データ駆動型追従車両挙動モデルによる Fundamental Diagram の再現性

木下　将大[1]・塩見　康博[2]

[1]学生会員　立命館大学　理工学研究科（〒525-8577 滋賀県草津市野路東 1-1-1）
E-mail:ce0003sp@ed.ritsumei.ac.jp

[2]正会員　立命館大学教授　理工学部環境都市工学科（〒525-8577 滋賀県草津市野路東 1-1-1）
E-mail: shiomi@fc.ritsumei.ac.jp

既存の高速道路を活かしたソフト的な渋滞対策を定量的に評価するためには，再現性の高いミクロ交通シミュレーションが必要不可欠である．しかし，従来の交通シミュレーションは複数の数理モデルを組み合わせることで車両挙動が記述されていることが多く，パラメータ値によって非現実的な交通流が再現される．そこで本研究ではデータ駆動型追従車両挙動モデルを用いたミクロ交通シミュレーションを構築し，任意のシナリオにより得られる交通状態から Fundamental Diagram (FD)を再現する．モデル構築にあたっては，深層学習手法である LSTM モデルによって，0.1 秒後の加速度，速度，走行距離を予測する多出力の追従車両挙動モデルを構築した．LSTM モデルを用いて本研究の対象区間を再現したところ、実測データの FD とは異なる傾向が確認された．

Key Words: *Car-Following Model, Deep Learning, Micro Traffic Simulation, Highway, Fundamental Diagram*

1. はじめに

高速道路の渋滞は，依然として解決すべき社会問題の 1 つである．COVID-19 の大流行により，高速道路の渋滞量は一時的に減少したものの，日本を含む多くの国で大流行前の水準にほぼ戻っている．渋滞による速度低下は，大きな経済的損失と環境負荷をもたらす．そのため，既存のインフラをベースに，渋滞緩和のための効果的な交通マネジメントを実施することが必要不可欠です．さらに，特にコネクテッドカーや自動運転車両の普及が進む時代では，そうした対策の効果や影響を事前に評価するために，ミクロ交通シミュレーションが有効なツールとなる．

一般に，微視的な交通シミュレーションでは，多数の IF-THEN ルールに従って複数の数理モデルを組み合わせて車両運動を記述する[1)2)]．そのため，パラメータ値と車両挙動の間には非線形かつ不連続な関係が存在し，パラメータのわずかな変化やパラメータの異なる車両の順序によって，追突事故などの非現実的な挙動が発生する[3)4)]．交通シミュレーショ ンにおけるパラメータの較正を論理的に確立することは，いまだ困難な課題である[5)-8)]．

一方，近年では高速道路沿いの車両軌跡の詳細なデータを大量に収集することが可能となり，複雑な車両挙動を学習する深層学習手法が確立された．これらの手法により，仮定を必要としないデータ駆動型の車両挙動モデリングが可能となった．例えば，Zhou ら[9)]は，Next-Generation Simulation（NGSIM）I80 データセットで学習した Recurrent Neural Network（RNN）を用いた自動車追従行動モデルが，Intelligent Driver Model（IDM）よりも高い再現性を実現することを示した[10)]．Wang ら[11)]は，NGSIM と NGSIM のデータを基にキャリブレーションした IDM が生成した車両軌跡データを用いて，深層学習ベースの追従車両挙動モデルを開発した．Wang らは，提案したモデルがヒステリシスループを含む交通渋滞現象を再現できることを明らかにした．また，LSTM（Long Short Memory）を用いて時系列的な要因を考慮することの重要性を主張している．

上記の研究では，NGSIM データセットが使用されている．しかし，このデータセットには，自由流状態やショックウェーブの発生が含まれていないなど，データセットの対象範囲に問題がある．このため，データ駆動型アプローチでそのような交通状況下での車両挙動を表現できるかは未知数である．さらに，上記の研究では，時系列的な効果を捉えることの重要性が強調されているが，

車両挙動に対する空間的な効果は無視されている．渋滞は時空間的な現象であるため，先行研究 [12)-14)]が示唆するように，道路幾何学的特徴や前後車両の交通状態などの空間的要因をモデルに取り込む必要がある．

本研究では，阪神高速道路株式会社が提供する高速道路上の車両軌跡のオープンデータである Zen traffic data (ZTD)[15)]に基づいて，深層学習を用いた追従車両挙動モデルを構築する．ZTD では，2km に渡る区間において 5 時間分の車両軌跡データが提供されており，自由流状態やショックウェーブの発生・伝播など，様々な交通状況が記録されている．このデータを用いて，道路構造特性としての勾配や曲率，交通状況の空間特性を反映するために前後車両の状態，時系列効果を明示的に考慮した深層学習ベースのモデルを構築する．また，使用する Neural Network モデルには先行研究で成果のある LSTM を採用し，追従車両挙動を学習させた．ここで構築したモデルを用いて対象区間の道路構造を仮想道路空間上に再現し，シミュレーションにより交通流の再現性を検証する．その際，タイムスペース図（TS 図）上の車両挙動や実測値とシミュレーション結果の Fundamental Diagram (FD)を比較し定性的にモデルを評価する．

本稿の残りの部分は以下のように構成されている．第 2 章では，データ駆動型追従車両挙動モデルの概要と，本論文で採用した LSTM モデルの概要を示す．第 3 章では，本論文で使用したデータセットとその前処理手順について説明する．第 4 章では，LSTM モデルによって与えられた予測精度の結果と考察を述べる．第 5 章では，本論文で対象とした高速道路区間を再現したシミュレーションの結果を示す．最後に，第 6 章では結論と今後の課題を述べる．

2. モデル概要

以下では，データ駆動アプローチによる追従車両挙動モデルの考え方について述べる．また，本研究で使用した LSTM について説明する．

(1) データ駆動型追従車両挙動モデルの概要

追従車両挙動モデルにおいて追従車両の加速度は，前方車両との車間距離や相対速度，周辺環境などの刺激によって決定される．式(1)で記述される Helly モデルは前方車両との車間距離と相対速度を説明変数として加速度が出力されるシンプルなモデルである．

$$\ddot{x}_0(t+T) = a_1\Delta x(t) + a_2\Delta v(t) + a_3 \qquad (1)$$

ここで$\ddot{x}_0$は追従車両の加速度，$\Delta x(t)$と$\Delta v(t)$はそれぞれ時刻tにおける車間距離と相対速度である．Tは反応遅れ時間，a_1, a_2, a_3はパラメータである．Helly モデルのように一般的な追従車両挙動の数理モデルでは，前方車両との相互関係を変数として与えられている．それに加えて曲率半径や勾配といった幾何学的な要素を考慮したモデルも提案されている．

従来の追従車両挙動の数理モデルではドライバの運転行動の原理や仮定を前提に記述されているが，必ずしもその原理や仮定が常に保証されているわけではない．むしろ個々のドライバや車両の特性によって異なる可能性がある．一方，本研究では仮定に依存しないモデルを構築するために，データ駆動アプローチによって追従車両挙動をモデル化する．

(2) LSTM

LSTM(Long Short Memory)は長期的な依存関係を学習することができる RNN(Recurrent Neural Network)の 1 種である．RNN では比較的短いデータでなければ対応できないという課題に対して，LSTM はより長期的な時系列情報を持つデータに対して学習可能な手法である．LSTM の詳細については文献 [16)]を参照されたい．

3. 使用データ及びデータセットの構築

(1) ZTD 概要

本研究では，阪神高速道路が提供する Zen Traffic Data (ZTD)を使用する．これは，画像センシングを活用し，走行映像から対象区間を走行する全車両の 0.1 秒単位の運転挙動を車両軌跡データとしてデータ化したものである．ZTD には，時系列で各車両の位置や速度等が記録されている．

図 1 に使用する車両軌跡データの道路概要を示す．本研究では，阪神高速 11 号池田線（大阪方面）塚本合流付近とする．対象区間は大阪空港や名神高速道路，中国自動車道などの国幹道と，大阪市内を結んだ重要路線である．また，交通量の非常に多い片側 2 車線道路であることに加え，S 字カーブやサグ，塚本入口の合流部といった複雑な道路環境を有する．

本研究で構築する追従車両挙動モデルは対象車両の前後車両の状態と道路構造情報から加速度，速度，走行距離を予測する．そのため，合流車両が加速度に与える影響を抑えるために，対象区間を追越車線に限定した．なお，車線変更禁止区間の始点は 4.3kp，終点は 3.5kp である．追越車線では，主に 3.8kp 付近の塚本合流部付近か



図 1　研究対象区間

ら渋滞が発生する．本研究では，**図 2** に示すとおり，自由流状態，ショックウェーブの発生から伝播の過程がデータ化されたデータを使用する．

(2) データの前処理

本研究では細かい車両の動きを学習させるために 0.1 秒ごとのデータを使用し，対象車両の 0.1 秒後の加速度，速度，走行距離を予測する．

0.1 秒後の加速度を予測する対象車両に対して，**表 1** に示すように前方 1 台，後方 1 台の車両情報と道路構造情報を加えて各モデルのデータセットとした．道路構造情報には，対象車両の前後 50m の縦断勾配の平均と 50m 先の曲率を与えた．また，車種（小型車両：0，大型車両：1），朝ダミー（朝：1，その他：0），休日ダミー（休日：1，その他：0）を変数に加えた．本研究では走行距離を元に速度及び加速度を算出する．走行距離は**式 (2)** に従って算出した．

$$\Delta x_{t+\Delta t} = \frac{x_{t+\Delta t} - x_t}{\Delta t} \qquad (2)$$

ここで，$x'_{t+\Delta t}$ は走行距離，x_t は現在の車両位置，$x_{t+\Delta t}$ は Δt 秒後の車両位置を表す．Δt は 0.1 秒とした．

しかし，ZTD に収録されているデータには誤差が含まれるため，そのままでは非現実的な値をとり，データセットとして適切ではない．そこで各車両の車両位置の平滑化を目的として前後 3 秒について三角移動平均をとる．ある車両について補正前と補正後の走行距離を**図 3** に示す．このようにデータセットに対して補正処理を行うことでより現実的な車両軌跡データを出すことができる．**図 4** で示すように補正前後の TS 図を比較すると車両軌跡や速度変化が滑らかになることがわかる．さらに，車間距離が 100m 以上，相対速度の絶対値が 20km/h 以上のデータについてはそれぞれの閾値で丸めた．

データセットを作成するにあたっては，まず，上述の通りにデータを整理したのち，外れ値や不必要なデータを除去する．加速度の絶対値が 10[km/h/s]以上，走行距離が 3.3m 以上のデータを外れ値として除去した．次に，各変数の値の大きさの差をなくしデータを平準化するため，**式(3)** に従って正規化を施した．

$$x'_i = \frac{x_i - \min(\mathbf{x})}{\max(\mathbf{x}) - \min(\mathbf{x})} \quad (i = 1 \cdots n) \qquad (3)$$

ここで，x_i は元の入力データ $\mathbf{x}$ のうち i 番目の値，x'_i は正規化後の値をそれぞれ表す．これにより，すべてのデータは最大値 1，最小値 0 となる．

その後，全データをランダムに 8:2 で分割し，前者をモデルの学習，後者を検証に用いた．

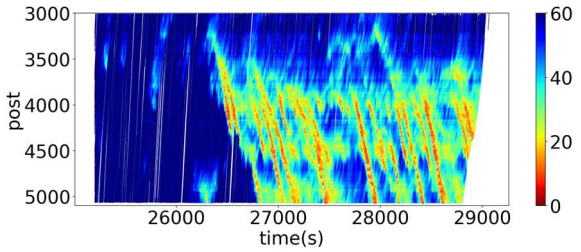
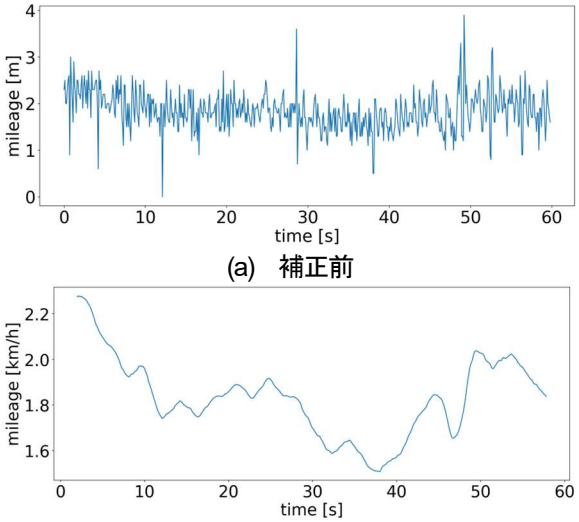


図 2　使用データの車両軌跡図（追越車線）

表 1　データセット

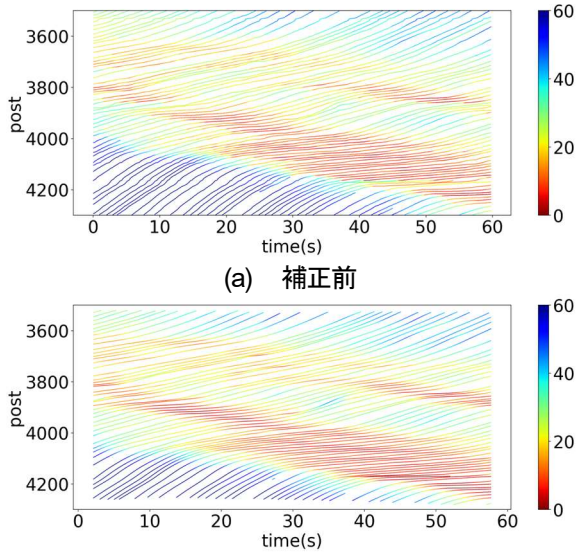
	データ内容
車両情報	現在の加速度，速度，走行距離
	前後車両との車間距離・相対速度
	車種，車長
道路構造情報	50m 先の曲率
	前後 50m の縦断勾配の平均
ダミー変数	朝，休日



(a)　補正前

(b)　補正後

図 3　補正前後の走行距離



(a)　補正前

(b)　補正後

図 4　補正前後の TS 図

4. モデルの設定および予測結果

(1) モデルの設定

本研究では，容易に学習環境の構築ができる python3 を使用し，Keras を用いてモデルを実装した．最適化手法としては Adam を用いた．学習の精度を評価するにあたっては，RMSE，MAE，yyplot を用いた．RMSE・MAE は 0 に近いほど正確な予測ができていると評価できる．yyplot は観測値と予測値の散布図であり，この傾きが 1 に近いほど全領域において正確な予測ができていると解釈できる．各モデルの構造やハイパーパラメータはそれぞれ試行錯誤することで決定した．

(2) データセットの成形

本研究では LSTM モデルを使用するが学習の際に必要なデータの配列構造に成形する必要がある．**図 5** に LSTM モデルの配列構造を図示する．図中の変数 $y_{a,t}, y_{v,t}, y_{m,t}$ は予測対象となる変数であり，時刻 t における対象車両の 0.1 秒後の加速度，速度，走行距離を表す．また，$x_{i,t-j}^{k}$ は対象車両からみて i 台前方（$-m_f \leq i \leq 0$）あるいは後方（$0 < i \leq m_b$）の車両の，時刻 t から j タイムステップ前$(0 \leq j \leq n)$の k 番目の変数を表している．これを変数に対してベクトル表記したものが $\mathbf{x}_{i,t-j}$ であり，

$$\mathbf{x}_{i,t-j} = \{x_{i,t-j}^{1}, x_{i,t-j}^{2}, \dots, x_{i,t-j}^{N}\} \quad (4)$$

と表される．ただし，N は入力変数の種類の総数を表している．

(3) 予測結果

本研究で適用した LSTM モデルの構造を**図 6**，モデルの設定と各評価指標を**表 2**，Loss Plot と yy plot の結果をそれぞれ**図 7** に示す．

Loss Plot より訓練データ(training)と検証用データ(validation)の両方において損失(Loss)が収束しており，過学習を起こしていないことが確認できる．yyplot では，対角線上にプロットが集中しており，どの領域においても予測を大きく外したプロットがないことから，非常に高い精度で予測できている．ただし，加速度は速度や走行距離と

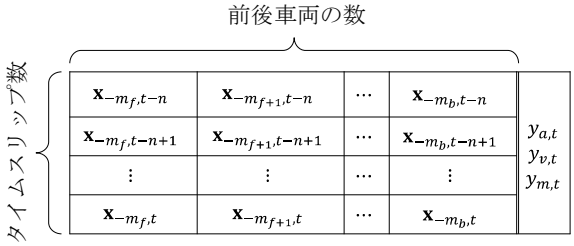


図 5　学習データの形状

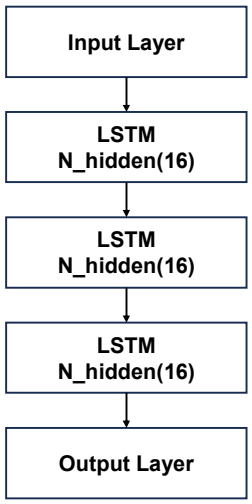
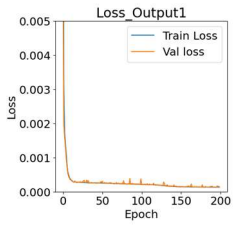


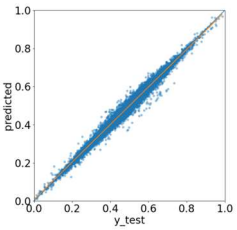
図 6　LSTM モデルの構成

表 2　LSTM モデルの評価結果

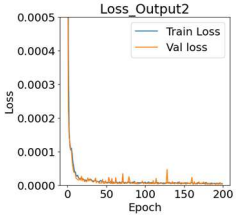
訓練データ数	183818		
テストデータ数	47138		
タイムステップ数	50		
学習率	0.001		
バッチサイズ	256		
エポック数	200		
	加速度	速度	走行距離
RMSE	0.2315	0.1932	0.0056
MAE	0.1666	0.1289	0.0038
yyplot の傾き	0.9848	1.0013	1.0020



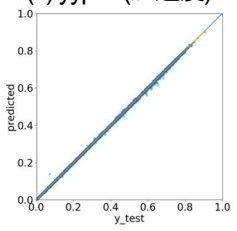
(a) Loss Plot (加速度)



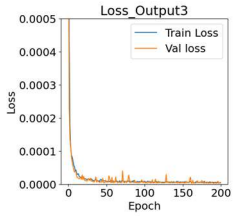
(a) yyplot (加速度)



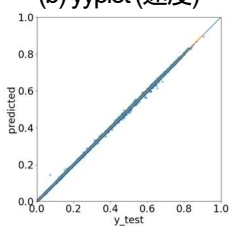
(b) Loss Plot (速度)



(b) yyplot (速度)



(c) Loss Plot (走行距離)



(c) yyplot (走行距離)

図 7　LSTM モデルの Loss Plot と yyplot

比較して RMSE と MAE の値が大きい．これは，走行距離を元に算出する段階でノイズが増幅されたため予測精度が下がったと考えられる．

5. 交通流の再現性

第 4 章の各評価指標に基づいた分析により，上述の追従車両挙動モデルは高精度で加速度，速度，走行距離を予測できることが明らかとなった．本章では当モデルをシミュレーション上の車両に対して適用する．本研究では 2 つのシミュレーション手法で交通流の再現性を検証する．

(1) 観測データに基づくシミュレーション

図 8 に観測データに基づくシミュレーションの概略を図示する．この手法ではモデルで考慮するタイムステップ数分の観測データを初期データとして与え，n 秒後までの車両挙動をシミュレーションする．このとき，車両状態の更新は加速度の予測値に基づいて 0.1 秒間隔で行うものとする．

図 9 に研究対象区間を走行する車両 1 台を対象としたシミュレーション結果を示す．なお，対象車両は平日，朝のデータセットから抽出した小型車両である．図 9(a) に研究対象区間のうち車線変更禁止区間を走行する車両 1 台の TS 図を示す．3 つの車両軌跡のうち，前後車両に挟まれた軌跡が当モデルを適用した対象車両である．対象車両は速度低下と速度回復を繰り返す必要のある交通状態にある．対象車両は前方車両の速度低下に合わせた減速や速度回復をスムーズに行っており，前後車両と追突していないことが確認できる．図 9(b)(c)では加減速の反応に少し遅れが見られるものの高い精度で速度変化を捉えている．しかし，実測値と比較して車間距離は時間とともに増大する傾向にあることが図 9(d)で示された．これは当モデルの特徴として前方車両の減速に対する感度が高く，前方車両の速度回復に対する感度が低いことが示唆される．

(2) 仮想道路空間上のシミュレーション

研究対象区間である車線変更禁止区間の追越区間を再現した仮想道路空間において初期条件として 5 秒間の観測データを与える．その際，周期境界条件を利用した単一車線の高速道路を考える．図 10 に示すように幾何学的構造を与えられた 3.5kp~4.3kp の区間は始点と終点に周期境界条件を持つ．また，シミュレーション結果と ZTD から得られる Fundamental Diagram (FD)を比較し定性的な評価を行う．

初期条件として速度と車間距離を一定に保ちながら 5 秒間走行している車両軌跡データを与えた．本研究では，交通密度の異なる 9 つのシナリオで 120 秒間シミュレーションを行った．ただし，車種はすべて小型車両，車長は 4.5m，ダミー変数は朝ダミーを 1，休日ダミーを 0 とした．表 3 に初期条件の設定を示す．シミュレーション終了まで各車両は当モデルから得られる 0.1 秒後の加速度に基づいて仮想道路空間上を走行する．ただし，車両

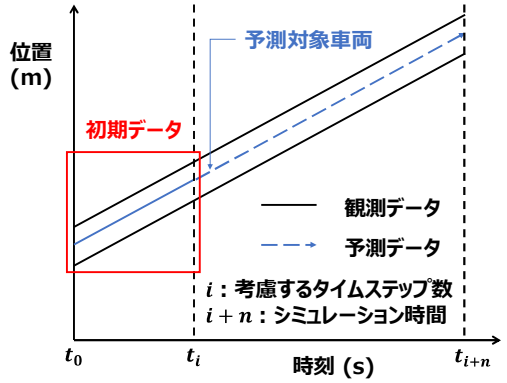
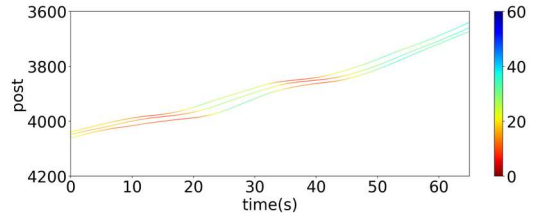
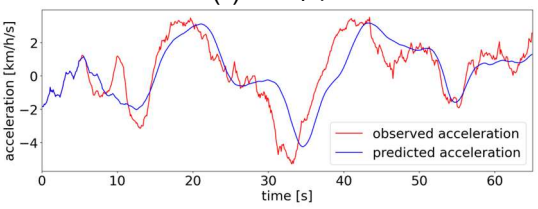


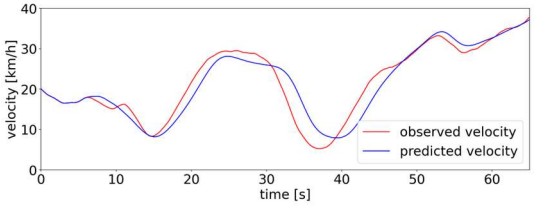
図 8 シミュレーション概略



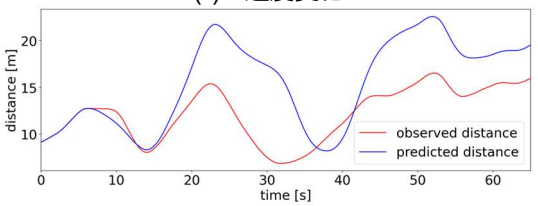
(a) TS 図



(b) 加速度変化



(c) 速度変化



(d) 車間距離変化

図 9 シミュレーション結果

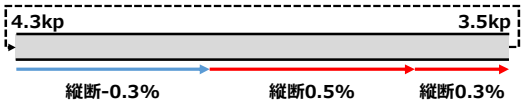


図 10 再現する対象区間と周期境界条件

同士の衝突を防ぐ目的で衝突余裕時間(TTC)が 1.4 秒以下のとき減速度を与える．TTC t_cは現在の相対速度が維持される場合に前方車両と衝突するまでの時間を表す指標であり**式(5)**によって算出した．減速度 dは**式(6)**に従って算出した．

$$t_c = -\frac{x_f - x_p}{v_f - v_p} \quad (5)$$

$$d = (v_f - v_p)/t_c \quad (6)$$

x_f, v_f, x_p, v_pはそれぞれ自車両と前方車両の位置と速度である．**図 11** に各シナリオのシミュレーション結果を示す．いずれのシナリオもシミュレーション開始直後に速度回復傾向が見られるが，その後速度低下が発生していることが確認できる．特にシナリオ 5 から 9 では速度低下による渋滞の発生が確認できる．

交通量，交通密度，速度の関係を分析するためにZTDとシミュレーション結果について FD を作成する．その際，Edie の定義 [17]を用いて交通量q，交通密度k，速度uを**式(7-1)-(7-3)**から推定した．

$$u = \sum x_i / A \quad (7\text{-}1)$$

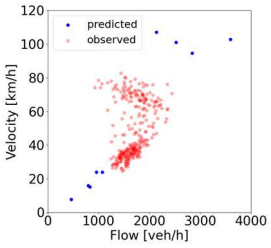
$$k = \sum t_i / A \quad (7\text{-}2)$$

$$u = \frac{\sum x_i}{\sum t_i} = q/k \quad (7\text{-}3)$$

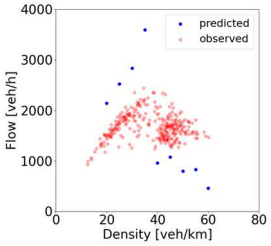
表 3　初期条件の設定

シナリオ	交通密度 [veh/h]	速度 [km/h]	車間距離 [m]
1	20	70	50
2	25	65	40
3	30	60	33.3
4	35	55	28.6
5	40	50	25
6	45	40	22.2
7	50	30	20
8	55	25	18.2
9	60	20	16.7

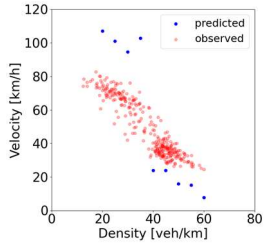
ここで集計区間長Δl，集計時間Δtで定義される集計エリア$(A = \Delta l \times \Delta t)$とする．$x_i$は集計区間内を$i$番目の車両が走行した距離，$t_i$は集計エリアに$i$番目の車両が存在した時間である．本研究では，対象区間を 3.5~4.3kp として集計区間長Δlを 800m，集計時間Δtを 60s とした．交通シミュレーションの結果については，各シナリオで設定した交通密度を採用し，集計時間はシミュレーション開始 60 秒から 120 秒の 60 秒間とした．**図 12** に ZTD とシミュレーション結果の FD を示す．**図 12(a)**よりシミュレーション結果では実測された交通流を再現できていな



(a) Q-V 図

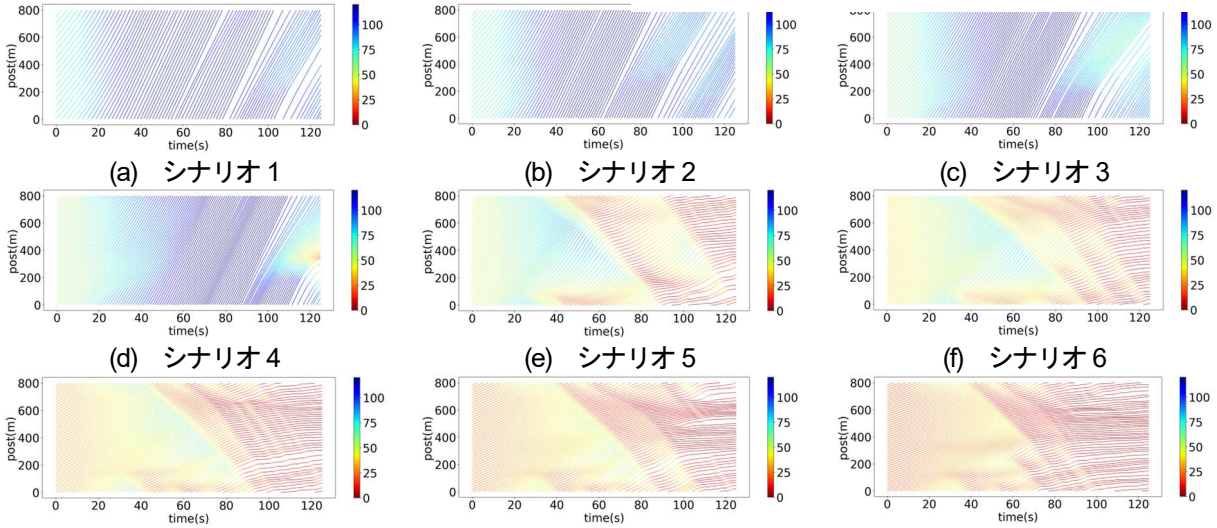


(b) Q-K 図



(c) K-V 図

図 12　Fundamental Diagram (3.5kp~3.6kp)



(a)　シナリオ 1　(b)　シナリオ 2　(c)　シナリオ 3

(d)　シナリオ 4　(e)　シナリオ 5　(f)　シナリオ 6

(g)　シナリオ 7　(h)　シナリオ 8　(i)　シナリオ 9

図 11　シミュレーション結果

いことが示された．図 12(b) (c)よりシナリオ 1 から 4 は自由流，シナリオ 5 から 9 は渋滞流であると判断できる．しかし，実測データと比べて交通量と速度は大きく乖離している．

6. おわりに

本研究では，平滑化処理を施した高速道路の車両軌跡データを利用し，深層学習を用いて 0.1 秒後の加速度，速度，走行距離を求める追従車両挙動モデルを構築した．また，2 つのシミュレーション手法を用いて交通流の再現性について定性的な分析を行った．本研究で得られた結果について以下にまとめる．

・元データに対して平滑化処理を行うとノイズを抑制され，現実的な車両軌跡データを得ることが可能である．

・当モデルにおいて加速度，速度，走行距離の予測値はいずれもすべての領域で予測精度が高いことが確認できた．

・観測データに基づくシミュレーションにおいて対象車両は加減速を繰り返しながら追突することなく走行した．

・仮想道路空間上のシミュレーションではシミュレーション開始直後に加速し，一旦速度が低下するとその後速度回復できない．

以上の結果から，車両軌跡データを利用した深層学習による追従車両挙動モデルは高精度で予測することが可能であることが明らかとなった．これは，データ駆動型の追従車両挙動モデルが交通シミュレーションの高度化につながることを示唆している．

しかしながら，当モデルの予測精度が高いにも関わらず，シミュレーションにおいて現実にそぐわない結果が出力されるといった課題が明らかになった．特に周期境界条件でのシミュレーションでは追突回避の処理を施さなければ追突が発生するという大きな課題も存在する．

今後，データの前処理方法を改善し，最適なモデル設定を模索し，シミュレーションにおいて交通流の再現性が高いモデルを構築する．

謝辞：本研究は JSPS 科研費 20KK0334 の助成を受けたものである．また，本研究で用いた車両走行軌跡データは阪神高速道路株式会社より提供を頂いた．ここに記して謝意を表する．

参考文献

1) Aimsun next users manual: Modeling vehicle movement. https://docs.aimsun.com/next/22.0.1/UsersManual/MicrosimulationModellingVehicleMovement.html#car_following_model (1st October, 2023)
2) Wiedemann, R.: Simulation des Strassenverkehrsflusses, Schriftenreihe des Instituts fur Verkehrswesen der Universitat Karlsruhe, Vol. 8, Karlsruhe, Germany. 1974
3) Xing, J. and Koshi, M.: A study on the Bottleneck phenomena and car-following behaviour on sags of motorways, 土木学会論文集，Vol.506，No.IV-26，pp.45-55，1995
4) 大口敬：高速道路単飛ぶ渋滞発生解析―追従車両挙動モデルの整理と今後の展望，土木学会論文集，Vol.660，No.IV-49，pp.39-51，2000
5) Aghabayk, K., Sarvi, M., Young, W., Kautzsch, L.: A novel methodology for evolutionary calibration of vissim by multi-threading, Proc., Australasian Transport Research Forum, Brisbane, Australia, 2-4 October 2013
6) Rrecaj, A. A., Bombol, K. M.: Calibration and validation of the VISSIM parameters-state of the art." TEM Journal, Vol. 4, No. 3, pp.255-269, 2015
7) Durrani, U., Lee, C., and Maoh, H. "Calibrating the Wiedemann's vehicle-following model using mixed vehicle-pair interactions" Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Vol.67, pp.227-242, 2016
8) Nakai, M., Nakazawa, K., and Shiomi, Y.: Representation of sag bottleneck phenomena with a commercial microscopic traffic simulator, Transportation Research Procedia, Vol.34, pp.99-106, 2018
9) Zhou, M., Qu, X., and Li, X.: A recurrent neural network based microscopic car following model to predict traffic oscillation, Transportation Research Part C, Emerging Technologies, Vol.84, pp.245-264, 2017
10) Treiber, M., Hennecke, A., and Helbing, D.: Congested traffic states in empirical observations and microscopic simulations, Physical Review. E, Statistical Physics, Plasmas, Fluids, and Related Interdisciplinary Topics, Vol.62, No.2 Pt A, pp.1805-1824, 2000
11) Wang, X., Jiang, R., Li, L., Lin, Y., Zheng, X., and Wang, F. -Y., "Capturing Car-Following Behaviors by Deep Learning," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol.19, No.3, pp.910-920, 2018
12) Koshi, M., Kuwahara, M., and Akahane, H.: Capacity of Sags and Tunnel on Japanese Motorways, ITE Journal (Institute of Transportation Engineers), pp.17–22, 1992
13) Ossen, S. and Hoogendoorn, S. P.: Driver heterogeneity in car following and its impact on modeling traffic dynamics, Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, Vol.1999, No.1, pp.95-103
14) Sun, D. H., Liao, X. Y., and Peng, G. H.: Effect of looking backward on traffic flow in an extended multiple car-following model, Physica. Part A: Statistical Mechanics and Its Applications, Vol.390 No.4, pp.631-635, 2011
15) 阪神高速道路株式会社， Zen Traffic Data, https://zen-traffic-data.net (2023 年 10 月 1 日)
16) Hochreiter, S., and Schmidhuber, J., Long Short-Term Memory, Neural Computation, Vol.9, No.8, pp.1735-1780, 1997
17) Edie, Leslie C.: Car-Following and Steady-State Theory for Noncongested Traffic, Operations Research, vol.9, no.1, pp.66–76, 1961

REPRODUCIBILITY OF FUNDAMENTAL DIAGRAM WITH DATA-DRIVEN CAR-FOLLOWING MODEL

Masahiro KINOSHITA, and Yasuhiro SHIOMI

In order to quantitatively evaluate soft traffic congestion countermeasures that take advantage of existing highways, micro traffic simulations with high reproducibility are indispensable. However, conventional micro traffic simulations often describe vehicle behavior by combining multiple mathematical models and reproduce unrealistic traffic flow depending on parameter values. In this study, a micro traffic simulation using a data-driven car-following model is constructed to reproduce a Fundamental Diagram (FD) from traffic conditions obtained from an arbitrary scenario. The model was constructed using the LSTM model, a deep learning method, to construct a multi-output car-following model that predicts acceleration, speed, and mileage traveled after 0.1 second. The LSTM model was used to reproduce the target section in this study, and the results confirmed the diffenrent trend as the FD of the measured data.