

人の動きから意図や状況を理解する人流分析技術

People-Flow Analysis Technologies to Identify Intentions and Situations

松本 信幸

生澤 拓也

采 泰臣

■ MATSUMOTO Nobuyuki

■ IKUZAWA Takuya

■ UNE Yasuomi

IoT (Internet of Things) を活用し、センサーから収集したデータを現場の状況理解に活用する取り組みが活発になっている。東芝デジタルソリューションズ(株)は、データ内の人やその動きに着目し、状況を理解するための人流分析技術を開発している。その一環として、施設の混雑状況を理解する技術や、カメラ映像を配信する際にプライバシーリスクを低減する技術を開発した。更に、不審人物や非常事態の検知へのニーズの高まりに応じて、人の動きの中から特徴的な行動を検知する技術も開発した。ここでは、ルールベース及び機械学習ベースのアプローチをユースケースに応じて使い分ける。前者の技術はフィールドでの実証実験で、後者の技術はエキストラによる再現映像を使った精度検証で、それぞれ実現性を確認した。

In recent years, efforts have been increasingly focused on acquiring an understanding of the ambient situation in various commercial buildings and public facilities through analysis of data collected from IoT (Internet of Things) devices.

Toshiba Digital Solutions Corporation has been developing people-flow analysis technologies to identify situations by focusing on people and their movements in sensed data. As part of these efforts, we have developed technologies to estimate congestion levels in buildings as well as to reduce privacy risks in the case of distributing camera images. Moreover, in response to the intensifying need for the detection of suspicious persons and emergency situations, we have also developed a technology to detect distinctive types of behavior, including unusual actions and events, based on either of two approaches according to the use case; namely, a rule-based approach and a machine-learning-based approach. We have confirmed the feasibility of these technologies through field demonstration experiments for the former approach and accuracy verification tests with simulated video images using extras for the latter approach.

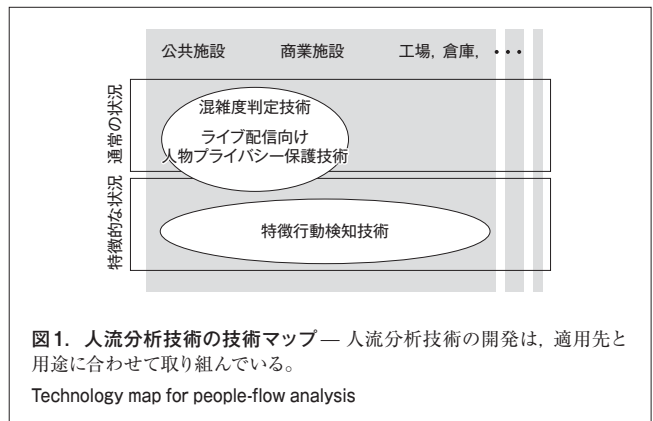
1 まえがき

IoTの時代となり、カメラなどのセンシングデバイスから様々な対象のデータが収集可能になってきている。東芝デジタルソリューションズ(株)は、このようなデータから、個人だけでなく集団も含めた人の意図や状況を理解し活用する技術(以下、人流分析技術と呼ぶ)の開発に取り組んでいる。人流分析技術は、公共施設の安全・安心の向上や、商業施設の消費者行動分析、工場、倉庫などの作業・生産性分析などに活用できる。また近年、防犯やテロ対策への意識が高まり、不審人物や非常事態の予測及び早期発見が期待されている。このような背景から、通常とは異なる特徴的な行動や状況を検知し理解する技術の開発にも注力している。

人流分析技術は様々な領域が対象であり(図1)、ここでは、公共施設や商業施設などを想定した混雑度判定技術、ライブ配信向け人物プライバシー保護技術、及び特徴的な状況に特化した特徴行動検知技術の特長と評価結果について述べる。

2 人流分析技術による状況の可視化とプライバシー保護

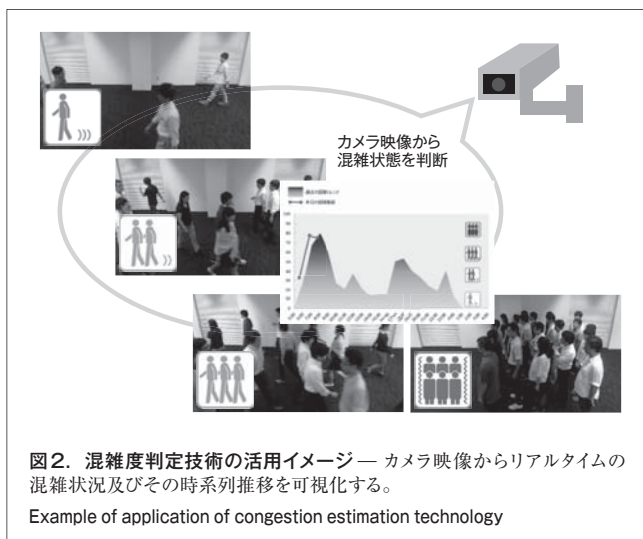
ここでは、施設の混雑状況を理解するための混雑度判定技



術と、カメラ映像配信時にプライバシーリスクを低減するためのライブ配信向け人物プライバシー保護技術の特徴を述べる。

2.1 混雑度判定技術

駅や空港などの公共施設の混雑状況は、利用者が施設を訪れるまで不明なことも多く、混雑時を避けるのは難しい。この技術は、施設内のカメラ映像から混雑状況をリアルタイムで推定するだけでなく、混雑状況の時系列推移の可視化もできる(図2)。リアルタイムの混雑状況を配信することで、利用者に人の少ない時間帯での施設利用を促し、混雑状況の推移を可視化することで、利用者は混雑しやすい時間帯などの予測が



可能になって予定の立案に活用できる。

混雑状況は、画像認識技術により検出した人数から推定する。このとき、人数と混雑状況の対応関係がカメラ間で異なる。すなわち、同じ人数でもカメラの配置によっては混雑状況が異なる可能性がある。この課題を解決するため、過去一定期間内に検出した人数の変動幅を基に、人数を空間に対する人の密度として正規化する。人の密度はカメラ間で共通の指標であり、異なる環境下でも統一された基準で混雑状況の推定が可能になる。

次に、混雑状況を分かりやすく伝えるため、単純かつ客観的に混雑状況を表現する指標として混雑度を定義する。混雑状況を4段階のレベルで単純化するとともに、各レベルを空間設計や交通計画などで採用されているサービス水準⁽¹⁾に対応させて客観性を持たせた。サービス水準は、歩行者1人当たりの占有面積(歩行者空間モジュール)に応じて6段階に分けられた指標で、混雑度とは表1のように対応させた。混雑度の判定は、歩行者空間モジュールに人の密度を対応付けることで実現する。

混雑度や人の密度を蓄積し、統計処理して可視化することで、曜日ごとの特徴や混雑しやすい時間帯など、混雑状況の推移の理解に活用できる。可視化した例として、公共交通施設を想定した模擬データの曜日別傾向を図3に示す。この施設では平日の10時頃が最も混雑し、それ以降は混雑が急激に緩和することが分かり、10時頃の施設利用を避けるなどの判断に活用できる。

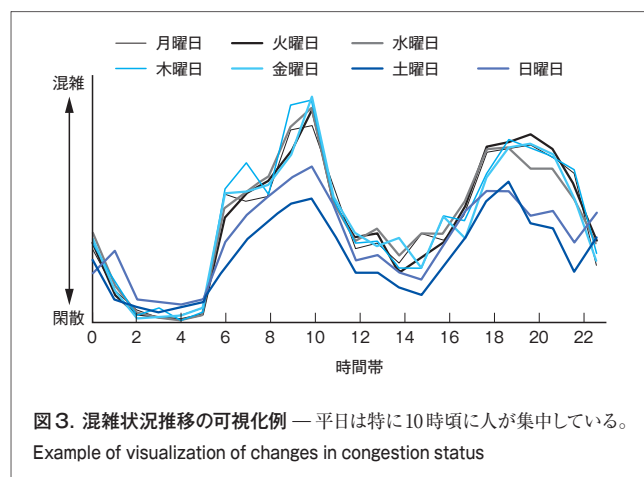
2.2 ライブ配信向け 人物プライバシー保護技術

公共施設などの状況を直感的に伝えるため、現場のカメラ映像を配信する場合、映像に写った人のプライバシーを損なうリスクがある。このようなリスクを低減するため、この技術は、映像内の人の領域を画像認識技術により検出し、その領域にぼかしやモザイク処理などのプライバシー保護加工を施して映

表1. サービス水準と混雑度の対応関係

Relationship between service and congestion levels

サービス水準	歩行者空間モジュール (m ² /人)	混雑状況の目安	混雑度		
閑散	A	3.5以上	十分な面積があり、遅い人を追い抜くことや、好きな歩行速度を自由に選択可能	レベル1	
	B	2.5~3.5	正常な歩行速度で、大部分が同方向に歩いている流動ならば他の人を追い抜くことが可能	レベル2	
	C	1.5~2.5	各自で歩行速度を選択したり、追い抜いたりする自由度が制限		
混雑	D	1.0~1.5	遅い人を追い抜いたり、衝突を避けたりすることが困難で、大部分の人の歩行速度が制限され低下	レベル3	
	E	0.5~1.0	全ての人が通常の歩行速度では歩かず、足取りも頻繁に変化		
	混雑	F	0.5以下	全ての人の歩行速度は極度に制約を受け、ずり足で前進する交通マヒ状態で流れているというよりも立ち止まっている状態	レベル4

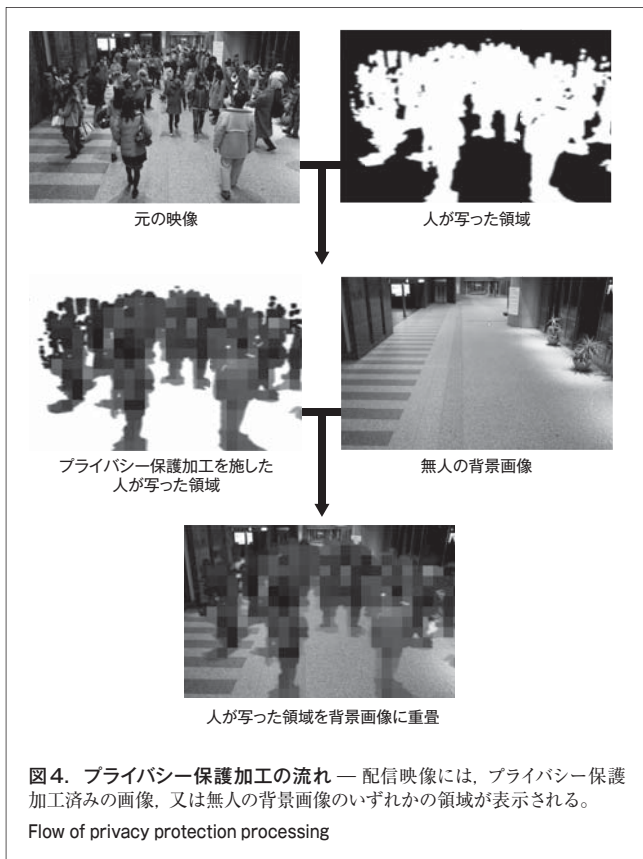


像から個人を特定できなくする。また、人の領域だけを加工し、背景は加工しないことで、映像の分かりやすさを維持する。しかし、人の領域の検出漏れなどで加工が不十分な場合、その領域が未加工のまま配信されるリスクがある。

そこで、人が写った領域を抽出しモザイク処理などのプライバシー加工を施した部分画像を、事前に用意した無人の背景画像に重畳する方法で対応した(図4)。これにより、人の領域検出に漏れがあっても、無人の背景が配信され、人の領域が未加工のまま配信されるリスクを回避できる。映像配信の事前告知や施設利用者への説明など^{(2), (3)}と合わせ、プライバシーに配慮したサービスが提供できる。

3 特徴行動検知技術の特長と評価結果

特徴行動とは、周囲と異なる、又はふだん見られない行動で立ち入り禁止区間への侵入や、通路の徘徊(はいかい)などが挙げられる。特徴行動を検知することで、不審人物や非常



事態の早期発見による事故や犯罪の予防などに活用できる。特徴行動検知技術では、ルールベースと機械学習ベースによる検知の2通りのアプローチを用意し、ユースケースに応じて使い分けることで幅広いニーズに対応した。

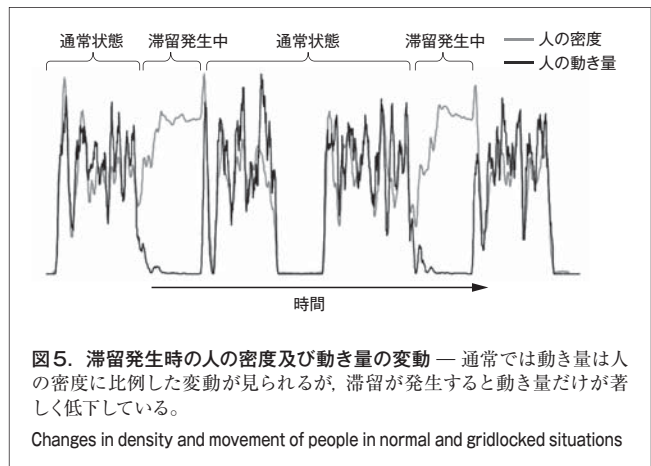
3.1 ルールベースによる検知

センシングデバイスからのデータと検知したい行動との関係性をルール化し、ルールに当てはまる行動を検知する。ここでは、人が極度に密集して移動が困難な状態である集団滞留の検知を例に述べる。混雑度判定技術の拡張に活用することで、事故やイベントなどで生じた異常な混雑状況を利用者に知らせることができる。この検知では、人の密度と動き量の相関関係から集団滞留を識別するルールを定義し、これに基づき判定する。

エキストラで再現した集団滞留の映像から求めた、人の密度と動き量の変動を図5に示す。通常状態では人に一定の動きが生じるが、集団滞留では身動きの取れない人が多く、人の密度は大きく動き量は小さくなる。このようなルールに基づき集団滞留か否かを判定する。この方法の有効性は公共交通事業者との実証実験で確認している。

3.2 機械学習ベースによる検知

事前に目的に応じた行動を機械学習しておき、学習した行動との比較によって特徴行動か否かを判定する。事前に大量の学習用データが必要で、学習用データが不十分な場合は正



常な検知ができない可能性がある。特徴行動のように観測されることがまれな行動のデータを学習用として用意するには、長期間を要する。そこで、特徴行動のデータを学習させるのではなく、通常状態のデータを学習させ、通常状態から外れた行動を特徴行動として検知する。

一般に、機械学習では画像を直接学習させるが、ここでは画像処理技術により、画像データを人の座標や、移動方向、速度などの特徴データに変換して学習する。これにより、余分な情報を削減し、より少ない学習用データによる検知が期待できる。

機械学習ベースによる検知の実現性を確認するため集団滞留の検知精度を、また、システムの汎用性を確認するため異なる特徴行動（逆流及び人だかり）の検知の可能性を検証した。各検証には、エキストラが再現した映像を使用した。

集団滞留では、設置条件が異なるカメラA及びBの映像(表2)に対して、適合率及び再現率で検知精度を検証した。適合率とは、状態判定の正しさを表す指標であり、ある状態と判定されたデータのうち、実際の状態と一致したデータの割合を示す。また再現率とは、網羅性を表す指標であり、実際のある状態のうちで、その状態であると正しく判定されたデータの割合を示す。両カメラともに人が行き交う状態を通常状態として、その中で発生した集団滞留を検知する実験の結果、両カメラとも適合率は97%以上、再現率は99%以上の精度を達成した(表3)。

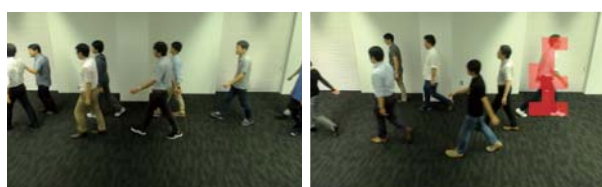
表2. 集団滞留検知の検証用データの条件

Verification data conditions

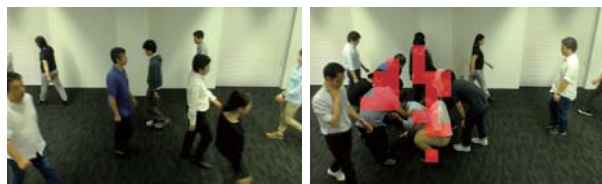
項目	カメラA	カメラB
学習用映像フレーム数	2,477	2,091
評価用映像フレーム数	1,367	2,716
└ 通常状態フレーム数	1,151	2,240
└ 滞留状態フレーム数	216	476
行き交う人数(人)	10 ~ 20	50 ~ 60

表3. 集団滞留検知の精度
Accuracies of gridlock detection

項目		適合率 (%)	再現率 (%)
カメラA	通常状態	100	99.6
	滞留状態	97.7	100
カメラB	通常状態	100	99.8
	滞留状態	99.2	100



(a) 逆流検知 (左から右へ移動) の様子



(b) 人だかり検知 (一人を取り囲む集団) の様子

図6. 特徴行動検知の様子 — 特徴行動として、逆流や人だかりの領域を検知し、その領域を赤で強調表示した。

Scenes of reverse walker detection and crowd detection

次に、逆流検知では、画面右から左に人が進む環境の中を左から右に進む人を特徴行動とした。また人だかり検知では、人が行き交う環境である人物を複数人が取り囲む状態を特徴行動とした。実験の様子を図6に示し、特徴行動発生時の様子を図6の右側に示す。特徴行動の発生を検知でき、その領域が強調表示 (赤) されている。

これらの結果から、機械学習ベースによる検知が複数の特徴行動の検知に有効であることを確認した。

3.3 ユースケースによる手法の使い分け

ルールベース及び機械学習ベースによる検知の特徴を表4に示す。ルールベースによる検知は、機械学習のように事前の学習が不要で、早期にシステムの運用を開始したい場合に適

表4. ルールベースと機械学習ベースによる検知のトレードオフ
Tradeoff between rule-based and machine-learning-based approaches to detection

項目	ルールベース	機械学習ベース	
事前学習	不要	要	
複数種類の検知	エンジニアリングコスト	高	低
	特徴行動の識別	可	不可*

*追加の仕組みが必要

している。一方、複数の特徴行動が対象の場合、それぞれに応じたルールの定義が必要になって開発コストが増大することから、機械学習ベースによる検知が適している。個別のルール定義が不要で多数の特徴行動に汎用的に対応できるので、コスト削減が可能である。しかし、学習用データから外れた行動全てを同列に扱って検知するため、特徴行動の種類ごとに個別の対応が求められる場合には、他と区別するための仕組みの追加、又はルールベースによる検知が必要になる。

4 あとがき

当社は、センシングデバイスのデータを基に状況を理解する人流分析技術の開発に取り組んでいる。その一環として、混雑度判定技術及びライブ配信向け人物プライバシー保護技術は、フィールドでの評価を終え、東芝コミュニケーションAI RECAIUS™での商用サービス提供に向け開発を進めている。また特徴行動検知技術は、ルールベース並びに機械学習ベースによる検知の有効性を確認できたので、今後は、フィールドでの評価を進めて実用化を目指していく。

文献

- (1) フルーイン, J.J. 歩行者の空間 - 理論とデザイナー-. 鹿島出版会, 1974, 206p.
- (2) 産業競争力懇談会. "IoT時代のプライバシーとイノベーションの両立". 推進テーマと報告. <<http://www.cocn.jp/thema95-L.pdf>>. (参照 2017-04-20).
- (3) IoT推進コンソーシアム 他. "カメラ画像活用ガイドブック". データ流通促進WG. <<http://www.meti.go.jp/press/2016/01/20170131002/20170131002-1.pdf>>. (参照 2017-04-20).



松本 信幸 MATSUMOTO Nobuyuki
東芝デジタルソリューションズ(株)
RECAIUS 事業推進室 商品事業企画部
電子情報通信学会会員
Toshiba Digital Solutions Corp.



生澤 拓也 IKUZAWA Takuya
東芝デジタルソリューションズ(株)
ソフトウェア& AIテクノロジーセンター
システム&サービス技術部
Toshiba Digital Solutions Corp.



采 泰臣 UNE Yasuomi
東芝デジタルソリューションズ(株)
ソフトウェア& AIテクノロジーセンター
ディープラーニング技術開発部
情報処理学会会員
Toshiba Digital Solutions Corp.