

固定カメラ映像を対象とした HOG 人物検出器のシーン適応手法

大阪大学

京都大学

満上 育久／服部 博憲・棕木 雅之・美濃 導彦

本研究では、防犯カメラなどの固定型のカメラの映像中から人物検出を行う際に、そのカメラの映像に特化した知識を自動獲得することで、検出性能を向上させる手法を提案する。人物検出処理としては、画像中での人物パターンとそれ以外のパターンをHOG特徴によって記述し、それを学習して識別器を生成するという手法が近年盛んに利用されている。本手法では、この既存手法をベースとしつつ、対象とするカメラ映像における人物パターンに関する知識と、その映像中での人物の位置・大きさ・向きに関する知識を自動的に獲得し、検出処理における追加知識として利用することで、そのカメラ映像に対して高い検出性能を実現する。

はじめに

駅や商業施設などにおける人物の移動軌跡は有益な情報である。例えば、商業施設の客の移動軌跡を分析して施設内での人物の移動傾向を獲得することにより、施設内のレイアウト改善に利用するなどのマーケティング面での活用が考えられる。あるいは、駅構内などで不審人物をその動きから判断するなど、セキュリティ用途にも利用可能である。近年、これらの施設には主に防犯を目的として多数のカメラが既に設置されており、これらのカメラの映像から自動的に人物移動軌跡が獲得できれば非常に効率的である。

人物移動軌跡の自動獲得を実現するためには、カメラの撮影画像中から人物を検出する技術が必須である。この人物検出処理は、

画像理解の分野で古くから扱われている問題であり様々な手法が提案されているが、近年、その中でもHOG (Histogram of Oriented Gradients) 特徴を用いたものが注目されている^{1)~5)}。これらの手法では、さまざまなカメラ・場所で撮影された画像中の人物パターンとそれ以外のパターンについてこのHOG特徴量を算出し、それらを学習して2クラス識別器を生成することで、人物検出を行っている。このようなアプローチは、HOG特徴の識別能力と、学習における汎化能力によって、任意の画像において人物を高精度に検出できることを期待しているが、実際にはそれらの能力の限界によって、誤検出や検出漏れなどの失敗は避けられない。上述のように、防犯カメラなどの固定カメラの映像に対してこの検出処理を施す場合、そのシーンの背景に偶然人物

のパターンと類似した領域が存在するとそこを継続的に誤検出したり、カメラの仕様や画像圧縮によるアーチファクトなどによって誤検出や検出漏れが発生するなどの問題が生じる。

そこで本研究では、汎用の人物検出器としての性能向上を目指すのではなく、対象とするカメラの映像に特化することで、その映像については高い精度で人物を検出できる手法の構築を提案する。この手法は、上述の汎用のHOG特徴量による人物検出手法をベースとしつつ、カメラに特化した知識を追加獲得する。この追加知識は、そのカメラ映像固有の人物の見えのパターンに関する知識と、その映像中で人物が映りうる位置と大きさ・向きの関係に関する知識である。これらの知識を獲得するためには、その映像における人物の映り方に関する多数の情報が必要

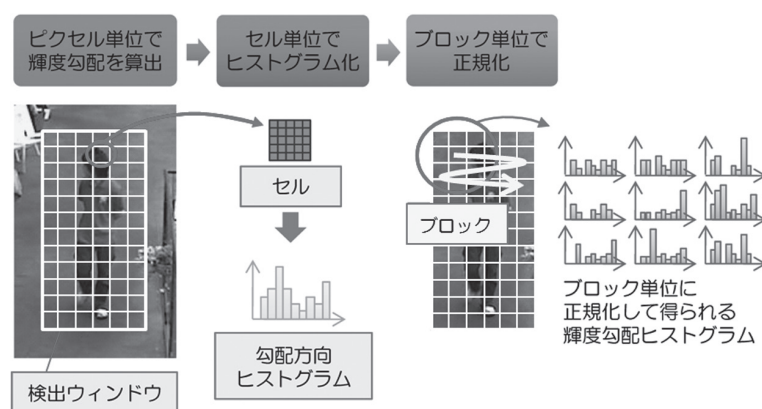
となるが、手作業で与えるのは現実的ではない。そのため本研究では、上述の汎用人物検出器の検出結果を時系列的に解析することで人物パターンの正事例・負事例の再分類を行い、その分類された事例を追加知識獲得に利用する。

HOG 特徴量を利用した人物検出の検出精度向上を目的とした関連研究は多数存在する。Dalal らは HOG 特徴量にオプティカルフローを結合した特徴量を利用することで、あるフレームにおける人物の見え情報に加えて動き特徴を考慮した検出を行い、人物検出の精度向上を行っている⁶⁾。また山内らは、HOG 特徴量にピクセルの輝度値に基づく状態判定（背景・動状態・静状態）から得られる時空間特徴を結合することで精度向上を行っている⁷⁾。いずれの手法も、単純な HOG ベースの人物検出手法と比較して精度の向上を確認している。しかし、いずれの手法も、一般的な画像セット・データベースから人物に関する特徴量を事前に獲得して識別器を生成し、それに基づいて検出を行っているという点は、既存の HOG 特徴量ベースの人物検出器と変わらない。一方、人物検出を行いたいシーンについて、そのシーンでの実際の人物の見え方を元に識別器を作ることによって検出性能を向上させようというのが本研究アプローチである。

HOG 特徴量を用いた人物検出法とその問題点

HOG 特徴量を用いた人物検出

HOG は Histogram of Oriented



第 1 図 HOG 特徴量の算出

Gradients の略であり、2 次元パターンの内部の輝度勾配の分布を表現する特徴量である¹⁾。その算出過程は、第 1 図に示されるように 3 つのステップからなる。

まず、最初にピクセル単位で輝度勾配の強度・方向が算出される。画像中の位置 (u, v) におけるピクセルの輝度値を $L(u, v)$ とすると、 u, v 方向の輝度勾配 f_u, f_v は式 (1), (2) により算出できる。

$$\begin{cases} f_u(u, v) = L(u+1, v) - L(u-1, v) & (1) \\ f_v(u, v) = L(u, v+1) - L(u, v-1) & (2) \end{cases}$$

このとき、その勾配強度 m と勾配方向 θ は式 (3), (4) より算出できる。

$$m(u, v) = \sqrt{f_u(u, v)^2 + f_v(u, v)^2} \dots (3)$$

$$\theta(u, v) = \tan^{-1} \frac{f_v(u, v)}{f_u(u, v)} \dots (4)$$

ただし、ここで算出された勾配方向は $0^\circ \sim 360^\circ$ となるが、前景の明るさと隣接する背景領域の明るさの大小関係が逆転しても勾配方向が不変となるように、勾配方向を $0^\circ \sim 180^\circ$ に変換して用いる。次に、上記で算出された勾配方向 θ を N_{bin} 個に離散化し、それぞれに勾配強度 m の重みを与える。そ

して、これらを近傍領域（セル、 $N_{bin} \times H_{cell}$ ピクセル）において、ヒストグラム化することによって輝度の勾配方向ヒストグラム $\mathbf{h} = (h_1, h_2, \dots, h_{N_{bin}})$ を作成する。最後に、各セルで作成した輝度の勾配方向ヒストグラム $\mathbf{h}$ を近傍のセル領域（ブロック、 $W_{block} \times H_{block}$ セル）で正規化する。ブロック内の i 行 j 列に位置するセルの勾配方向ヒストグラムを $\mathbf{h}_{ij}$ と表現すると、 $\mathbf{h}_{ij}$ はブロック内で式 (5) により正規化される。

$$\mathbf{h}'_{ij} = \frac{\mathbf{h}_{ij}}{\sqrt{\|\mathbf{h}_{ij}\|^2 + \varepsilon}} \dots (5)$$

ただし、 ε は分母が 0 の場合に計算不能になるのを防ぐ係数であり、ここでは $\varepsilon = 1$ とする。これにより、各ブロックからは $N_{bin} \times W_{block} \times H_{block}$ 次元の特徴量が得られることになる。そして、ブロックは 1 セルずつ移動しながら繰り返し正規化を行い、ブロックの移動回数を N_{block} とすると、最終的に抽出される特徴量は $N_{bin} \times N_{block} \times W_{block} \times H_{block}$ 次元となる。

カメラで撮影された画像中から人物を検出する際には、第 2 図に示すように、画像中に候補領域

を設定し、その領域内部のパターンが人物のものかどうかをそのHOG特徴量を用いて識別する。候補領域の設定にあたっては、任意シーンの画像に対しても処理が行われることを想定して、通常様々な大きさ・向きで、画像全体に対して探索が行われる。一方、領域内部のパターンが人物のものであるかを識別するために、さまざまなシーンの画像の人物領域パターンとそれ以外の画像を多数収集し、それらをそれぞれ正事例・負事例として2クラスの識別器を作成しておく。この識別器として、

SVM⁸⁾ や AdaBoost⁹⁾ などがよく使用される。

HOG特徴量を用いた人物検出手法の問題点

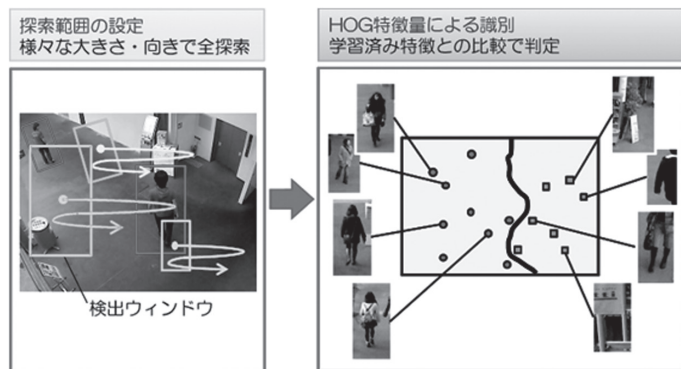
前節で述べたHOG特徴量ベースの人物検出法を実際に商業施設に設置されている複数のカメラ映像に適用した結果を第3図に示す。いずれのシーンにおいても、映像中に現れる大部分の人物が適切に検出されるものの、少なからず検出失敗が発生することを確認した。これらの検出失敗は以下の3種類に分類される。

①人物と類似した特徴量を示す固定背景中の領域に対する誤検出(第3図(ii))

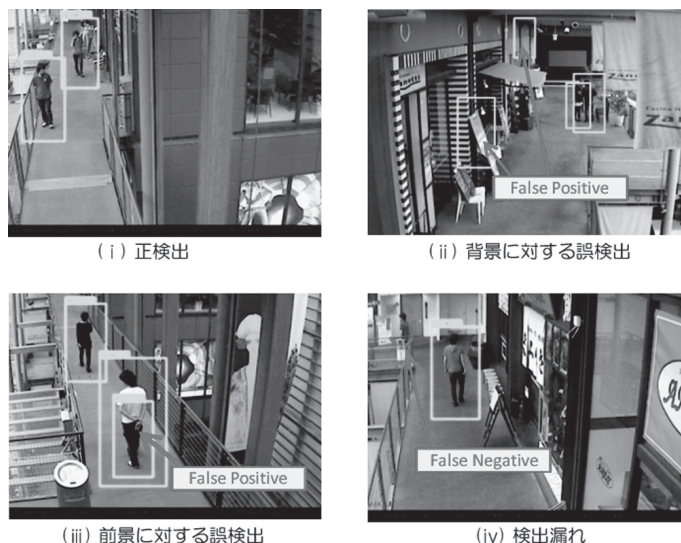
②人物の周辺およびその他の領域に不規則に現れる誤検出(同図(iii))

③一時的な人物の検出漏れ(同図(iv))

①は、シーンの背景の中に、偶然人物と類似した特徴量を示すパターンが含まれるために生じ、シーンごとにその出現場所や頻度は異なるが、ある程度以上継続して同一位置に現れ続ける傾向が見られた。一方、②や③は、シーンに関わらず瞬時的かつランダムに発現する傾向が見られた。人物移動軌跡の獲得において、これらの検出失敗を減少させることが重要な課題であることは明らかである。



第2図 既存のHOG特徴量ベースの人物検出器の概要



第3図 汎用HOG検出器による検出結果

検出結果の出現パターンに着目した検出器のシーン適応

ここで改めて前節で述べた検出失敗に着目する。②の誤検出と③の検出漏れについては、その領域のパターンの時間変化がほとんどないにも関わらずこれらが瞬時的・ランダムに生じていることを踏まえると、これらの領域に対応するHOG特徴空間中の点の時系列が2クラス識別器の識別面付近にプロットされていると考えられる。これらの検出失敗を軽減するためには、この識別面をより正確に描くことが重要である。通常、より正確な識別面を描くためには、より多くの正事例・負事例を学習する方法が取られる。すなわ

ち、②や③のような検出失敗を軽減するためには、これらのサンプルを適切に正事例・負事例として学習させた識別器を構築すればよい。しかし、人物の画像中での見えが比較的小さい場合など、切り出したパターンのみからそれが人かどうかを判断することは人間の目視でも困難なので、そのようなあいまいなサンプルデータを増加させても必ずしも識別精度の向上に繋がらないと想像される。

そこで本研究では、一般的なサンプルデータ数の増加という方法ではなく、対象とするカメラの映像における人物の見えをサンプルデータとして用いて識別器を作るアプローチを採用する。このアプローチでは、サンプルデータのバリエーションは一般的なもののよりも減少するため、他のカメラの映像に適用すると検出性能が低下する可能性が高いが、対象としたカメラ映像については②や③のような失敗が減少し、性能向上が見込まれる。また、①のような誤検出も、それをそのシーンにおける負事例として学習されていれば発生が抑制されると期待される。

このアプローチにおいて課題となるのは、対象としているカメラの映像における人物領域の正事例・負事例の収集方法である。カメラ毎に、その撮影シーンにおける人物領域をを人手で指定し、そのカメラにおける正事例・負事例を収集することは非現実的である。そこで本研究では、上述の既存の汎用人物検出器による検出結果の大多数が正しいものであることと、そのような検出成功例およ

び①～③に分類された検出失敗例の時系列的な現れ方の違いに着目することで、これらを正事例・負事例に再分類する方法を提案する。

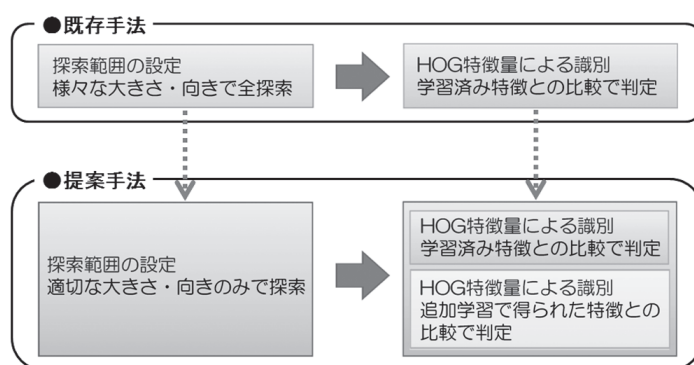
また、あるカメラの映像に限定すれば、画像中で人物が映る場所・大きさ・向きは限定される。カメラが固定されていれば、ある身長的人物の位置・大きさ・向きの関係は不変なので、この関係が得られれば人物の探索候補を削減することが可能となり、計算量が削減されるとともに、①や②のような誤検出が生じる可能性を大きく軽減することができる。本研究では、この人物の位置・大きさ・向きの関係を、カメラキャリブレーションを行うことによって取得する。このキャリブレーションにおいては、同シーンにおいて複数の位置に映っている人物の大きさ・向きを用いるが、これは上述の汎用検出器の検出結果の再分類処理によって正事例と判断されたものを使用することで実現している。

以上、本研究での提案をまとめたものを第4図に示す。第2図に示す既存の汎用検出器と比較し

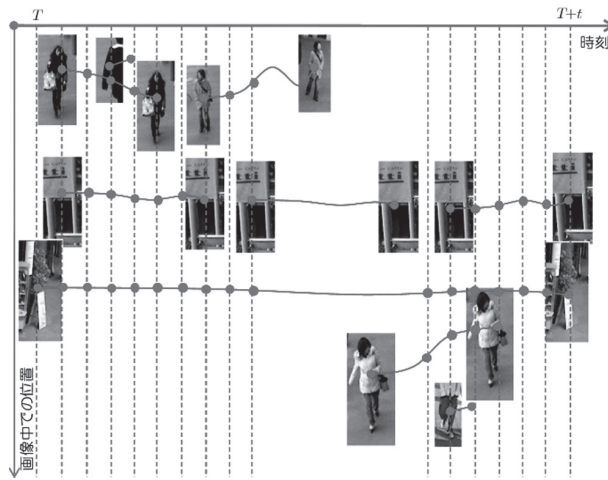
て、探索候補の設定と識別器が異なる。探索候補については、対象とするカメラのキャリブレーション情報を利用することで、不要な探索を削減し、背景中に偶然存在する人物と類似したパターンを誤検出してしまう可能性を軽減させ、計算量の削減にも貢献する。識別器については、そのカメラの映像中に現れる人物パターンの正事例・負事例を追加学習することで、そのカメラ映像に特化した識別器を構築し、検出精度を向上させる。そして、これらの処理に必要なとなる、そのカメラ映像での人物パターンは、汎用の検出器の検出結果の時系列解析によって獲得する。

汎用検出器の検出結果の時系列解析に基づく HOG 特徴量の追加学習

対象とするカメラの映像に対して、汎用の HOG 特徴量ベースの人物検出器を適用し、時刻 T から $T + t$ の間に蓄積された検出結果をフレーム間で画像中の位置が近傍のもの同士対応付ける。ただし、映像のフレームレートは、フレーム毎の検出結果をフレーム間で対応付けることが可能な程度に高い



第4図 提案手法の概要（汎用検出器との比較）



第5図 汎用検出器の検出結果の時系列解析

とする。このとき、第5図のような結果が得られ、これより、以下のことが言える。

- 正検出は画像中で滑らかに位置変化する
- 固定背景に対する誤検出は画像中で常に同じ位置に生じる
- 人物の一部分だけに対する誤検出は正検出よりも短い時間で生じる

上記の特性を踏まえて本研究では以下の基準により検出結果の正誤判定を行う。

- 検出結果を対応付けたとき、それが k_1 フレーム以上に渡って対応付けられているならば、その検出結果は固定背景に対する誤検出であると判定する。ただし、 k_1 は人物が同じ場所に滞留している可能性のある時間よりも十分長い観測時間で得られるフレーム数に設定する。
- 検出結果を対応付けたとき、それが k_2 フレーム以上 k_1 フレーム未満に渡って対応付けられているならば、その検出結果は人物に対する正検出であ

ると判断する。

- 検出結果を対応付けたとき、それが k_2 フレーム未満で対応付けられているならば、その検出結果は人物の一部だけに対する誤検出と判断する。

画像中で人物の位置変化は滑らかに起こるので、前後のフレームの検出結果から注目しているフレームの検出結果を推定する。ここで推定された検出結果と実際の検出結果が異なる場合に、検出漏れが発生していると推定する。

以上の判断によって再分類された正事例・負事例をもとに、それらのHOG特徴量の学習を行い新たな検出器の生成を行う。本研究では、この学習にAdaBoost⁹⁾を利用した。

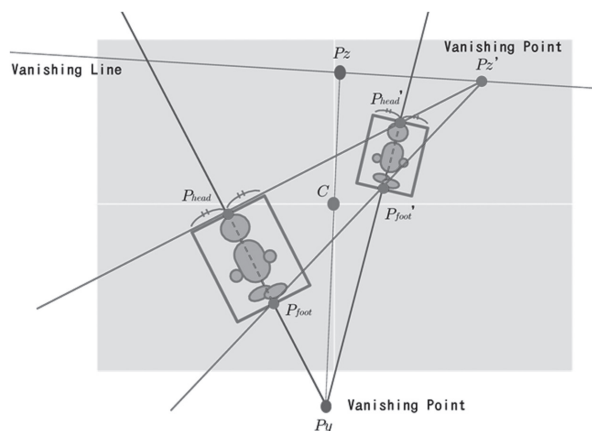
人物検出結果を利用したカメラキャリブレーション

人物の見え方としてあり得ない候補領域を探索しないようにすることで、計算量の削減とともに、偶然背景パターンを誤検出してしまいう可能性を大幅に削減できる。これを実現するためには、対象と

するカメラの映像中での人物の位置・大きさ・向き の関係を獲得する必要がある。本研究では、この関係を、そのシーンにおける人物の正検出結果を用いたカメラキャリブレーション^{10),11)}を行うことによって獲得する。なお、この正検出は前節で行った、汎用検出器の検出結果の時系列解析によって獲得する。また、対象とするシーンとして、床や廊下などの単一の平面上に人物が垂直に立って歩行移動している場面を、その上方から固定カメラで撮影している状況を扱うこととする。

まず、上述の再分類処理によって得られた事例のうち、正事例と判定されたものを時系列方向に位置が近傍のもの同士を順次対応付ける。そして、対応付けられた人物が異なる位置に映っている2つの画像上で、それぞれの頭の位置 P_{head} 、足元の位置 P_{foot} を獲得する。このとき、人物は床に対して垂直に立っており、かつ同一人物であるためその身長が同じであることを考慮すると、第6図に示された直線 $P_{head}P_{foot}$ と $P'_{head}P'_{foot}$ は実世界における平行線である。同様に直線 $P_{head}P'_{head}$ と $P'_{foot}P'_{foot}$ も実世界における平行線である。よって、これらの直線の交点から y 軸方向、 z 軸方向の消失点 $P_Y=(u_Y, v_Y)$ と $P_Z=(u_Z, v_Z)$ が得られる。消失点と消失線の推定を安定に行うために、3地点以上の多地点での頭・足元の位置を用いて、RANSACで安定に推定を行う。

次に、消失点の座標 $P_Y=(u_Y, v_Y)$ 、 $P_Z=(u_Z, v_Z)$ から、カメラの焦点距離 f 、とカメラの姿勢を導出する。姿勢については、第7図のように



第6図 消失点と消失線

座標系を適当に設定することで、一般性を失うことなくパン角を0とすることができるので、チルト角 α 、ロール角 γ を求めればよい。3次元空間上の点 (X, Y, Z) と、それが画像に映る位置 (x, y) の間には以下の関係が成り立つ。

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \gamma & -\sin \gamma \cos \alpha & \sin \gamma \sin \alpha \\ \sin \gamma & \cos \gamma \cos \alpha & -\cos \gamma \sin \alpha \\ 0 & \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} \quad \dots (6)$$

ここで、カメラのアスペクト比は1であり、画像座標の原点をその中央の点としている。ここで、 $P_Y=(u_Y, v_Y)$ 、 $P_Z=(u_Z, v_Z)$ はそれぞれ

Y 軸方向、 Z 軸方向の無限遠点であるから、それぞれ $Y \rightarrow \infty$ 、 $Z \rightarrow \infty$ に対応し、よって次式で表現される。

$$u_Y = -f \frac{\sin \gamma \cos \alpha}{\sin \alpha}, \quad v_Y = f \frac{\sin \gamma \sin \alpha}{\cos \alpha} \quad \dots (7)$$

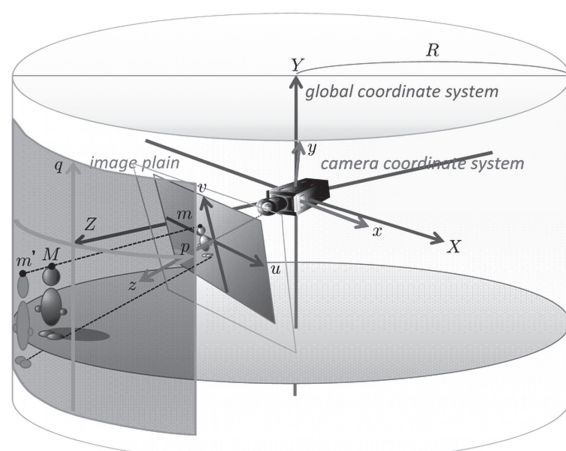
$$u_Z = f \frac{\cos \gamma \cos \alpha}{\sin \alpha}, \quad v_Z = -f \frac{\cos \gamma \sin \alpha}{\cos \alpha} \quad \dots (8)$$

これらの式から f 、 α 、 γ が次式により推定される。

$$f = \sqrt{-u_Y u_Z - v_Y v_Z} \quad \dots (9)$$

$$\alpha = \tan^{-1} \sqrt{-\frac{u_Z}{u_Y}} \quad \dots (10)$$

$$\gamma = \tan^{-1} \left(-\frac{u_Y}{v_Y} \right) \quad \dots (11)$$



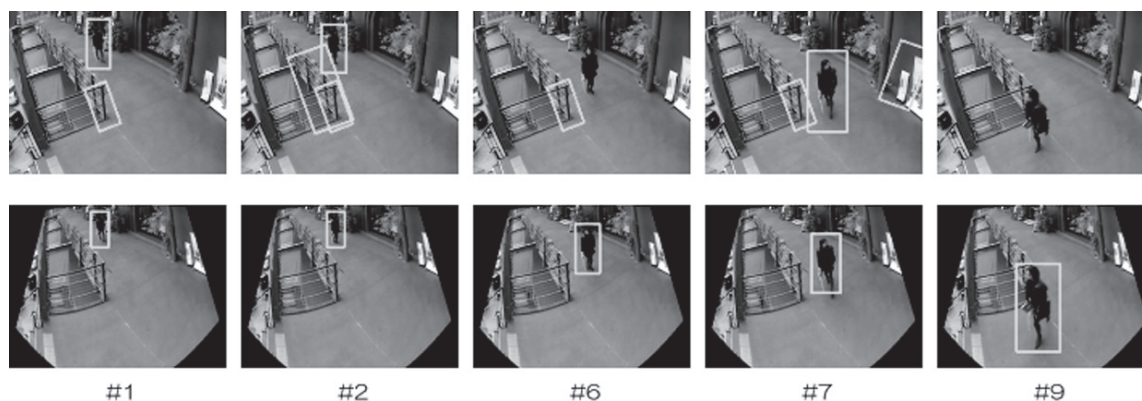
第7図 カメラを中心とする座標系と画像変換

カメラキャリブレーションによって推定されたパラメータを用いることで、画像中に映る人物の向きと大きさを予測し、それに応じて適切な向きと大きさにのみ検出ウィンドウを配置する。そのために、本研究では第7図のように画像を半径 R の円筒面に投影変換して扱う。これにより、検出ウィンドウを回転させることなく一定方向の検出ウィンドウのみで検出が可能になり、また人物の見えの縦横比が一定になるため検出に適していると考えられる。円筒面上に投影された画像上では、人物の大きさは画像の q 軸方向の位置に比例して変化するため、複数のサンプルを獲得しておくことで、画像上の任意の地点での人物の大きさを推定することが可能となる。

実験と評価

実験環境

半屋外型の商業施設に設置した固定カメラによって撮影された映像に対して提案手法を適用した。映像は、フレームレート約2.5fps、フレームサイズがQVGA(320×240pixel)で撮影されたものである。HOG特徴量については、 $N_{bin} = 9$ 、 $W_{cell} = H_{cell} = 5$ 、 $W_{block} = H_{block} = 3$ として扱った。また、検出ウィンドウのサイズを30×60ピクセルに正規化した場合、 $N_{block} = 40$ となり、最終的に抽出されるHOG特徴量は $9 \times 3 \times 3 \times 40 = 3240$ 次元である。なお、HOG特徴量の学習にはAdaBoostを用いた。



第8図 汎用検出手法と提案手法の比較

既存手法と提案手法の比較

既存手法と提案手法による人物検出を行い、性能比較を行った。ここでは、汎用人物検出器としてDalalらの手法¹⁾を用いた。なお、探索候補は検出ウィンドウのサイズを $32 \times 64\text{pixel} \sim 96 \times 192\text{pixel}$ までの範囲で1.05倍ずつ大きくしながら、また同時に向きを $-40^\circ \sim 40^\circ$ まで 4° ずつ回転させながら全探索するように設定した。

30分間で撮影された画像約5200枚に対して、既存手法と提案手法を適用した結果を第8図に示す。ただし、提案手法は別の30分間で撮影された画像を用いて人物の見えに関する知識を追加獲得している。このとき、提案手法を用いることで、既存手法で生じる誤検出や検出漏れを軽減することが出来ていることが確認された。



おわりに

本研究では、防犯カメラなどの固定型のカメラの映像中から人物検出を行う際に、そのカメラの

映像に特化した知識を自動獲得することで、検出性能を向上させる手法を提案した。この提案手法では、HOG特徴量を利用した既存の汎用型の人物検出手法をベースとしながら、対象とするカメラ映像における人物パターンに関する知識と、その映像中での人物の位置・大きさ・向きに関する知識を自動的に獲得し、検出処理における追加知識として利用することで、そのカメラ映像に対して高い検出性能を実現した。実験では、実際の商業施設に設置した固定カメラの映像について、既存の手法と提案手法で人物検出を行い、提案手法の有効性を確認した。

今後の課題としては、提案手法を拡張し、継続的にカメラ特化型の知識を更新していくことで、長期間稼働させた際に安定性した人物検出性能を実現する手法について検討する必要がある。また提案手法では、追加知識の獲得のために汎用人物検出器の結果を利用しているが、この結果が非常に悪い場合は、提案手法で行っている時系列解析による再分類が正しく動作しないため、性能の向上が見

込めない。したがって、この汎用検出器の性能と提案手法の性能の関係に関する評価も今後必要である。

謝辞

本研究は、文部科学省の科学技術振興調整費（科学技術連携施策群の効果的・効率的な推進）による「センサ情報の社会利用のためのコンテンツ化」の一環として実施したものである。

参考文献

- 1) N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection", IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 886-893, 2005.
- 2) F. Suard and A. Broggi, "Pedestrian Detection using Infrared images and Histograms of Oriented Gradients", IEEE Symposium on Intelligent Vehicule, pp. 206-212, Jun, 2006.
- 3) Q. Zhu, S. Avidan, M. Yeh and K. Cheng, "Fast Human Detection Using a Cascade of Histograms of Oriented Gradients", IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 2, pp.1491-1498, Jun, 2006.
- 4) 小林拓也, 日高章理, 栗田多喜夫, "Histograms of Oriented Gradientsを用いた対象識別での特徴選択," 電子情報通信学会技術研究報告PRMU[パターン認識・メディア理解],

- Vol.106, pp.119-124, 2007.
- 5) 服部寛, 関晃仁, 西山学, 渡辺友樹, "車載ステレオカメラによる歩行者検出," 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2009), 2009.
 - 6) N.Dalal, B.Triggs and C.Schmid, "Human Detection Using Oriented Histograms of Flow and Appearance", IEEE European Conference on Computer Vision, vol.2, pp.428-441, 2006.
 - 7) 山内悠嗣, 藤吉弘亘, H. B. Woo, 金出武雄, "アピランスと時空間特徴の共起に基づく人検出", 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2007), 2007.
 - 8) J. C. Burges, "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition," Data Mining and Knowledge Discovery, Vol.2, No.2, pp.121-167, 1998.
 - 9) Y. Freund, R. E. Schapire, "A Decision-Theoretic Generalization of Online Learning and an Application to Boosting," Computational Learning Theory: Eurocolt'95, pp.23-37, 1995.
 - 10) I. Junejo, H. Foroosh, "Robust Auto-Calibration from Pedestrians", IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2006.
 - 11) F. Lv, T. Zhao, R. Nevatia, "Camera calibration from video of a walking human", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.28, No.9, pp.1513-1518, 2006.

【筆者紹介】

満上育久

大阪大学 産業科学研究所
知能システム科学研究部門
複合知能メディア研究分野
八木研究室 助教
〒567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘8-1
TEL: 06-6879-8422
FAX: 06-6877-4375
E-mail:
mitsugami @ am.sanken.osaka-u.ac.jp

<主なる業務歴及び資格>

平13 京都大学工学部電気電子工学科卒業。平19 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程修了。同年京都大学学術情報メディアセンター研究員。平22 大阪大学産業科学研究所助教。博士(工学)。ジオメトリを中心としたコンピュータビジョン、画像理解、対象抽出・追跡等に関する研究に従事。IEEE、電子情報通信学会、情報処理学会各会員。

服部博憲

京都大学 大学院
情報学研究科 知能情報学専攻
修士課程修了

〒606-8501 京都市左京区吉田二本松町
学術情報メディアセンター南館
<主なる業務歴及び資格>
平20 京大・工・情報学科卒。平22 同大学院修士課程修了。対象検出・追跡の研究に従事。

棕木雅之

京都大学 学術情報メディアセンター
美濃研究室 准教授
〒606-8501 京都市左京区吉田二本松町
TEL: 075-753-9060
FAX: 075-753-9056
E-mail:
mukunoki@media.kyoto-u.ac.jp

<主なる業務歴及び資格>

平3 京大・工・情報工卒、平8 同大学院工学研究科博士後期研究指導認定退学。同年同大学工学部助手。平12 同大学総合情報メディアセンター助手。平14 広島市立大学情報科学部助教授、平21 京都大学学術情報メディアセンター准教授、現在に至る。博士(工学)。画像認識、コンピュータビジョン、映像メディア処理の研究に従事。情報処理学会会員、電子情報通信学正員。

美濃導彦

京都大学 学術情報メディアセンター
デジタルコンテンツ研究部門
マルチメディア情報研究分野
教授
〒606-8501 京都市左京区吉田二本松町
TEL: 075-753-9060
FAX: 075-753-9056
E-mail: minoh@media.kyoto-u.ac.jp

<主なる業務歴及び資格>

昭53 京大・工・情報工学卒。昭58 同大学院博士課程了。同年工学部助手、昭62～63 マサチューセッツ州立大学客員研究員、平元京都大学工学部附属高度情報開発実験施設助教授、平7 同教授、平9 京都大学総合情報メディアセンター教授、平14 京都大学学術情報メディアセンター教授。画像処理、人工知能、知的コミュニケーション関係の研究に従事。工博。IEEE、ACM、情報処理学会、画像電子学会、日本ロボット学会各会員。

Keyword	人物検出	画像から人物領域を検出すること。
	HOG特徴	パターンの形状表現特徴の一つ。Histogram of Oriented Gradientsの略。
	2クラス識別	多次元ベクトル群を正事例と負事例など2つのクラスに識別すること。
	キャリブレーション	カメラの焦点距離・位置・姿勢などの情報を獲得すること。