

列車前方映像を用いた時空間差分による障害物検出に関する検討

A Study on Obstacle Detection by Spatio-temporal Subtraction with Past Train Frontal View Videos

向嶋 宏記†, 川西 康友†, 出口 大輔††, 井手 一郎†,
村瀬 洋†, 鶴飼 正人‡, 長峯 望‡, 中曾根 隆太‡

Hiroki Mukoujima†, Yasutomo Kawanishi†, Daisuke Deguchi††, Ichiro Ide†,
Hiroschi Murase†, Masato Ukai‡, Nozomi Nagamine‡, Ryuta Nakasone‡

†: 名古屋大学 大学院情報科学研究科

††: 名古屋大学 情報連携統括本部

‡: 鉄道総合技術研究所

E-mail: †mukoujimah@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, †{kawanishi, ide, murase}@is.nagoya-u.ac.jp,
††ddeguchi@nagoya-u.jp, ‡{ukai.masato.85, nagamine.nozomi.78, nakasone.ryuta.07}@rtri.or.jp

概要: 本発表では, 列車前方を撮影した車載カメラ映像からの障害物検出手法を提案する. これまでに車載カメラを用いた障害物検出に関する研究が盛んになされており, それらの多くは車両や人の見えを学習して検出を行なうものであった. しかし, 実際に障害物となり得る不特定の物体すべてを学習することは困難である. そこで本発表では, 現在と過去の列車前方映像をフレーム単位で対応付け, 対応付いたフレーム対に対する差分によって障害物を検出する手法を提案する. 実験線路で撮影したデータセットを使った評価実験により, 提案手法の有効性を確認した.

1. はじめに

踏切事故やホーム転落事故など, 鉄道における事故が後を絶たない. 国土交通省の発表によれば, 平成 26 年度に発生した列車の運転事故のうち人または自動車との衝突は 6 割以上を占めている[1]. このような運転事故を防ぐためには, 線路内の障害物を検出することが対策として考えられる. 既存の踏切障害物検知装置といった障害物検出システムは検出精度や信頼性においては高い実績があるが, 特定の箇所に固定されており, 観測範囲が限定的である.

一方, 列車前方に設置した車載カメラを用いた障害物検出システムの研究がなされている[2]. 車載カメラは鉄道車両への設置に大規模な改造を必要とせず, システムの導入に伴う地上設備の増設も不要といった利点がある. 福知山線脱線事故を契機に, 列車への運転状況記録装置の設置が義務付けられ, 映像型記録装置を搭載した列車が増えてきている[3]. このように, 鉄道における車載カメラの普及が見込まれることから, 列車前方映像を利用した障害物検出技術の実現に期待が寄せられている.

そこで本研究では, 車載カメラを用いて列車前方に存在する障害物を検出することを目的とする. 現在撮影している映像と過去に同じ走行経路を撮影した障害物が映っていない映像を比較したとき, 過去の映像に存在しない物体が障害物であると考えられる. 本発表では, このような現在と過去の列車前方映像間の差分(時空間差分)による障害物検出手法を提案する.

鉄道運転規則では制動距離が 600 m 以下と定められている[4]. また, 制動距離の観点から, 多くの在来線では列車の最高速度が 130 km/h となっている¹. このことから, システムが障害物を検出して完全に停車することを目標にすると, 130 km/h で 604 m 先の障害物を 10 fps で検出することが必要となる. このような遠方に存在する障害物を車載カメラで撮影した場合, 障害物は非常に低解像度となる. そこで, 画像中から低解像度な障害物を検出する手法が求められる.

車載カメラを利用した障害物検出に関する研究の多くは, 歩行者や自動車など特定の検出対象に特化

¹時速 130 km/h では 1 秒間に約 36 m 移動する.

した学習によるもの[5][6]である。しかし、歩行者や自動車以外の物体でも脱線事故等の大事故を生じる恐れがあることから、不特定の障害物を検出する必要があるが、実際の線路上に存在する物体の種類は膨大であり、それらすべてを学習することは不可能である。

山口ら[7]は、単眼カメラから得られた映像からオプティカルフローを求め、自車の運動と道路面を推定することで、移動物体を検出する手法を提案している。しかし、山口らの手法では、移動する障害物しか検出できない。線路上では踏切内で停車した自動車やホームから転落した人などの静止している物体が障害物となる場面が考えられるため、この手法のみでは不十分である。また、オプティカルフローを求める際に特徴点を用いており、遠方で低解像度の障害物から特徴点を抽出することは難しいと考えられる。

また、レーザレーダやミリ波レーダを用いた研究が多くなされ、その一部はすでに実用化されている[8][9][10]。しかし、レーザレーダやミリ波を用いた方法では、観測距離に限界があり、遠方の障害物の検出は困難である。

これらに対して、久徳ら[11]は、自動車に搭載した車載カメラを用いた不特定の障害物検出手法を提案している。この手法は、現在の車載カメラ映像と障害物が存在しない過去の車載カメラ映像の間の差分によって現在の映像に含まれる不特定の障害物を検出するというものである。2本の映像には時間方向と空間方向のずれが存在するため、エピソード幾何に基づいたフレーム間相違度を利用して対応する過去のフレームを求め(時間方向の対応付け)、道路面を平面と仮定した射影変換を行なうことで現在と過去の対応フレーム対の画素間の位置合わせ(空間方向の位置合わせ)を行なっている。この手法では、現在と過去の車載カメラ映像において撮影軌跡が一致した場合、フレーム間相違度の計算誤差が大きくなる。この点に関して、自動車では道路の決められた範囲を自由に走行するため、撮影軌跡が一致することは少ないが、列車は線路上を走行するため撮影軌跡が一致する可能性が高く、正しいフレーム対応付けができない。また、遠方の障害物は位置合わせ誤差に起因するノイズとの区別が難しい。そして、差分手法も十分な検討がなされていない。

以上のことから、列車前方映像から差分によって遠方の障害物を検出するためには、次の課題を解決する必要がある。

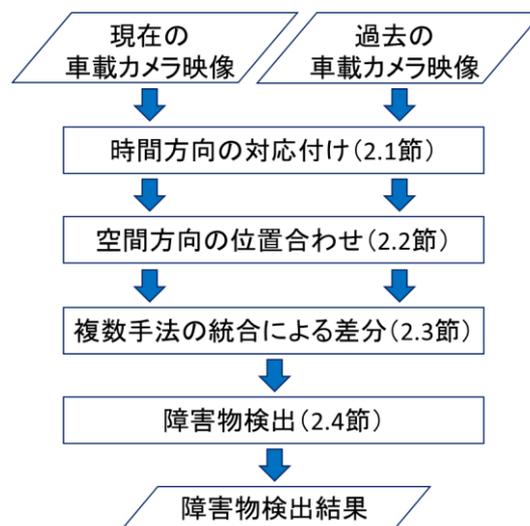


図1 処理の流れ

- (1) 現在と過去の列車前方映像間に適したフレーム対応付け(時間方向の対応付け)
- (2) フレーム内の高精度な画素間の位置合わせ(空間方向の位置合わせ)
- (3) 走行環境の変化に頑健な差分

本発表では、低速な状態で最大 200 m 先に最小 30 cm 四方の障害物がある環境での障害物検出手法の検討結果について報告する。

2. 高精度な時空間差分による障害物検出

本手法では、前述した 3 つの課題を解決することによって時空間差分による障害物検出を実現する。課題(1)について、我々は鉄道に適したフレーム間相違度を用いてフレームの対応付けを行なうことで、時間方向の対応付けを行ない、走行位置を推定する手法を提案した[12]。この手法を用いることで課題(1)を解決する。また、画素単位での空間方向の位置合わせを行なうことで課題(2)を解決する。そして課題(3)に対応するために、複数の手法によって差分画像を求める。最後にこれらの差分結果を統合することで障害物を検出する。以上の処理の流れを図1に示す。

2.1. 時間方向の対応付け

現在と過去の列車前方映像のフレーム系列をそれぞれ、 $\{x_1, x_2, \dots, x_p\}, \{y_1, y_2, \dots, y_q\}$ とする。ここで現在の映像の*i*番目のフレームを x_i 、過去の*j*番目のフレームを y_j とする。我々が提案した対応点を結ぶ直線の角度によるフレーム間相違度を用いたDPマッチング[12]により現在の映像の各フレームに対する対

(a) 現在のフレーム x_i (b) 図 2(a)と対応付いた過去のフレーム y_j

図 2 対応フレーム対の例

(a) 位置合わせ前の差分結果(x_i, y_j の差分)(b) 位置合わせ後の差分結果(x_i, y_j' の差分)

図 3 位置合わせ前後の差分結果例

対応フレーム対 (x_i, y_j) を求める。求めたフレーム対の例と障害物の周辺を拡大した画像を図 2 に示す。

2.2. 空間方向の位置合わせ

本手法では、画素単位の位置合わせのために DeepFlow[13]を用いる。フレーム対 (x_i, y_j) に対して、 y_j を x_i に合うよう補正して y_j' を得る。図 2 のフレーム対の位置合わせ前の輝度の差分結果 $(|x_i - y_j|)$ と位置合わせ後の輝度の差分結果 $(|x_i - y_j'|)$ を図 3 に示す。図 3 では黒い箇所ほど、差分値が大きくなっている。

2.3. 複数手法の統合による差分

単一の差分手法では影などの影響から障害物以外の領域が障害物として抽出されてしまうため、性質の異なる複数の差分手法によって差分画像を生成した後、統合することで障害物領域のみを抽出する。

まず、 (x_i, y_j) に対して N 種類の差分方法を適用し、 N 枚の差分画像を得る。

次に、求めた各差分画像に対して、Gaussian フィルタで平滑化し、線路の周辺に対してマスク処理した後、2 値化により 2 値画像 $d_{ij}^1, d_{ij}^2, \dots, d_{ij}^N$ を得る。ここで (x_i, y_j') に対して k 番目の差分手法を適用し得

られた 2 値画像を d_{ij}^k とする。2 値化の際のしきい値は、差分画像の画素値の平均値 μ_{ij}^k と標準偏差 σ_{ij}^k を算出し、 $\mu_{ij}^k + n\sigma_{ij}^k$ に設定する。この 2 値化方法により画素値が平均値から大きく離れた特異的な画素を障害物候補として抽出する。

2 値画像 d_{ij}^k は概ね障害物を抽出できるが、各差分法の特性に応じたノイズも存在する。そこで差分結果を統合することによって、ノイズを除去し、障害物のみを抽出した統合差分画像 D_{ij} を得る。

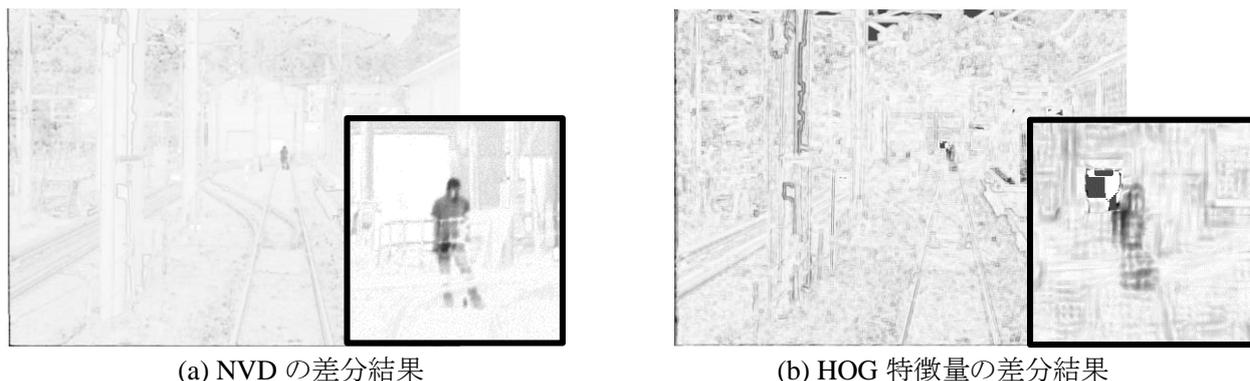
ここでは、正規化距離 (Normalized Vector Distance: NVD) と HOG 特徴量の L2 ノルムの 2 つの差分手法を用いる($N = 2$)。

正規化距離は以下の式で定義される。

$$NVD(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \left\| \frac{\mathbf{a}}{\|\mathbf{a}\|} - \frac{\mathbf{b}}{\|\mathbf{b}\|} \right\| \quad (1)$$

ここで \mathbf{a}, \mathbf{b} は画像中のブロック内の画素値をラスタスキャン順に並べたベクトルとする。正規化距離はブロック内での一様な輝度変化の影響を受けない。ブロックごとのベクトルは RGB の 3 チャンネルを利用し、ブロックの重なりを許しながら各画素で正規化距離を計算する。

HOG 特徴量は画素単位での重なりを許しながら、セルに分割しブロック単位で特徴ベクトルを計算する。



(a) NVD の差分結果

(b) HOG 特徴量の差分結果

図 4 NVD と HOG 特徴量の差分結果例



(a) NVD の 2 値化結果

(b) HOG 特徴量の 2 値化結果

図 5 2 値画像の例

画像間で特徴ベクトルの L2 ノルムを計算し、差分値とする。HOG 特徴量は画像中のエッジを利用するため正規化距離と同様に一様な輝度変化の影響を受けない。

正規化距離は色が異なる個所を抽出できる。一方 HOG は、形状が異なる個所を大まかに抽出できる。これら 2 つを統合することで色、形状の 2 つで異なる個所を抽出できることになる。また、差分画像の統合方法として各 2 値画像の論理積を用いる。

図 2 のフレームに対して位置合わせをし、正規化距離と HOG 特徴量による差分を求めた結果を図 4 に示す。また、図 4 の差分画像に対して 2 値化処理を加えた結果を図 5 に示す。図 4 では黒い箇所ほど、差分値が大きく、図 5 では白い領域が 2 値化によって抽出された障害物の候補領域である。

2.4. 差分結果からの障害物検出

まず、統合差分画像 D_{ij} に対してオープニング処理を施すことで、線路周辺の草やバラストの影響によるゴマ塩状のノイズや影の境界などに生じるエッジ状のノイズを除去する。また、論理積による統合処理を加えることで障害物に欠損が生じるため、クロージング処理によって欠損を補う。

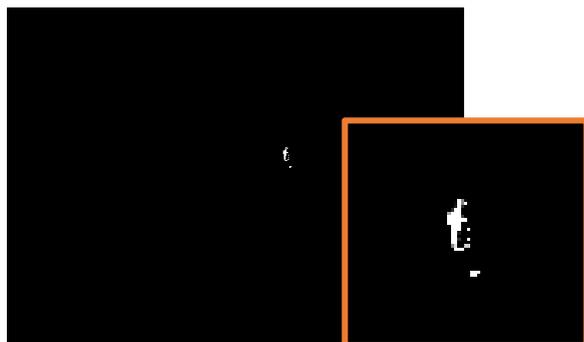
統合差分画像 D_{ij} に対してラベリングを行い、線路周辺領域に存在する各物体の外接矩形を求める。この時、障害物は距離に応じて画像中でその大きさが変化する。そこで、線路幅が JR 在来線においては 1067 mm と約 1 m であることを利用する。まず、過去の映像のあるフレームを用いていくつかの画像中の y 座標とその y 座標における線路幅の大きさを人手で与える。その後、RANSAC を用いて y 座標と線路幅の関係式を求める。関係式と各矩形の中心座標から線路幅を推定し、線路幅の 30% を検出矩形のしきい値とする。しきい値に満たない矩形は出力しない。また、複数の矩形が重なる場合は、重なった複数の矩形を囲う外接矩形を重なる矩形が存在しなくなるまで求める。

統合差分画像と検出結果を図 6 に示す。図 6(a) では白い領域が障害物として抽出された領域である。

3. 実験

3.1. データセット撮影

本実験で用いるデータセットは、鉄道総合技術研究所内の実験線路においてトロ台車を使って撮影した。撮影条件は 1,920×1,440 画素, 10 fps, レンズの



(a) 図 5 の統合差分画像



(b) 検出結果

図 6 統合差分画像と検出結果例

焦点距離は 25 mm, 画素ピッチ $4.54 \mu\text{m}$, カメラの設置位置は実際の列車で運転席の前方に設置することを想定しレールレベルからの高さが約 2.5 m の位置に取り付けた. 台車は手で押しながら撮影した. 撮影に用いたトロ台車を図 7 に示す.

3.2. 実験用データセット

本実験では, 実験線路で撮影したものを 5 フレームずつリサンプリングした映像 5 本を用いた. 3 本は障害物の映っていない映像で, 残りの 2 本はそれぞれ, 障害物として人もしくは段ボールが映っている映像である. 障害物の映っていない映像 1 本を過去映像, 残りの 4 本を現在映像として用いた. また, 障害物については人手で正解矩形を与えた.

3.3. 実験条件

平均と標準偏差をもとに決定する 2 値化の際のしきい値に関するパラメータ n を変化させながら実験を行なった.

NVD のブロックサイズは 9×9 画素, HOG 特徴量のセルサイズは 8×8 画素, ブロックサイズは 2×2 セル, ビン数は 8 ビンとした.

また, 線路幅の推定において, 画像中で線路幅が小さくなるにつれて誤差が大きくなるため, 検出枠のしきい値の下限値を設けた. 本実験の撮影条件では 200 m 先の 30 cm の障害物が画像中で 8 画素程度になることから, 検出矩形のしきい値の下限値を 8 画素とした.

3.4. 評価方法

次式で与えられる検出率と誤検出率を用いて手法の性能を評価した.

$$\text{検出率} = \frac{\text{検出できた障害物数}}{\text{障害物総数}} \times 100 \quad (2)$$



図 7 撮影に用いたトロ台車

$$\text{誤検出率} = \frac{\text{誤検出数}}{\text{総検出数}} \times 100 \quad (3)$$

ここで, 正解矩形の 10% 以上を検出枠で覆っている場合にその障害物を正検出と判断した. また, 検出矩形の 50% 以上が正解矩形に含まれていない場合は誤検出とした.

検出率と誤検出率に加えて, 実応用上の観点から以下のように定義したフレーム正解率でも評価した.

$$\text{フレーム正解率} = \frac{\text{正解フレーム数}}{\text{総フレーム数}} \times 100 \quad (4)$$

ここで正解フレームは, 障害物があるフレームに対しては障害物を正しく検出(ただし, 誤検出がないもの), および障害物がないフレームに対して誤検出がないものとした.

3.5. 比較手法

差分画像を正規化距離もしくは, HOG 特徴量の L2 ノルムの単一で求める手法を比較手法とした. つまり提案手法において $N = 1$ で, 適用する差分手法を正規化距離, または HOG 特徴量の L2 ノルムとした場合と比較した.

表 1 各手法における障害物までの距離に応じた検出率, 誤検出率, フレーム正解率
(距離別の各検出率, 誤検出率, フレーム正解率で最も精度の良いものを太字で示す)

手法	n	障害物までの距離に応じた検出率[%]				誤検出率[%]	フレーム正解率[%]
		0-50m	50-100m	100-150m	150-200m		
HOG+NVD (提案手法)	4.0	9.8	41.1	79.9	39.6	61.9	53.6
	4.5	3.3	27.5	69.8	30.4	37.4	59.2
	4.9	0.5	22.7	58.2	29.6	21.4	61.7
	5.0	0.0	20.3	54.0	29.1	17.2	61.4
HOG	4.0	37.7	49.3	81.0	42.6	89.5	6.4
	4.5	18.6	39.1	73.0	31.7	87.8	9.0
	4.9	9.8	32.9	66.1	30.4	87.5	10.5
	5.0	7.7	30.9	63.0	30.0	87.4	11.0
NVD	4.0	36.1	45.4	82.0	94.8	89.4	28.6
	4.5	30.0	44.9	81.5	91.3	91.3	33.2
	4.9	27.3	44.4	81.5	90.0	90.0	38.7
	5.0	26.2	44.4	81.5	89.1	89.5	39.8

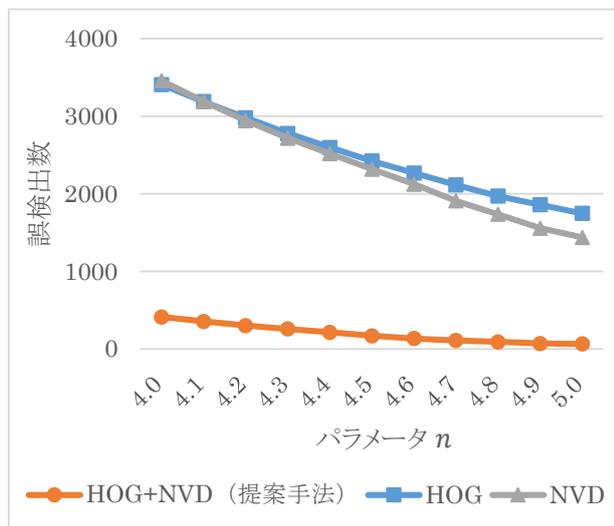


図 8 各手法における誤検出数
(障害物が存在しないデータ)

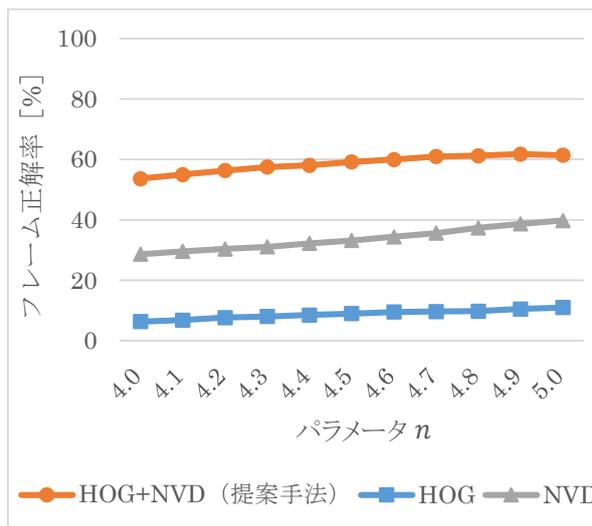


図 9 各手法におけるフレーム正解率

3.6. 実験結果

障害物の画像中での大きさは障害物までの距離で変化する. そこで, 障害物のあるデータにおいて n の値を各手法で変化させたときの人および段ボールまでの距離と検出率, 誤検出率, すべてのデータにおけるフレーム正解率の関係を表 1 に示す. また, 障害物のないデータにおける誤検出数を図 8 に示す. 検出率と誤検出率はトレードオフの関係になっており, パラメータ n がそれを調整する役割を担っていることが確認できる. 次に, すべてのデータにおける n とフレーム正解率の関係を図 9 に示す. 提案手法の最大のフレーム正解率は 61.7% ($n = 4.9$) だった.

3.7. 考察

障害物までの距離が 100-150m の条件以外では, 検出精度が低下している. これは HOG と NVD の計算の際, 障害物の大きさに対してブロックの大きさが過大, もしくは過小になったことが原因と考えられる. 障害物までの距離に応じて差分手法のパラメータの設定が必要である.

フレーム正解率から, このシステムのみで列車を制御することを考えると, 誤検出は列車の遅延を起し, 検出漏れは事故を引き起こすため性能としては不十分であると考えられる. しかし, 運転手の支援という観点からは有効性があると考えられる. より正解率を高

めるために、直線の検出結果を用いるなど時系列の情報を利用することが考えられる。

本実験では、25 mm のレンズで最遠 200 m 先の障害物の検出を行なったが、計算上は 600 m 先の障害物を検出する場合 75 mm 程度のレンズを用いれば同等の結果が得られると考えられる。しかし、実際には望遠になればなるほど車体の揺れの影響が大きくなることや、画角が狭くなり障害物を補足できないという問題がある。したがって、位置ずれや画像のぼけに頑健な差分手法やカメラ視野を制御する手法を用いる必要がある。

また、DeepFlow の計算において非常に多くの処理時間がかかっており、今後高速化の検討が必要である。

4. むすび

現在と過去の列車前方映像の差分を利用した障害物検出手法を提案した。映像間のフレーム対応付け、対応フレーム対の位置合わせを行なったうえで複数の差分手法を利用して差分を求め、障害物を検出した。提案手法のみで遠方の障害物検出を行なうには不十分な性能であったが、運転支援という観点からは有効であり、本システムが実用化されれば、鉄道事故の軽減、減災に繋がると考えられる。しかし、本発表で報告した実験では、障害物までの最大の距離は 200 m であり、今後さらに遠方の障害物を検出する手法を考える必要があると同時に、高速化についても検討していく必要がある。また、様々な環境に対応するためにはモデリングによる差分手法など、照明の変動に対してロバストな手法を用いる必要があり、今後検討していく予定である。

謝辞 本研究の一部は科学研究費補助金による。

参考文献

- [1] 国土交通省, “鉄軌道輸送の安全にかかわる情報(平成 26 年度),” http://www.mlit.go.jp/tetudo/tetudo_fr8_000020.html (2015/10/12 参照)
- [2] 鶴飼正人, 那須ボクダン友幸, 長峯望, “光学画像センサによる列車前方の監視手法,” 鉄道総研報告, Vol.26, No.7, pp.29-34, Jul. 2012.
- [3] 森裕貴, 竹内俊裕, 吉永純, 田代維史, “運転状況記録装置の国際規格化と映像型装置の実用化について,” 交通安全環境研究所フォーラム 2013 講演概要, pp.69-72, Dec. 2013.

- [4] 総務省行政管理局, 法令データ提供システム | 電子政府の総合窓口 e-Gov イーガブ, <http://law.e-gov.go.jp/haishi/S62F03901000015.html> (2015/10/22 参照)
- [5] N. Dalal and B. Triggs, “Histograms of oriented gradients for human detection,” in Proc. 2005 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 1, pp. 886-893, Jun. 2005.
- [6] P. Felzenszwalb, D. McAllester, and D. Ramanan, “A discriminatively trained, multiscale, deformable part model,” in Proc. 2008 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-8, Jun. 2008.
- [7] 山口晃一朗, 加藤武男, 二宮芳樹, “車載単眼カメラによる車両前方の障害物検出,” 情報処理学会研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM), vol. 2005, No. 112, pp. 69-76, Nov. 2005.
- [8] トヨタ自動車(株), テクノロジーファイル, http://www.toyota.co.jp/jpn/tech/safety/technology/technology_file/ (2015/10/12 参照)
- [9] 日産自動車(株), 技術開発の取り組み, <http://www.nissan-global.com/JP/TECHNOLOGY/> (2015/10/12 参照)
- [10] 本田技研工業(株), テクノロジー, <http://www.honda.co.jp/safety/technology/> (2015/10/12 参照)
- [11] H. Kyutoku, D. Deguchi, T. Takahashi, Y. Mekada, I. Ide, and H. Murase, “Subtraction-based forward obstacle detection using illumination insensitive feature for driving-support,” Proc. ECCV2012 Workshops and Demos, Part II, pp. 515-525, Oct. 2012.
- [12] 向嶋宏記, 川西康友, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬洋, 鶴飼正人, 長峯望, 中曾根隆太, “終端フリーDP を用いた列車前方映像の照合による走行位置推定に関する検討,” 平成 27 年度電気・電子・情報関係学会東海支部連合大会講演予稿集, M4-5, Sep. 2015.
- [13] P. Weinzaepfel, J. Revaud, Z. Harchaoui, and C. Schmid, “DeepFlow: Large displacement optical flow with deep matching,” Proc. 14th International Conference on Computer Vision (ICCV2013), pp.1385-1392, Dec. 2013.

向嶋宏記: 平 27 名大・工・情報卒. 現在, 同大学院情報科学研究科博士前期課程在学中. 画像処理, パターン認識及び ITS への応用に興味をもつ. 電子情報通信学会学生会員.

川西康友: 平 18 京大・工・情報卒. 平 24 同大学院情報科学研究科博士後期課程修了. 博士(情報学). 平 24 同大学術情報メディアセンター特定研究員. 平 26 名大未来社会創造機構特任助教. 平 27 同大情報科学研究科助教. 現在に至る. 防犯カメラ・車載カメラ映像を対象とした, 人物検出・追跡・検索を含む人物画像処理に関する研究に従事. 平 23 年度 PRMU 研究奨励賞受賞. 電子情報通信学会会員.

出口大輔: 平 13 名大・工・情報卒. 平 18 同大学院情報科学研究科博士後期課程修了. 博士(情報科学). 平 16~18 まで日本学術振興会特別研究員. 平 18 名大大学院情報科学研究科研究員, 平 18 名大大学院工学研究科研究員, 平 20~24 まで同大学院情報科学研究科助教, 平 24 より同大情報連携統括本部情報戦略室准教授. 現在に至る. 主に画像処理・パターン認識技術の開発とその ITS および医用応用に関する研究に従事. CARS2004 Poster Award, CADM2004 大会賞, 平 18 日本医用画像工学会奨励賞, 平 18 日本コンピュータ外科学会講演論文賞. 電子情報通信学会, IEEE 各会員

井手一郎: 平 6 東大・工・電子卒. 平 8 同大学院工学系研究科情報工学専攻修士課程了. 平 12 同研究科電気工学専攻博士課程了. 博士(工学). 同年国立情報学研究所助手. 平 16 名古屋大学大学院情報科学研究科助教, 平 19 より准教授. この間, 平 14~16 総合研究大学院大学数物科学研究科助手併任, 平 16~22 情報・システム研究機構国立情報学研究所客員助教・准教授兼任, 平 17, 18, 19 フランス情報学・統計システム研究所(IRISA) 招聘教授. 平 22~23 オランダアムステルダム大学情報学研究所上級訪問研究員. パターン認識技術の実応用や映像メディア処理全般に興味を持っている. 電子情報通信学会, 情報処理学会各シニア会員, 映像情報メディア学会, 人工知能学会, 言語処理学会, IEEE, ACM 各会員.

村瀬洋: 昭 53 名大・工・電気卒. 昭 55 同大学院修士課程了. 同年日本電信電話公社(現 NTT)入社. 平 4 から1年間米国コロンビア大客員研究員. 平 15 から名古屋大学大学院情報科学研究科教授. 現在に至る. 文字・図形認識, コンピュータビジョン, マルチメディア認識の研究に従事. 工博. 昭 60 電子情報通信学会学術奨励賞, 平 6 IEEE-CVPR 最優秀論文賞, 平 7 情報処理学会山下記念研究賞, 平 8 IEEE-ICRA 最優秀ビデオ賞, 平 13 高柳記念奨励賞, 平 13 本会ソサエティ論文賞, 平 14 電子情報通信学会業績賞, 平 15 文部科学大臣賞, 平 16 IEEE Trans. MM 論文賞, 平 22 前島密賞, 平成 24 紫綬褒章, 他受賞. IEEE フェロー, 電子情報通信学会フェロー, 情報処理学会会員.

鵜飼正人: 昭 59 東京工業大学卒業. 同年日本国有鉄道. 昭 62 (財)鉄道総合技術研究所. 現在, (公財)鉄道総合技術研究所信号・情報技術研究部主管研究員. 画像処理技術の鉄道への応用, 列車前方監視, 状態監視, 鉄道信号システムに関する研究開発に従事. 情報処理学会, 土木学会各会員.

長峯望: 平 16 筑波大学大学院理工学研究科修了. 同年(財)鉄道総合技術研究所. 現在, (公財)鉄道総合技術研究所信号・情報技術研究部信号システム研究室副主任研究員. 画像処理技術の鉄道への応用, 列車前方監視, 状態監視, 鉄道信号システムに関する研究開発に従事. 情報処理学会, 精密工学会各会員.

中曽根隆太: 平 26 東京海洋大学大学院海洋科学技術研究科修了. 同年(公財)鉄道総合技術研究所信号・情報技術研究部信号システム研究室研究員. 画像処理技術の鉄道への応用, 列車前方監視, 状態監視, 鉄道信号システムに関する研究開発に従事.