

スマートフォンで記録した車両軌跡ログからの インシデント地点発見法

ダン ヴェット チョウ^{1,a)} 久保 正男^{1,b)} 佐藤 浩^{1,c)} 山口 明宏^{2,d)} 生天目 章^{1,e)}

概要： 社会の意見をインターネット上で集約して、正確で開かれた安全マップをつくらうという取り組みがある。たとえば車両に取付けたセンサによって急なブレーキ操作を検出し、その位置をシェアするものがある。これによって危険な場所を誰もが簡単かつ即座に知る事ができる。本論ではこの取り組みをより発展させる為に次の二つの課題の解決に取り組んだ。一つはこの取り組みへの参加者を増やすことである。二つ目の課題は個人差によって生ずる急ブレーキ地点のばらつきである。これは従来方法が急ブレーキ操作を引き起こした原因を十分に究明していないことに起因すると考えた。そこで、本論ではスムーズな運転を妨げるものをインシデントと呼び、このインシデントの発生場所をスマートフォンで記録した GPS 軌跡のみから推定する方法を提案する。世の中に十分に普及しているスマートフォンを用いることにより、誰でもこの取り組みに参加できる。またここではインシデント発見に適した運転者モデル提案し、従来法に比べ簡単にインシデントまでの距離を求めることができる。これによって、減速行動を引き起こす原因となる地点を発見することができる。実車を用いた検証によって提案手法が適切にインシデントを発見できることを示す。

キーワード： 安全マップ、交通インシデント発見、運転モデル、スマートフォン

A simple braking model for incident detection using smartphone

DANG VIET CHAU^{1,a)} MASAO KUBO^{1,b)} HIROSHI SATO^{1,c)} AKIHIRO YAMAGUCHI^{2,d)}
AKIRA NAMATAME^{1,e)}

Abstract: Recently, there have been strong demand and interest for developing methods to analyze driving data for extracting traffic safety information. In automobile research field, several methods for detecting sudden braking have been proposed; however, these methods cannot answer the question what is the causes of such sudden braking events. In this paper, we propose a simple braking model which can estimate incidents locations caused sudden braking for both cases of vehicle stop and non-stop. We take a real world experiment in order to validate the incidents map result. The result shows that based on the proposed method, incidents map is accurately achieved.

1. はじめに

本論ではスムーズな運転を妨げるものをインシデントと呼び、このインシデントの場所をスマートフォンの GPS 軌跡のみから推定する方法を提案する。提案手法によって、交通安全マップの為の、減速行動を引き起こす原因の場所を簡単な計算によって推定することができる。

¹ 防衛大学校
1-10-20 Hashirimizu, Yokosuka, Kanagawa 239-8686, Japan
² 福岡工業大学
3-30-1 Wajiro, Fukuoka City, Fukuoka 811-0295, Japan
a) ed13003@nda.ac.jp
b) masaok@nda.ac.jp
c) hsato@nda.ac.jp
d) aki@fit.ac.jp
e) nama@nda.ac.jp

近年、スマートフォンを用いた新しい計測技術に注目が集まっている。従来の道路の周囲に設置された計測機器とは違い、通行している実際の人々の生の情報を大量に取得できる。このデータと人間の運転行動特性と照らし合わせる事によって、従来取得が困難だった道路環境の状態が把握できることがわかってきた。例えば、Fazeen, Mohan は道路の状態を推定した [1], [2]。Zhang et al. は道路のレーン数を推定する方法を提案している [3]。

本論ではまず減速行動とその因子、たとえば障害物や信号機、カーブなどとの関係を表す運転モデルを提案する。このモデルは従来のものよりも簡潔であるため、GPS ログデータからインシデントまでの距離を最小自乗法で推定できる。この位置推定を多量のデータに適用することによって、インシデントが発生しやすい地点を集合知によって発見することができる。実環境での検証を行って GPS ノイズが大きい時でも一時停止線の検出が行えることが分かった。

2. 関連研究

2.1 従来の運転モデル

Jurecki と Stanczyk は事故寸前の状況を再現した実験をおこなって減速行動モデルを提案している [4]。彼らの減速行動モデルを次式に示す。減速度 $b_b(m/s^2)$ は障害物までの距離 S を用いて速度 \dot{S} に比例する成分と S の逆数に比例する成分からなる。

$$b_b = W_s \left(\dot{S}\right)^\beta + W_s \left(\frac{1}{S}\right)^\alpha \quad (1)$$

ここで W_s, W_s は係数である。もし、 S とピークルの位置がわかれば、その相対関係から減速行動の原因となった因子の地点を絞り込むことができるはずである。しかし、 W_s, W_s, β, α を正確に推定することが難しく、彼らの研究では減速行動の原因を推定できていない。

2.2 格子地図 (IMAC)

2.2.1 IMAC モデルと更新方法

本研究では道路の状態を格子地図を用いて管理する。格子地図では環境を格子状に区切る。各格子にそれぞれの近傍の情報を記録する。一般に格子地図は静的な情報の記録に適している。しかし、道路はほとんどの時間障害物がなく通行に適したものであり、信号や停止車両によって一時的に通行が困難になるという半動的な性質を持つ。このような半動的な環境を対象とした格子地図に IMAC[5] がある。

IMAC の特徴として、各格子が 2 つの状態値をとるマルコフ遷移過程として表現されていることが挙げられる。状態値は状態 free または状態 occupied(以後, occ と呼ぶ)である。図 1 に状態遷移図を示す。

式 (2) に遷移確率行列 P を示す。ここでは状態遷移はポ

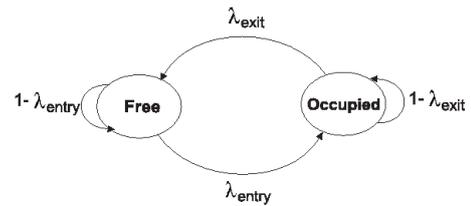


図 1 IMAC の状態遷移

アソソン過程に従うと仮定する。

$$P = \begin{bmatrix} 1 - \lambda_{entry} & \lambda_{entry} \\ \lambda_{exit} & 1 - \lambda_{exit} \end{bmatrix} \quad (2)$$

λ_{exit} は状態 occ から状態 free に遷移する確率で、 λ_{entry} は状態 free から状態 occ に遷移する確率である。

2.2.2 格子状態遷移確率 $\lambda_{exit}, \lambda_{entry}$ の推定

ポアソソン過程にしたがって状態遷移する場合、 λ_{exit} と λ_{entry} は各状態の観測回数から推定することができる。Saarinen らは次の推定方法を提案している [5]。

$$\hat{\lambda}_{exit} = \frac{\alpha_{exit}}{\beta_{exit}} = \frac{\#events: occupied to free + 1}{\#observations when occupied + 1} \quad (3)$$

$$\hat{\lambda}_{entry} = \frac{\alpha_{entry}}{\beta_{entry}} = \frac{\#events: free to occupied + 1}{\#observations when free + 1} \quad (4)$$

$\hat{\lambda}_{exit}$ は λ_{exit} の推定値で、 $\hat{\lambda}_{entry}$ は λ_{entry} の推定値である。ここで、 $\#events: occupied to free$ は状態 occ から状態 free に遷移するイベントを観測した回数、 $\#observations when occupied$ は状態 occ を観測した回数、 $\#events: free to occupied$ は状態 free から状態 occ に遷移するイベントを観測した回数、 $\#observations when free$ は状態 free を観測した回数とする。初期状態では $\hat{\lambda}_{exit}, \hat{\lambda}_{entry}$ ともに 1 である。

3. インシデント検出の提案

3.1 提案手法の概要

前節で従来の減速行動モデルでは減速行動を引き起こした因子を推定することが難しい事を指摘した。本研究ではこれに解決する為、新しい減速行動モデルを提案する。日常的に遭遇する信号や停止線、見通の悪い地点では前もって十分に減速していると考えられ、Jurecki らのモデルの第二項の効果は小さいと思われる。そこで第一項に注目したモデルを提案する。未知変数が減ることによってパラメタの推定が簡単にできる。

その結果、減速行動を引き起こすインシデントまでの距離を最小自乗法で概算できる。次にインシデント地図の生成方法を提案する。インシデント地図とはインシデントが発生しやすい地点を示したものとする。地図は格子地図の一つである IMAC[5] に則って作成する。

インシデントまでの距離が推定できても、一意にインシデントの地点が求まるわけではない。ここでは車を中心とする半径が推定距離の扇形領域に含まれる格子群をインシ

デント発生地点の候補として重み付けする。車の姿勢はスマートフォンで記録した GPS 軌跡を元にしたもので、時に大きなノイズが混じる。しかし、多量の走行ログを用いることによってノイズ成分が平滑化され、インシデントが頻繁に発生する地点が明らかになることを期待する。

3.2 インシデントの定義

以下ではインシデントとは道路中または付近にあるスムーズな運転を妨げるものを指し、交通信号や踏切や歩行者を含む。

3.3 減速行動モデル (SBM)

本節ではインシデントに遭遇した際の減速行動モデルを提案する。従来法よりも簡潔であるので、単純減速行動モデル (The Simple Braking Model, SBM) と呼ぶ。今、インシデントに遭遇すると次式に沿って減速するものとする。

$$\frac{dx}{dt} = v_0 \left(1 - \frac{x}{X_s}\right)^n \quad (5)$$

X_s は減速開始地点からインシデントまでの距離、 x は減速開始地点から現在のビークル位置までの距離、 v_0 は減速開始時点の速度である。減速パラメタ $n > 0$ である。

3.4 インシデント距離パラメタ X_s

本節では最小自乗法によって提案モデルのパラメタを推定する手法を説明する。減速する際にログデータから M 個のデータ $T_{incident} = \{v_i, x_i\}, 1 \leq i \leq M$ が得られたならば、式 (6) との二乗誤差関数 E_f は

$$E_f = \sum_{i=1}^M \left(v_i - v_0 \left(1 - \frac{x_i}{X_s}\right)^n\right)^2 \quad (6)$$

ここでは、減速パラメタ n が既知であれば、最小自乗法によって、 X_s を推定できる。

3.5 格子更新アルゴリズム

本節では、推定した X_s に基づいて格子の各イベント観測数 ($\#events: occupied \rightarrow free$, $\#observations \text{ when occupied}$, $\#events: free \rightarrow occupied$, $\#observations \text{ when free}$) を更新し原因地点を発見するアルゴリズムを述べる。 λ_{exit} が小さい地点はインシデントが発生しやすい地点を考えられる。

更新方法を図 2 に示す。インシデントが発生したと考えられる場合にのみ格子地図を更新する。インシデントが発生した時、推定した X_s と運転者の視野角 (図 2 を参照) から視野にあると考えられるグリッドを決定する。視野内の格子をインシデントが発生していないと考えられる格子 (以下 free 判定と呼ぶ) とインシデントが高い確率で発生している格子 (以下 occ 判定と呼ぶ) に分類する。ビークルの位置から距離 $(0, 0.9X_s]$ にある格子は free 判定とした。

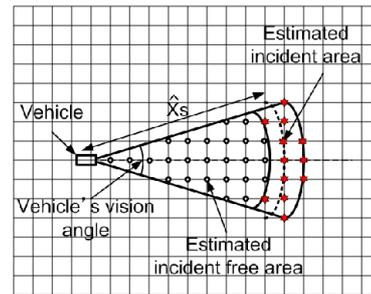


図 2 インシデントマップの更新方法。視野内の格子のうち、車からの距離が $[0, 0.9X_s]$ のものは free 状態とする。一方、距離が $(0.9X_s, 1.1X_s]$ であれば occ 状態にあるとする。

ビークルからの距離が $(0.9X_s, 1.1X_s]$ である格子を occ 判定とした。free 判定された格子については状態 free の観測回数 $\#observations \text{ when free}$ を 1 増やす。

一方 occ 判定された格子については状態 occ の観測回数 $\#observations \text{ when occupied}$ を 1 増やす。またこの更新によって判定が変わった格子、例えば free 判定から occ 判定に変わった格子については $\#events: free \rightarrow occupied$ を 1 増やす。逆も同様である。各格子の最終的な遷移確率は式 (3) および式 (4) を用いて算出する。

3.6 減速パラメタ n

減速パラメタ n は個性を表わす。 X_s が既知であるならば、 n は式 (6) の最小自乗法で求められる。以下の実験では停止行動から n を推定できる事を示す。

4. 実験

本章では車両の軌跡からインシデントの地図を作成して、提案手法の有効性を検証する。車の軌跡はスマートフォンで記録した。まず、記録した軌跡データから車両が停止状態にあるケースを抽出して減速パラメタ n を推定した。次に、この値を用いてインシデントが高い確率で発生する場所を求めた。車両として車とバイクを用いた。発見したインシデントと真のインシデントの位置を比較することによって提案手法の有効性を検証した。

4.1 実験設定

車とバイクの二つシナリオで実験を行った。車のシナリオではビルを時計まわりの 70 周走行してスマートフォンで GPS 位置情報、速度、進行方向を記録した。バイクのシナリオでは同経路を 35 周記録した。車で記録したデータを図 3 に示す。車両は毎回停止線 A, B, C で少なくとも 4 秒停止した。グリッドの間隔は 0.5 メートルと設定した。

4.2 減速パラメタ n の推定

式 (6) を用いるためには予め n を定める必要がある。そ

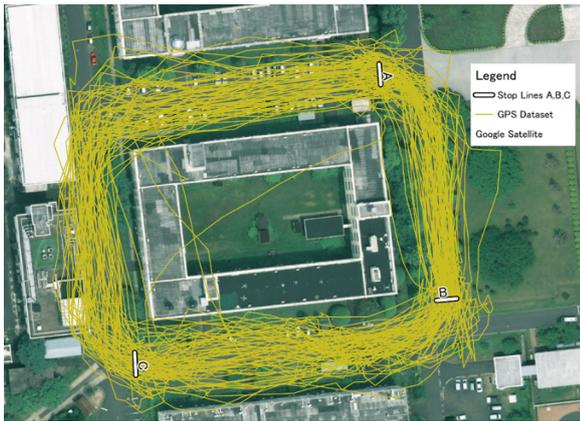


図 3 テストコースと軌跡データ. iPhone4S で記録. 時計回りに一時停止線 A, B, C がある.

ここで、車、バイクそれぞれについて、各停止線での減速行動を調べて n の推定をおこなった.

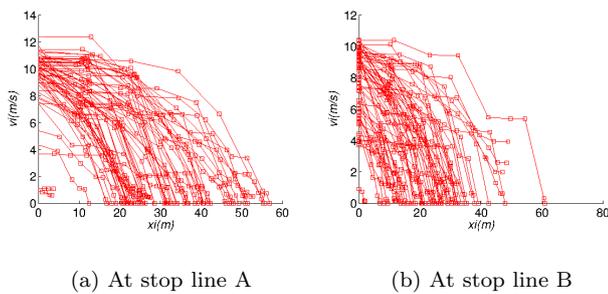


図 4 スピードと移動距離の関係 (車)

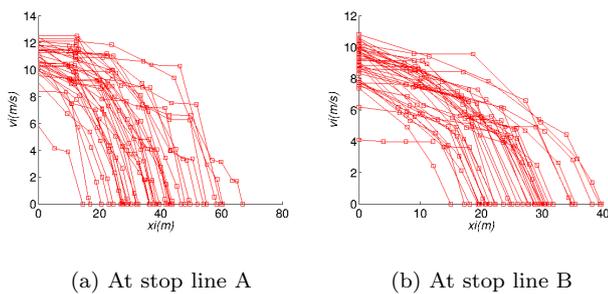


図 5 スピードと移動距離の関係 (バイク)

図 4, 5 に停止線 A と B で車両のスピードと各減速中の移動距離の関係を表示した. 図の横軸は減速中の移動距離 (m) で縦軸は車両のスピード (m/s) である. 車とバイクともに同じ傾向で減速することが分かった. 最初の 20~30m, ゆるやかに減速した後, 急速に減速している. 車とバイクどちらも n の値は 1 より小さいことが分かった.

停止地点をインシデントの位置と仮定することによって

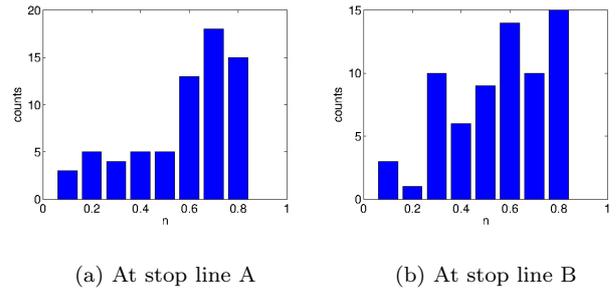


図 6 n のヒストグラム (車)

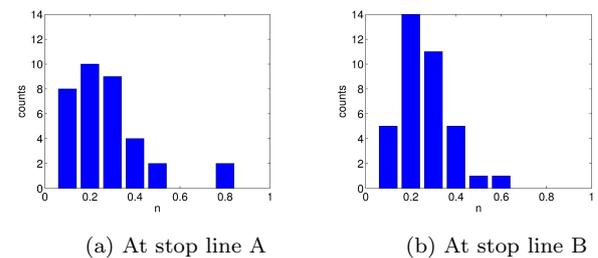


図 7 n のヒストグラム (バイク)

最小自乗法で n を推定した. 誤差関数式 (6) に従って推定した. 図 6, 7 に車両の n の値を表示する. 車の場合, 停止線 A と B のどちらの n の値も 0.8 より小さいことが分かった. バイクの場合では図 7 で分かるように, 停止線 A と B のどちらの n の値も 0.8 より小さいことが分かった. 平均値は, 車の場合は $n=0.75$, バイクの場合は $n=0.28$ であった. インシデント地図の作成には, これらの平均値を用いた.

4.3 インシデント地図の評価

本節では, 作成したインシデント地図を示す. 提案手法により, IMAC グリッドマップの各グリッド属性 ($\#observations$ when occupied, $\#observations$ when free, λ_{exit} , λ_{entry}) を得た. これを K-means 法で 2 クラスに分類することによってインシデント地図を作成した. 図 8, 9 は提案手法で作成したインシデント地図である. インシデントは●印で表わした.

その結果, 3 ケ所のインシデントをすべて適切に発見することができた.

次に, 作成したインシデント地図を定量的に評価した. 評価方法は F 値を利用した. 各停止線の真の位置を停止線より半径 7 m 以内のグリッドと設定した. F 値の結果を表 1, 2 に示す. 適合率については車とバイクどちらも高いが, バイクの方がより高いことが分かった. 再現率については低い箇所もあるが, 歩行者や運転者が前もって注意できるには十分を精度で停止線を検出しており, 交通安全マップ

シデントまでの距離を求めることができる。実際に車とバイクを使って、一時停止線をインシデントを見立てて検出実験を行った。その結果、交通安全マップに求められる精度において、インシデントの位置を正確に推定できることがわかった。

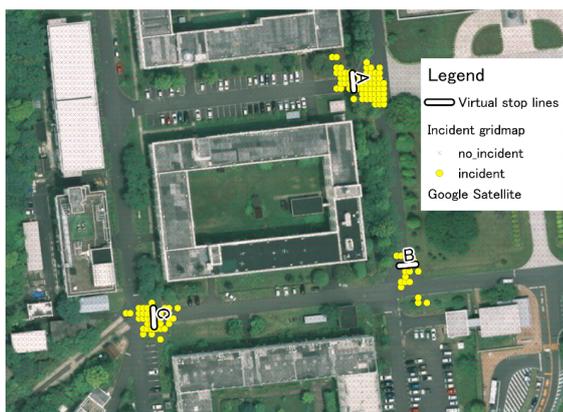


図 8 作成したインシデント地図 (車)



図 9 作成したインシデント地図 (バイク)

表 1 停止線での F 値 (車)

Stop Lines	Precision	Recall	F-score
A	0.42	0.62	0.50
B	0.75	0.29	0.42
C	0.71	0.66	0.68

表 2 停止線での F 値 (バイク)

Stop Lines	Precision	Recall	F-score
A	0.79	0.73	0.77
B	1.00	0.46	0.63
C	0.80	0.20	0.31

で必要とされる精度を達成出来ている。以上から GPS ノイズ対策を導入しなくても、正確なインシデント地図が作成できることが確認できた。

5. 結論

本論ではスマートフォンに記録された軌跡からスムーズな運転を妨げるインシデントの地図を作成するために、インシデントと減速行動の関係を表す新しい運転モデルを提案した。このモデルは従来法に比べ簡潔なので簡単にイン

参考文献

- [1] M. Fazeen, B. Gozick, Ram Dantu, M. Bhukhiya, M. C. Gonzalez: Safe driving using mobile phones. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Volume: 13, Issue: 3, pp.1462-1468, 2012.
- [2] P. Mohan, N. Venkata, R. Ramjee: Nericell Rich Monitoring of Road and Traffic Conditions using Mobile Smartphones 2008. Proceedings of the 6th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems, pp323-336, 2008.
- [3] L. Zhang, F. Thiemann, M. Sester: Integration of GPS Traces with Road Map. Proceedings of the Second International Workshop on Computational Transportation Science IWCTS'10, pp.17-22, 2010.
- [4] R. Jurecki, T. L. Stanczyk: Driver model for the analysis of pre-accident situations. Vehicle System Dynamics: International Journal of Vehicle Mechanics and Mobility, 47:5, 589-612 (2009), DOI: 10.1080/00423110802276028
- [5] J. Saarinen, H. Andreasson, J. L. Achim: Independent Markov chain occupancy grid maps for representation of dynamic environment. The 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp.3489-3495, 2012.