

## P2P 防犯エリアネットワークシステム における不審者検出方式

長宝有希<sup>†</sup> 佐藤永欣<sup>†</sup> 高山毅<sup>†</sup> 村田嘉利<sup>†</sup>

近年、住民同士の交流は減少し、住民による不審者への警戒が難しくなってきた。そこで、我々は各家庭にある防犯カメラの映像を用いて不審者を検出する P2P 防犯エリアネットワークシステムを提案している。本論では、本システムにおける動体の軌跡に基づく不審者判定方法を提案する。Local Outlier Factor (LOF) を用いた不審者判定方法を 4 つ提案し評価を行った。また、判定性能へ影響を与える要因として有用次元数や不一致判定回数について考察し、軌跡パターンの分類に関する基準を得た。

### Suspicious Person Detection on P2P Security Camera Network System

AKI CHOHO<sup>†</sup> NOBUTOSHI SATO<sup>†</sup>  
TSUYOSHI TAKAYAMA<sup>†</sup> YOSITOSHI MURATA<sup>†</sup>

Recently, the communication among neighbors is decreased, and is become difficult to watch for suspicious person by residents themselves. Therefore, we propose P2P Security Camera Network System that is detects suspicious person by using video data which is recorded in neighbor houses. In this paper, we propose four ways to detect suspicious persons based on classification methods using Local Outlier Factor (LOF) for trajectories of moving objects. And, we evaluate proposing method the effects of useful dimensions, and the number of wrong judgment result on classification of trajectory pattern of moving objects.

#### 1. はじめに

近年、住民同士の交流が減少し、不審者や治安や犯罪に関する情報を人を介して交換する機会が減少している。その一方で、犯罪件数の増加から防犯意識が高まり、一般家庭や商業施設、公共施設等での防犯カメラの導入が進んでいる。しかし、現在の

<sup>†</sup> 岩手県立大学大学院  
Iwate Prefectural University Graduate School

一般的な防犯カメラは管理者や設置者が異なる点、録画データが膨大な点、リアルタイムで監視や警告を行うにはコストが高い点等が問題としてあげられる。

たとえば、カメラの管理者や設置者が異なると犯罪が発生した場合の事後検証の際にデータの収集や確認に時間や人手が必要である。膨大な記録データについては、家庭用の防犯カメラでは物音がしたら録画を行うイベントレコーダーの利用や記録するフレームレートを落とすなど録画データの容量を減らす工夫も見られるが、確認時には不審者が撮影されていない録画データも確認しなければならない。また、リアルタイムで不審者の警告を行うには監視員を配置する必要があるが、一般家庭で監視員を置くことは難しい。また、商業施設等でも人件費等のコスト面から監視員を置かず撮影だけを行い、カメラの設置による抑止効果のみを目的にしている場合もあり、不審者が録画されていても監視員を置かない場合や録画すら行わない場合もある。

これらの問題点に対して「地域防犯のためのネットワークカメラ群による分散協調型監視システム」<sup>1)</sup>では、P2P ネットワークを用いてネットワークに参加する複数のカメラ同士が自発的に互いに情報を受け渡ししながら連携し、継続的に移動体を追跡する手法の提案を行った。また「ネットワークカメラ群を用いた不審な軌跡を抽出する防犯システム」<sup>2)</sup>では先行研究<sup>1)</sup>を発展させ、動画像からの特徴抽出とこれを利用した不審者検知機能、周辺カメラの自動発見機能を追加、設置するのみで近隣のカメラ情報等の設定が不要な P2P 防犯カメラネットワークの提案を行った。「P2P を用いた防犯カメラネットワークによる不審者監視システムにおける動体の軌跡推定」<sup>3)</sup>では、カメラ機能部分の動体の軌跡推定部分について、動体の軌跡抽出の改良やカメラの設置の容易さと動体までの距離推定精度の向上、絶対座標による軌跡抽出の手法の提案、実装を行った。

本論では、不審者の定義の明確化、動体の軌跡から抽出する特徴量と軌跡による不審者の判定手法の提案や実装を行い、さらに評価を行う。

本論は、次のように構成されている。まず、第 2 章では関連研究、第 3 章では防犯エリアネットワークについて述べる。第 4 章では不審者の定義や不審者検出の手法や実装、第 5 章では提案した手法の検証を行いその評価結果、考察を述べる。第 6 章では、まとめと今後の展望を述べる。

#### 2. 関連研究

##### 2.1 不審者検出に関する研究

検出された動体が不審者であるかを判別する関連研究として、「人物動線データ群における逸脱行動人物検出及び行動パターン分類」<sup>4)</sup>がある。これは、一般の人物行動パターンから逸脱している行動パターンを検出することを目的としている。この手法では誤検出や未検出がそれぞれ 1 割程度見られたが、監視業務の効率化に必要な性

能はあると述べている。

また、不審者検出の技術として CHLAC (Cubic Higher-order Local Auto Correlation, 立体高次局所自己相関特徴法)<sup>5)6)7)</sup>がある。CHLACは、動きと形の情報を同時に表現できる動画解析のための CHLAC 特徴量を用いて、学習させた通常動作から外れた以上動作の検出や、対象や状況、行動の種類にかかわらず、簡単に異常検知システムを構築することが可能である。CHLACを異常行動の監視に応用した例として、「ヘリオスウォッチャー」<sup>7)18)</sup>が挙げられる。この製品は、あらかじめ学習したエレベーター内でよくみられる正常行動の特徴と現在の画像の特徴の違いから異常行動を検知する。

事後検証の際には録画された動画を確認する必要があるが、先行研究 1)2)3)では動画の検索技術については考慮されていない。事後検証等で不審者の動画データを検索する関連研究として、動画映像インデキシングがある。動画映像インデキシングとは、映像の特徴を示す情報(インデックス)を自動的に抽出してラベル付けする技術(インデキシング)のことである。これを応用した技術として、「動画映像インデキシングを目的とした人物顔追跡に関する検討」<sup>9)9)</sup>がある。これは、動体の色情報を用いて追跡し、人物の顔を検出する。これにより、動体の顔が撮影されている映像を検索することが可能となる。本研究では、一つの動体について複数のカメラにより撮影された動画を扱うことになるが、不審者の顔の映っている動画を検索するには有用な手法であると考えられる。

## 2.2 データ量の削減に関する研究

監視カメラ画像のデータ量を圧縮する関連研究として、「IP 監視カメラ画像閲覧のための階層的画像集約手法の実装」<sup>10)</sup>がある。これは、膨大な監視カメラの画像管理や閲覧にかかるコストの圧縮を目的としている。一定時間の撮影画像の差分を一枚の画像に集約することで情報量、確認作業にかかるコストを削減している。また、集約時間を1時間、10分、1分とした画像を同時に生成することで、短時間の変化にも対応できる。本研究では動体の軌跡データとカメラ画像を蓄積するが、画像データ量の削減、事後検証時のコストの削減に有用な手法だと考えられる。

## 3. P2P 防犯エリアネットワークシステム

P2P 防犯エリアネットワークシステムとは、複数のカメラから得られた動体の軌跡を元に不審者を検出、利用者に警告することを目的としたシステムである。P2P 防犯エリアネットワークシステムの概要を図1に示す。一般家庭や商業施設等に取り付けられた防犯カメラは、背景差分により動体を検出し、撮影範囲内の動体がフレームアウトするまで撮影する。撮影した画像から動体の軌跡データや特長を抽出する。次に周辺のカメラで検出された動体が同じ動体かを判定し、同じ動体ならば軌跡データを統合して軌跡の特徴量を抽出する。軌跡の特徴量を用いて LOF<sup>11)</sup>による判定を行い、

動体の過去から現在までの軌跡データが不審であるかを判定する。動体の判定結果や軌跡データは動体の進行方向にあるカメラに送信され、さらに不審者の判定が行われる。複数のカメラで軌跡を追跡することで、カメラ単体では判定が難しい不審者を判定することが可能となる。

本システムは、カメラ系、ネットワーク系、データベース系、不審者検出系の4つで構成されている。カメラ系では、背景差分による動体検出、カメラから動体までの距離を求める距離推定、カメラからの距離から絶対座標への変換を行う軌跡抽出等を行う。ネットワーク系では P2P ネットワークによる動体情報の交換、新たなカメラの検出等を行う。データベース系では、動体の軌跡や画像の蓄積、事後検証時のデータの提供などを行う。不審者検出系では、軌跡から得られた特徴量による不審者の判定、利用者への警告等を行う。

本システムでは参加するカメラが多いほど不審者の追跡や発見に有用なデータが得ることができると考えられる。そのため、利用者が容易にカメラを設置してシステムに参加できることが重要である。また、参加者が増えるほどシステムの規模は多くなり、ネットワーク全体の管理や、ネットワーク内に出現する動体を管理することへの負荷が増大する。そこで、本システムでは P2P ネットワークを採用し、カメラ毎に不審者の監視や検出、追跡等を行うことで、動体やカメラの増加に伴って増加する負荷を分散させる。また、自律分散型のシステムとすることで、近所づきあいがなく住民同士が顔を合わせることがないような場合であっても、カメラ同士で不審者情報を交換することが可能である。

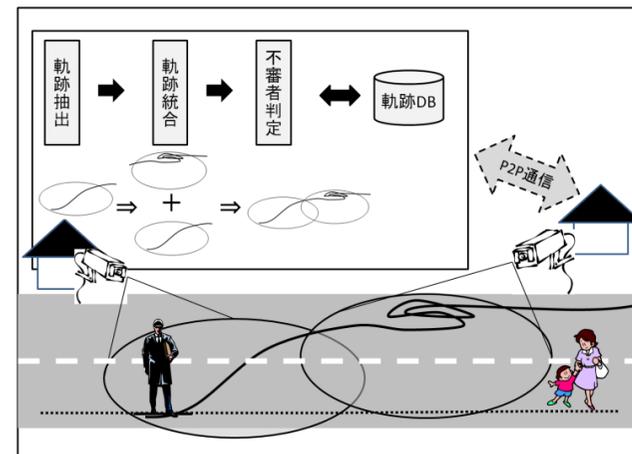


図1 P2P 防犯エリアネットワーク

先行研究<sup>3)</sup>では、単眼カメラにより撮影された動画からの動体の位置の計測と軌跡の記録、周辺カメラの自動発見機能等、カメラ系について提案し実装を行った。本論では、カメラ系から得られた動体の軌跡から特徴抽出を行い、不審者の検出を行う不審者検出系の開発を行った。不審者出方法については4章で述べる。

## 4. 不審者検出

人が不審者を判断するとき、視線の動きや仕草、服装、行動等に注目する。しかし、視線の動きや仕草から判断するには人の経験や勘によるものが多く、実装は難しいと考えられる。また、実装が可能だとしても、仕草や視線の動き等を解析するためには高解像度のカメラが必要となる。しかし、視線の動きまで解析できるような高解像度のカメラは高価であり、一般家庭や小さな商業施設ではコスト面から気軽に導入することができない。また、高解像度画像にたいするマシビジョン的な画像処理は負荷が大きい。そこで、本論では解像度の低いカメラからでも取得できる動体の軌跡に着目し、軌跡の特徴量から行動を判定して不審者を検出する。そのためには、不審者とは何か、何をもちて不審者と判断するのかを明確にしなければならない。4.1節では本システムで扱う軌跡の種類と定義について、4.2節では軌跡の判定方法について説明する。

### 4.1 軌跡の種類

#### 4.1.1 不審な軌跡と正常な軌跡

軌跡を判定するには軌跡の集合を与える必要がある。カメラを大学構内の廊下に設置して軌跡の収集を行ったところ、カメラの前をまっすぐ通り過ぎるような何度も繰り返される軌跡や、入口付近で立ち止まって室内の様子を伺い見るような何度も確認できるが注意すべき軌跡、カメラの前でウロウロするような普段見られない警戒すべき行動等が存在することが分かった。また、様子を伺い見るような行動は特定の場所ではよく見られるが、場所によっては警戒すべき行動であり、カメラの設置場所によって判断が変化する行動も存在することが確認できた。そこで、本研究では正常な軌跡と不審な軌跡を次のように、定義した。

正常な軌跡とはカメラの設置された場所において警戒する必要のない行動の軌跡である。また、日常で見られる行動の軌跡であり、これらは日常的に繰り返される。不審な軌跡とは、正常な軌跡の定義に当てはまらない行動の軌跡である。つまり、日常で繰り返されるが警戒すべき行動の軌跡、または日常で見られない行動の軌跡である。カメラの設置場所によって変化する判定基準は、事前に人が目視により確認して定める。

#### 4.1.2 分類と軌跡パターン

不審者の判定を行うための判定材料となる軌跡データを事前に全て用意するのは

難しい。本研究では軌跡は類似する軌跡毎に分類を行い、既に一定回数以上確認されている軌跡集合のことを軌跡パターンとして扱う。また、軌跡パターンは4.1.1節の基準に基づいて正常な軌跡と不審な軌跡にさらに分類する。「正常な軌跡」、「不審な軌跡」は「分類」として扱う。未知の軌跡は不審な軌跡と正常な軌跡の両方に分類できる可能性があるため、未知の軌跡については利用者の判断により新しい軌跡の追加や分類を行う。

本研究では、分類と分類内の軌跡パターンの2つについて注目しながら判定を行う。

### 4.2 軌跡の判定について

軌跡の判定には、軌跡の収集と分類を行う準備段階、動体の検出から判定までを行う実行段階の2段階に分かれる。手順については以下で説明する。

#### STEP1：準備段階

##### (1) 軌跡を収集と分類

本研究では、カメラを設置して、動体を検出した際の映像を録画し、その後動画を目視で確認しながらパターンごとに分類を行った。実際に設置したカメラの画面を図2に示す。分類したパターンの中でも出現回数が多かった行動を既知の軌跡として分類し、出現回数が少なかった軌跡は未知の軌跡とし、判定対象外とする。

##### (2) 軌跡から特徴ベクトルを抽出する

判定対象とした全ての軌跡から、進行速度、進行方向、方向変換角度等27次元の特徴ベクトルを抽出する。

##### (3) 有用次元を選択する

対象とする軌跡パターンとその他の軌跡パターンの中で次元毎に分散比を求め、分散比が閾値以上となった次元は、対象の軌跡パターンにおいて有用、閾値未満の次元は有用でないと判断してマスク行列を生成する。

##### (4) 特徴ベクトルを白色化する

各特徴量のスケールの違いによる計算結果への影響を無くすため、各特徴ベクトルは特異値分解を用いて白色化する。

#### STEP2：実行段階

##### (1) 動体を検出し、軌跡データから特徴ベクトルを抽出する

軌跡の検出は背景差分によって行い、画面上に出現してから消失するまでを一つの軌跡として判断している。

##### (2) 有用次元の選択と白色化する

STEP1のマスク行列を用いて有用次元を選択し、白色化を行う

##### (3) LOF (Local Outlier Factor) を用いて、動体の軌跡を判定

LOFとは、クラスタに属しているかをクラスタ間の密度比で表わす判定方法である。本研究では、検出した軌跡と各軌跡パターンの中でLOF値を求め、検出した軌跡はLOF値が最小かつ閾値以下の軌跡パターンとして判定される。不審な軌跡の軌

跡パターンとして判定された場合のみ、利用者への警告や確認の要求を行う。

STEP1, STEP2 で述べているように、有用次元の選択や不審者の判定には複数の軌跡パターンが必要であり、この複数の軌跡パターンを有用次元選択範囲と呼ぶ。本研究では有用次元選択範囲の判定結果への影響を考慮し、正常先行判定、不審先行判定、全範囲軌跡判定、全範囲分類判定の4つの判定方法を提案する。正常先行判定とは、有用次元選択範囲を分類毎とし正常な軌跡の判定を先に行う判定方法である。正常な軌跡に分類される軌跡パターンとして判定されなかった場合、不審な軌跡の判定を行う。不審先行判定とは、有用次元選択範囲を分類毎とし不審な軌跡の判定を先に行う判定方法である。不審な軌跡に分類される軌跡パターンとして判定されなかった場合、正常な軌跡の判定を行う。全範囲軌跡判定とは、有用次元選択範囲を全軌跡パターンとし分類による順番を与えずに一回で軌跡の判定を行う判定方法である。全範囲分類判定とは、判定対象を軌跡パターンよりも粒度の粗い分類単位で判定する判定方法である。なお、本論では正常先行判定と不審先行判定をまとめて分類先行判定と呼ぶ。

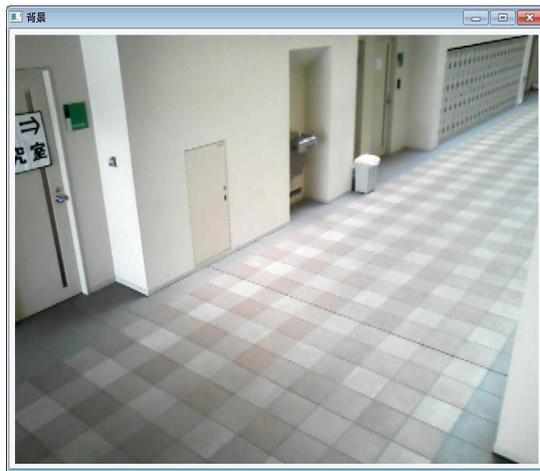


図 2 設置したカメラの映像

## 5. 検証

4.2 節では有用次元の選択範囲、判定対象毎に4つの方法を提案したが、4つのうちのどの組み合わせの判定方法が不審者の検出に適切であるかを確認する必要がある。5章では、各判定方法の傾向と有用性を確認するため、実際の軌跡を用いた検証を行っ

た。5.1 節では検証方法、5.2 節では検証結果の評価方法、5.3 節では検証を行った不審者判定方法の性能に関する考察、5.4 節では正解率と有用次元数の影響に関する考察、5.5 節では正解率と不一致判定回数に関する考察について述べる。

### 5.1 検証方法

判定の為に用いた学習用データを表 1 に示す。各軌跡パターンは軌跡数の計算結果への影響を減らすために20件にそろえた。これらの軌跡パターンとして比較する軌跡は、学習用データの中からばらつきが出るように各軌跡パターンから10件ずつ選択して判定を行った。また、有用次元を決定するためには分散比の閾値を定める必要がある。検証時には軌跡を判定対象とする正常先行判定、不審先行判定、軌跡先行判定では3.0~7.0、分類を判定対象とする全範囲分類判定では1.2~1.6を閾値として設定した。

表 1 学習用軌跡パターン

	分類	
	正常な軌跡	不審な軌跡
軌跡パターン数	12 パターン	4 パターン
データ件数	12×20=240 件	4×20=80 件

表 2 評価基準

	軌跡正解率	分類正解率
正常な軌跡	70%	80%
不審な軌跡	80%	90%

### 5.2 評価方法

評価項目として、軌跡正解率 $r_t(x)$ 、分類正解率 $r_c(x)$ 、不一致判定回数 $F_c$ を用いる。 $r_t(x)$ は判定対象の $x$ が $x$ の属する軌跡パターンとして判定された割合、 $r_c(x)$ は判定対象 $x$ の属する分類と同じ分類として判定された割合、 $F_c$ は不一致判定回数は他の軌跡パターンが軌跡パターンに判定される回数とする。軌跡正解率を式(1)、分類正解率を式(2)に示す。パターン $x$ に対する判定回数を $N_{judge}$ 、パターン $x$ がパターン $x$ として判定された回数を $N_t^+$ 、パターン $x$ がパターン $x$ の属する分類として判定された回数を $N_c^+$ とする。提案手法の有用性は、

表 2 に示した評価基準を満たしているかで判断する。本研究ではどの軌跡パターンであるかを判定することが目的ではなく、正常な軌跡と不審な軌跡のどちらかを判断することが重要であるため、軌跡正解率よりも分類正解率の基準を高く設定した。

$$r_t(x) = \frac{N_{t+}}{N_{judge}} \quad (1)$$

$$r_c(x) = \frac{N_{c+}}{N_{judge}} \quad (2)$$

### 5.3 提案した不審者判定方法に関する考察

検証した結果、提案した4つの判定方法はいずれも評価基準を満たさなかった。ここでは各判定方法の特徴について考察する。有用次元の閾値は、Ⅰ～Ⅲでは3.0～7.0、Ⅳでは1.2～1.6に変更して試したが、閾値のなかでも結果が良かった閾値の軌跡正解率と分類正解率を判定方法毎に表3～表6に示す。

正常先行判定は正常な軌跡は軌跡正解率、分類正解率ともに最高値を示した。しかし、不審な軌跡は軌跡正解率、分類正解率ともに最低値を示した。不審先行判定は不審な軌跡の分類正解率は正常先行判定に比べて高い値を示したが、正常な軌跡の軌跡正解率、分類正解率は最低値を示した。また、以上のことから、分類先行判定は先に判定した分類に対して判定が偏ることが分かる。全範囲軌跡判定は不審な軌跡の軌跡正解率で最高値を示したが、その他は不審先行判定と同じ値を示した、これに対し、全範囲分類判定は不審な軌跡の分類正解率が85.00%、正常な軌跡の分類正解率が71.67%と、4手法中最も高い値を示した。また、他の3手法の中では分類間の差が26.67～60%と大きかったのに対して、全範囲分類判定は13.33%と差が小さく、分類間の偏りが最も小さい結果となった。以上のことから、現状では分類を全範囲分類判定した後、軌跡パターンを分類先行判定によって判定することが最適だと考えられる。しかし、各軌跡パターンによって軌跡正解率の差が大きく、提案した手法を組み合わせただけでは評価基準を満たすことは難しいと考えられる。そこで、5.4節、5.5節では各軌跡パターンの正解率に影響していると考えられる有用次元数、不一致判定回数、正解率との関係について考察する。

### 5.4 正解率と有用次元数の影響に関する考察

有用次元数の軌跡正解率の影響を表に示す。表は、Ⅰ、Ⅱ、Ⅲの各判定手法の有用次元選択範囲となった軌跡パターンの有用次元数毎の軌跡正解率の平均である。多くの軌跡で有用次元数が4～7個のときに軌跡正解率が高いことが分かる。有用次元数とは各軌跡パターンの特徴が現れている特徴量のことであり、或程度の特徴量が残っている必要がある。表では0～3個のときに軌跡正解率が極端に低く、軌跡パターンを判定するには有用次元数が十分でないことが分かる。一方、有用次元数が多いはずの16～19個の場合にも正解率が低い。これは、多くの軌跡パターンで同じ特徴量が残ったため、類似したデータとして判定された結果である。以上のことから、現在

表 3 正常先行判定：閾値 7.0

	軌跡正解率	分類正解率
不審な行動	12.50 %	40.00 %
正常な行動	65.00 %	100.00 %

表 4 不審先行判定：閾値 3.0

	軌跡正解率	分類正解率
不審な行動	45.00 %	82.50 %
正常な行動	30.83 %	55.83 %

表 5 全範囲軌跡判定：閾値 3.0

	軌跡正解率	分類正解率
不審な行動	47.50 %	82.50 %
正常な行動	30.83 %	55.83 %

表 6 全範囲分類判定：閾値 1.2

	軌跡正解率
不審な軌跡	85.00 %
正常な軌跡	71.67 %

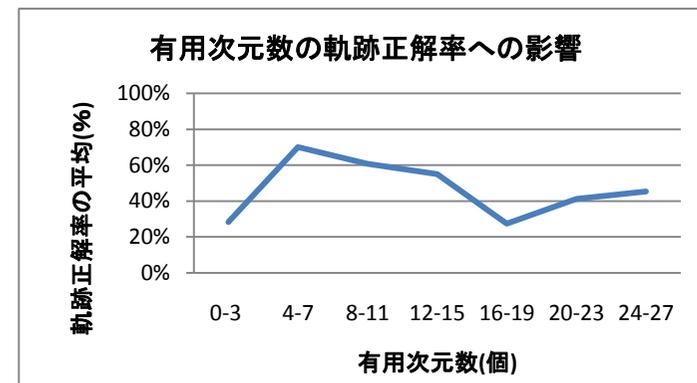


図 3 有用次元数の軌跡正解率への影響

使用している特徴量においては有用次元数が 4~7 個となる状態が望ましいと考えられる。極端に有用次元数が少ない場合、特徴量の追加や重みづけが必要となるだろう。

図 3 では有用次元数が 20~23 個, 24~27 個の場合に軌跡正解率が増加している。これは一部の軌跡パターンの軌跡正解率が飛びぬけて高い値を示していることが影響していると考えられる。有用次元数が同じ軌跡パターンに比べて軌跡正解率が異様に高い軌跡を確認してみたところ、不一致判定回数が異様に多いことが分かった。軌跡正解率と不一致判定回数の関係については 5.5 節で考察する。

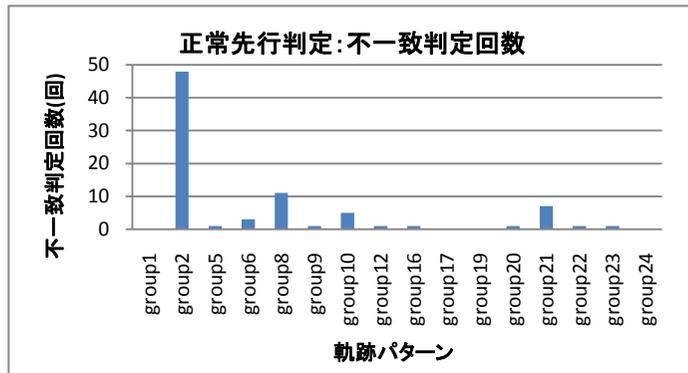


図 4 不一致判定回数 正常先行判定

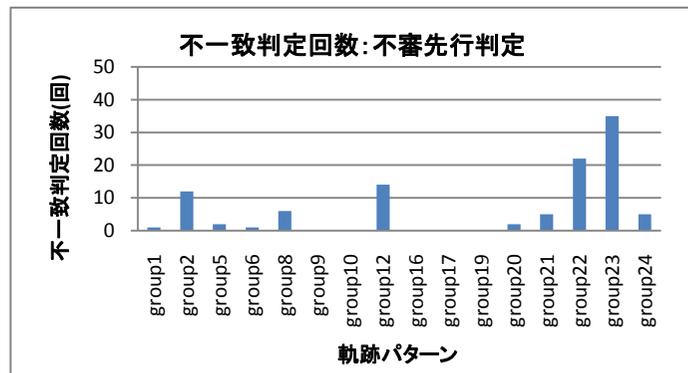


図 5 不一致判定回数 不審先行判定

### 5.5 正解率と不一致判定回数に関する考察

図 4 は、正常先行判定、閾値 7.0 の場合の不一致判定回数である。軌跡パターン group2 として多くの軌跡が誤判定されていることが分かる。Group2 への誤判定が多かった軌跡パターンと比較してみたところ、group2 と類似した軌跡が多く含まれていた。これは、軌跡パターンの分類を細かくし過ぎたことが原因だと考えられる。

図 6 は、不審先行判定、閾値 3.0 の場合の不一致判定回数である。軌跡パターン group23 についての誤判定が極端に多いことが分かる。誤判定が多かった軌跡パターンは group23 とは類似しておらず、分類が細かすぎたことが原因だとは考えにくい。不一致判定回数が多い Group21~group24 は不審な軌跡の軌跡パターンであり、うろつき、U ターンなど、A 地点から B 地点というような具体的な軌跡ではなく大まかに分類した軌跡パターン群である。以上のことから、正常先行判定の場合とは反対に、分類を細分化する必要があると考えられる。

## 6. まとめと今後の展望

本論では、P2P 防犯エリアネットワークにおける不審者判定手法の提案を行った。4 つの手法は今回の検証では評価基準に達することはできなかったが、次のような軌跡パターンの分類に関する基準が得られた。

- 有用次元数が少ない場合、新たな特徴を追加する必要がある。
- 不一致判定回数が極端に高い等、判定の偏りがみられる場合、類似した軌跡パターン間での誤判定が多いならば軌跡パターンの粒度を粗くする必要がある。
- 誤判定される軌跡パターンが全く異なるならば、軌跡パターンを軌跡に沿って分類しなおす。

軌跡正解率が低い場合、上記の基準をもとに軌跡パターンを見直すことで、各軌跡パターンの正解率は向上すると考えられる。その他の不審者検出への課題としては、有用次元の少ない軌跡パターンへの対応、複数のカメラによる軌跡の統合方法の検討等が考えられる。

また、本研究では一般家庭での防犯を目的としているため、カメラの設置の容易さのほか、分かりやすい警告レベルの検討や、不審者データの検索方法等も考慮する必要がある。本研究では周辺エリアのカメラとの連携を行うが、共有データには不審者以外の住民のデータも含まれる。そのため、一般の利用者が参照できるデータの範囲も検討する必要がある。また、不審者検出にはある程度のリアルタイム性が求められるため、判定までにかかる処理時間等の評価も必要となると考えられる。

今後は、不審者検出の精度の向上と複数動体への対応、ネットワーク部分にあたる P2P を用いた防犯エリアネットワークの開発が課題として挙げられる。

## 参考文献

- 1) 浅沼直人, 佐藤永欣, 村田嘉利, 高山毅: 地域防犯のためのネットワークカメラ群による分散協調型監視システム, 情報処理学会第70回全国大会, 3T-3, 2008.
- 2) 滝川和音, 佐藤永欣, 村田嘉利, 高山毅: ネットワークカメラ群を用いた不審な軌跡を抽出する防犯システム, 情報処理学会第71回全国大会, 1W-6, 2009.
- 3) 渡部貴之: P2Pを用いた防犯カメラネットワークによる不審者監視システムにおける動体の軌跡推定, 情報処理学会第72回全国大会, 5ZD-9, 2010.
- 4) 鈴木直彦, 平澤宏祐, 田中健一, 小林貴訓, 佐藤洋一, 藤野洋三: “人物動線データ群における逸脱行動人物検出及び行動パターン分類”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J91-D, No. 6, pp. 1550-1560, 2008.
- 5) (財)日本産業技術振興協会 産総研イノベーションズ: “CHLAC 動画像応用開発ツール”, [http://www.aist-innov.jp/up\\_pdf/20080528155231\\_1.pdf](http://www.aist-innov.jp/up_pdf/20080528155231_1.pdf)
- 6) 野木利治, 山田勉, 新吉高, 合田憲次郎: “移動空間の人間指向”, 日立評論, Vol.91 No.4, pp. 42-45, 日立評論編集部 [編]. 日立評論社, 2009年4月.
- 7) 白木孝義, 石黒勝彦, 深野亮, 鴨志田良和, 白井達也, 斎藤秀雄, 田浦健次朗, 大武美保子, 佐藤知正, 大津展之: “CHLAC 特徴と Grid コンピューティングを併用したリアルタイム動作認識”, 信学技報, TL2005-83, PRMU2005-218, pp. 97-102, 2006.
- 8) 株式会社 日立ビルシステム: “ヘリオスウォッチャー”, [http://www.hbs.co.jp/lineup/elevator/hw\\_outline.html](http://www.hbs.co.jp/lineup/elevator/hw_outline.html)
- 9) 奥野洋平, 朱青, 小館亮之, 富永英善: “動画像インデキシングを目的とした人物顔追跡に関する検討”, 情報処理学会研究報告. [オーディオビジュアル複合情報処理] 2001(19), 59-64, 2001.
- 10) 古川雅理, 阿久津渡, 宮村(中村)浩子, 大島浩太, 萩原陽一, 斎藤隆文: IP監視カメラ画像閲覧のための階層的画像集約手法の実装, 電子情報通信学会 パターン認識・メディア理解研究会, vol.106, no.99, PRMU2006-46, pp.43-48, 2006.
- 11) M.M.Breuning, H.P.Kriegel, R.T.Ng, J.Sander: “LOF: Identifying Density-Based Local Outliers”, in Proc. ACM SIGMOD 2000 Int. Conf. On Management of Data, pp.93-104, 2000.