

# 先進プローブデータを用いた 道路標識維持管理のための 速度規制標識異常検知手法の構築

須藤 大二郎<sup>1</sup>・松尾 幸二郎<sup>2</sup>・違 真樹<sup>3</sup>・杉木 直<sup>4</sup>

<sup>1</sup>学生会員 豊橋技術科学大学 建築・都市システム学専攻  
(〒441-8580 愛知県豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1-1)

E-mail:suto.daijiro.wy@tut.jp

<sup>2</sup>正会員 豊橋技術科学大学 建築・都市システム学系  
(〒441-8580 愛知県豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1-1)

E-mail:k-matsuo@ace.tut.ac.jp

<sup>3</sup>非正会員 ジャパン・トゥエンティワン (株)  
(〒440-0028 愛知県豊橋市多米東町二丁目 5 番地 12)

E-mail:chigai.naoki@japan21.co.jp

<sup>4</sup>正会員 豊橋技術科学大学 建築・都市システム学系  
(〒441-8580 愛知県豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1-1)

E-mail:sugiki@ace.tut.ac.jp

近年普及が進む先進運転支援自動車 (ADAS 搭載車) では、カメラ等により自車両周辺の道路標識や白線などの道路付属物の検知が可能となっている。本研究では、こうした自車両の周辺状況の検知情報を含むプローブデータを先進プローブデータと呼び、先進プローブデータを用いた速度規制標識異常検知手法の構築を行った。具体的には、先進プローブデータを道路網リンクにマップマッチング処理の上、標識認識時の先進プローブ車両の GPS 位置および搭載カメラから取得される奥行方向の標識認識距離を用いて簡易的な標識位置推定を行った。その際、非階層クラスタ分析を用いることで、各リンク内に複数の速度規制標識がある場合への対応を行った。そして、位置を推定した各速度規制標識に対して、標識認識率の変化に基づき標識異常の判定を行う手法の構築を行った。

**Key Words:** advanced vehicle probe data, speed limits sign, abnormal detection,

## 1. はじめに

近年普及が進む先進運転支援自動車 (ADAS 搭載車) では、カメラ等により自車両の周囲の状況 (前方者との距離や速度、歩行者の存在、白線など) を認識し、事故の危険性が予測される場合に警報を発生させたり、衝突被害軽減ブレーキ (AEB) を作動させたりする機能が搭載されている。これらは運転中の事故を未然に防ぎ、軽減させることが第一の目的であるが、周囲の状況を含んだこのような情報をプローブデータに付随させ記録することで、道路周辺状況に着目した研究に活用できる可能性が考えられる。本研究では、このような先進的な情報を含むプローブデータを先進プローブデータと呼ぶ<sup>1)</sup>。一方で、道路構造物の維持管理業務において人材不足

や費用面での課題があり、近年では今井ら<sup>2)</sup>によるプローブデータを用いた道路舗装点検の効率化手法の提案などといった道路維持管理への活用を試みる研究もみられる。

そこで本研究では、先進プローブデータの特徴である日々収集されるデータから標識認識率を算出し、標識認識率の変化から標識の異常を判断する標識異常検知手法の構築を行う。また本稿では、当該手法の単路部における適用とその結果の考察を行う。

## 2. 使用データと対象地域

本研究では、後付け型の衝突防止警報補助装置である Mobileye570 (Mobileye 社) を搭載している豊橋市市役所

の公用車 50 台の車両から得られる先進プローブデータを用いた。先進プローブデータは時刻やGPSによる車両位置、標識の認識情報、進行方向などのデータを持ち、通常時 10 秒間隔でのデータ収集と衝突などの警報が発せられた際にデータ収集が行われる。また今回用いた装置では、速度標識の認識が可能である。そのため、本研究では速度規制標識を対象とする。対象期間は2020年3月～8月の6か月分のデータを対象とした。総データ数は約24万件である。

### 3. 速度規制標識異常検知手法

本研究で構築する速度規制標識異常検知手法は、標識認識率の変化により、標識の異常を判断する手法である。そのため、長期間のデータを用いて各リンクにおける標識認識率の基準となるデータを構築する「基準データ構築フロー」と一定期間の新規で取得したデータから標識認識率を算出し、基準データとの認識率の差から標識の異常を検知する「新規取得データ処理フロー」の2つのフローから構成される。

#### (1) 基準データ構築フロー

本研究で構築する速度規制標識異常検知手法における基準データ構築フローの全体像を図-2に示す。まず、取得される先進プローブデータは緯度経度に基づくポイントデータであるため、マップマッチングにより各ポイントデータを進行方向別に有向道路リンクとの紐づけを行う。本マップマッチング手法の詳細については、既往研究を参照されたい<sup>3)</sup>。その後、それぞれについて標識位置の推定を行い、推定された各標識についてリンク情報を付与する。最後に、推定した標識についての標識別通過量と標識別認識数の算出を行い、それぞれを用いて各標識の標識認識率を算出する。具体的に、標識認識率は標識別認識数を標識別通過量で除すことにより求まる。

#### (a) 標識位置推定

基準データ構築フローの中で、取得した先進プローブデータの情報と認識したとされる標識を結びつける必要がある。しかし、実際の標識の座標データがないため、ここでは簡易的な標識位置推定を行う必要がある。

標識位置推定手法のフローを図-3に示す。本研究で表す標識位置は、リンク始点から認識した車両と搭載カメラの認識距離の和となる(図4)。

推定手法としては、標識を認識した際のGPSによる車両の座標位置を標識認識時に走行していたリンク上に最短距離でマッチングさせる(図-5)。次に、各リンクの始点から標識を認識した車両位置までの距離と標識を認識した際に取得される奥行方向の距離を算出し、2つの



図-1 使用装置

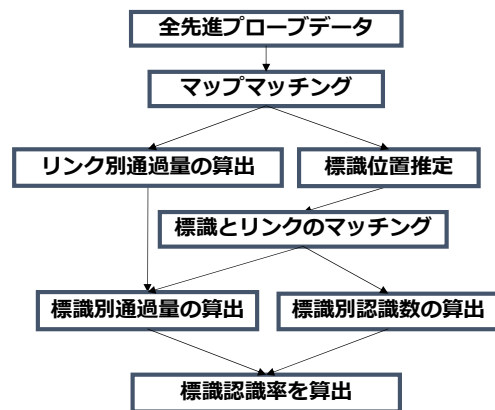


図-2 速度規制標識異常検知フロー (基準データ構築フロー)

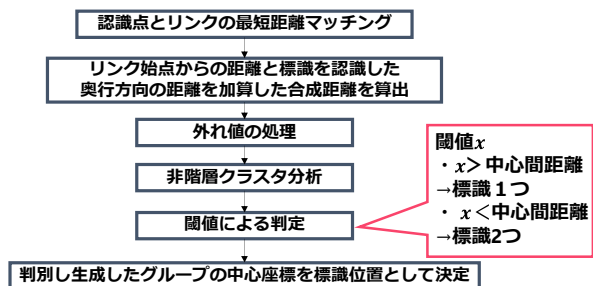


図-3 標識位置推定フロー

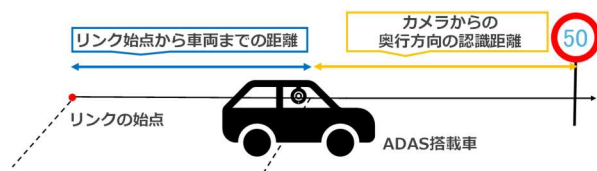


図-4 標識位置の算出イメージ図



図-5 リンクとの最短距離マッチング

距離の加算を行う。その後、距離の和を用いて外れ値に対する処理を行う。

ただし、1つのリンクに標識が複数ある場合と標識が1つの場合が想定される。そのため、ここでは非階層クラスタ分析を用いて、認識点のクラスタリングを行う。そして、各クラスタに分かれた認識点について、クラスタの中心間距離による閾値を設けることで、標識が複数ある場合と1つの場合を判別する。最後に、判別したクラスタの中心を標識位置として推定を行う。

(b) 外れ値の処理

今回用いる先進プローブデータでは、車両位置のデータ取得の際にはGPSの情報を用いている。また、事前に実際のデータを確認した際にGPSの影響により、その標識を認識したとされる箇所から大きく離れた場所に認識点がある場合が少数ではあるが確認された。そのため本研究では、GPSの誤差による非階層クラスタ分析への影響を避けるため、事前に外れ値に対する処理を行っている。具体的には、リンク別に各データの車両位置と標識の認識距離の和から標準偏差 $\sigma$ を算出し、距離の和の平均値 $\mu \pm 3\sigma$ から外れる認識点を外れ値とし、取り除いた。

(c) 非階層クラスタ分析

本研究では、非階層クラスタ分析におけるk-means法を用いて、同じリンクの中に複数の標識があるかの判定を行った。クラスタリングにおける変数は、リンク始点から標識を認識した車両位置までの距離と標識を認識した際に取得される奥行方向の距離の和の1変数のみを用いる。クラスタ数は1と2でのクラスタの生成を行っている。また、初期値依存を防ぐため中心座標決定までの試行回数を30回に設定している。

(2) 新規取得データ処理フロー

新規取得データから標識異常検知までのフローを図-6に示す。新規取得データの処理においても、最初は基準データと同じようにマップマッチングを行い、各先進プローブデータとリンク情報を紐づける。次に、基準データで位置を推定した標識と新規取得した各データの標識認識情報を紐づけする。その後、それぞれのリンクについて標識認識数、標識別通過量、標識認識率を算出し、基準データとの比率の差の検定を行う。具体的には、算出した各リンクにおける基準データの標識認識数と非標識認識数と新規取得したデータの標識認識数、非標識認識数を用いて、フィッシャーの正確確率検定を行い、基準データと新規取得データの有意差を検定する。有意水準 $\alpha$ は $\alpha = 0.05$ である。最後に、比率の差の検定の結果から標識異常検知の判定を行う。最後に、比率の差の検定

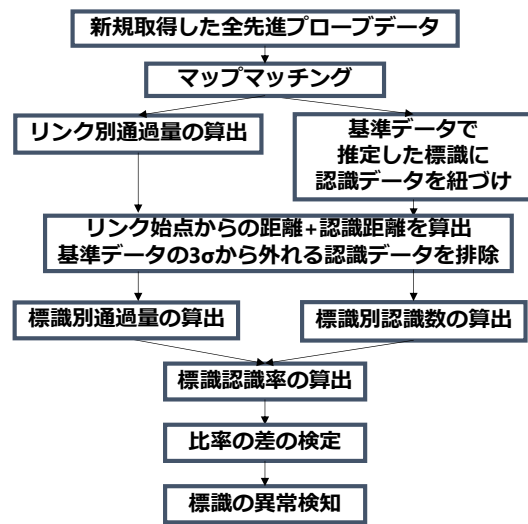


図-6 速度規制標識異常検知フロー (新規取得データ処理フロー)

表-1 対象リンクの標識認識数

リンクNo.	標識認識数	リンクNo.	標識認識数
1	9	11	20
2	25	12	60
3	35	13	38
4	325	14	250
5	9	15	305
6	366	16	110
7	9	17	232
8	131	18	19
		19	24
		20	32

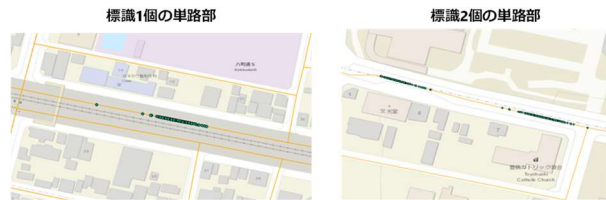


図-7 標識1個の単路部と標識2個の認識点

から新規取得データと基準データとの間に一定の大きさの有意差 (ex.標識認識率の-20%の減少) が確認される場合、標識に異常があると判定する。

4. 結果

(1) 対象リンク

対象リンクの標識認識数を、表-1に示す。対象リンクは、本研究の対象地域の愛知県豊橋市の公道の中から同じリンクの中に標識が2つある単路部を8箇所、同じリンクの中の標識が1つのみの単路部を10箇所の計18箇所抽出している (図-7)。抽出したリンクについては、事前にGoogleストリートビューを用いて標識の確認を行っている。

(2) 外れ値の処理

各リンクの標準偏差と認識数の変化の結果を表-2に示す。標識が2つあるリンクでは、標準偏差が大きくなってしまったため、外れ値は検出されなかった。標識が1つのリンクでは、No.14, 15, 16, 17 での外れ値を取り除かれた。図-8に一例として No15 を示す。図中の赤い点線は  $\mu \pm 3\sigma$  のラインである。一方で、No.18 については、標識が1つのリンクの中でも標準偏差が一番大きく、外れ値も確認できたが取り除かれなかった(図-9)。この要因については、認識数が19と少ないことにより外れ値の影響が大きく、標準偏差が大きくなったことから除かれなかったと考えられる。

(3) 非階層クラスタ分析

各リンクにおけるクラスタリング各群の標準偏差、結果と標識の推定結果を表-3に示す。標識が2つあるリンクでは、クラスタ数2の結果とクラスタ数1の結果を比較して、それぞれのグループの標準偏差は大きく減少している。これにより、標識が2つあるところでの認識点のグループ分けができていくことがわかる。一方で、標識が1つのリンクでは、クラスタ数を1から2に変えた際の標準偏差の変化量が小さくなった。これは、本来1つのグループである認識点の群を2つに分けようとしたためであると考えられる。

次に中心間距離である。標識が2個あるリンクでは中心間距離がNo.3とNo.4を除いて、100mを超える結果となり、最小値はNo.3の69.7mとなった。一方で、標識が1つのリンクでは、最大値がNo.18の67.1mとなったが、それ以外のリンクでは全て20m以下となった。No.18については、データ数が少ないこととそれにより外れ値の影響が大きいことに起因すると考えられる。

また、No.18については、実際の道路も標識が1つの道路であり、標識が1つの道路と判定されるべきである。しかし、実際に標識が2つある道路は、標識が1つの道路よりも少ないと考え、稀なケースである標識が2つある道路の判定が多くなるように閾値を小さく設定する必要があると考えられた。そのため、今回の結果から、中心間距離で判定する際の閾値として20mが妥当であると考えられた。

(4) 比率の差の検定

No.14の検定結果を表-4に示す。ここでは、取得したデータのうち3月~7月の5か月分のデータを基準データ、8月分のデータを新規取得データとして検定を行った。3月~7月分の基準データの標識認識率は0.916%、8月分の新規取得データの標識認識率は0.925%となり、フィッシャーの正確確率検定の結果  $p=1$  となった。P値が有意水準  $\alpha$  を上回り、帰無仮説を棄却できないため、

表-2 標準偏差と認識数の変化

リンクNo.	$\sigma$	$\mu+3\sigma$	$\mu-3\sigma$	認識数の変化
1	121.493	533.782	-195.178	無し
2	57.911	271.657	-75.809	無し
3	42.185	197.440	-55.673	無し
4	34.857	168.048	-41.096	無し
5	121.392	573.103	-155.252	無し
6	73.033	338.980	-99.217	無し
7	54.441	239.818	-86.827	無し
8	50.556	241.214	-62.120	無し
11	5.037	89.134	58.914	無し
12	9.267	82.908	27.307	無し
13	9.987	103.795	43.875	無し
14	7.097	81.586	39.007	250→245
15	9.568	157.486	100.075	305→303
16	7.248	82.934	39.447	110→109
17	8.868	146.136	92.927	232→230
18	24.209	149.675	4.419	無し
19	8.278	164.057	114.388	無し
20	9.530	92.930	35.750	無し

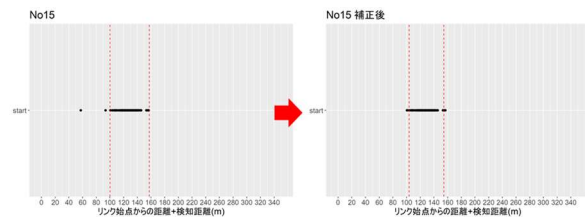


図-8 No15の結果

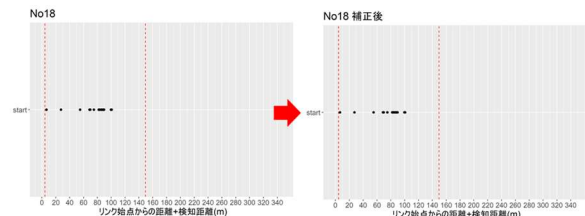


図-9 No18の結果

表-3 クラスタ数2によるクラスタリング結果

	クラスタ数:1		クラスタ数:2				
	グループ1	グループ1	グループ1	グループ2	中心間距離(m)		
No.	認識数	標準偏差	認識数1	標準偏差1	認識数2	標準偏差2	中心間距離(m)
1	9	121.493	6	38.564	3	3.044	235.2
2	25	57.911	18	13.841	7	4.331	123.7
3	35	42.185	19	6.454	16	5.450	82.6
4	325	34.857	191	6.603	134	4.883	69.7
5	9	121.392	3	7.835	6	51.152	228.8
6	366	73.033	180	5.465	186	9.308	145.1
7	9	54.441	5	11.705	4	4.545	102.0
8	131	50.556	60	4.453	71	4.648	100.7
11	20	5.037	7	3.014	13	3.056	8.3
12	60	9.267	25	4.381	35	5.795	15.4
13	38	9.987	17	6.219	21	5.362	16.3
14	245	4.885	106	4.752	139	13.411	8.0
15	303	8.431	192	5.204	111	9.150	13.4
16	109	6.394	51	6.429	58	3.494	10.1
17	230	6.096	127	3.809	103	10.144	9.7
18	19	24.209	17	11.905	2	14.837	67.1
19	24	8.278	12	5.795	12	5.170	12.3
20	32	9.530	12	6.409	20	4.746	16.1

基準データと新規取得データに有意差がない結果となった。

また、仮に新規取得データ 40 のうち非認識数が 8 であった場合の標識認識数と非認識数を算出し、フィッシャーの正確確率検定を行った。結果としては p 値が 0.04113 となり、有意水準 $\alpha$ を下回り帰無仮説が棄却され、基準データと新規取得データの間には有意差があると判定された。

## 5. まとめと今後の展望

本研究では、速度規制標識異常検知手法の構築と取得したデータを用いて、本手法の適用を行い標識検知率の差から、仮に認識率を減少させた際に標識の異常を判定することができた。

今後の展望では、今回構築した標識異常検知手法の追加地点での検証や基準データの構築に必要なデータ数、新規取得データを集め処理するまでの期間について検討を行っていく必要があると考えられる。また、本研究では主に単路部での手法の適用を行ったが、今後は交差点部での適用方法の検討を行う必要がある。特に、交差点部においては、右左折時に進行方向とは異なる標識を認識するケースが確認された。そのため、標識位置推定の際に進行方向の標識を認識したデータかそれ以外の標識を認識したデータか判別を行う必要があると考えられる。

表4 比率の差の検定結果

	仮データ				
	3月~7月	8月		3月~7月	8月
認識数	208	37	認識数	208	32
非認識数	19	3	非認識数	19	8
標識別通過量	227	40	標識別通過量	227	40
認識率	0.916	0.925	認識率	0.916	0.8
p値	p=1		p値	p=0.04113	

謝辞：本研究は JSPS 科研費 22K04364 および豊橋技術科学大学イノベーション協働研究プロジェクトの助成を受けたものです。

## 参考文献

- 1) Matsuo,K. Chigai,N. Chattha,M.I. and. Sugiki,N. :Vulnerable road user safety evaluation using probe vehicle data with collision warning information. *Accid. Anal. Prev.*165,106528,2022.
- 2) 今井隆一, 松島敏和, 松井晋, 池本智, 中西良成 : カープローブデータを用いた道路舗装点検の効率化手法の提案, 土木学会論文集 F3, Vol.75, NO.2, 2019
- 3) 櫻木悠貴, 松尾幸二郎, 杉木直 : 自動車プローブデータを活用した生活道路抜け道交通の変動特性, 第 55 回土木計画学研究発表会・講演集, 2017

## DEVELOPMENT OF AN ABNORMALITY DETECTION METHOD FOR SPEED LIMIT SIGNS USING ADVANCED VEHICLE PROBE DATA

Daijiro SUTO, Kojiro MATSUO, Naoki CHIGAI, Nao SUGIKI

Advanced driver assistance vehicles (ADAS-equipped vehicles), which have become increasingly popular in recent years, can detect road signs, white lines and other road facilities around their own vehicles using cameras and other equipment. In this study, probe data including such detection information on the surrounding conditions of the vehicle is called advanced vehicle probe data, and a method for detecting abnormal speed limit signs using advanced vehicle probe data was developed. Specifically, after map-matching the advanced vehicle probe data to the road network links, the GPS position of the advanced probe vehicle at the time of sign recognition and the sign recognition distance in the depth direction obtained from the on-board camera were used for simple sign position estimation. Non-hierarchical cluster analysis was used to cope with the case where there were multiple speed limit signs on a link. A method was then developed to judge the abnormality of signs based on changes in the sign recognition rate for each speed limit sign whose position was estimated.