

局所特徴に基づく共通被写体画像ペアの発見法に関する研究

安田篤史^{†1} 和田俊和^{†2}

監視カメラ映像を用いた犯罪捜査では、異なるカメラ映像間で同一の人物を探し出すことが、その人物の移動履歴をたどる上で重要であり、捜査上重要な手がかりになることが多い。しかし、異なるビデオ映像間で、同一人物を探索する作業はきわめて労働集約的であり、自動化が望まれるタスクである。本稿では、人物検出などを行わず、画像から抽出された局所特徴の共通性に基づいて同一被写体が撮影された画像ペアを発見する方法を提案する。この手法では、入力ビデオフレームから背景画像を生成し、入力画像から検出され背景画像からは検出されない前景物体の局所特徴を求めておき、この前景物体の局所特徴間の共通性から、同一被写体が撮影されたビデオフレームのペアを探索する。画像間の局所特徴の共通性と相違性は *Diverse Density* によって計算を行い、さらにそれを画像内の前景物体すべてについて計算し、総合した *Commonality* 尺度に基づいて同一被写体画像であるかどうかの判定を行う。実験では、複数のビデオシーケンスから、同一被写体が撮影されている部分を発見する実験を行い、本手法の有効性を明らかにした。

A Method For Finding The Image Pair Capturing The Same Object Based On Local Image Features

ATSUSHI YASUDA^{†1} TOSHIKAZU WADA^{†2}

Crime investigation based on surveillance videos requires time and manpower consuming work, where the main task is to find the same person captured by different videos. This task is important for tracing the suspects or related people, and the results sometimes provide important cues for solution. However, so many surveillance videos are working in urban areas, and the investigators gather them and inspect them by using many workers for long time. If this task is automated, we can reduce the number of workers and overlooking. Also the automated system works faster than human inspection, we can accelerate the investigation process. This paper proposes a system finding the image pair capturing the same person based on local features. This implies our method does not require human detection or tracking. This property is suitable for practical situations, where people are occluded by obstacles, and most human detection systems fail. Our method detects local features for input image and by suppressing those features detected at the background region. The resulted local features are assigned as positive images and by computing the *Commonality* measure derived from *Diverse Density*, we can find the image pairs having high commonality. We applied our method to multiple video sequences, and confirmed that the proposed method is promising when the local features are roughly preserved.

1. はじめに

近年、人々の防犯意識の高まりや防犯カメラの低コスト化により、銀行やコンビニなどはもちろんのこと、マンションや市街地、公共施設、さらには個人住宅など様々な場所に防犯カメラが設置されるようになってきている。防犯カメラ映像には犯行だけでなく、犯人自体も記録されている可能性があり、犯人の足取りは犯罪捜査上極めて有効な資料である。防犯カメラ映像をつぶさに観察することにより、犯人およびその逃走経路が特定できる場合があるため、事件が発生した際、近隣の防犯カメラ映像を回収し分析することは犯罪捜査および犯人逮捕の上で大変有効である。

しかし、現在は回収された映像を目視で比較するため、非常に多くの捜査員が不眠不休で映像の確認を行うという

作業が行われている。これは非常に多くの時間と労力がかかるうえ、目視作業であるため、見落としなどが発生する可能性がある。

操作の効率化と見落としの解消のためには、複数のカメラ映像間で共通に現れる人物が写されたフレームを見つけるといって、照合作業を自動化することが必要である。

従来の人物照合の手法は、図1のような人物検出[1]の結果を元に行われてきた。これは人混みの中や遮蔽物などによる影響で人物検出に失敗した場合に、人物照合が行えないといった問題が発生してくる。また、防犯カメラの映像は必ずしも全身の姿が映っているとは限らないため、人物検出を行うことが出来ない場所では従来の手法を用いる事は出来ない。そのため、従来の手法では人物検出が行える場所に限定されるなどの問題が発生してくる。そこで本手法では人物検出の結果を元にした人物照合ではなく、フレーム間の局所特徴量[2][3]の共通度を計算することで共通に写る物体を見つけ出すという方法での人物照合の手法を

^{†1} 〒640-8510 和歌山市 栄谷 930
和歌山大学 大学院システム工学研究科

^{†2} 〒640-8510 和歌山市 栄谷 930
和歌山大学 システム工学部 情報通信システム学科

提案する。その際、局所特徴量の共通性を評価する尺度として Multiple Instance Learning(MIL)[4]で用いられる Diverse Density(DD)[5][6]を用いる。

本手法によって、共通の人物が写っているか否かを判定するためには、背景部分を除外して画像の比較をすべきである。背景から抽出される局所特徴量を残したまま DD を計算すると、背景から抽出された局所特徴量の DD が大きくなる場合がある。この問題を解決するために、ネガティブ画像として背景のみの画像を割り当てることで背景に現れる局所特徴量の DD の値を抑制する。

この手法を、異なる二つのカメラで撮影された動画像に適用する際には、二つの動画像から取り出したフレーム o 各々 1 枚の組み合わせ全てについて、共通度の計算を行えばよい。これによって、どのフレーム間で共通する物体が映っている可能性があるかが分かる。



図 1 人物の検出結果の一例(VIPeR[7]より引用)

2. 関連研究

人物照合の分野では、局所特徴量を用いた手法が数多く提案されている。このときの局所特徴量として、SIFT や SURF, また色ヒストグラムを利用した特徴量[8]などを用い、服の模様や色などの情報をもとに照合が行われている。川合ら[9]は、人物の歩容情報に注目した STHOG 特徴量を用いた人物照合の手法を提案している。これは、エッジの勾配強度と方向から作成されたヒストグラムを特徴量とする HOG 特徴量を時空間画像に拡大したものである。

人物検出の手法として HOG[10]と AdaBoost[11]を用いた識別器[1]や SVM(Support Vector Machine)[12]を用いた識別器[13], および背景差分による手法[14]などが挙げられる。これらの検出結果をもとにした人物照合を行った研究[9][15]も存在する。また、人物検出の手法として、点追跡で人物領域を特定するという研究も数多く行われており、杉村ら[16]は、映像から得られる特徴点の動きの軌跡群を用いてグラフを形成し、それをクラスタリングすることにより人物検出、人物追跡を行っている。しかし、このような手法では、人物領域の検出に失敗した場合、照合自体が行えなくなるため、人物の見逃しが発生する可能性がある。

3. 提案手法

本研究では、共通視野を持たない複数のカメラで撮影した画像集合間で、同一の人物が写された画像組を探索する照合手法として MIL で用いられる指標である DD を用いる。DD はポジティブにラベル付けされた画像群とどれだけ共通性があるか、またネガティブにラベル付けされた画像群とどれだけ共通性がないかという指標を示したものである。DD の値は、ポジティブバッグの各画像との共通性が高く、ネガティブバッグの全画像と共通性がない特徴で高くなる。

このような DD の性質から、本研究ではポジティブバッグとして共通性を見出したい画像(本研究では人物が写っている画像)、ネガティブバッグとして背景のみの画像を定義し、DD の計算を行うことでポジティブバッグに映っている物体(人)の共通性を調べている。このとき、ポジティブバッグで背景部分に現れる特徴点を抑制することで、照合の精度を向上させている。この手法を、異なる二つのカメラで撮影された動画像に適用する際には、二つの動画像から取り出したフレーム各々 1 枚の組み合わせ全てについて、上記の共通度の計算を行えばよい。これによって、どのフレーム間で共通する物体が映っている可能性があるかが分かる。

3.1 Diverse Density

MIL では、共通性を見出したい画像群に共通に表れ、共通性を見出したい画像群には含まれない特徴を求めるといった問題を特徴空間内のポテンシャルの極値検出問題として扱う。これは、特徴空間内のある点から見て、遠い場所にある特徴からは弱い影響を受け、近い特徴からは強い影響を受けると考えて、それらの影響を合算して、その点のポテンシャルとする。但し、同一視したい特徴からはポジティブな影響を受け、同一視したくない特徴からはネガティブな影響を受けると考える。このようにポテンシャルを設計すると、特徴空間内でポジティブな共通特徴が集まりネガティブな特徴から離れたところに、ポテンシャルの極大点が見れ、それを検出することで、共通性のある特徴を見つけることが出来る。

このポテンシャルは、DD と呼ばれる。以降、説明で用いる用語と、DD の定義、について説明する。

バッグ: インスタンスの集合。本研究では画像を指し、記号 B で表す。

ラベル: 共通性を見出したいバッグに対してはポジティブ、共通性があるとはいけないバッグに対してはネガティブのラベルを与える。それぞれ、 B_i^+ ($i = 1, \dots, m$), B_i^- ($i = 1, \dots, n$) と表す。

インスタンス: 個々の画像特徴ベクトル。 $B_{ij}^+ \in B_i^+, B_{ij}^- \in B_i^-$ と表す。

まず、特徴空間内のある点 x におけるインスタンス B_{ij} からの影響を以下のように定義する。

$$P(\mathbf{B}_{ij} = \mathbf{x}) = \exp\left(-\left\|\frac{\mathbf{B}_{ij} - \mathbf{x}}{\sigma}\right\|^2\right) \quad (1)$$

これは、近ければ最大1の影響を受け、遠ければ影響が小さくなることを表している。

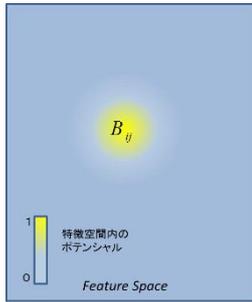


図 2 特徴空間内のポテンシャル

つまり、図2のように画像から抽出された特徴 \mathbf{B}_{ij} を特徴空間内に配置し、特徴空間内で0から1の値をとるポテンシャルを発生させる。

この値をもとにして、あるポジティブバッグ（共通性を見出したいある画像） \mathbf{B}_i^+ 内の全インスタンスから点 \mathbf{x} への影響 $P(\mathbf{x}|\mathbf{B}_i^+)$ を次式のように定義する。

$$P(\mathbf{x}|\mathbf{B}_i^+) = 1 - \prod_{\mathbf{B}_{ij} \in \mathbf{B}_i^+} (1 - P(\mathbf{B}_{ij} = \mathbf{x})) \quad (2)$$

これは、点 \mathbf{x} と近いインスタンスがバッグ \mathbf{B}_i^+ 内に一つでもあれば、右辺第2項の積項が小さくなり、それを1から引くという計算である。これは、ポジティブな画像内に \mathbf{x} と近い特徴が少なくとも一つは含まれている度合いを表している。

図3は各ポジティブバッグの特徴点を特徴空間内で発生させたときのイメージ図である。 \mathbf{x} がどれかの特徴ベクトルに近ければ、その場所の値は1に近くなる。そして、すべてのポジティブ画像のポテンシャルを掛け合わせることで統合する。

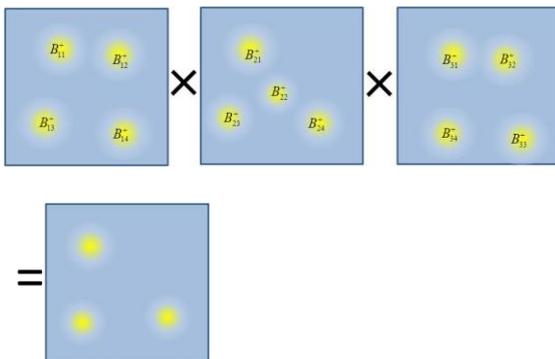


図 3 ポジティブバッグのポテンシャル

逆に、ネガティブバッグ \mathbf{B}_i^- に含まれる全インスタンスから点 \mathbf{x} への影響は、次式で定義される。

$$P(\mathbf{x}|\mathbf{B}_i^-) = \prod_{\mathbf{B}_{ij} \in \mathbf{B}_i^-} (1 - P(\mathbf{B}_{ij} = \mathbf{x})) \quad (3)$$

これは、点 \mathbf{x} と近いインスタンスがバッグ \mathbf{B}_i^- 内に一つでもあれば小さくなる値であり、ネガティブな画像内に点 \mathbf{x} と近い特徴が含まれない時に大きな値になる。

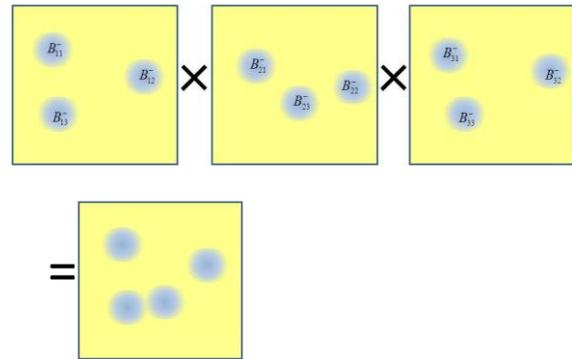


図 4 ネガティブバッグのポテンシャル

図で示すと図4のようになる。これは先程とは異なり、 \mathbf{x} がどれかの特徴ベクトルに近ければ、その場所の値は0に近くなる。そして先程と同様に掛け合わせることでポテンシャルを統合する。

点 \mathbf{x} における Diverse Density $DD(\mathbf{x})$ は、全ポジティブバッグ、全ネガティブバッグに関して図5のように式(3)(4)を掛けあわせた量であり、次式のように定義される。

$$DD(\mathbf{x}) = \prod_i^m P(\mathbf{x}|\mathbf{B}_i^+) \prod_j^n P(\mathbf{x}|\mathbf{B}_j^-) \quad (4)$$

$DD(\mathbf{x})$ の値が大きければ、その点は各ポジティブバッグに類似した特徴を含み、どのネガティブバッグにも類似した特徴が含まれないということを表している。

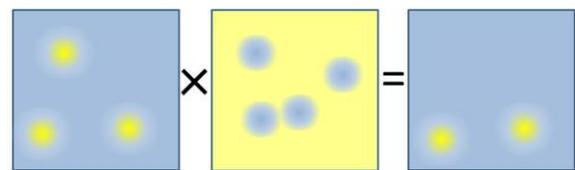


図 5 $DD(\mathbf{x})$ のポテンシャル

3.2 特徴抽出

本研究では、歩行者の着衣の情報も利用するため、色情報を反映することが出来る局所特徴を用いる。具体的には、Opponent SIFT[17]を用いる。この特徴量は、RGBカラー画像を、各軸が補色を表すOpponent色空間[18]に変換し、局所特徴を求めるという手法である。RGBカラーからOpponent色空間の成分O1, O2, O3は、それぞれ、赤と緑の反対色、黄色と青の反対色、そして、明度情報を表している。

$$\begin{pmatrix} O1 \\ O2 \\ O3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{R-B}{\sqrt{2}} \\ \frac{R+G-2B}{\sqrt{6}} \\ \frac{R+G+B}{\sqrt{3}} \end{pmatrix} \quad (5)$$

01, 02, 03それぞれに対して SIFT による特徴記述を行い、 128×3 の合計 384 次元の特徴ベクトルを得る。

3.3 背景特徴点の抑制

背景部分から検出される特徴点は、フレーム間の共通性を計算する上で大いに影響を与える。例えば共通する人物が写っている場合でも背景の特徴点に影響され共通性を見出せない、あるいは共通する人物が写っていない場合でも背景特徴点との共通性が高くなるなどが挙げられる。そこで、背景から検出される特徴点を抑制することが出来れば誤照合が減り、精度の向上が期待出来ると考える。ここでは、ポジティブラベルを与えられた画像において、背景部分から検出される特徴点を抑制する方法を述べる。

ポジティブバッグとして共通性を見出したい画像(本研究では人物が写っている画像)、ネガティブバッグとして背景のみの画像を定義する。この時ネガティブバッグはポジティブバッグと同じ位置の画像とする。この2枚の画像を用い、各インスタンスについて $DD(\mathbf{x})$ の計算を行う。その際、 $DD(\mathbf{x})$ の値がしきい値以上となるインスタンスのみを残し、残りを抑制することで背景部分から検出される特徴点を抑制する。

画像から検出される特徴点の位置は一般的に、背景が同じ画像同士であっても異なる。特徴点の位置が異なるということは特徴量の値も当然異なる。この特徴点と特徴量の異なりが背景特徴点の抑制の計算の際、大いに影響を与える。そこで、本手法では各画像毎に特徴点を検出するのではなく、図6の画像のようにポジティブバッグとして割り当てた画像から検出された特徴点を同じ背景の画像にも用いる。

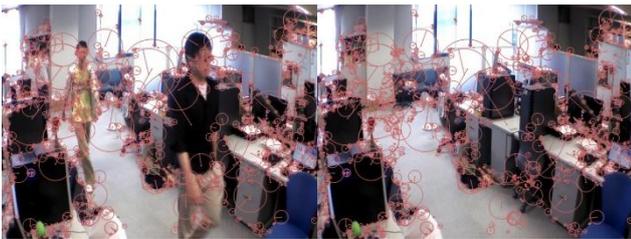


図6 ポジティブバッグの特徴点の描写(左)とその特徴を用いた場合の背景画像の特徴点の描写(右)

ここで、特徴点の検出の仕方の違いによる背景特徴点の抑制のされ方の違いを述べる。図7の左の画像はポジティブバッグから検出された特徴点を背景画像の特徴量の計算にも用いた結果、右は通常の特徴量の計算による背景特徴点の抑制の比較である。画像を比較してみると、左の画像では背景の特徴点抑制され、人物付近の特徴点が多く残っているのに対し、右の画像は背景の特徴点の抑制が正確に行われていないことが見て取れる。



図7 背景画像の特徴量記述の際ポジティブバッグから検出された特徴点を使用した場合(左)と背景画像から検出された特徴点を使用した場合(右)の比較

3.4 共通度の算出

ここでは、共通性の高い局所特徴量を持つ画像集合をこの $DD(\mathbf{x})$ を利用して、あるポジティブラベルを与えられた画像集合 $\mathbb{A} = \{\mathcal{B}_i^{A+}\}$ と $\mathbb{B} = \{\mathcal{B}_i^{B+}\}$ の2つがどの程度共通度があるかを測る問題を考える。

理想的には、ネガティブの画像集合 \mathbb{N} を用意しておき、 $\mathbb{A} \cup \mathbb{B}$ 内の全画像をポジティブとして、 $DD(\mathbf{x})$ を特徴空間 \mathcal{F} 内で積分した量を親和度 $C_{\mathbb{N}}(\mathbb{A} \cup \mathbb{B})$ と定義すればよい。

$$C_{\mathbb{N}}(\mathbb{A} \cup \mathbb{B}) = \int_{\mathbf{x} \in \mathcal{F}} DD(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (6)$$

しかし、特徴空間は非常に広く、この積分を行うことは実質上不可能である。このため、 $DD(\mathbf{x})$ の極値を取る \mathcal{F} 内の全ての点集合 \mathcal{M} での $DD(\mathbf{x})$ の総和を、共通度 $C'_{\mathbb{N}}(\mathbb{A} \cup \mathbb{B})$ とする方法も考えられる。

$$C'_{\mathbb{N}}(\mathbb{A} \cup \mathbb{B}) = \sum_{\mathbf{x} \in \mathcal{M}} DD(\mathbf{x}) \quad (7)$$

しかし、 \mathcal{M} を完全に求める計算もまた、 \mathcal{F} 内の探索を伴うため、容易ではなく、極値の見落としや重複の可能性も生じる。このため、極値と思われる点集合を求めておき、その期待値を共通度とする方法も考えられる。

$$C_{\mathbb{N}}^{\mathcal{M}'}(\mathbb{A} \cup \mathbb{B}) = \frac{1}{|\mathcal{M}'|} \sum_{\mathbf{x} \in \mathcal{M}'} DD(\mathbf{x}) \quad (8)$$

この計算の変種としては、 \mathbb{B} 内の特徴集合 $\mathcal{S}_{\mathbb{B}}$ で、ポジティブデータを \mathbb{A} とした $DD(\mathbf{x})$ の平均値を共通度 $C_{\mathbb{N}}^{\mathcal{S}_{\mathbb{B}}}(\mathbb{A})$ とする方法も考えられる。

$$C_{\mathbb{N}}^{\mathcal{S}_{\mathbb{B}}}(\mathbb{A}) = \frac{1}{|\mathcal{S}_{\mathbb{B}}|} \sum_{\mathbf{x} \in \mathcal{S}_{\mathbb{B}}} DD(\mathbf{x}) \quad (9)$$

この尺度は高速に計算を行うことができるというメリットがあるが、対称性はなく、 \mathbb{A} と \mathbb{B} の入れ替えによって値が変化する。

$$C_{\mathbb{N}}^{\mathcal{S}_{\mathbb{B}}}(\mathbb{A}) \neq C_{\mathbb{N}}^{\mathcal{S}_{\mathbb{A}}}(\mathbb{B}) \quad (10)$$

今仮に、 $\mathcal{S}_{\mathbb{B}} \subset \mathcal{S}_{\mathbb{A}}$ の場合を考えてみる。このときは、

$$C_{\mathbb{N}}^{\mathcal{S}_{\mathbb{B}}}(\mathbb{A}) > C_{\mathbb{N}}^{\mathcal{S}_{\mathbb{A}}}(\mathbb{B}) \quad (11)$$

が成立する。このことから、画像集合を統合し $\mathbb{A} \cup \mathbb{B}$ とした結果、局所特徴量の個数が少なくなる場合でも、評価値が下がらない可能性が残る。福井ら[19]は、これら2つの量の平均値をフレーム間の共通度として定義している。本研究では2つの量の最小値をフレーム間の共通度として定義

する.

$$C_N(A, B) = \min(C_N^{S_B}(A), C_N^{S_A}(B)) \quad (12)$$

4. 実験

本手法の有効性を示すために、実際の動画像を用いて実験を行う。実験では、場所の異なる2種類の動画像を用いてフレーム間の共通度の計算を行う。その際、特徴量に色情報を用いた場合とそうでない場合での比較を行う。

4.1 実験条件

TOSHIBA が撮影した場所が異なる2種類の動画像を用いる。動画像は図8のように人物の往来があるが、今回は正面の向きに対して共通度を計算する。フレームの枚数はそれぞれ、動画像1が95枚、動画像2が508枚となっている。

特徴量として、Opponent SIFTを用いた特徴量の場合と、SIFTを用いた特徴量の場合で実験を行う。



図8 実験に用いた2つの動画像系列の一部

4.2 特徴ベクトルの表現

特徴記述にはOpenCVのSIFTオペレータを用い、輝度成分にだけ適用した通常のSIFT特徴量と、01, 02, 03の3成分にSIFTを適用したOpponent SIFTを用いた場合で比較を行う。また、背景特徴点の抑制と共通度の算出で特徴ベクトルの構成を変更する。背景特徴点の抑制には特徴量(descriptor)の他、サイズ、方向、レスポンス、オクターブ、クラスID、位置すべてを特徴ベクトルとする。対して共通度の算出では特徴量(descriptor)のみを特徴ベクトルとして表現している。

4.3 実験結果, 評価

図9は、色情報を含むOpponent SIFTを用いた特徴量によるフレーム間の共通度の計算の結果、値が0.36以上のフレームの組を表示した結果である。黄色の枠内が実際に共通の人物が写っているフレームの組で緑の枠がその中で特に値が高くなっている組を示している。緑の枠内を実際の画像で見ると、図10,図11のように共通する人物が写っているのが確認できる。

次にSIFTのみの場合について述べる。図12はフレーム間の共通度の計算の結果、値が0.58以上のフレームの組を表示した結果である。これも同様に黄色の枠内が実際に共通する人物が写っているフレームの組、緑の枠内が特に値

が高くなっている組を示している。SIFTのみの場合、緑で囲った枠内で値が高くなっているが、黒枠で囲った部分も同様に値が高くなっているのが確認できる。

実際に画像で確認する。動画像2のフレームは図13のようになっており、図10の動画像1のフレームと比較してみても共通する人物は写っていない。対して図5のOpponent SIFTを用いた特徴量の場合では、それほど値が高くなっていない。このことから、色情報を特徴量に加えることは本手法において有効であるといえる。

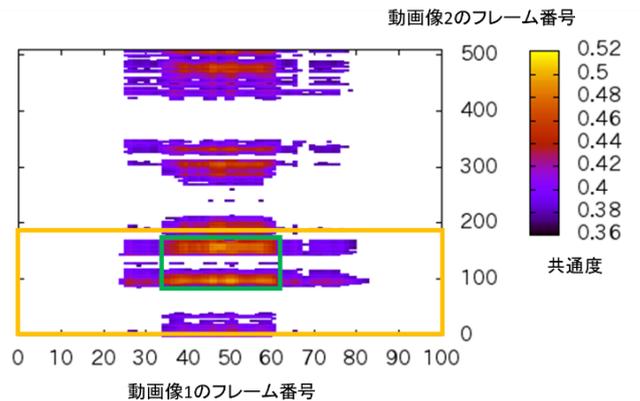


図9 Opponent SIFTを用いた特徴量で共通度0.36以上のフレームの組を表示したグラフ

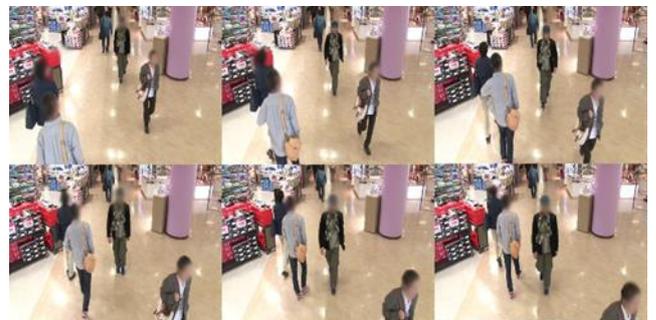


図10 図9のグラフで動画像1で緑の枠内のフレームの一例



図11 図9のグラフで動画像2で緑の枠内のフレームの一例

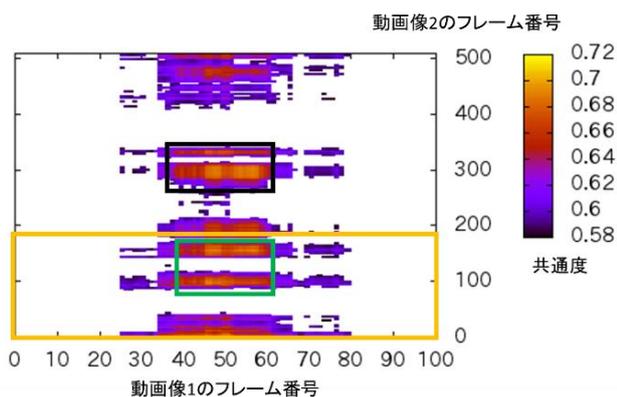


図 12 SIFT を用い共通度 0.58 以上のフレームの組を表示したグラフ



図 13 図 12 のグラフで黒枠内の動画 2 のフレームの一例

5. まとめ

本研究では、人物検出を行わず、フレーム間の共通性を計算することでの人物照合の手法を提案した。実験より、MIL で用いられる DD を用いることで背景の特徴点に影響されない人物照合が行えることを確認した。

今後の課題としては、輝度や向きの変化に頑健な特徴ベクトルの探索、異なる設置場所で共通度(Commonality)が上昇するような特徴変換の学習法、新たな共通度の尺度の算出などが挙げられる。

謝辞 本研究は文部科学省の先導的創造科学技術開発費補助金による「安全・安心な社会のための犯罪・テロ対策技術等を実用化するプログラム」の一環として実施されたものです。

参考文献

- 1) 三井相和, 山内悠嗣, 藤吉弘亘, "Joint HOG 特徴を用いた 2 段階 AdaBoost による人検出", 第 14 回画像センシングシンポジウム SSII08, IN1-06, 2008.
- 2) D.G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," IJCV, Vol. 60, No. 2, pp. 91-110, 2004.
- 3) H. Bay, T. Tuytelaars, and L. J. Van Gool, "SURF: Speeded Up Robust Features," In ECCV, pp. 404-417, 2006.
- 4) T. G. Dietterich, R. H. Lathrop and T. Lozano-Perez, "Solving the multiple-instance problem with axis-parallel rectangles", Artificial Intelligence, vol.89, no.1-2, pp31-71, January 1997.
- 5) O. Maron and T. Lozano-Perez, "A Framework for Multiple-Instance Learning", Advances in Neural Information Processing Systems 10, pp570-577, London, England, December 1997.
- 6) O. Maron and A. Ratan: "Multiple-Instance Learning for Natural Scene Classification", Proceedings 15th International Conference on Machine Learning, pp341-349, Madison, Wisconsin, USA, July 1998.
- 7) "VIPeR DB" (<http://users.soe.ucsc.edu/~dgray/VIPeR.v1.0.zip>).
- 8) 上村和広, 池亀幸久, 下山功, 玉木徹, 山本正信: "ネットワーク上の複数カメラを用いた実時間人物照合システム" 信学技報(PRMU),103,659,pp.67-72 (2004-02-13).
- 9) 河合, 横原, 八木"STHOG 特徴を用いた複数カメラ間での人物照合", 情報処理学会研究報告(CVIM),2011,10,pp.1-8
- 10) Dalal N, Triggs B, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," IEEE Conf.CVPR, Vol.1, pp886-893,2005.
- 11) Y.Freund, R.E.Schapire, "A Decision-Theoretic Generalization of Online Learning and an Application to Boosting," Computational Learning Theory:Eurocolt 95,pp23-37,1995
- 12) 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.
- 13) Edgar Osuna, Robert Freund, and Federico Girosi "Training Support Vector Machines: an Application to Face Detection," CVPR, pp.130-136, 1997.
- 14) 関真規人, 和田俊和, 藤原秀人, 鷺見和彦, "背景変化の共起性に基づく背景差分", 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 44(SIG_5(CVIM_6)), pp.54-63, Apr. 2003
- 15) 井尻義久, 芳 世紅, 村瀬洋, "Jensen Shannon カーネルとカーネル最大マージン成分分析によるカメラの違いの影響を受けにくいカメラ間照合" 電子情報学会論文誌 D Vol. j95-D pp.1014-1023.
- 16) 杉村大輔, 木谷クリス真実, 岡部孝弘, 佐藤洋一, 杉本晃宏, "歩容特徴と局所的見え方を考慮した特徴点軌跡のクラスタリングによる混雑環境下人物追跡", 電子情報通信学会論文誌, VOL93-D, NO8, pp1512-1522, 2010.
- 17) K.E.A. van deSande, T. Gevers, and C.G.M. Snoek, "Color descriptors for object category recognition," European Conference on Color in Graphics, Imaging and Vision, pp.378-381, 2008.
- 18) J. van deWeijer and Th. Gevers, "Boosting saliency in color image features," Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05) - Volume 1 - Volume 01, pp.365-372, Washington, DC, USA.
- 19) Takayuki Fukui, Toshikazu Wada, Hiroshi Oike, "Face Model from Local Features: Image Clustering and Common Local Feature Extraction based on Diverse Density", 情報処理学会研究報告, Vol.2013-CVIM-187 No.36, 2013.5.