「マルチメディア，分散，協調とモバイル
(DICOMO2021)シンポジウム」 令和3年6月-7月

高精度リアルタイム交通シミュレーションのための非コネクティッドカーの推定技術

小宮 賢士[1] 磯村 淳[1] 高木 雅[1] 川谷 宗之[1] 花舘 蔵之[1]

概要：近年クラウドに接続可能なコネクティッドカーの急速な普及により，位置情報を含めた様々な観測情報がクラウド上に送信できるようになっている．しかし全ての車両がコネクティッドカーになる見込みはないため，交通状態の推定を行うことは重要である．交通状態の推定とは，一部の車両通過台数や，車両位置などの観測情報に基づき道路の車両密度，平均車両速度や車両の位置，速度の状態を推定することであり，現在も様々なサービスに用いられている．例えば，道路交通情報配信サービスや一部のナビゲーションは，観測情報から対象領域全体の交通状態を推定することにより実現されている．しかしこれらのサービスでは，道路単位の平均車両密度や平均車速などを推定しており，車両の位置や速度を推定する技術は実現されておらず，道路上の車両 1 台 1 台の位置や，速度に基づいたより緻密な情報配信やナビゲーションなどのサービスは実現できていない．この問題に対して，既存研究において車両 1 台 1 台の位置，速度を推定しようとする取り組みが存在する．既存研究では今後普及が予測されている，GPS を搭載しクラウドに接続可能なコネクティッドカーから得られる位置情報を用いて，クラウドに接続することができない非コネクティッドカーの台数，位置，速度を推定している．しかし，既存研究の技術は信号や標識などによる発進停止が頻発する都市部の一般道の環境には対応することができないという課題がある．そこで本研究では発進停止が頻発する一般道においても，コネクティッドカーの位置情報を用いて，非コネクティッドカーの台数を推定することができる手法を提案する．本提案手法は人間の運転行動および車両の応答から発生する「反応遅れ時間」に着目し，発進停止が頻発する環境においても高精度に推定が可能な手法である．シミュレーションデータを観測情報とした検証において提案手法は既存研究の手法に対して精度の観点で優位な結果を得た．

Non-cloud-connected Vehicle Presence Estimation Using Location Information of Cloud-connected Vehicle

KENJI KOMIYA[1] ATSUSHI ISOMURA[1] MASARU TAKAGI[1] MUNEYUKI KAWATANI[1]
MASAYUKI HANADATE[1]

1. はじめに

近年，クラウドに接続可能なコネクティッドカーが急速に普及してきており，2030 年には 6000 万台に到達する見込みとなっている [1]．コネクティッドカーは位置情報を含めた様々な観測情報をクラウドに送信する．しかし，現状全ての車両がコネクティッドカーではなく，将来的にも全車両が単一のクラウドに接続される見込みはない．そのため，得られる観測情報のみを用いて，道路上の車両密度や平均車両速度，車両台数や車両位置を推定し，分析やシミュレーションを行うことで交通情報配信サービスやナビゲーションサービスが実現されている．例えば，VICS [2] では道路上の車両通過台数検出器から得られた情報を用いて道路ごとの混雑度合を分析し，配信している．また，NAVITIME [3] や Google Maps [4] ではアプリをインストールしているスマートフォンから得られる位置情報を収集，分析することにより経路の所要時間の計算を行っている．このように，現在のサービスに用いられる技術では道路単位の情報が推定されており，車両 1 台 1 台の情報は推定されていない．このため，道路より詳細なレーンや道路

[1] 日本電信電話株式会社 デジタルツインコンピューティング研究センタ

© 2021 Information Processing Society of Japan

の部分ごとの混雑度合の配信や，車両同士の相互作用を考慮した経路設計などを行うサービスは実現されていない．そこで，本研究では観測情報としてコネクティッドカーから得られる位置情報を用いて非コネクティッドカーの台数を推定する技術を提案する．本提案技術は，人間が車両を運転する際に発生する「反応遅れ時間」に基づき，非コネクティッドカーの台数を推定する技術である．本稿では，2 章で関連する技術について述べ、3 章では既存技術を述べる． 4 章で提案技術について述べ、5 章では既存技術と提案技術を比較する検証について述べる．6 章でまとめを述べる．

2. 関連技術

本章では，システムの未来の状態を予測するために用いられる「シミュレーション」また，「交通シミュレーションモデル」について述べる．また，近年普及が進んでいる「コネクティッドカー」と前提とする機能について述べる．最後に「交通状態の推定」において既存技術を紹介する．

2.1 シミュレーション

本論文ではシミュレーションを対象とするシステムの時間変動を表す方程式を解くことにより，現象の挙動を再現することであると定義する．シミュレーションで行う処理は次のように数式を用いて表現することができる．

$$\boldsymbol{x}_t = \boldsymbol{f}_t\left(\boldsymbol{x}_{t-1}\right) \tag{1}$$

ここで $\boldsymbol{x}$ は状態ベクトルでありシミュレーション対象のある時刻の状態を表す．状態ベクトルには各車両の位置などの変数が含まれる．$\boldsymbol{f}$ は状態ベクトルが代入される「システムの時間変動の関数表現」である．$\boldsymbol{x}$ と $\boldsymbol{f}$ の組を「シミュレーションモデル」と呼ぶ．添え字 t は離散化された時間系での時刻を表しており，シミュレーションが開始する時間を 1，シミュレーションの最終時刻を n とすると $t \in [1, n]$ である．状態ベクトル $\boldsymbol{x}_0$ をシミュレーションの「初期条件」と呼ぶ．t が任意の値において $t-1$ と t の実際の時間幅をシミュレーションの「時間刻み幅」と呼び，dt とする．以上の定義から，あるシステムにおいて，未来の時刻 t の状態ベクトル $\boldsymbol{x}_t$ を得るためには，最初の状態ベクトル x_0 に含まれる値は現在の状態と一致している必要がある．

2.2 交通シミュレーションモデル

交通のシミュレーションモデルを構築するためには，「運転行動」について理解が必要となる．人間の行動は「認知」，「判断」，「操作」の要素で構成されるといわれている [5]．このため，車両を含めた運転行動は図 1 のブロック線図に示すように人間の行動に車両の「応答」が加わったフィードバックシステムとして表現できる．このシステムによると，情報の入力から出力には認知，判断，操作，応答のプロセスを経ることが分かる．このプロセスに要する時間を交通分野では「反応遅れ時間」と呼ぶ．また，反応遅れ時間はいくつかの実験からおおよそ 1 秒であることが知られている [6, 7]．

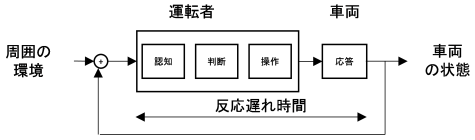

図 1 運転行動のブロック線図

この運転行動を数式によりモデル化したものが「交通シミュレーションモデル」である．交通シミュレーションモデルのうち，先行車輌と追従車輌の関係をモデル化した「追従モデル」 [8] の例を以下に示す．

$$\dot{\boldsymbol{p}}_t^f = \lambda\left[\dot{\boldsymbol{p}}_{t-\tau}^l - \dot{\boldsymbol{p}}_{t-\tau}^f\right] \tag{2}$$

ここで，$\boldsymbol{p}$ はある時刻における車両の位置情報を含んだベクトルであり，˙は時間微分を意味し，点の数により時間微分の回数を表現する．このため，$\dot{\boldsymbol{p}}$ は速度を意味する．添え字 l は先行車両を表す．f は追従車両を表す．τ は反応遅れ時間，λ は任意の関数である．式 (2) を式 (1) に対応させると，追従モデルの状態ベクトルは車両のある時刻における位置情報 $\boldsymbol{p}$ と対応する．このため，交通シミュレーションモデルを用いたシミュレーションには初期条件として現在の車両の位置情報を入力する必要がある．

2.3 コネクティッドカーと非コネクティッドカー

「コネクティッドカー」とは，インターネットへの常時接続機能を具備した自動車であると広義されている [9]．本稿では上の定義に加え，GPS による測位機能を有し，車両の位置情報を常時インターネットへ送信する機能を持つものとする．さらに，インターネット常時接続機能を持たない車両のことを本稿では「非コネクティッドカー」と呼び，存在する車両はすべてコネクティッドカー，もしくは非コネクティッドカーに分類できるものとする．

2.4 交通状態の推定

交通シミュレーションを実行するために観測情報を用いてシミュレーションの初期条件を推定する技術は様々なものが存在するが，出力情報と入力情報の種類において次の 4 種類に分類することができる．

(1) 車両通過台数を入力し，道路単位の車輌密度，速度を出力．
(2) 車両通過台数を入力し，車両の位置，速度を出力．
(3) 車両位置情報を入力し，道路単位の車輌密度，速度を出力．

© 2021 Information Processing Society of Japan

(4) 車両位置情報を入力し，車両の位置，速度を出力．

まず，(1) に属する技術は，車両通過台数を測定するセンサが広く普及していることから多くの研究が存在する [10–12]．次に，(2) に属する技術は近年のコネクティッドカーのやスマートフォンのナビゲーションアプリの普及により近年多くの研究が行われるようになっている [13–18]．(3) および (4) に属する技術は (1) および (2) に属する研究に比べると少ない．これは，車両単位の位置，速度の推定の困難さに起因するものと思われる．(3) に属する技術として Xie らの取り組み [19] が存在する，これは通過したタイミングを用いてカルマンフィルタにより車両の現在の位置・速度を推定する技術である．(4) に属する技術として Goodall らの取り組み [20] が存在する．これは交通シミュレーションモデルを利用し，コネクティッドカーの位置とシミュレーションモデルにより計算された位置を比較することにより非コネクティッドカーを推定する技術である．

3. 既存技術

本章では観測情報を用いて交通状態の推定を行う既存技術を説明する．特にここでは，近年普及が進んでいるコネクティッドカーの位置情報を用いて推定を行う Goodall らの手法 [20] について解説する．

3.1 概要

図 2 に，既存技術の処理のフローチャートを示す．既存技術は一定時間 T 分のコネクティッドカーの位置情報を取得後，繰り返し処理を行う．繰り返し処理では，シミュレーションを実行し算出された加速度，および実際に計算された加速度の比較を行う．このとき，シミュレーションでは，実際には存在する非コネクティッドカーを考慮していないシミュレーションによる加速度と，実際の加速度の差を利用し，それが一定以上であったとき，シミュレーションに対する非コネクティッドカーの追加処理を行う．その後，推定された非コネクティッドカーがコネクティッドカーの位置座標と重なった時，非コネクティッドカーをシミュレーションから削除する処理行う．

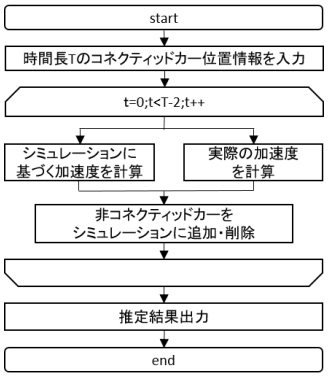

図 2　Goodall らによる手法の処理フロー

3.2 推定方法

本節では，既存技術の詳細な処理を示す．既存技術では，コネクティッドカーから得られたある時間長 T の時刻ごとの車両位置 $\boldsymbol{p}_t^{cv}$ が入力情報として得られるものとする．ここから差分により次式のように，速度 $\dot{\boldsymbol{p}}^{cv}$ および加速度 $\ddot{\boldsymbol{p}}^{cv}$ を得る．

$$\dot{\boldsymbol{p}}_{t+1}^{cv} = \frac{\boldsymbol{p}_{t+1}^{cv} - \boldsymbol{p}_t^{cv}}{dt} \tag{3}$$

$$\ddot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{cv} = \frac{\dot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{cv} - \dot{\boldsymbol{p}}_{t+1}^{cv}}{dt} \tag{4}$$

この位置情報 $\boldsymbol{p}_t^{cv}$，速度情報 $\dot{\boldsymbol{p}}_{t+1}^{cv}$ を用いて追従モデルから導かれる次の二式を計算する．

$$\dot{\boldsymbol{p}}_{safe}^{cv} = \dot{\boldsymbol{p}}_{t+1}^{l} + \frac{\boldsymbol{g}_{t+1} - \tau\dot{\boldsymbol{p}}_{t+1}^{l}}{\frac{\dot{\boldsymbol{p}}_{t+1}^{l} + \dot{\boldsymbol{p}}_{t+1}^{f}}{2b} + \tau} \tag{5}$$

$$\dot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{cv-sim} = \min\left[\dot{\boldsymbol{p}}_{max}, \dot{\boldsymbol{p}}_{t+1}^{cv} + adt, \dot{\boldsymbol{p}}_{safe}^{cv}\right] \tag{6}$$

ここで，添え字 f および l は式 (2) と同じように，追従車両と先行車両を表している．また b は減速時の最大の加速度の大きさ，$\boldsymbol{g}$ は先行車両と追従車両の車間距離を表している．$\dot{\boldsymbol{p}}_{max}$ はその道路における制限速度である．次に，$\dot{\boldsymbol{p}}_{t+1}^{cv}$，$\dot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{cv-sim}$ を用いてシミュレーションモデルに基づく加速度を次のように求める．

$$\ddot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{cv-sim} = \frac{\dot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{cv-sim} - \dot{\boldsymbol{p}}_{t+1}^{cv}}{dt} \tag{7}$$

これと式 (4) で得られた，$\ddot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{cv}$ を比較し次の条件を満たしたとき，新たな車両の存在を 1 台推定する．

$$\ddot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{cv} + lim < \ddot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{cv-sim} \tag{8}$$

ここで lim は加速度差の閾値である．つまり，実際のコネクティッドカーの加速度がシミュレーションにより計算された加速度に対して一定以上小さければ新たなの車両の推定を行うことになる．式 (8) を満たしたとき，次のように

© 2021 Information Processing Society of Japan

推定された車両の位置および速度の計算をする．まず速度は次のように求める．

$$\dot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{est} = \dot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{f} - \min\left[-\varepsilon a, \dot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{f}\right] \tag{9}$$

ここで ε は任意定数である．次に，車両位置は追従車両との車間距離を次のように計算する．

$$\boldsymbol{g}_{t+2}^{est} = \left(\dot{\boldsymbol{p}}_{t+3}^{cv} - b\dot{mp}_{t+2}^{est}\right)\left(\frac{\dot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{est} + \dot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{cv}}{2b} + \tau\right) + \dot{\boldsymbol{p}}_{t+2}^{est} \tag{10}$$

この結果を用いて，次式により推定車両の位置を求める．

$$\boldsymbol{p}_{t+2}^{est} = \boldsymbol{g}_{t+2}^{est} + \boldsymbol{p}_{t+2}^{f} \tag{11}$$

以上の手順で得られた速度および位置の車両をシミュレーションに追加する．次に，推定された先行車両とコネクティッドカーの追従車両が干渉するとき，つまり次式を満たすとき推定された先行車両を削除する．

$$\boldsymbol{p}^{est} - \frac{L}{2} < \boldsymbol{p}^{f} + \frac{L}{2} \tag{12}$$

ここで，L は車両の長さを意味する．その後時刻 t を 1 時間刻み幅分進め，式 (3) に戻る．

3.3 課題

本技術では，現実とシミュレーションの加速度の差に着目し非コネクティッドカーを推定する．しかし，一般道のような発進停止を繰り返す環境では式 (6) における $\dot{\boldsymbol{p}}_{t+1}^{cv} + adt$ が速度として選択される．この時，先行車両の存在，非存在にかかわらず加速度は a となるため，現実の非コネクティッドカーの存在により加速度の差が発生しない．また，減速時は制限速度が小さい一般道路では減速を行う時間が短く，車輌の推定を行うためには十分でないことが考えられる．さらに，信号待ちなどの停止時には加減速が発生しないため推定を行うことができない．このため，式 (8) の条件を満たすことができず，一般道路のような車両が発進停止を繰り返す環境では推定精度が低下するという課題が生じる．

4. 提案技術

本章では，提案手法の概要及びその詳細なアルゴリズムについて説明する．

4.1 概要

本提案技術は，一般道の発進停止が発生する状況においても発生する反応遅れ時間に着目し，コネクティッドカー間に存在する車両台数を推定する手法である．図 3 に提案技術のフローチャートを示す．提案手法では，既存手法と同じく時間長 T の N 台の車両位置情報が入力される．次に，前後に並んだ車両の加速度を計算する．その後，ブレーキを踏み始める瞬間 (定速から減速)，また，アクセルを踏み始める瞬間 (定速から加速) の時刻を記録する．これは，それぞれが前方の車両の加減速の入力に対して応答する時刻である．その後，記録された時刻を比較し，得られた反応遅れ時間と車両 1 台あたりに発生する反応遅れ時間の実験値である 1 秒をもとに．非コネクティッドカー台数を推定する．

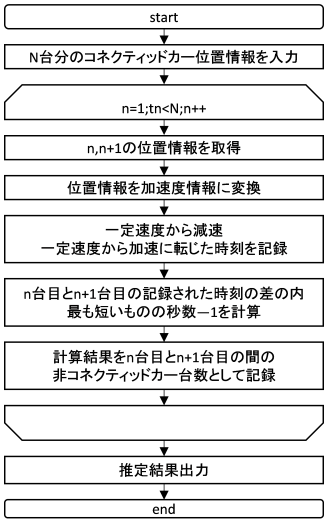

図 3 提案手法の処理フロー

4.2 推定方法

本節では，提案技術の具体的な処理内容を示す．推定対象のレーン内に存在するコネクティッドカーに対して，1 から N までの ID をそのレーンに侵入した順番に設定する．ID がつけられた車両それぞれの，一定時間 T 分の車両の位置情報 $\boldsymbol{p}$ を取得し，式 (3)，式 (4) により速度および加速度を得る．また，コネクティッドカーそれぞれに対してリスト A^n および，B^n を用意する．ここで n はコネクティッドカーに設定された ID である．それぞれのコネクティッドカーの加速度のベクトルのある時刻 t における値と $t+1$ の時刻における値を比較し，次の条件を満たした時刻 t をリスト A^n に記録する．

$$\begin{cases} \ddot{\boldsymbol{p}}_{t}^{cv} < \alpha \\ \text{and} \\ \ddot{\boldsymbol{p}}_{t+1}^{cv} > \alpha \end{cases} \tag{13}$$

また，次の条件を満たした時刻 t をリスト B^n に記録する．

$$\begin{cases} \ddot{\boldsymbol{p}}_{t}^{cv} > \beta \\ \text{and} \\ \ddot{\boldsymbol{p}}_{t+1}^{cv} < \beta \end{cases} \tag{14}$$

ここで α および β はそれぞれ正と負の値となる任意の定数である．リスト A，B に含まれた時刻は一定速度の状態か

© 2021 Information Processing Society of Japan

ら加速，および一定速度の状態から減速し始める時刻となる．次に，同じ時刻に同じレーン上に存在し，隣り合う車両 n および $n+1$ のリスト A^n,B^n および A^{n+1},B^{n+1} についてに着目する．A^{n+1} に含まれる要素において，A^n からその値以上で，最も近い要素を取得し，これら値の差分をリスト X に保存することを繰り返す．また，同じように B^{n+1} に含まれる要素に対して，B^n からその値以上で，最も近い要素を取得し，これら値の差分をリスト X に保存する．このリスト X に含まれている値がコネクティッドカー n と $n+1$ の間に発生した反応遅れ時間である．このリスト X に含まれる値の内最も小さい値 τ_{min} を取得し，これと反応遅れ時間の仮定値 τ_{def} を利用し，次式により n と $n+1$ 間の非コネクティッドカー台数 N^{non-cv} を推定する．

$$N^{non-cv} = \frac{\tau_{min}}{\tau_{def}} - 1 \tag{15}$$

5. 検証

本章では，既存技術，提案技術の推定制度を確認するために行った検証について述べる．結果を評価するための精度の指標は以下の二つである．

$$R^{non-cv} = \frac{N_{est}^{non-cv}}{N_{real}^{non-cv}} \times 100 \tag{16}$$

ここで，N_{real}^{noncv} は実際の非コネクティッドカーの台数で，N_{est}^{non-cv} は推定された非コネクティッドカーの台数である．

$$R^{int-cv} = \frac{\sum_{i=0}^{int-cv} N_{cv-est}^{i}}{N^{int-cv}} \times 100 \tag{17}$$

ただし，N_{cv-est}^{i} は先頭から i 番目のコネクティッドカー間で，推定された非コネクティッドカー台数が正しければ 1，正しくなければ 0 となる変数である．N^{int-cv} はコネクティッドカー間の数である．

5.1 目的

本検証の目的は，一般道路で発生する発進停止を繰り返す条件において，既存技術と提案技術を比較することである．検証 A は，一般道路における加速時，減速時の検証をそれぞれ行う．また，検証 B は，現実の道路の道路長および信号が存在する条件において，既存技術，提案技術の精度の差を比較する．また，有効なコネクティッドカーの割合を求めるためにコネクティッドカー割合を変更した検証を行う．

5.2 検証 A　条件

本検証では，同一道路の単一レーン上を走行する 6 台の車両について．停止から加速時，一定速度から減速時，それぞれについて 60 秒間のデータを入力とした検証を行う．検証に用いる入力データは時速 0 キロメートルからの加速，時速 60 キロメートルからの減速の過程を交通シミュレーションモデルを用いて作成した．データ生成に用いた交通シミュレーションモデルは krauss [21] であり，データ生成時の交通シミュレーションモデルの条件は表 1 の値を設定した．

表 1　krauss モデル設定パラメータ

項目	条件
最大加速度 (m/s^2)	3
最大減速度 (m/s^2)	5
反応遅れ時間 (s)	1
車両長さ (m)	5
時間刻み幅 (s)	1

5.3 検証 A　結果

検証 A の結果を図 4 に示す．既存技術は，加速時に車両が推定され，減速時は，車両が推定されていないことが分かる．提案技術は，加速時および減速時に正しく車両台数が推定されている．

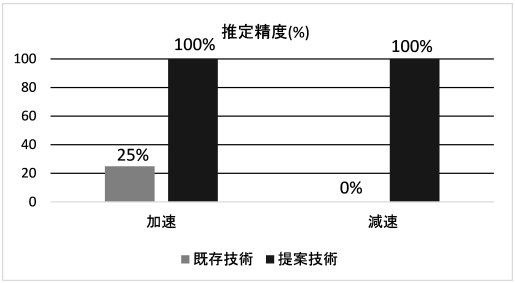

図 4　式 (16) による検証 A の評価

5.4 検証 B　条件

本検証では，より現実に近い条件を想定し発進停止が信号により任意のタイミングで複数回発生するような条件の検証を行う．推定対象となる領域は 1 車線の信号が設置されている約 330m の道路である．検証に利用する道路データは Open Street Map [22] から取得している，検証には，対象道路を含めた周辺約 1 平方キロメートルの面積の地図を利用している．検証に用いるデータセット生成には，オープンソースのシミュレーションソフトウェアである SUMO [23] を用いた．SUMO で用いたモデルは検証 A と同様に krauss を用い，モデルに設定するパラメータも表 1 を用いている．検証を行う全車両に対するコネクティッドカーの割合は，25%，50%，75%である．

5.5 検証 B　結果

検証 B の検証結果を図 5 に示す．既存技術では，コネクティッドカー 割合が 25%，50%のときには，非コネクティッドカーの推定が行えていないことが分かる．また，75%の時に推定精度が 60%であるのは，コネクティッドカー間の車両が 0 台の場合であり，既存技術では全ての場

© 2021 Information Processing Society of Japan

合において車両が 0 台と推定されているためである．これに対して，提案技術は，全条件において，推定が正しく行えている．

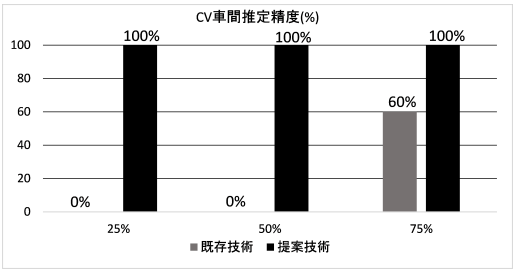

図 5 式 (17) による検証 B の評価

5.6 考察

検証 A，検証 B を行った結果から次のことが言える．まず，発進停止が発生する条件で既存技術の推定を行った場合，多くの条件において車両が推定されないことが分かった．この理由は検証 A においては，一般道路のような低速かつ，車間距離が小さいため車両が推定された時点でコネクティッドカーと重なってしまいすぐに車両が消去される処理が実行されるためであると考えられる．また検証 B においては，信号がある一般道路では車両が停止している状態が長く，推定に必要な加速度の差が生じないためである．これに対して，提案技術においては，加速度の差や大きさにかかわらず車両の行動が停止から発進や，一定速度から減速等変化した瞬間の情報のみで推定が行える．このため，検証A，Bそれぞれにおいて正しく推定が行えたと言える．ただし，実施された二つの検証では，検証データに対して次のような制限がある．

- データ生成をシミュレーションデータにより行っているため，車両の挙動はシミュレーションモデルに完全に完全に従うものとなる．このため，実際の車両挙動で生じるような速度の揺らぎや，挙動の個人差は発生しない．
- データ生成を行ったシミュレーションの条件は，分岐がなく，道路の途中で車両が新たに侵入してくることがない，1 車線道路として設定している．このため車線の途中で車両台数および車両の前後関係は変化することがない．

6. まとめ

本文献では，観測情報から交通状態を推定する技術について，特にコネクティッドカーの車両位置情報から，非コネクティッドカーの情報を推定する技術を提案した．次に，提案した技術と既存技術を比較する検証を行った．本検証では，それぞれの技術に入力するデータとして実際の走行データでなくシミュレーションデータを用いている．また，データ生成する際のシミュレーションについては一車線道路かつ，分岐が存在しないような条件設定で行っている．検証結果では，検証を行った条件において，既存技術で課題だった発進停止が発生する一般道路を想定した環境で高い精度を示し，提案技術の適用効果を確認した．

参考文献

[1] 富士経済：コネクテッドカー関連市場の現状とテレマティクス戦略，富士経済 (2019).

[2] 一般財団法人道路交通情報システムセンター：vics の仕組み (2021). https://www.vics.or.jp/know/structure/index.html.

[3] ナビタイムジャパン：携帯カーナビプローブデータを用いた道路交通分析システム「道路プロファイラー」を提供開始 (2021). https://corporate.navitime.co.jp/topics/pr/201710/02_4258.html.

[4] Media, V.: Goole Maps WIll Now Show You Traffic Conditions On The Back Roads (2009). https://techcrunch.com/2009/08/25.

[5] 北岡広宣，倉橋哲郎，岩瀬竜也，町田貴史， 森博子：予防安全システム評価シミュレータ: STREET-認知・判断モデルの開発，自動車技術会論文集， Vol. 39, No. 5, pp. 5_151–5_156 (2008).

[6] Summala, H.: Brake reaction times and driver behavior analysis, *Transportation Human Factors*, Vol. 2, No. 3, pp. 217–226 (2000).

[7] Kesting, A. and Treiber, M.: Calibrating car-following models by using trajectory data: Methodological study, *Transportation Research Record*, Vol. 2088, No. 1, pp. 148–156 (2008).

[8] Song, J., Wu, Y., Xu, Z. and Lin, X.: Research on car-following model based on SUMO, *The 7th IEEE/International Conference on Advanced Infocomm Technology*, IEEE, pp. 47–55 (2014).

[9] Zheng, J. and Liu, H. X.: Estimating traffic volumes for signalized intersections using connected vehicle data, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 79, pp. 347–362 (2017).

[10] Van Hinsbergen, C. P., Schreiter, T., Zuurbier, F. S., Van Lint, J. and Van Zuylen, H. J.: Localized extended kalman filter for scalable real-time traffic state estimation, *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, Vol. 13, No. 1, pp. 385–394 (2011).

[11] Seo, T., Bayen, A. M., Kusakabe, T. and Asakura, Y.: Traffic state estimation on highway: A comprehensive survey, *Annual reviews in control*, Vol. 43, pp. 128–151 (2017).

[12] Ua-areemitr, E., Sumalee, A. and Lam, W. H.: Low-cost road traffic state estimation system using time-spatial image processing, *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, Vol. 11, No. 3, pp. 69–79 (2019).

[13] Tao, S., Manolopoulos, V., Rodriguez Duenas, S. and Rusu, A.: Real-time urban traffic state estimation with A-GPS mobile phones as probes, *Journal of Transportation Technologies*, Vol. 2, No. 1, pp. 22–31 (2012).

[14] Herrera, J. C. and Bayen, A. M.: Incorporation of Lagrangian measurements in freeway traffic state estimation, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 44, No. 4, pp. 460–481 (2010).

[15] Zhang, J.-D., Xu, J. and Liao, S. S.: Aggregating and sampling methods for processing GPS data streams for

© 2021 Information Processing Society of Japan

traffic state estimation, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 14, No. 4, pp. 1629–1641 (2013).

[16] Kong, Q.-J., Zhao, Q., Wei, C. and Liu, Y.: Efficient traffic state estimation for large-scale urban road networks, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 14, No. 1, pp. 398–407 (2012).

[17] Zhao, Q., Kong, Q.-J., Xia, Y. and Liu, Y.: Sample size analysis of GPS probe vehicles for urban traffic state estimation, *2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, IEEE, pp. 272–276 (2011).

[18] Work, D. B., Tossavainen, O.-P., Blandin, S., Bayen, A. M., Iwuchukwu, T. and Tracton, K.: An ensemble Kalman filtering approach to highway traffic estimation using GPS enabled mobile devices, *2008 47th IEEE Conference on Decision and Control*, IEEE, pp. 5062–5068 (2008).

[19] Xie, X., van Lint, H. and Verbraeck, A.: A generic data assimilation framework for vehicle trajectory reconstruction on signalized urban arterials using particle filters, *Transportation research part C: emerging technologies*, Vol. 92, pp. 364–391 (2018).

[20] Goodall, N. J., Smith, B. L., Byungkyu "Brian" Park : Microscopic estimation of freeway vehicle positions from the behavior of connected vehicles, *Journal of Intelligent Transportation Systems*, Vol. 20, No. 1, pp. 45–54 (2016).

[21] Ranjitkar, P., Nakatsuji, T. and Kawamua, A.: Car-following models: an experiment based benchmarking, *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, Vol. 6, pp. 1582–1596 (2005).

[22] openstreetmap.org: openstreetmap (2021). `https://www.openstreetmap.org`.

[23] Lopez, P. A., Behrisch, M., Bieker-Walz, L., Erdmann, J., Flötteröd, Y.-P., Hilbrich, R., Lücken, L., Rummel, J., Wagner, P. and Wießner, E.: Microscopic Traffic Simulation using SUMO, *The 21st IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*, IEEE, (online), available from ⟨https://elib.dlr.de/124092/⟩ (2018).

© 2021 Information Processing Society of Japan