

仕様の異なるカメラの協調によるオブジェクトの抽出と道路交通環境認識への応用に関する一検討

中西 隼平^{1,a)} 山崎 恭^{1,b)}

概要: 自動運転システムの実現にはインフラの整備が不可欠であり、多大なコストと時間を要する。そこで、既存の技術を適用することにより、上記の問題を解決することを考える。本研究では、防犯や犯罪捜査を目的としたセキュリティカメラの設置が急速に進んでおり、セキュリティカメラは利用用途拡大の可能性を十分に有していることに着目し、既設のセキュリティカメラの新たな活用方法に向けた基礎検討として、自動運転システムにおける車両の運転支援を目的としたセキュリティカメラの道路交通環境認識への適用可能性について検討する。本稿では、市街地にセキュリティカメラが複数設置されている点をふまえ、セキュリティカメラの協調により歩行者や車両を抽出するアルゴリズムを提案する。

キーワード: オブジェクト抽出, カメラ仕様, 道路交通環境認識, カメラ協調

A Study on Object Detection by Collaborating Cameras with Different Specifications and Its Application to Traffic Environment Recognition

JUMPEI NAKANISHI^{1,a)} YASUSHI YAMAZAKI^{1,b)}

Abstract: In order to realize automatic driving system, development of infrastructure is indispensable and it takes significant cost and time. Therefore, we consider solving the above problem by applying the existing technologies. Recently, installation of security cameras for crime prevention and criminal investigation is rapidly spread, and such cameras can be used for many applications other than conventional application. Therefore, as a basic study to find a new use for the existing security cameras, we study the applicability of security cameras to traffic environment recognition for the purpose of driving support in the automatic driving system. Since there are multiple security cameras installed in downtown area, we propose an object detection algorithm for vehicles and pedestrians by the cooperation of multiple security cameras.

Keywords: object detection, camera specifications, traffic environment recognition, cooperation of multiple cameras

1. はじめに

近年、様々な情報通信技術を適用した自動運転システムに関する研究開発が活発に行われている。このうち、自車周辺環境を認識する道路交通環境認識 [1] では、カメラや

レーダなどの車載システムのみを用いて進路上の死角に位置する物体を高精度に認識することは難しい。そこで、この問題に対処するため、車車間通信や路車間通信、ローカルダイナミックマップなどの技術が開発されているが、これらの技術では専用の機器の搭載やインフラの整備が不可欠であり、多大なコストと時間を要する。そこで、既存の情報通信技術を適用することにより、上述の問題を解決することを考え、本研究ではセキュリティカメラの利用に着目した。

セキュリティカメラは、主に防犯や犯罪捜査への利用を

¹ 北九州市立大学大学院国際環境工学研究科, 〒808-0135 福岡県北九州市若松区ひびきの 1-1, Graduate School of Environmental Engineering, The University of Kitakyushu 1-1 Hibikino, Wakamatsu-ku, Kitakyushu, Fukuoka, 808-0135, Japan

a) y7mca010@eng.kitakyu-u.ac.jp

b) y-yamazaki@kitakyu-u.ac.jp

目的として設置されており、安心・安全な社会の実現に向けた技術的な取り組みの一環として、近年、急速に普及している。このようなセキュリティカメラは、技術的には利用用途拡大の可能性を十分に有しており、例えば、セキュリティカメラの市街地への設置状況等を考慮すると、当該カメラの映像情報を、先述の自動運転システムにおける道路交通環境認識に利用することが考えられる。しかしながら、セキュリティカメラの道路交通環境認識への適用を実現するためには、セキュリティカメラの利用用途が防犯や犯罪捜査を目的とする本来の利用用途とは異なることから、個々のカメラの技術仕様や設置状況の相違、カメラ間での情報共有の方法など、多くの課題を検討する必要がある。

以上の背景をふまえ、本研究では既設のセキュリティカメラの新たな活用方法に向けた基礎検討として、自動運転システムにおける車両の運転支援を目的としたセキュリティカメラの道路交通環境認識への適用可能性について検討することを目的とする。特に、本稿では、市街地にセキュリティカメラが複数設置されている点を考慮し、セキュリティカメラの協調により、歩行者や車両などのオブジェクトを抽出するアルゴリズムを提案するとともに、提案手法の有効性を評価する。

2. 道路交通環境認識に関する関連研究

従来より、自動運転システムにおいて自車周辺環境を認識する道路交通環境認識に関する研究が数多く行われている。以下に代表的な手法を取り上げ、その概要について述べる。

2.1 車載システムを用いたセンサフュージョン [1]

Y.Oishi らは、車載カメラや UWB レーダから得られる画像データとレーダデータを組み合わせることにより物体検出を行うアルゴリズムを提案している。当該アルゴリズムは、ROI (Region Of Interest) を決定することにより、物体検出の計算コストを削減する。しかし、実際の走行環境では、自車と前方車両との距離が常に変化するため、ROI の大きさおよび位置をフレーム毎に変更する必要がある。そこで、テンプレートマッチングまたは HOG 特徴量と機械学習を用いた物体検出結果の画像データと UWB レーダにより得られた距離データとを組み合わせることにより、ROI の再構築を行う。当該アルゴリズムにより、テンプレートマッチングと HOG 特徴量のいずれを用いた場合でも有効であることが示されている。

2.2 車車間通信 [2]

山本らは、車車間通信を用いた運転支援システムを提案している。当該システムは、自車と車載システムのみでは検出が困難な交差点や死角などに存在する車両との事故防止を目的とし、車両間で相互に通信を行うことにより事前

に危険を検知し、ドライバーに情報提供を行う。当該システムでは、車車間通信により車両の位置情報と速度情報を受信し、ナビゲーションシステムの地図情報と組み合わせることにより、視野外の危険車両の検出を実現する。また、地図情報と組み合わせることにより、道路の形状に依存しない車両の検出を実現している。

3. カメラを用いた道路交通環境認識

3.1 カメラの道路交通環境認識への利用の現状と課題

本研究では、セキュリティカメラの映像を、車両の運転支援を目的とした道路交通環境認識に適用する。セキュリティカメラの映像を道路交通環境認識へ適用するにあたっては、撮影された映像の品質が認識精度に影響を及ぼすことが考えられる。この要因としては、主に以下に挙げられるようなセキュリティカメラの技術仕様や設置状況が考えられる。

技術仕様

- 時間・空間解像度
- 画角
- 計算処理能力

設置状況

- 道路に対する向き
- 地面からの高さ
- 地面との角度

このような技術仕様および設置状況の異なる複数のセキュリティカメラを利用した研究としては、以下のようなサーベイランスシステムの例がある。

木村ら [7] は、時間・空間解像度の異なるセキュリティカメラの映像を用いた歩行者を対象としたサーベイランスシステムを提案している。当該システムは、歩行者の映像から歩容、顔、身長特徴を抽出し、時間・空間解像度毎に各特徴の精度を算出する。そして、算出結果から時間・空間解像度毎に歩容、顔、身長特徴に対する重み付けを行い、重み付けの結果に基づき認証を行う。当該システムを用いることにより、異なる時間・空間解像度での歩行者の特定を可能としている。

一方、B.Song ら [6] は、分散配置された PTZ (Pan Tilt Zoom) カメラの協調によるサーベイランスシステムを提案している。当該システムは、歩行者の状態推定を行い、隣接するカメラ間で相互に通信を行うことにより、カメラパラメータの更新を行う。このカメラパラメータの更新により、歩行者がカメラ間で移動した際の高品質な映像の撮影を可能としている。当該システムを用いることにより、歩行者の動画が取得できないリスクを低減し、歩行者の追跡を行うことが可能である。

これらの研究では、セキュリティカメラの技術仕様あるいは設置状況の相違が考慮されている。しかし、セキュリティカメラの技術仕様および設置状況の相違を同時に考慮

した研究例は少ない。また、道路交通環境認識への適用を目的としたセキュリティカメラの映像の利用に関する研究はほとんどない。

3.2 カメラの協調に基づく道路交通環境認識アルゴリズムの概要

カメラの協調に基づく道路交通環境認識アルゴリズムを提案し、技術仕様および設置状況の異なるセキュリティカメラの道路交通環境認識への適用可能性および有効性を評価する。提案手法では、セキュリティカメラの市街地の設置状況を考慮し、カメラパラメータの変更が困難な固定カメラを対象とし、セキュリティカメラの配置に制約を設けず、視野重複はないものとする。また、移動物体のうち、歩行者および車両をオブジェクトとし、カメラ間で相互に通信することにより協調を行い、オブジェクトを抽出する。

図1に提案手法の概要を示す。提案手法では、前処理、道路交通環境認識、情報配信の3つの処理ブロックにより実現される。まず、前処理では、協調を行うカメラ（以下、協調カメラ）の選択を行い、協調カメラの映像を用いてあるカメラで撮影されたオブジェクトが移動して別のカメラで撮影される確率（以下、カメラ間遷移確率）を算出する。

道路交通環境認識では、各フレームを単位とし、オブジェクトの抽出や車両の運転支援に必要な情報（以下、運転支援情報）の算出を行う。オブジェクトを抽出する際、オブジェクトが存在する可能性のある領域（以下、オブジェクト領域）の抽出を行い、抽出されたオブジェクト領域に対して局所領域の輝度の勾配方向のヒストグラム化を行った特徴量であるHOG（Histograms of Oriented Gradients）特徴量[8]を算出する。そして、算出結果に基づき、事前にHOG特徴量の学習により構築した車両と歩行者の検出器を用いることによりオブジェクトを抽出する。ここで、オブジェクトの抽出を行う際、オブジェクトが一部分しか映っていないなどオブジェクトの映り方により、オブジェクトの抽出に失敗する場合がある。そこで、提案手法では、セキュリティカメラ間で運転支援情報の共有を行い、共有された運転支援情報を共有情報として、オブジェクトの抽出に使用する。そして、オブジェクトの抽出後、オブジェクトの数や移動速度などの運転支援情報を算出する。

情報配信では、道路交通環境認識により算出した運転支援情報を、車両および協調カメラに配信する。

本稿では、運転支援情報の例および提案手法で使用する運転支援情報の算出方法を以下に述べる。また、道路交通環境認識のうち、オブジェクトの抽出について述べる。

3.3 車両の運転支援に関する情報

セキュリティカメラの映像から取得可能な運転支援情報の例を以下に述べる。

- オブジェクトの数

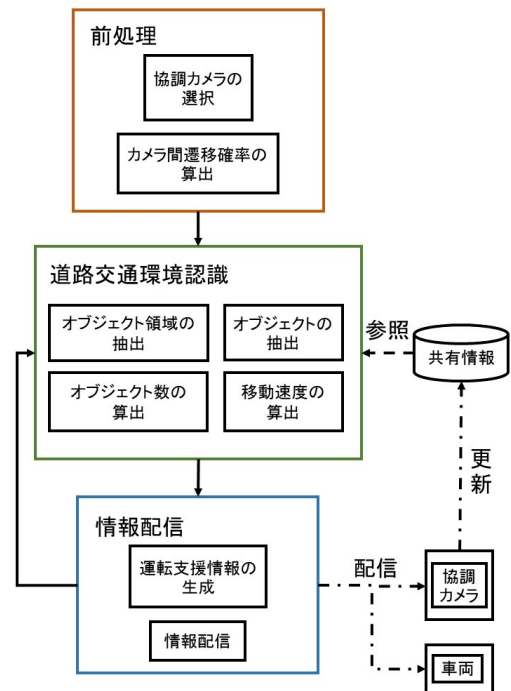


図1 提案手法の概要

- オブジェクトの位置
- オブジェクトの移動速度
- オブジェクトの移動方向
- カメラ間遷移確率

提案手法ではこのうち、運転支援情報として、カメラ間遷移確率を使用する。以下にカメラ間遷移確率について述べる

3.3.1 カメラ間遷移確率 [9]

カメラ間遷移確率は、あるカメラから撮影されたオブジェクトが移動して別のカメラで撮影されるまでの時間を1次元のガウス分布で推定することにより算出する。算出方法を以下に述べる。

視野重複のない k 個のセキュリティカメラ $C_1, C_2, \dots, C_k$ に対し、カメラ C_i で撮影されたオブジェクトが移動して C_j で撮影されるまでに要する時間に基づきカメラ間遷移確率を算出する。ここで、 $P(C_i, C_j)$ をカメラ間遷移確率と定義する。また、カメラ C_i で撮影されたオブジェクトが移動して C_j で撮影されるまでに要する時間の平均を μ 、分散を s^2 、標準偏差を s と定義する。さらに、カメラ C_i からカメラ C_j までのオブジェクトの移動時間を T とすると、カメラ間遷移確率 $P(C_i, C_j)$ は以下の式で与えられる。

$$P(C_i, C_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}s} e^{\left\{-\frac{(T-\mu)^2}{2s^2}\right\}} \quad (1)$$

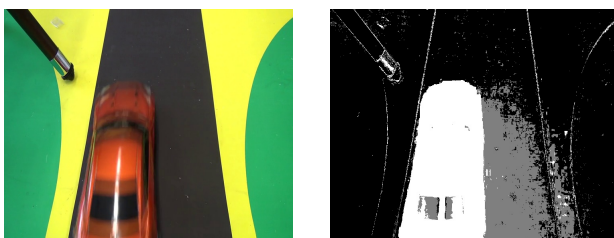
3.4 オブジェクトの抽出

3.4.1 背景差分法を用いたオブジェクト領域の抽出

オブジェクトの抽出に際し、画像内の全てを探索してオブジェクトを抽出するのは非効率である。そこで、提案手

法では、オブジェクトが移動物体であることを考慮し、背景差分法を用いて画素毎に移動物体または背景であるかを判定し、判定結果からオブジェクト領域の抽出を行い、オブジェクトの抽出を行う範囲を限定する。ここで、背景差分法には様々な手法があるが、既設のセキュリティカメラを利用するにあたり、背景画像を事前に入手できるとは限らない。そこで、提案手法では、背景画像を推定し、推定した画像を用いて移動物体を検出する手法のうち、混合ガウス分布に基づく背景差分法を用いることにより、移動物体と背景の判定を行う。このとき、混合ガウス分布に基づく背景差分法には、混合数を固定とする手法 [10] と混合数を可変とする手法 [11][12] があるが、提案手法では動的な場面に対してより効果的な混合数を可変とする手法を用いる。

ここで、図 2(2) は混合ガウス分布に基づく背景差分法を用いた際の判定結果である。画像中の白色の領域が移動物体と判定された領域、灰色の領域は影と判定された領域、黒色の領域は背景と判定された領域である。このとき、図 2(1)、図 2(2) より、背景であっても移動物体と判定される領域のあることがわかる。そこで、提案手法では、画像をブロックに分割し、ブロック内で移動物体であると判定されたピクセルの数がしきい値以上含まれていた場合、そのブロックは移動物体であると判定し、オブジェクトが存在する可能性があるため、オブジェクト領域として抽出する。提案手法では、1 ブロックを 10×10 ピクセルの集合とし、しきい値を 0.7 とする (70 ピクセル以上で移動物体と判定された場合、そのブロックは移動物体である)。図 3 にオブジェクト領域の抽出例を示す。



(1) 入力画像 (2) 判定結果
図 2 混合ガウス分布に基づく背景差分法の適用結果 (例)

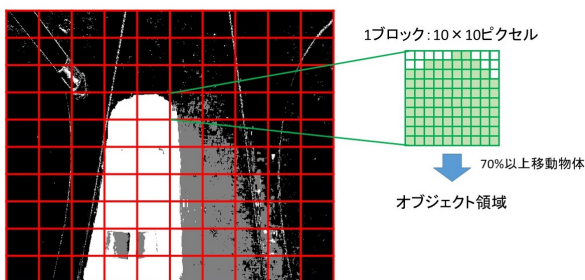


図 3 オブジェクト領域の抽出

3.4.2 HOG 特徴量を用いたオブジェクトの抽出

提案手法では、HOG 特徴量と機械学習を用いることによりオブジェクトの抽出を行う。機械学習には、学習の収束速度や検出精度の観点から Real Adaboost [13] を用いた。また、学習データとして、交通監視カメラから得られる画像で構築された MIO-TCD dataset [14] を用いた。ここで、学習に用いた正解画像は 12,000 枚、不正解画像は 10,000 枚である。以下、HOG 特徴量について述べる。

HOG 特徴量 [8]

提案手法では、N.Dalal らにより提案されたオブジェクトの検出に有効な特徴量である HOG 特徴量を用いてオブジェクトの抽出を行う。HOG 特徴量は、局所領域における輝度の勾配方向をヒストグラム化した特徴量であり、幾何学的変換に強く、照明による影響を受けにくい特徴がある。

図 4 に HOG 特徴量の算出方法を示す。まず、入力画像をブロックに分割し、分割したブロックをセルに分割する。次に、各ピクセルを単位とし、輝度の勾配方向 $\theta(x, y)$ と勾配強度 $m(x, y)$ を式 (2)、(3) より求める。

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{f_y(x, y)}{f_x(x, y)} \quad (2)$$

$$m(x, y) = \sqrt{f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2} \quad (3)$$

$$\begin{cases} f_x(x, y) = L(x+1, y) - L(x-1, y) \\ f_y(x, y) = L(x, y+1) - L(x, y-1) \end{cases}$$

ここで、 $L(x, y)$ は画像の (x, y) 座標の輝度値である。

次に、 0° から 180° まで 20° ずつに分割し、9 方向のヒストグラムを作成する。最後に、ブロック毎に式 (4) に基づく正規化を行い特徴量を抽出する。

$$v'(n) = \frac{v(n)}{\sqrt{\left(\sum_{k=1}^{q \times q \times N} v(k)^2 \right) + \epsilon}} \quad (4)$$

ここで、 $v'(n)$ は正規化後の特徴量、 $v(n)$ は n 番目の特徴量、 q はセルサイズ、 N は勾配方向数、 $\epsilon = 1$ である。

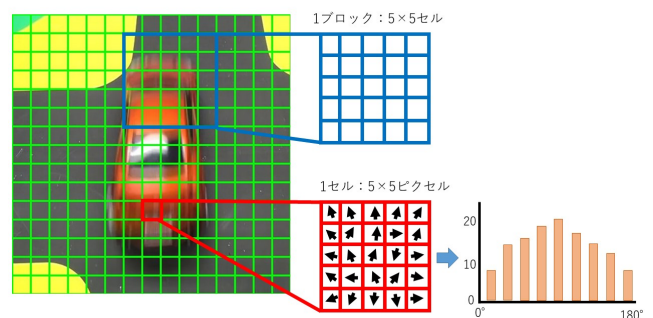


図 4 HOG 特徴量の算出

3.4.3 共有情報を用いたオブジェクトの抽出

提案手法では、共有情報としてカメラ間遷移確率を用いてオブジェクトを抽出する。共有情報を用いたオブジェクトの抽出手法について以下に述べる。

提案手法では、視野重複のない k 個のセキュリティカメラ $C_1, C_2, \dots, C_k$ の存在を仮定する。ここで、オブジェクト I が C_i で観測され、 C_i を除く $C_1, C_2, \dots, C_k$ のいずれかのカメラに移動したと仮定する。このとき、 C_j でオブジェクト領域 R が抽出されたとき、 C_j で抽出されたオブジェクト領域 R がオブジェクト I である確率を $P(I | R)$ とし、 C_i から C_j へのカメラ間遷移確率を $P(C_i, C_j)$ とする。また、 C_i で観測されたオブジェクト I_i が C_j で観測される確率を $P(I_i^j | I_i)$ と定義するとき、ベイズの定理より、

$$P(I_i^j | I_i) = \frac{P(I_i | I_i^j)P(I_i^j)}{\sum_{x=0}^k P(I_i | I_i^x)P(I_i^x)} \quad (5)$$

となる。ここで、事後確率を $P(I_i^j | I_i)$ 、事前確率を $P(I_i^j)$ 、尤度を $P(I_i | I_i^j)$ とすると、事前確率 $P(I_i^j)$ はオブジェクト I がカメラ C_i からカメラ C_j に移動する確率と等しいため、 $P(I_i^j) = P(C_i, C_j)$ となる。また、尤度 $P(I_i | I_i^j)$ はカメラ C_j で観測されたオブジェクト領域 R がオブジェクト I と同一のオブジェクトである尤もらしさを表す。ここで、上述の検出器のスコアをシグモイド関数を用いることにより、確率とみなし、 $P(I | R)$ とする。そのため、 $P(I_i | I_i^j) = P(I | R)$ とすることができる。以上より、事後確率 $P(I_i^j | I_i)$ は、

$$P(I_i^j | I_i) = \frac{P(I | R)P(C_i, C_j)}{\sum_{x=0}^k P(I | R)P(C_i, C_x)} \quad (6)$$

となり、

$$P(I_i^j | I_i) = \frac{P(C_i, C_j)}{\sum_{x=0}^k P(C_i, C_x)} \quad (7)$$

となる。ここで、しきい値を 0.5 とし、 $P(I_i^j | I_i)$ が 0.5 以上のとき、オブジェクト領域は歩行者または車両とし、抽出される。

4. シミュレーション実験

提案手法の信頼性を確認するため、技術仕様および設置状況の異なるセキュリティカメラの道路交通環境認識への適用可能性を評価した後、セキュリティカメラの協調に基づくオブジェクトの抽出を評価するシミュレーション実験を行った。実験では、多様な環境での映像取得の容易さを考慮し、実利用環境を模して構築したミニチュアモデルを使用して撮影した映像を用いた。また、実利用環境とミニチュアモデルのスケール比は 1/32 である。提案手法では、

歩行者および車両をオブジェクト抽出の対象としているが、ミニチュアモデルで歩行者を設置することは困難なため、実験では車両のみをオブジェクト抽出の対象とした。

4.1 予備実験（実利用環境とミニチュアモデルの比較）

4.1.1 実験の諸元

予備実験として、実利用環境を模したミニチュアモデルの有効性評価を行った。

予備実験の諸元を表 1 に示す。また、実利用環境およびミニチュアモデルの実験環境を図 5 に示す。

表 1 予備実験の諸元

処理対象	交差点での交通を想定
使用カメラ	HDR-CX590V
画像サイズ [pixel]	720 × 576, 640 × 480 510 × 492
フレームレート [fps]	30, 15, 7.5, 1
検出器	HOG 特徴量 + Adaboost
移動速度 [km/h]	実利用環境：約 10 ミニチュア：約 0.3
オブジェクトの移動パターン	交差点の右方向から左方向に向けて直進
カメラの高さ [m]	実利用環境：約 7 ミニチュア：約 0.22
カメラの角度	地面に対して 70° の位置

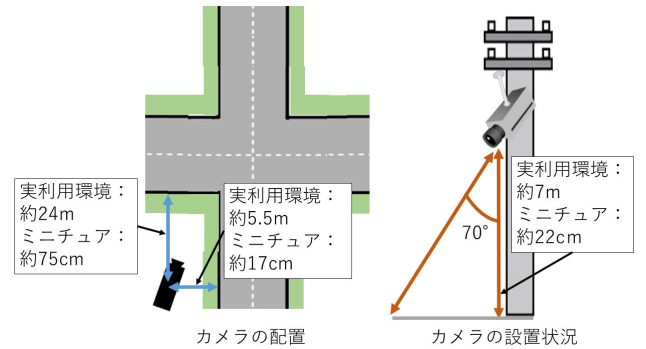


図 5 予備実験環境

4.1.2 実験結果

予備実験では、実利用環境をミニチュアモデルで再現し、実利用環境およびミニチュアモデルの映像から時間・空間解像度毎にオブジェクトの抽出を行い、オブジェクト抽出精度の観点から実利用環境を模したミニチュアモデルの映像の有効性を評価した。図 6、図 7 に各時間・空間解像度におけるオブジェクト抽出精度を示す。

ここで、オブジェクト抽出精度の定義について述べる。提案手法では、オブジェクト領域の抽出を行い、抽出したオブジェクト領域に対してオブジェクトの抽出を行う。そのため、オブジェクトの抽出精度は、オブジェクト領域の抽出成功数 F とオブジェクトの抽出成功数 S を用いて、式 (8) に基づき算出する。

$$A = \frac{S}{F} [\%] \quad (8)$$

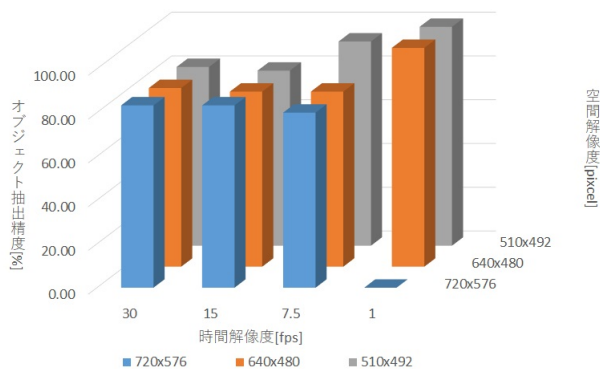


図 6 実利用環境でのオブジェクト抽出精度

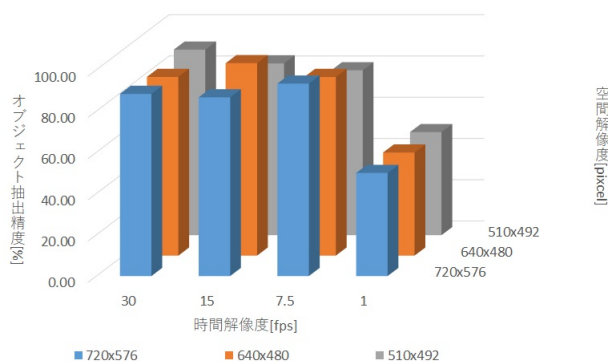


図 7 ミニチュアモデルでのオブジェクト抽出精度

図 6, 図 7 より, 時間・空間解像度の変化に伴うオブジェクト抽出精度は, 実利用環境およびミニチュアモデルで同等の傾向が見られた. しかし, 時間解像度の低下に伴い, オブジェクト抽出精度が実利用環境では向上し, ミニチュアモデルでは低下するといった傾向の相違が見られた. これは, 時間解像度の低下に伴い, オブジェクトがカメラの撮影範囲に進入するタイミングにばらつきが生じたため, オブジェクトの映り方に違いが生じ, 同じ映り方のオブジェクトを撮影することが困難になったためと考えられる. そのため, 映像のばらつきが少ない高い時間解像度を有するカメラでのオブジェクト抽出精度の傾向は同等になったと考えられる.

上述より, 低い時間解像度を有するカメラでは, オブジェクトの映り方の相違によるオブジェクト抽出精度の傾向に相違はあるものの, オブジェクトの映り方の相違がほとんど見られない高い時間解像度の映像では, オブジェクト抽出精度の傾向がほぼ同等であることから, 実利用環境を模したミニチュアモデルの映像は有効であると考えられる. そこで, 以下の実験では, ミニチュアモデルで撮影した映像を用いて実験を行った.

4.2 実験 1 (技術仕様および設置状況の異なるカメラの利用)

4.2.1 実験の諸元

実験の諸元を表 2 に示す. また, 実験環境およびカメラの設置位置を図 8 に示す.

表 2 実験 1 の諸元

処理対象	交差点での交通を想定
使用カメラ	HDR-CX590V
画像サイズ [pixel]	720 × 576, 640 × 480 510 × 492, 352 × 240
フレームレート [fps]	30, 15, 7.5, 1
検出器	HOG 特徴量 + Adaboost
移動速度 [km/h]	実利用環境: 約 54 ミニチュア: 約 1.7
オブジェクトの移動パターン	カメラの向きが 90° : ① 交差点の右方向から左方向に向けて直進 ② 交差点の左方向から右方向に向けて直進 ③ 交差点の上方向から下方向に向けて直進 ④ 交差点の下方向から上方向に向けて直進 カメラの向きが 45° : ⑤ 交差点の右下方向から左上方向に向けて直進 ⑥ 交差点の左上方向から右下方向に向けて直進 ⑦ 交差点の右上方向から左下方向に向けて直進 ⑧ 交差点の左下方向から右上方向に向けて直進

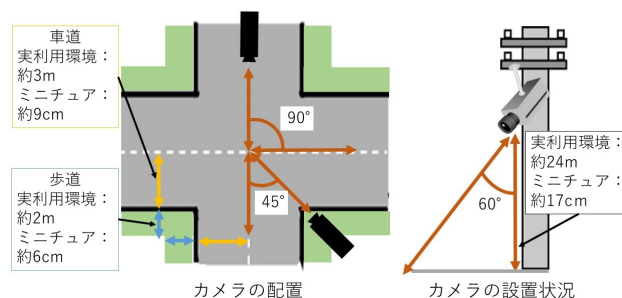


図 8 実験環境およびカメラの設置位置

4.2.2 実験結果

実験では, カメラの技術仕様と設置環境の相違として, 時間・空間解像度とカメラの向きに着目し, 道路交通環境認識への適用可能性を評価した. 提案手法では, 道路交通環境認識のうち, オブジェクトの抽出に着目していることから, 本実験では, 技術仕様および設置状況の異なるカメラのオブジェクト抽出への適用可能性を評価した. 図 9, 図 10 にカメラの向き毎に各時間・空間解像度におけるオブジェクト抽出精度をカメラの向き毎に示す. なお, 各時間・空間解像度におけるオブジェクト抽出精度は, 表 2 に示す 4 つのパターンの平均である.

図 9, 図 10 より, 時間解像度の低下に伴い, オブジェクト抽出精度は低下する傾向にある. しかし, 時間解像度が 1 [fps] のとき, オブジェクト抽出精度は他の時間解像度と比べて高い場合があり, オブジェクト抽出精度が安定していないことが確認された. これは, 時間解像度の低下に伴い, オブジェクトの撮影に成功するフレーム数は減少し,

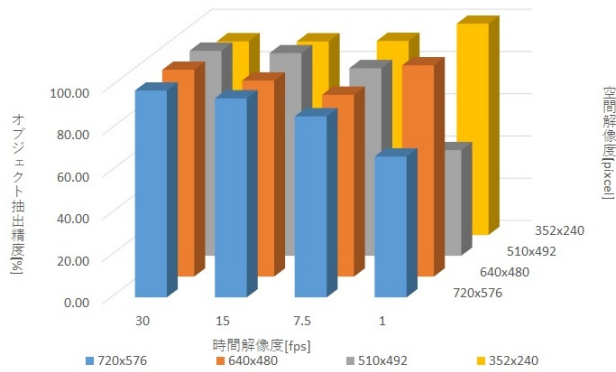


図 9 カメラの向きが 90° のときのオブジェクト抽出精度

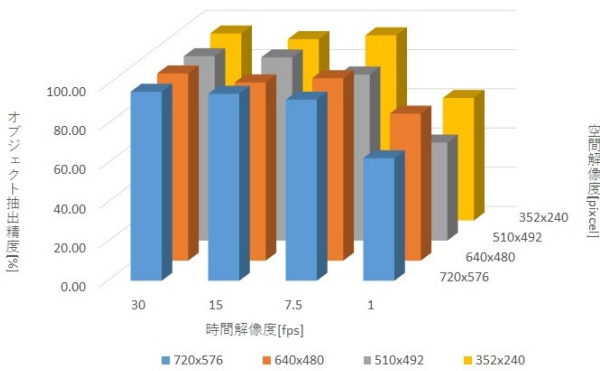


図 10 カメラの向きが 45° のときのオブジェクト抽出精度

オブジェクトの抽出に成功したフレームの減少による影響と考えられる。

以上より、時間解像度の低下に伴い、オブジェクトの抽出の安定性は低下するものの、30～7.5[fps] のカメラでは、少なくとも 80[%] 以上のオブジェクト抽出精度を保持していることから、オブジェクトの抽出への適用可能性を有していると考えられる。しかし、オブジェクトの移動速度に応じて、オブジェクトの抽出の安定性も異なることから、オブジェクトの抽出に適した時間解像度も異なると考えられる。そのため、オブジェクトの移動速度に応じてオブジェクトの抽出に適用可能な時間解像度を明確する必要がある。また、空間解像度の低下に伴うオブジェクト抽出精度の低下はほとんど見られなかったことから、空間解像度の低下に伴うオブジェクトの抽出への影響は少ないと考えられる。

4.3 実験 2 (カメラの協調)

4.3.1 実験の諸元

実験 2 の諸元を表 3 に示す。また、実験環境および協調カメラの配置を図 11 に示す。

4.3.2 実験結果

本実験では、カメラの協調に基づくオブジェクト抽出の有効性を評価した。4.2.2 より、空間解像度の相違によるオブジェクト抽出精度への影響が少ないことや時間解像度の

表 3 実験 2 の諸元

処理対象	複数のカメラの協調を想定
使用カメラ	HDR-CX590V
画像サイズ [pixel]	カメラ 1 : 720 × 576 カメラ 2, カメラ 3, カメラ 4 : 720 × 576, 352 × 240
フレームレート [fps]	カメラ 1 : 30,1 カメラ 2, カメラ 3, カメラ 4 : 30,7.5,1
検出器	HOG 特徴量 + Adaboost
移動速度 [km/h]	実利用環境 : 約 58～54 ミニチュア : 約 1.8～1.7
オブジェクトの移動パターン	① 直進 ② 直進後右折 ③ 直進後左折
カメラの向き	カメラ 1, カメラ 2, カメラ 3 : 道路に対して 90° カメラ 4 : 道路に対して 45°
共有情報	カメラ間遷移確率

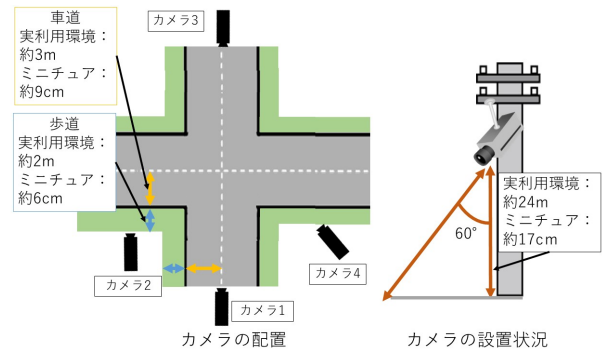


図 11 実験環境および協調カメラの配置

相違によるオブジェクト抽出への適用可能性をふまえ、共有情報を配信するカメラ 1 および共有情報を受信するカメラ 2, カメラ 3, カメラ 4 の時間・空間解像度を表 3 の画像サイズ、フレームレートとした。また、カメラ間遷移確率は式 (1) に基づき算出した。

ここで、協調を行うカメラの時間解像度がすべて 1[fps] のとき、カメラ 1 からオブジェクトが他のカメラへ移動するのに要した時間の分散は 0 であった。そのため、式 (1) を満たさないため、本実験では上述の組み合わせは除外した。図 12 にカメラ協調なしの場合と協調ありの場合のオブジェクトの抽出精度を示す。図 12 のオブジェクトの抽出精度は、カメラ 2, カメラ 3, カメラ 4 のオブジェクト抽出精度の平均である。

図 12 より、カメラ間遷移確率を用いたオブジェクト抽出により、オブジェクト抽出精度は向上することが確認された。また、1[fps] の時間解像度を有するカメラ 1 と協調することにより、30[fps] の時間解像度を有するカメラ 1 と協調したときと比べ、オブジェクトの抽出精度が向上することが確認された。これは、時間解像度の低下に伴い、オブジェクトがカメラ間で移動する時間を正確に算出することが困難となり、カメラ間遷移確率の算出に用いる標準偏差の値が大きくなったため、オブジェクトがカメラ間での移動に要した時間の変化に対応できたと考えられる。しかし、オブジェクトがカメラ間の移動に要する時間を正確に算出することが困難となるため、オブジェクト抽出精度が低下する場合も考えられる。一方、高い時間解像度を有す

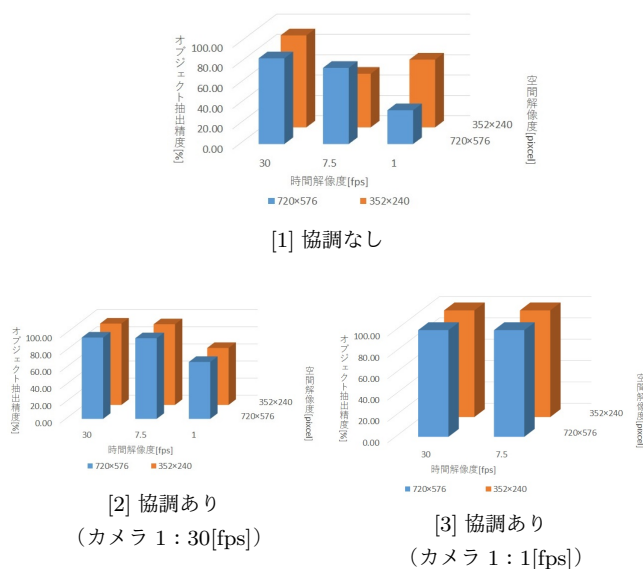


図 12 オブジェクト抽出精度

るカメラと協調する場合は、オブジェクトがカメラ間の移動に要する時間を正確に算出することが可能となるため、高いオブジェクト抽出精度を安定して得ることができると考えられる。しかし、オブジェクトがカメラ間の移動に要する時間の変化に対応することは困難となる。そのため、オブジェクトの移動速度などに応じて柔軟な対応が可能なオブジェクト遷移確率を検討する必要がある。

5. まとめ

仕様の異なるカメラの協調によるオブジェクトの抽出と道路交通環境認識への応用について検討した。今後、様々な環境を想定したオブジェクト抽出の検討や本研究で考慮した仕様以外でのオブジェクト抽出の有効性評価、カメラ間遷移確率以外の共有情報の検討、実利用環境における提案手法の有効性評価などを行う必要がある。

参考文献

- [1] Y.Oishi, I.Matsunami, “Radar and Camera Data Association Algorithm for Sensor Fusion,” IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics Communications and Computer Sciences, Vol.E100-A, No.2, pp.510-514, 2017.
- [2] 山本 雅史, 岩下 洋平, 藤田 健二, “車車間通信を利用した安全運転技術支援システムの開発,” マツダ技報, No.26, pp.131-136, 2008.
- [3] 伊藤 敏之, “自動走行システムに必要な車々間通信・路車間通信技術の基礎的研究開発,” DENSO TECHNICAL REVIEW, Vol.21, pp.127-139, 2016.
- [4] 高田 広章, 佐藤 健哉, “ダイナミックマップー自動走行/協調運転支援のための情報プラットフォーム,” システム/制御/情報, Vol.60, No.11, pp.457-462, 2016.
- [5] Y.Koga, Y.Yamazaki, M.Ichino, “A study on the surveillance system using soft biometric information,” 2nd IEEE Global Conference on Consumer Electronics (GCCE2013), pp.262-266, 2013.
- [6] B. Song, C. Ding, A. Kamal, J. Farrell, A. Roy-Chowdhury, “Distributed Wide Area Scene Analysis in

- Reconfigurable Camera Networks,” IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 3, pp.20-31, 2011.
- [7] 木村 卓弘, 横原 靖, 村松 大吾, 八木 康史, “歩容・顔・身長によるマルチモーダル個人認証のための時空間解像度に適応的なスコア統合,” コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM), Vol. 2014-CVIM-192, No.12, pp.1-8, 2014.
- [8] N.Dalal, B.Triggs, “Histograms of Oriented Gradients for Human Detection,” IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. (CVPR’05), pp.886-893, 2005.
- [9] 池亀 幸久, 平野 真, 玉木 徹, 山本 正信, “視野重複のないマルチカメラを用いた人物の確率的歩行経路推定,” 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.104, No.667, pp.43-48, 2005.
- [10] P.KaewTraKulPong, R.Bowden, “An improved adaptive background mixture model for realtime tracking with shadow detection,” Video-based Surveillance Systems, pp.135-144, 2002.
- [11] Z.Zivkovic, “Improved Adaptive Gaussian Mixture Model for Background Subtraction,” International Conference, Pattern Recognition, Vol.2, pp.28-31, 2004.
- [12] Z.Zivkovic, F.van der Heijden, “Efficient Adaptive Density Estimation per Image Pixel for The Task of Background Subtraction,” Pattern Recognition Letters, vol.27, no.7, pp.773-780, 2006.
- [13] R. E. Schapire, Y. Singer, “Improved Boosting Algorithms Using Confidence-rated Predictions,” Machine Learning, No. 37, pp. 297-336, 1999.
- [14] Z. Luo, F.B.Charron, C.Lemaire, J.Konrad, S.Li, A.Mishra, A. Achkar, J. Eichel, P-M Jodoin “MIO-TCD: A new benchmark dataset for vehicle classification and localization” in press at IEEE Transactions on Image Processing, 2018.