、従来法よ りラベルの追加回数を削減することができた.







初期 (44.4%) 従来法 (69.5%) 提案手法 (99.0%) 図 4: 各手法の入力データと識別境界

5.おわりに

本研究では、密度分布の類似度を考慮したサンプル選択 法を提案した.提案手法を導入することで能動学習におけ る追加回数を削減することができた.今後は大規模なデー タセットに提案手法を適用する予定である.

参考文献

 B. Settles, "Active Learning Literature Survey", Computer Sciences Technical Report 1648, University of Wisconsin-Madison, 2009.

決定木を用いた距離画像からの高速なエッジ検出

EP10035 金子 将也

指導教授:藤吉弘亘

1.はじめに

距離画像におけるエッジには、ジャンプエッジ、凸ルーフエッジ、凹ルーフエッジが存在し、これらを検出する手法 としてリングオペレータが提案されている [1]. しかし、リ ングオペレータは注目画素周辺の画素値に対してフーリエ 変換を施しエッジ検出するため、処理速度が遅いという問 題がある.そこで、本研究では決定木を導入した距離画像 の高速なエッジ検出法を提案する.

2.距離画像におけるエッジとリングオペレータ

距離画像におけるエッジは、物体と背景の境界であるジャ ンプエッジ、物体の面と面の境界である凹ルーフエッジ、凸 ルーフエッジの3種類である.この、3種類のエッジと平 面を分類する手法としてリングオペレータが提案されてい る(図1).リングオペレータは、距離画像からリング状に 抽出した画素値を、周期2πの周期関数としてフーリエ変 換する.フーリエ変換により得られた振幅スペクトルをし きい値処理することにより、ジャンプエッジ、凸ルーフエッ ジ、凹ルーフエッジと平面に分類する.



図1:リングオペレータ

リングオペレータは,距離画像の各画素に対してフーリエ 変換を施すため,処理時間を要するという問題がある. 3.提案手法

本研究では、リングオペレータによるエッジ検出問題に、 FAST と同様に決定木を導入し、分類問題として高速化する. 注目画素の距離値 D_p とその周囲 32 画素の距離値 $D_{p\to x}$ を、式 (1) により Far, Similar, Near の 3 値にした特徴ベ クトルを抽出する.

$$S_{p \to x} = \begin{cases} Far & D_p + t \le D_{p \to x} \\ Similar & D_p - t < D_{p \to x} < D_p + t \\ Near & D_{p \to x} \le D_p - t \end{cases}$$
(1)

ここで, $S_{p\to x}$ は三値化した円上の画素を, t はしきい値を 表す. この三値化した 32 次元の特徴ベクトルを入力として 機械学習により決定木を構築する. 学習に用いるサンプル は, OpenGL で生成した距離画像に, リングオペレータを 適用し, 面, ジャンプ, 凸, 凹のエッジに分類した結果を正 解ラベルとして用いる. 各ノードの分岐関数では, 式 (2) か ら求められる情報利得が最大となる周囲の画素を選択する.

情報利得 =
$$H(P) - H(P_f) - H(P_s) - H(P_n)$$
 (2)

ここで, P は親ノードにあるサンプル集合を表し, P_f , P_s , P_n はそれぞれ, 子ノードにおいて Far, Similar, Near と 分類された各集合である. H は情報エントロピーであり式 (3) より求められる.

$$H(P) = (f + j + cv + cc) \log_2(f + j + cv + cc) -f \log_2 f - j \log_2 j - cv \log_2 cv - cc \log_2 cc$$
(3)

ここで, f, j, cv, cc はそれぞれ, 面 (f), ジャンプエッジ (j), 凸ルーフエッジ (cv), 凹ルーフエッジ (cc) の各ラベルに属 するサンプル数を表している.対象のノードの情報利得が 0 になるまで, 子ノードを生成する.リーフノードには, 4 つのラベルのうち最も多く辿り着いたクラスを記録してお く (図 2). エッジ検出時は, 距離画像をラスタスキャンし て, 注目画素を決定木に入力する.決定木をトラバーサル して辿り着いたリーフノードにより, 面, ジャンプエッジ, 凸ルーフエッジ, 凹ルーフエッジを判定する.



図 2: リングオペレータの決定木の識別

4.評価実験

OpenGL で生成した距離画像に正しいラベル付けを行っ た結果を真値とし, 作成した識別器のエッジ検出結果が何 画素一致しているかを評価する. 図3は各手法における エッジ検出結果を示す. 各ラベルの色は, 平面が白, ジャン プエッジが赤, 凸ルーフエッジが青, 凹ルーフエッジが緑で ある.



図 3: 生成した距離画像とエッジ検出結果 提案手法と従来法 (リングオペレータ)の各ラベルにおけ る精度と VGA サイズの距離画像における処理時間を表 1 に示す.表1より,提案手法は従来法と同等以上の精度で 計算コストを約 1/10 に抑えることができた.

表1:エッジ検出精度と速度の比較

	エッジ検出精度 [%]				加理時間 [soc]
	flat	jump	cv	cc	一 Zei注时[[Sec]
従来法	99.9	98.3	68.5	61.9	0.98
提案手法	98.7	94.3	97.3	94.1	0.11

また図4に, TOFカメラにより取得した距離画像に対する エッジ検出結果を示す. TOFカメラの距離画像にはノイ ズを含むため, 平面の領域に誤検出が発生しているが, ジャ ンプエッジ, 凸ルーフエッジ, 凹ルーフエッジを検出できて いる.



図4: TOF カメラによる距離画像のエッジ検出結果

5.おわりに

提案手法では,リングオペレータに決定木を導入して高 速なエッジ検出法を示した.従来法と比較して精度と処理 時間を向上させることができた.今後は,距離画像におけ るノイズへの対処法と物体の構造理解への応用について検 討する.

参考文献

- 松田文男, 仁田武志, 井口征士, "リングオペレータによる距離 画像のラベリング", 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J66-D, No. 10, pp. 1161-1168, 1983.
- [2] E. Rosten, R. Porter, T. Drummond, "Faster and better: a machine learning approach to corner detection", IEEE Transactions on PAMI, Vol. 32, No. 1, pp. 105 - 119, 2010.

EP09130 宮下 卓也

指導教授:藤吉弘亘

1.はじめに

勾配方向ヒストグラムに基づく HOG 特徴量 [1] は, 照 明変化や幾何学的変化に頑健であるため人検出に利用され ている.しかし, 背景画像に含まれる直線は, 人の輪郭と似 た見えを持つため, 誤検出をするという問題がある.そこ で, 本研究では人と直線を含む背景の違いを捉える特徴量 を提案し, 誤検出の抑制を目的とする.

2.誤検出の傾向調査

まず, 従来の人検出法がどのような背景画像を誤検出す るか調査する. HOG 特徴量と SVM による誤検出例を図 1 に示す.



図1:従来法で発生する誤検出の例

誤検出した領域は,検出ウィンドウを縦断する直線を含 んでおり,特に車両や建物等の人工物を人と誤検出してい ることがわかる.そこで,誤検出の要因として考えられる 背景に存在する「物体の属性」,「直線がどの程度存在する のか」を調査する.車載カメラから撮影されたデータセッ ト KITTI Vision Benchmark Suite から 7,481 枚の画像 に対して,人検出器を適用し,その際の誤検出領域の傾向 を調べる.図2に誤検出した際に含まれる物体の属性と直 線の割合を示す.誤検出する傾向として,図2の(a)から, ウィンドウ内に人工物が含まれる割合が 20,129 枚あり,全 体の約6割であることがわかる.また,図2の(b)からは ウィンドウの 20~90% を占める長い直線が含まれている ことがわかる.



3.HOL 特徴量

 における調査から, 誤検出の要因として, 直線に反応 することが判明した. そこで, 本研究では, 直線を考慮した Histograms of Oriented Lines(HOL) 特徴量を提案する.
3.1.線分検出法

HOL 特徴量を算出するために,まず画像全体から直線 を検出する. 直線検出には Line Segment Detector(LSD) を用いる. LSD は計算コストが少なく,細かなパラメータ 調整が不要であり,エッジの多い画像に対しても良好な直 線検出結果が得られる.

3.2. HOL 特徴量の特徴記述

HOL 特徴量を算出するために LSD により検出した直線 成分の角度 θ と長さ l を算出し,式 (1) よりセル $c(8 \times 8 \\ ピクセル)$ 毎にヒストグラム $V_c = \{v_c(0), v_c(1), ..., v_c(n)\}$ を作成する.

$$v_n = \sum_x^8 \sum_y^8 l(x, y) \delta[n, f(\theta(x, y))] \tag{1}$$

ここで, n は直線の角度 θ の量子化数, δ [•] はクロネッ カーのデルタ関数である. 最後に各セルで作成したヒスト グラム v_c を複数のセルからなるブロック (2 × 2 セル) 領 域ごとに正規化する.

図 3 に人と背景画像の HOG 特徴量と HOL 特徴量を示 す. HOG 特徴量では, 背景と人では類似したヒストグラム が作成されるが, HOL 特徴量は異なったヒストグラムとな る. このように, HOL 特徴量は HOG 特徴量人と背景の違 いを捉えることができる.



図3:HOG特徴量とHOL特徴量の抽出の流れ

4.評価実験

提案手法の有効性を確認するために,評価実験を行う.実 験は,HOG 特徴量 (HOG),HOG 特徴量と HOL 特徴量の 併用 (HOG+HOL) を比較する.学習用サンプル,評価用 ポジティブサンプルに INRIA Person Dataset を用い,学 習用ポジティブサンプルには 2416 枚,ネガティブサンプ ル 12,180 枚に誤検出データ 10,000 枚を追加したものを用 いる.評価には、ポジティブサンプル 1,132 枚を用い,ネガ ティブサンプルには誤検出データ 20,341 枚を用いる. 識 別結果の DET カーブを図 4(a) に、検出結果を図 4(b) に 示す.図 4(a) より,MissRate が 10%のとき,HOG+HOL 特徴量の FPPW は 2.5%であり,6.6%の誤検出が抑制され ている.これは,HOL 特徴量が人と背景の直線成分の違い を捉えたことにより,誤検出が抑制され、精度が向上した. 図 4(b) から,直線を含む物体の誤検出が抑制されているこ とがわかる.



5.おわりに

本研究では,直線成分に基づく HOL 特徴量を提案し,評 価実験によりその有効性を確認した.今後は特徴量抽出の 時間短縮を予定している. 参考文献

 N.Dalal, et al, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection", CVPR, Vol 1, pp.886-893, 2005.

多クラス識別のための行列分解と早期棄却による物体検出の高速化

EP10040 黒川 貴都

指導教授:藤吉弘亘

1.はじめに

2クラス識別の線形 SVM を用いた物体検出の高速化手 法として、ベクトル分解法を用いた早期判定 [1] が提案され ている.本手法は、重みベクトルを分解することで二値ベ クトル間の演算となり高速化を実現しているが、多クラス 識別に対応していない.そこで、本研究は行列分解法を提 案し、早期棄却による多クラス識別の高速化を目的とする. 2.ベクトル分解法による識別の高速化

2 クラスの線形 SVM の識別関数は、重みベクトルを $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{D}$,入力特徴ベクトルを $\mathbf{x} \in \{-1,1\}^{D}$ とすると、 $f(\mathbf{x}) = \operatorname{sign}[\mathbf{w}^{\mathrm{T}}\mathbf{x} + b]$ となる.ここで、二値ベクトル \mathbf{x} と 実数ベクトル \mathbf{w} 間の内積は計算コストが高い. Hare が提 案したベクトル分解法 [2] を用いると、重みベクトルを二 値基底行列 $\mathbf{M} = \{\mathbf{m}_{1}, \mathbf{m}_{2}, \dots, \mathbf{m}_{k}\} \in \{-1, 1\}^{D \times k}$ とス $r - \mu$ 係数ベクトル $\mathbf{c} = \{c_{1}, c_{2}, \dots, c_{k}\} \in \mathbb{R}^{k}$ に分解する ことができる.

$$f(\mathbf{x}) = \operatorname{sign}[\mathbf{w}^{\mathsf{T}}\mathbf{x} + b] \tag{1}$$

$$\approx \operatorname{sign}[\mathbf{c}^{\mathrm{T}}\mathbf{M}^{\mathrm{T}}\mathbf{x} + b] = \operatorname{sign}\left[\left(\sum_{i=1}^{k} c_{i}\mathbf{m}_{i}^{\mathrm{T}}\mathbf{x}\right) + b\right](2)$$

ここで k は分解の基底数を表す. これにより, 二値ベクト ル間の内積計算に置き換えることができ, 高速な演算が期 待できる.

本研究では、多クラスを対象とするため、one-vs.-rest に よる多クラス識別器を、クラス数 J 個の 2 クラス識別器で 実現する. このとき、J 個の重みベクトルからなる重み行 列 $\mathbf{W} = {\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_J}^{\mathrm{T}}$ をベクトル分解法で分解する と、図 1(a) のように J 個の二値基底行列 M とスケール係 数ベクトル c が算出される. 従って、多クラス識別では、特 徴ベクトル x と cM の内積の計算回数が J 回に増加する という問題がある.

3.実数行列の分解による多クラス識別の高速化

重みベクトル w の相関が高いとき,図 1(a) のように 各二値基底行列 M においても類似した値を持つ. この とき,各二値基底行列 M を 1 つの行列で表現すると, x と CM の内積の近似計算が 1 回に減少する. そこで,本 研究では図 1(b) のように,重み行列 W を二値基底行列 M = { $\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \dots, \mathbf{m}_k$ } $\in \{-1, 1\}^{D \times k}$ と実数スケール 行列 C = { $\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_k$ }^T $\in \mathbb{R}^{J \times k}$ に分解する行列分解 法を提案する. さらに,内積の近似計算処理においてカス ケード構造による早期棄却を導入することで,識別の高速 化を実現する.



(D)行列分解法 図 1:重み行列 W の分解

3.1.行列分解法

重み行列 W を二値基底行列 M = { $\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \dots, \mathbf{m}_k$ } \in {-1, 1}^{$D \times k$} とスケール係数行列 C = { $\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_k$ }^T \in $\mathbb{R}^{J \times k}$ に分解する.式(3)を最小化するように二値基底行 列 M とスケール係数行列 C を最適化する.この分解法は,二値基底行列 M とスケール係数行列 C を交互に最適化す る.提案する行列分解法の流れを Algorithm1 に示す.

$$||\mathbf{W} - \mathbf{C}\mathbf{M}^{\mathrm{T}}||_{F}^{2} \tag{3}$$

3.2.内積の近似計算の早期棄却による識別の高速化

行列分解において,重み行列 W と特徴ベクトル x の内 積計算による識別精度を維持するには,基底数 k の値を大

Algorithm 1 行列分解のアルゴリン	ズム
------------------------	----

きくする必要がある.しかしkの数が大きくなると $cm^T x$ の演算回数が増えるため,高速な識別ができない場合がある.そこで,図2のように行列分解で算出したN個の二値基底行列Mとスケール係数行列Cをカスケード状に並べ,非対象クラスの早期棄却を導入する.各段で,しきい値Tを基準に非対象クラスを棄却する.



提案手法の有効性を確認するために評価実験を行う.多 クラスにおけるベクトル分解法と提案手法の行列分解法に よる誤差を比較する.実験に用いる識別器は SVM(one-vs.rest)とし,学習には4クラスの標識画像から抽出した 288 次元の B-HOG 特徴量を使用する.また,17,024 枚の識別 時間を比較する.クラスあたりの基底数に対する二乗誤差 を図3に示す.



図 3:分解による誤差

図3より,1クラスあたりの基底数が3のとき,提案手法は ベクトル分解法 [3] より誤差を43.1%小さくすることができ た. 識別時間は,分解無しが57.3[ms],提案手法が5.2[ms], 提案手法 + カスケードが3.3[ms] となった.提案手法は分 解前に比べ約11倍高速に,さらにカスケード構造を導入す ることで約1.6倍高速化することができた.

5.おわりに

提案手法は,行列分解法とカスケード構造による早期棄 却を導入することで,高速な物体検出が可能であることを 確認した.今後は行列分解法に適した識別の早期判定につ いて検討する予定である.

参考文献

- 後藤等, "近似計算を導入した線形識別器の早期判定による高速な識別"信学論 D, pp. 294-302, vol. 97, No. 2, 2014.
- [2] S. Hare et al., "Efficient Online Structured Output Learning for Keypoint-Based Object Tracking", CVPR, pp.1894-1901, 2012.
- [3] Y. Yamauchi et al., "Distance Computation Between Binary Code and Real Vector for Efficient Keypoint Matching", IPSJ Trans. on CVA, pp.124-128, vol. 5, 2013.