

# AI 画像認識技術を活用した路側カメラにおける危険事象を含む動画抽出手法の構築

中村 孝一<sup>1</sup>・池田 武司<sup>2</sup>・大橋 幸子<sup>3</sup>・丹野 裕之<sup>4</sup>・  
島崎 秋伸<sup>5</sup>・村上 舞穂<sup>6</sup>・井上 航<sup>7</sup>

<sup>1</sup>正会員 国土技術政策総合研究所（〒305-0804 茨城県つくば市旭 1 番地）  
E-mail: nakamura-k924a@mlit.go.jp

<sup>2</sup>正会員 国土技術政策総合研究所（〒305-0804 茨城県つくば市旭 1 番地）  
E-mail: ikeda-t92gm@mlit.go.jp

<sup>3</sup>正会員 国土技術政策総合研究所（〒305-0804 茨城県つくば市旭 1 番地）  
E-mail: oohashi-s92ta@mlit.go.jp

<sup>4</sup>非会員 元 国土技術政策総合研究所（現 国土交通省 関東地方整備局）  
（〒300-0033 茨城県土浦市川口 1-1-26 アーバンスクエア土浦ビル 4F）  
E-mail: tanno-h8310@mlit.go.jp

<sup>5</sup>非会員 国土技術政策総合研究所（〒305-0804 茨城県つくば市旭 1 番地）  
E-mail: shimazaki-a8310@mlit.go.jp

<sup>6</sup>正会員 国土技術政策総合研究所（〒305-0804 茨城県つくば市旭 1 番地）  
E-mail: murakami-m92ta@mlit.go.jp

<sup>7</sup>正会員 元 国土技術政策総合研究所（現 セントラルコンサルタント株式会社）  
（〒530-6012 大阪市北区天満橋 1-8-30 OAP タワー12F）  
E-mail: winoue@central-con.co.jp

交通安全対策の推進にあたり、危険事象を俯瞰的かつ連続的に記録できる路側カメラの活用は、交通事故の発生過程や要因の的確な把握と効率的な交通安全対策の選択に資すると考えられる。しかし、膨大な動画から危険事象の抽出に多大な時間と労力を要する。

そこで本研究では、ヒヤリハット等の危険事象に着目して、AI 画像認識技術を活用した効率的な動画抽出手法を構築する。路側カメラで撮影した動画から物体を検出・追跡の上、危険事象の特徴に応じて、加速度やPET等の指標を組み合わせて検出を試みる。そして、事故分析の観点（類型・時間帯）や誤検出・見逃しの観点から精度検証の結果を考察し、構築した手法の改善点を整理する。

**Key Words:** AI Image Recognition Technology, Roadside Camera, Traffic Incidents

## 1. はじめに

我が国の交通事故における死傷者数は、過去最多の平成 16 年（約 119 万人）から令和 5 年（約 37 万人）にかけて、約 3 分の 1 まで減少している<sup>1)</sup>。しかし、依然として多くの事故が発生しており、交通安全対策の推進が求められている。

事故が多発する箇所において、効果的な対策を選択するためには、交通事故の発生過程や要因を的確に把握する必要がある。そのため、従来より交通事故データや事

故発生状況図等が用いられている。しかし、これらを用いることで、事故発生時点の状況は把握できるものの、発生過程の推定は難しい。

これに対し、路側カメラで撮影した動画は、現地の状況を俯瞰的な画角で連続的に記録できる。そのため、発生過程の推定に参考となる情報（e.g., 当事者の挙動、走行軌跡）が得られるとともに、当事者以外の周辺の状況（e.g., 信号現示、駐停車車両）等も得られる。加えて、事故には至らないものの急接近や回避を伴う事象（以

下、「ヒヤリハット」という)に関する状況も把握することができる。

一方、交通事故やヒヤリハットのような危険事象の発生は稀であるため、膨大な動画から危険事象を含む部分を抽出する作業において、多大な労力を要する。そのため、これらを効率的に抽出することが課題である。

この課題に対し、中村ら<sup>2)</sup>は、路側カメラで撮影した動画から、必要な部分を抽出する手法として、AI 画像認識技術を用いている。具体的には、物体の検出・追跡時において、AI 画像認識技術を活用しながら、ヒヤリハットを含む動画の抽出を試行し、事故分析の観点(類型・時間帯)に着目して精度を検証している。ただし、簡易な指標(距離、速度)を用いていることもあり、誤検出・見逃しが多く発生している。

そこで本研究では、中村ら<sup>2)</sup>の手法を参考としつつ、指標を高度化することで、AI 画像認識技術を活用した路側カメラにおける危険事象を含む動画抽出手法を構築する。危険事象を含む動画抽出手法(図-1)は、「物体の検出・追跡」と「危険事象の検出」に大きく分けられるが、特に危険事象は様々な特徴(e.g.右折時、左折時、追突)があり、その特徴ごとに検出の方法を検討する必要がある。そのため、本稿では、物体の検出・追跡ではなく、危険事象の検出について重点的に論じる。なお、単路部より事故に至る状況が複雑であり、対策検討における路側カメラ情報の必要性がより高いと考えられる交差点を対象とする。

本稿の構成は、以下の通りである。まず、2章では、物体の検出・追跡時に用いる AI 画像認識技術を示す。そして、危険事象を検出する指標を設定することで、危険事象を含む動画抽出手法を構築する。3章では、実データを用いて閾値を設定の上、抽出手法の精度検証を行う。4章では、事故分析の観点(類型・時間帯)や誤検出・見逃しの観点から、精度検証の結果を考察する。最後に、5章で結論を述べる。

## 2. 危険事象を含む動画抽出手法

本章では、中村ら<sup>2)</sup>に基づいた危険事象を含む動画抽出手法(図-1)を構築する。構築の手順として、まず物体の検出・追跡時に用いる AI 画像認識技術を示す。そして、既往研究で用いられている指標を整理するとともに、検出対象とする危険事象を類型化の上、指標を設定する。

### (1) 物体の検出・追跡時に用いる AI 画像認識技術

本研究で構築した動画抽出手法では、物体の検出・追跡時において、AI 画像認識技術を活用する。具体的に

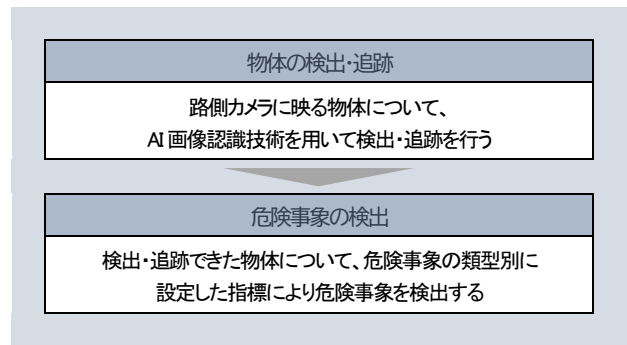


図-1 危険事象を含む動画抽出手法

表-1 既往研究で用いられている指標の整理

指標	閾値	自動車対象	既往研究
	検出イメージ		
加速度 (減速度)	-0.6G	◎	郭ら <sup>5)</sup>
物体間の距離	6m	◎	中村ら <sup>2)</sup>
PET (Post Encroachment Time)	3 s	◎	鈴木ら <sup>6)</sup>
TTC (Time to Collision)	1.4 s	◎	澤田ら <sup>7)</sup>
進行方向の変更角度	22.5°	◎	牧野ら <sup>8)</sup>

は、検出時に「YOLO<sup>3)</sup>」、追跡時に「StrongSORT<sup>4)</sup>」を活用する。これらは、先行研究<sup>2)</sup>で採用されており、汎用性の高いAI画像認識技術としても知られている。

### (2) 指標の設定

#### a) 既往研究で用いられている指標

中村ら<sup>2)</sup>は、検出精度の大きな妥当性の把握を優先するため、簡易な指標として距離や速度を用いている。これに対し、本研究は、危険事象の検出に関連する既往研究を中心に、既往研究で用いられている指標を整理した(表-1)。また、物体の挙動に応じて、用いられてい

る指標が異なる (e.g., 急ブレーキの挙動については、加速度を指標として用いることが多い)。

**b) 検出対象とする危険事象**

本研究で検出対象とする危険事象は、千葉県柏市、神奈川県横浜市の一般国道における 2 箇所の事故危険箇所の交差点 (A・B 交差点) で撮影した路側カメラの動画から確認できる事象とする。なお、対象交差点において、複数の画角で 24 時間×1 週間分 (フレームレート: 30fps, 解像度: 1280×720dpi, 有効画素数: 92 万画素) を撮影した。

A 交差点は、主道路 (直轄国道) に従道路 (県道) が斜めに交差している。そして、事故類型では「人対車両」や「車両相互 (左折時・右折時)」, 当事者種別では「自動車×自転車」や「自動車×歩行者」に関する事故の割合について、全国や県全体よりも高いことが特徴である。

B 交差点は、主道路 (直轄国道) に複数の市道が交差する 5 枝交差点となっている。そして、事故類型では「車両相互 (右折時)」, 当事者種別では「自動車×自転車」に関する事故の割合について、全国や県全体よりも高いことが特徴である。

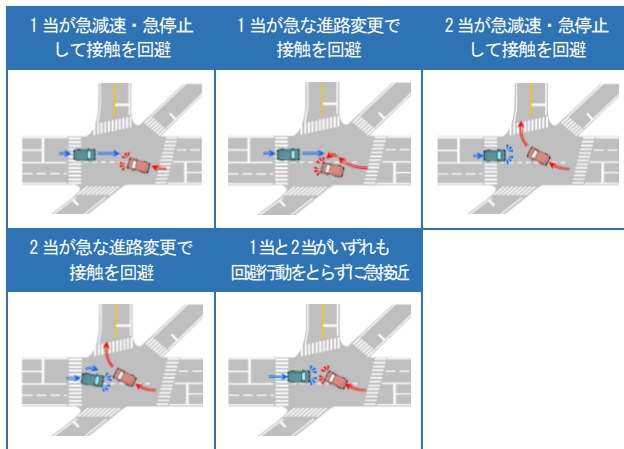
一方、今回撮影した動画において、交通事故の発生は見られず、ヒヤリハットのみ確認された。そのため、本研究では、交通事故を含む危険事象の検出を想定しつつも、ヒヤリハットに着目して検証を行う。また、典型的な事故類型を踏まえ、目視により確認できたヒヤリハットを類型化すると、図-2 の通り整理された。

**c) 危険事象を検出する指標**

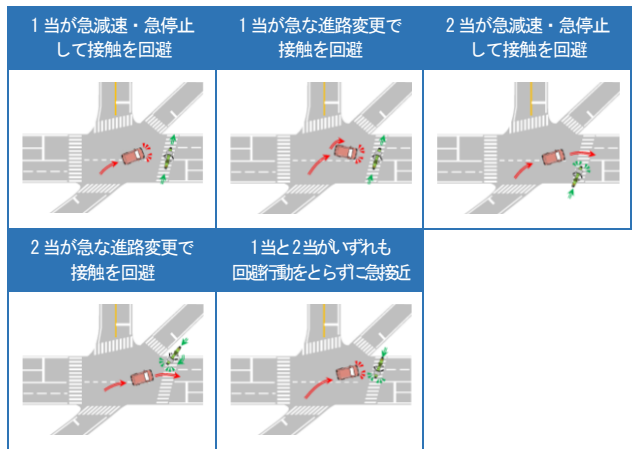
a) より、物体の挙動に応じて、用いられている指標が異なることを確認した。そのため、b) で整理した危険事象 (本稿ではヒヤリハット) の類型ごとに指標を組合せ、危険事象の検出フローを設定した (図-3)。

具体的には、類型×当事者の組合せに応じて、図-3 の検出フローに沿って危険事象を検出する。これは、既往研究 (表-1) で同様の類型に適用されている例を参考にしており、検出・追跡できた物体について、3 章で設定する閾値の以下・超 (または、以上・未満) により、危険事象の有無を判定している。例えば、右折時 (自動車対自動車) の場合、当事者のいずれかの「加速度」が閾値以下、「物体間の距離」が閾値以下、「PET」が閾値以下となることで、危険事象として検出できる。

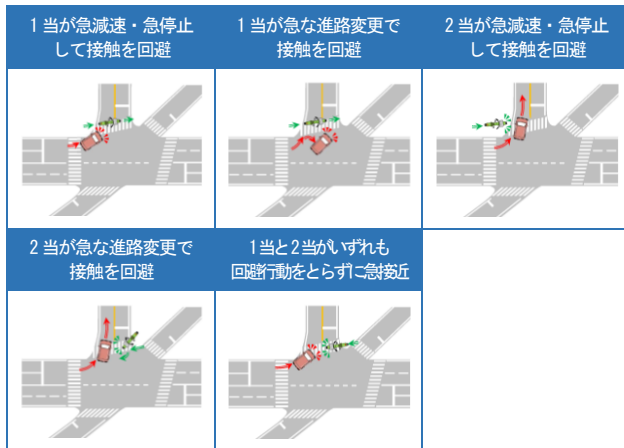
**■右折時 (自動車×自動車)**



**■右折時 (自動車×歩行者・自転車)**



**■左折時 (自動車×歩行者・自転車)**



**■追突 (自動車×自動車)**

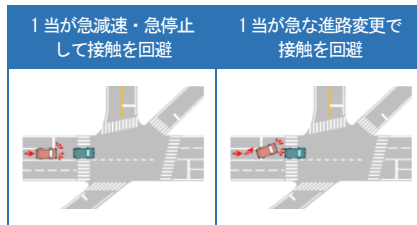
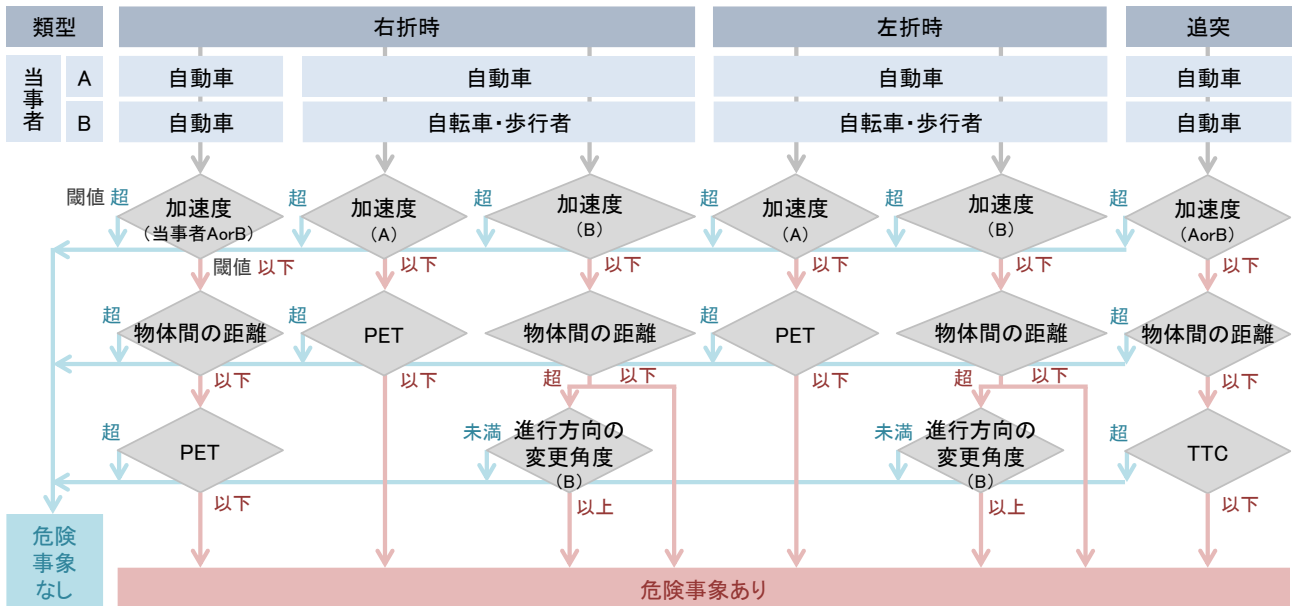


図-2 検出対象とするヒヤリハットの類型化



※閾値の以下・超(または、以上・未満)により、危険事象の有無を判定

図-3 危険事象の検出フロー

### 3. 抽出手法の精度検証

#### (1) 検証の手順

抽出手法の精度を検証する手順について、まずは、路側カメラの動画を用いて、目視によりヒヤリハットの有無を判定の上、検証用データを作成する。次に、実際に検出したい事象に対して、指標を算出し、その傾向を把握した上で、閾値を設定する。そして、2章で構築した抽出手法を検証用データに適用し、ヒヤリハットを含む動画の抽出を試行する。最後に、抽出結果と目視によるヒヤリハット有無の判定を比較することで、抽出結果の精度を検証する。

#### (2) 検証用データの作成

検証用データ(動画)のサンプル数を表-2に示す。検証用データは、1サンプルあたり10s間の動画とする。なお、ヒヤリハットを含む動画・含まない動画をそれぞれ150サンプルずつ作成する。

ヒヤリハットの判定(有無・継続時間)については、図-2に示す事象を基本として、筆者らが目視により実施した。ただし、図-2以外でも危険と感じられた事象(eg, 交差点手前での急な進路変更)についても抽出し、「その他」として分類した。そして、ヒヤリハット発生時の5s前を開始時刻、ヒヤリハット発生から5s後を終了時刻、計10s間の動画として切り取り、これを「ヒヤリハットを含む動画」とする(図-4)。

ヒヤリハットを含まない動画については、ヒヤリハットを含む動画と可能な限り類似した交通状況、かつ、ヒヤリハットがない動画を切り取って作成した。具体的に

表-2 検証用データ(動画単位)

(単位: サンプル)

ヒヤリハット 種類	A交差点		B交差点	
	含む	含まない	含む	含まない
右折	20	20	40	40
左折	20	20	40	40
追突	5	5	10	10
その他	5	5	10	10
合計	50	50	100	100

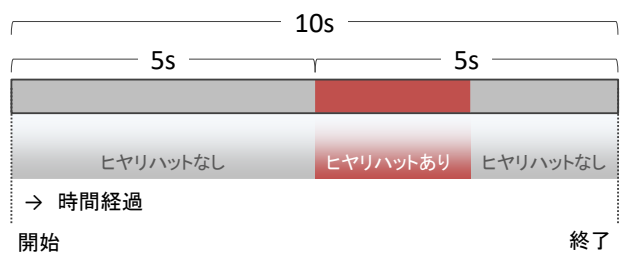


図-4 ヒヤリハットを含む動画のイメージ

は、ヒヤリハットを含む動画におけるヒヤリハット発生時点から信号1サイクル後の動画を「ヒヤリハットを含まない動画」とすることを基本とした(図-5)。

#### (3) 閾値の設定

目視でヒヤリハットと判定した事象に対して、指標を算出し、算出した数値の傾向を把握した上で、閾値を設定する。

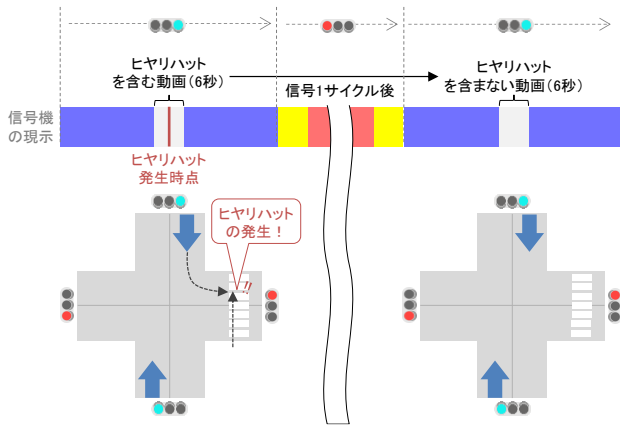


図-5 ヒヤリハットを含まない動画の作成イメージ

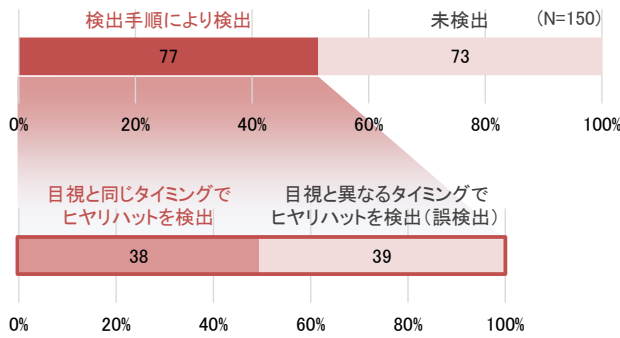


図-6 閾値の設定に用いるサンプルの選定

a) 閾値の設定に用いる対象サンプル

目視でヒヤリハットと判定した当事者の組合せ (150 サンプル) から、図-3の検出フローに基づいて各指標の数値が算出できるサンプルを抽出する。これにより、77 サンプルが抽出された (図-6)。なお、算出できなかった組合せ (73 サンプル) については、当事者を物体検出・追跡できなかったことが主な理由として挙げられる。

次に、目視で判定した事象と同じ時点で検出できるサンプルを抽出する。このとき、指標に基づいた検出可否の把握を優先するため、より多くのヒヤリハットが拾えるよう、表-1で整理した閾値 (既往研究で用いられている閾値) を基準として、「加速度=-0.1G, 物体間の距離=20m, PET=10s, TTC=10s, 進行方向の変更角度=10°」と設定する。これにより、38 サンプルが抽出されたため、これを閾値の設定に用いる対象とする (図-6)。

b) 本研究で設定する閾値

a) で求めた対象サンプルについて、各指標を算出し、図-7に示す通り、傾向を把握した。このとき、対象サンプル全ての検出が見込まれる数値を閾値として設定した場合、見逃しが減るものの、誤検出が多発する可能性がある。そのため、9割以上の検出が見込まれる閾値を設定した (表-3)。なお、加速度は、0.1s・0.5s・1.0sの時間分解能で検討した結果、見逃し・誤検出を考慮して、0.5sを採用した (詳細は付録(1)参照)。また、進行方

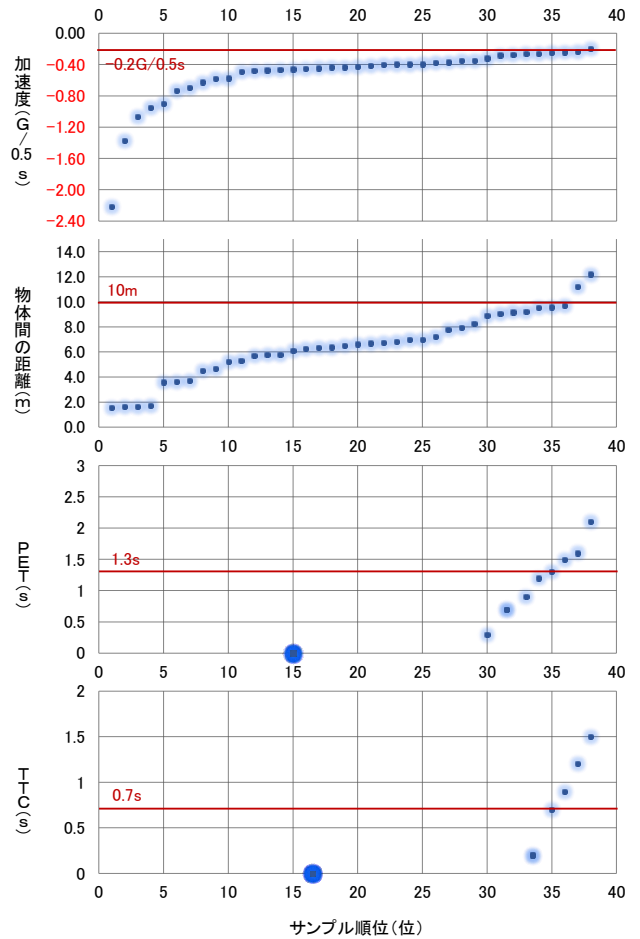


図-7 ヒヤリハット検出時の各指標の分布

表-3 閾値の設定

指標	閾値
加速度	-0.2G/0.5s
物体間の距離	10m
PET	1.3s
TTC	0.7s
進行方向の変更角度	22.5°

向の変更角度は、適用できたサンプルがわずかであったため、牧野ら<sup>8)</sup>で用いられている閾値を用いた。

(4) 精度検証結果

a) 精度検証指標

ヒヤリハットを含む動画抽出の精度検証においては、目視による判定を正解とした前提で、TP (真陽性)・FP (偽陽性)・FN (偽陰性)・TN (真陰性) の4つの要素で構成される混同行列 (表-4) を求め、表-5に示す精度検証指標を算出する。このとき、ヒヤリハットを含む動画は、ヒヤリハットを含まない部分もあるため、1つの動画から2つの要素が生成される。

表-4 混同行列

			目視判定	
			ヒヤリハット	
			あり	なし
			TP (True Positive)	FP (False Positive)
手法 検出	ヒヤリ ハット	あり	TP (True Positive)	FP (False Positive)
		なし	FN (False Negative)	TN (True Negative)

※TP, FP, FN, TN : 混同行列の要素

表-5 精度検証指標

正解率	全事象のうち、構築した手法の検出結果が目視による判定と同一であった割合 $正解率 = (TP+TN) / (TP+FP+FN+TN)$
適合率	構築した手法がヒヤリハットと検出した事象のうち、目視でヒヤリハットありと判定した割合 $適合率 = TP / (TP+FP)$ 【誤検出の観点】
再現率	目視でヒヤリハットありと判定した事象のうち、構築した手法がヒヤリハットと検出した割合 $再現率 = TP / (TP+FN)$ 【見逃しの観点】
F 値	適合率と再現率の関係性を確認 $F 値 = 2 \times 適合率 \times 再現率 / (適合率 + 再現率)$

表-6 精度検証結果 (交差点別)

分類	精度検証指標			
	TP	FP	FN	TN
A交差点	35	80	15	20
B交差点	60	124	40	76
合計	95	204	55	96

分類	精度検証指標				要素 サンプル
	正解率	適合率	再現率	F値	
A交差点	36.7%	30.4%	70.0%	42.4%	150
B交差点	45.3%	32.6%	60.0%	42.3%	300
合計	42.4%	31.8%	63.3%	42.3%	450

b) 精度検証結果

精度検証結果を表-6に示す。今回構築した手法によるヒヤリハットを含む動画の抽出精度は、正解率が42.4%、適合率が31.8%、再現率が63.3%、F値が42.3%となった。また、交差点別に見ても、抽出精度にあまり差が見られないことが確認できる。

c) 既往研究で得られた閾値による抽出精度との比較

表-3の閾値による抽出精度について、既往研究で得られた閾値による抽出精度との比較を行い、設定した閾値の妥当性を確認する。ただし、既往研究で得られた閾値は、必ずしも路側カメラを対象として得られたものとは限らない (e.g., ドライブレコーダー)。そのため、既往研究で得られた閾値により、本研究で対象とするヒヤリハットの検出ができるか確認を行い、検出できない場合は、閾値を調整した (表-7, 詳細は付録参照)。

具体的には、3.(2)で作成したヒヤリハットを含む動画

表-7 既往研究で得られた閾値の調整

指標	閾値	既往研究からの調整有無
加速度	-0.6G/0.5s	時間分解能を設定
物体間の距離 (対自動車)	10m	調整あり
PET	3s	調整なし
TTC	1.4s	調整なし
物体間の距離 (対自動車以外)	2m	調整なし
進行方向の変更角度	22.5°	調整なし

表-8 閾値別の抽出精度

閾値	精度検証指標				要素 サンプル
	正解率	適合率	再現率	F値	
3.(3)で設定した閾値 (表-3)	42.4%	31.8%	63.3%	42.3%	450
既往研究の閾値 (表-7)	51.3%	25.9%	24.7%	25.3%	450

から、1指標につき1サンプルを対象に、ヒヤリハットの検出を試行した。そして、ヒヤリハットが検出できない場合、当該事象が検出できる数値を閾値とした。なお、物体間の距離については、対自動車と対自動車以外に分けて調整を行った。このとき、対自動車の場合は中村ら<sup>2)</sup>の6m、対自動車以外は佐々木ら<sup>9)</sup>の2mを用いた。

3.(3)で設定した閾値 (表-3) と表-7の閾値による抽出精度の検証結果を表-8に示す。既往研究で得られた閾値による抽出精度と比較した結果、表-3による閾値抽出精度は、正解率が低いものの、適合率・再現率ともに高くなっている。特に、再現率は約4割の向上が見られる。また、適合率と再現率のバランスを確認するF値についても、約2割の向上が見られる。

4. 抽出手法の特性に関する考察

抽出手法の特性を把握するため、事故分析の観点 (ヒヤリハット類型・時間帯) や誤検出・見逃しの観点から、精度検証結果を考察し、構築した手法の改善可能性を整理する。

(1) ヒヤリハット類型別の精度検証結果

ヒヤリハット類型 (右折・左折・追突・その他) と当事者の組合せ別に整理した精度検証結果を表-9に示す。表-9より、どの類型においても抽出の精度に偏りがないことが確認された。

(2) 時間帯別の精度検証結果

時間帯別に整理した精度検証結果を表-10に示す。表-10より、日出から日没までの時間帯 (6~16時台) は、再現率が概ね60%以上を確保することができた。一方、

表-9 精度検証結果 (ヒヤリハット類型別)

分類	精度検証指標				要素 サンプル	
	正解率	適合率	再現率	F値		
右折時	🚗 × 🚗	36.8%	40.0%	52.6%	45.5%	38
	🚗 × 🚲	42.0%	43.8%	56.0%	49.1%	50
	🚗 × 🚶	43.8%	46.2%	75.0%	57.1%	32
左折時	🚗 × 🚲	46.5%	47.6%	69.8%	56.6%	86
	🚗 × 🚶	44.1%	46.2%	70.6%	55.8%	34
追突	🚗 × 🚗	50.0%	50.0%	61.5%	55.2%	26
その他		41.2%	42.9%	52.9%	47.4%	34

🚗 : 自動車   🚲 : 自転車   🚶 : 歩行者

表-10 精度検証結果 (時間帯別)

分類	精度検証指標				要素 サンプル
	正解率	適合率	再現率	F値	
0時	58.3%	42.9%	75.0%	54.5%	12
1時	66.7%	-	0.0%	-	3
2時	-	-	-	-	0
3時	-	-	-	-	0
4時	66.7%	50.0%	100.0%	66.7%	3
5時	66.7%	-	0.0%	-	6
6時	50.0%	37.5%	75.0%	50.0%	12
7時	31.0%	27.3%	64.3%	38.3%	42
8時	33.3%	33.3%	100.0%	50.0%	30
9時	52.8%	40.7%	91.7%	56.4%	36
10時	44.4%	35.7%	83.3%	50.0%	18
11時	0.0%	0.0%	0.0%	-	3
12時	44.4%	34.6%	75.0%	47.4%	36
13時	40.0%	35.7%	100.0%	52.6%	15
14時	45.8%	35.3%	75.0%	48.0%	24
15時	55.6%	42.9%	100.0%	60.0%	9
16時	36.7%	33.3%	90.0%	48.6%	30
17時	41.7%	27.3%	45.0%	34.0%	60
18時	33.3%	23.8%	45.5%	31.3%	33
19時	48.1%	27.3%	33.3%	30.0%	27
20時	46.7%	20.0%	20.0%	20.0%	15
21時	33.3%	0.0%	0.0%	-	15
22時	44.4%	30.0%	50.0%	37.5%	18
23時	66.7%	-	0.0%	-	3

6~16 時台以外の時間帯は、抽出の精度にばらつきが見られるほか、再現率が 50%を下回る時間帯が多い。これは、夜間の特性（不明瞭等）に起因していると推察する。また、適合率は、再現率のように昼夜での精度のばらつきは見られなかった。

正解率は、23~5 時（深夜から明け方）にかけて高い傾向にある。これは、ヒヤリハットを含まない場面にお

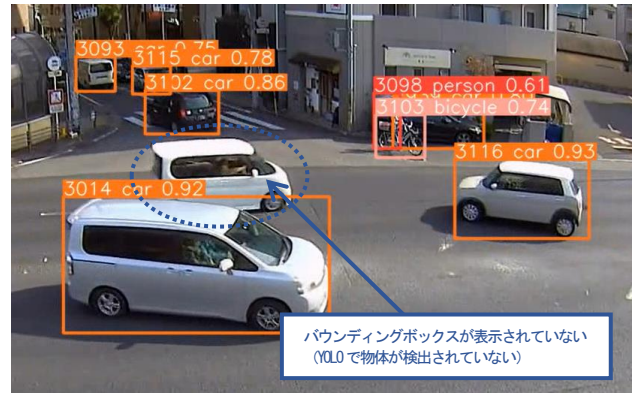


図-8 見逃し (例)

いて、他の時間帯よりも自動車交通量が少なく、誤検出を招く事象があまりないことに起因していると推察する。

### (3) 誤検出・見逃しの把握

本研究の誤検出・見逃しを把握するために、適合率・再現率に着目する。表-6 より、適合率は 31.8%，再現率は 63.3%となっていることから、約 7 割の誤検出・約 4 割の見逃しが発生している。一方、表-8 より、閾値の違いにより抽出精度が大きく変化することも確認されているため、閾値の調整による改善が考えられる。

主な誤検出としては、動画内の遠方に自動車等が複数台近接しているときに発生していたことから、物体同士の接近等が誤って検出されたと推察する。これは、検出エリアの絞り込み<sup>2)</sup>による改善が考えられる。

主な見逃しとしては、検出対象が他の物体と重なっていたことで物体検出されなかった例 (図-8) も見られる。これは、路側カメラの画角調整、または、YOLO の精度向上による改善が考えられる。

## 5. おわりに

本研究では、取得できた路側カメラに映るヒヤリハットを含む動画に対して、AI 画像認識技術を活用した動画抽出手法を構築した。実際の事故危険箇所の交差点 2 箇所に設置した路側カメラで撮影した動画から、物体の検出・追跡を行った上で、設定した指標・閾値に基づき、ヒヤリハットを含む動画の抽出を試行した。そして、目視で判定したヒヤリハット有無との比較により精度を検証し、路側カメラの動画から 6 割のヒヤリハットが検出できていることを確認した。さらに、事故分析 (類型・時間帯) の観点から、類型による精度の差は見られないものの、夜間において見逃しが多く発生していることを把握した。また、目視で確認できた主な誤検出・見逃しから原因を推察し、検出エリアの絞り込みや路側カメラの画角調整など、改善点を整理した。

本研究は、膨大な撮影動画から交通事故やヒヤリハットを含む、必要な部分を効率的に抽出することが目的である。そのため、誤検出や見逃しが結果に大きく影響するような目的 (eg, ヒヤリハット件数のカウント) での使用は想定していない。また、交通事故の発生過程や要因の分析の段階においては、抽出した動画を道路管理者や専門家が目視により確認することを想定しており、その際にヒヤリハットの有無は判別可能である。したがって、誤検出や見逃しを皆無にするまでの必要はないと考える。

しかしながら、現状は、再現率が 6 割となっているものの、適合率が 3 割程度に留まっている。つまり、7 割はヒヤリハットを含まない結果となっていることから、的確な交通事故の発生過程や要因の分析、作業の効率化の観点から課題が残っていると考える。そのため、今後は、本研究で明らかとなった改善点を踏まえ、誤検出や見逃しを減らすための改善が必要である。

### 付録 抽出手法への適用に向けた閾値の調整 (既往研究で得られた閾値)

#### (1) 右折時 (自動車×自動車) に着目した閾値

右折時 (自動車×自動車) に関するヒヤリハットを検出するためには、加速度・物体間の距離 (対自動車) ・PET の閾値を満たす必要がある。そのため、ID : 31, 40 に関する事象 (図-9) を含む 1 サンプルの動画を用いて、対象事象が検出できる閾値に調整する。

加速度は、 $-0.6G$  以下となる物体を  $0.1s \cdot 0.5s \cdot 1.0s$  の各時間分解能で算出する。図-9 の通り、時間分解能が  $0.1s$  の場合は動画内の全ての車両が検出される。一方、 $1.0s$  の場合は対象車両 (ID : 31) が検出されていないことから、対象事象が検出できる  $0.5s$  時間分解能を採用する。

次に、ID : 31 が加速度の閾値に達した時点において、対象事象の物体間の距離は約  $9m$  となった。これは、既往研究を参考に設定した閾値 ( $6m$ ) では検出できないため、閾値を  $10m$  に調整する。

最後に、PET について、対象事象が既往研究を参考とした閾値 ( $3s$ ) で正常に検出できたため、閾値の調整は行わない。

#### (2) 追突 (自動車×自動車) に着目した閾値の調整

追突 (自動車×自動車) に関するヒヤリハットを検出するためには、加速度・物体間の距離 (対自動車) ・TTC の閾値を満たす必要がある。そのため、ID : 47, 54 に関する事象 (図-10) を含む 1 サンプルの動画を用いて、対象事象が検出できる閾値に調整する。

加速度・物体間の距離は、付録 (1) で調整した閾値を用いる。TTC による検出では、対象事象が既往研究を参



図-9 閾値の調整【右折時 (自動車×自動車) に着目】

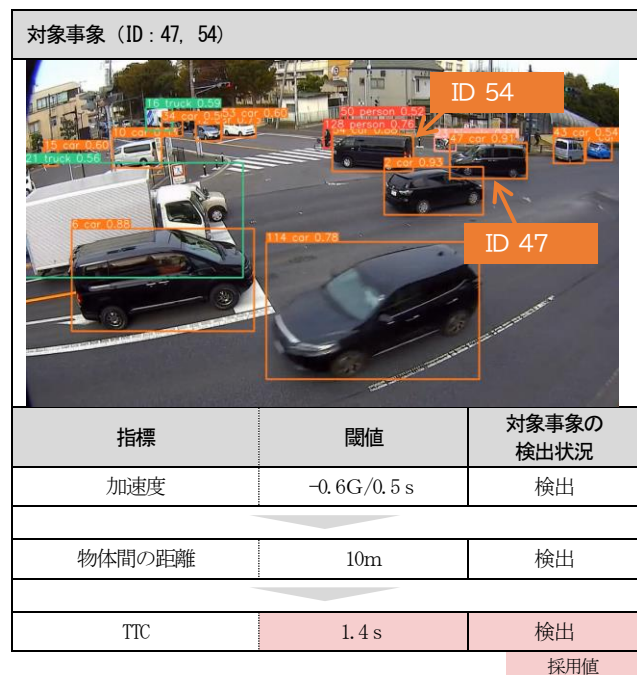


図-10 閾値の調整【追突 (自動車×自動車) に着目】

考とした閾値 ( $1.4s$ ) で正常に検出できたため、閾値の調整は行わない。

#### (3) 左折時 (自動車×自転車) に着目した閾値の調整 (急接近の場合)

左折時 (自動車×自転車、急接近) に関するヒヤリハットを検出するためには、加速度・物体間の距離 (対自動車以外) の閾値を満たす必要がある。そのため、ID :

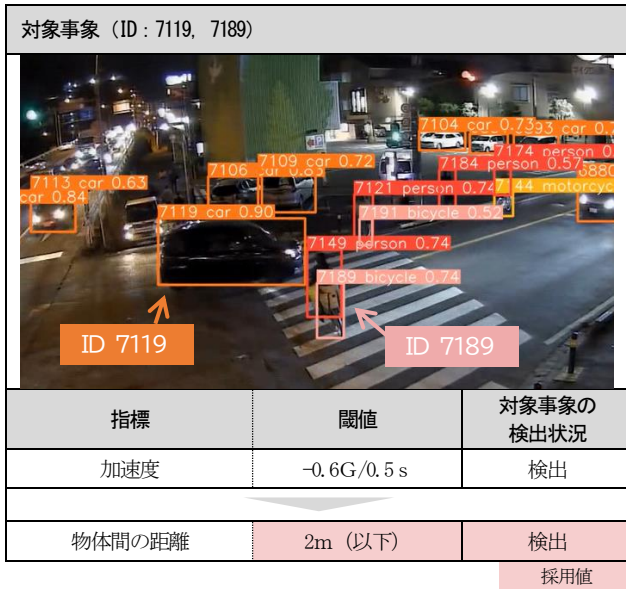


図-11 閾値の調整【左折時（自動車×自転車）に着目】



図-12 閾値の調整【左折時（自動車×自転車）に着目】

7119, 7189に関する事象(図-11)を含む1サンプルの動画を用いて、対象事象が検出できる閾値に調整する。

加速度は、付録(1)で調整した閾値を用いる。物体間の距離(対自動車以外)による検出では、対象事象が既往研究を参考とした閾値(2m)で正常に検出できたため、閾値の調整は行わない。

(4) 左折時（自動車×自転車）に着目した閾値の調整【回避の場合】

左折時（自動車×自転車、回避）に関するヒヤリハットを検出するためには、加速度・物体間の距離（対自動車以外）・進行方向の変更角度の閾値を満たす必要がある。

そのため、ID : 31, 32 に関する事象(図-12)を含む1サンプルの動画を用いて、対象事象が検出できる閾値に調整する。

加速度は付録(1)、物体間の距離(対自動車以外)は付録(3)で調整した閾値を用いる。進行方向の変更角度による検出では、対象事象が既往研究を参考とした閾値(22.5°)で正常に検出できたため、閾値の調整は行わない。

REFERENCES

- 1) 内閣府：令和6年版交通安全白書，p. 53，2024。  
[Cabinet Office: White Paper on Traffic Safety in Japan 2024, pp. 53, 2024.]
- 2) 中村孝一，池田武司，丹野裕之，村上舞穂，井上航：路側カメラで撮影したヒヤリハット動画のAI画像認識技術による自動抽出の試行，第44回交通工学研究発表会論文集（研究論文），pp. 25-30，2024。  
[NAKAMURA, K., IKEDA, T., TANNO, H., MURAKAMI, M. and INOUE, W.: Trial of automatical extraction of moving image of traffic incidents taken by roadside camera using AI image recognition technology, *Proceedings of the Conference of Japan Society of Traffic Engineers*, pp. 25-30, 2024.]
- 3) Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. and Farhadi, A. : You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 779-788, 2016.
- 4) Du, Y., Zhao, Z., Song, Y., Zhao, Y., Su, F., Gong, T. and Meng, H. : StrongSORT: Make DeepSORT Great Again, arXiv:2202.13514, 2022.
- 5) 郭雪松，掛井孝俊，川瀬晴香，小林寛：ドライブレコーダデータ分析に基づいた危険な急減速を見極める手法に関する研究，土木学会論文集D3（土木計画学），Vol. 76, No. 5（土木計画学研究・論文集第38巻），pp. 649-656，2021。[GUO, X., KAKEI, T., KAWASE, H. and KOBAYASHI, H.: Research on identification method of danger sudden brakes base on driving recorder data analyzing, *Transaction of the Japan Society of Civil Engineers D3*, Vol. 76, No. 5, pp. 649-656, 2021.]
- 6) 鈴木弘司，志村連：大規模交差点における自転車と右左折車の挙動と交錯危険性に関する分析，土木学会論文集 D3（土木計画学），Vol. 74, No. 5（土木計画学研究・論文集第35巻），pp. 971-980，2018。[SUZUKI, K. and SHIMURA, R.: Study on movements and traffic conflicts between bicycles and turning vehicles at large intersection, *Transaction of the Japan Society of Civil Engineers D3*, Vol. 74, No. 5, pp. 971-980, 2018.]
- 7) 澤田東一，廣瀬敏也，春日伸予，銭谷真拓：衝突被害軽減ブレーキシステムの評価に関する研究，国際交通安全学会誌，Vol. 33, No. 4, pp. 311-318，2008。[SAWADA, T., HIROSE, T., KASUGA, N. and ZENIYA, M.: Study on evaluation of collision mitigation brake system, *International Association of Traffic and Safety Sciences Review*, Vol. 33, No. 4, pp. 311-318, 2008.]
- 8) 牧野浩志，鹿野島秀行，田中良寛，佐治秀剛：ETC2.0プローブ情報の活用方法の体系化に関する研

究, 土木計画学研究・講演集, Vol. 51, 2015.  
[MAKINO, H., KANOSHIMA, H., TANAKA, Y. and SAJI, H.: A study on systematization of utilization of ETC2.0 probe data, *Proceedings of infrastructure planning*, Vol. 51, 2015.]

- 9) 佐々木諒, 稲垣具志, 竹本雅憲, 大倉元宏: ヒヤリハット分析に基づいた自転車通行方法の安全性評価に関する研究—ドライブレコーダデータを活用した錯綜状況の定量化—, 土木学会論文集D3 (土木計画学), Vol. 70, No. 5 (土木計画学研究・論文集第

31 巻), pp. 859-868, 2014. [SASAKI, R., INAGAKI, T., TAKEMOTO, M. and OHKURA, M.: A study on safety evaluation of bicycle behavior based on near miss analyses – conflict quantification using driving recorder database –, *Transaction of the Japan Society of Civil Engineers D3*, Vol. 70, No. 5, pp. 859-868, 2014.]

(Received October ??, 2024)

(Accepted October ??, 2024)

## DEVELOPMENT OF A METHOD FOR EXTRACTION OF MOVING IMAGE OF TRAFFIC INCIDENTS TAKEN BY ROADSIDE CAMERAS USING AI IMAGE RECOGNITION TECHNOLOGY

Koichi NAKAMURA, Takeshi IKEDA, Sachiko OHASHI, Hiroyuki TANNO,  
Akinobu SHIMAZAKI, Maho MURAKAMI and Wataru INOUE