

目次

1	はじめに	2
2	車両制御による予防安全技術	2
3	自動車走行時の車両状態	3
3.1	概要	3
3.2	横滑り	3
3.3	スリップ	4
4	RNN(Recurrent Neural Network)	4
4.1	概要	4
4.2	LSTM(Long Short Term Memory)	4
5	提案手法	6
5.1	概要	6
5.2	予測手法	6
5.3	提案手法の流れ	7
6	評価実験	7
6.1	学習データの作成	7
6.2	構築した RNN の概要	7
6.3	実験内容	9
6.4	結果	9
6.5	考察	9
7	まとめ	16

RNN を用いた自動車走行時の車両状態予測に関する研究

研究者 岩谷 煉 指導教員 加藤 聰

2019年2月8日

要旨

近年、自動車制御の分野において、予防安全技術の発展が著しい。しかし、車両制御の予防安全技術はセンサーから得る車両の走行情報から現時点での状態を判断、制御しているため完全な予防安全技術ではない。そこで本研究では、RNN(Recurrent Neural Network)を用いて現在の自動車の走行状態から、未来の走行状態を予測することを目的とした。物理シミュレーションによって取得された車両の走行データを用いた学習実験の結果、限定的ではあるが、車両状態の予測が可能であることが分かった。

キーワード 自動車、予防安全技術、車両制御、走行状態、RNN、予測

1 はじめに

自動車制御の分野において、ここ数年で特に発展を遂げているのが、自動運転技術及び予防安全技術である。しかし、車両制御の予防安全技術は、センサーから得る車両の情報からその時点での状態を判断し制御しているに過ぎず、現在の自動車の操作、走行状態から、未来の状態を予測し、予防安全制御を行うには至っていない。本研究では、現在の操作、走行状態から車両限界の直前で予防安全制御を行うまでの、未来の車両状態を予測判断するシステムを開発することを目的とする。

2 車両制御による予防安全技術

現在の車両制御の予防安全技術として、TRC(Traction Control) や VSC(Vehicle Stability Control), ABS(Anti-lock Brake System) などが挙げられる。TRC はタイヤのスリップを検知し、スリップしたタイヤのトルクを抑制したりブレーキをかけることにより適切な駆動力を確保しタイヤの空転を抑え、接地性を確保し車両の走行を安定させる技術である。VSC は車両の横滑りを検知し、4輪個々のブレーキの力とエンジン出力を自動制御し、車両の安定性を確保する技術である。ABS はブレーキ時のタイヤのスリップによるロックを検知し、ブレー

キ压を緩めロックを解消させ、再度ブレーキ压を高める、という制御を短時間で繰り返すことにより、ステアリング操作を容易にし、車両停止性を確保する技術である [9]。

これらの予防安全技術は、スリップや横滑りを検知してから車体を制御しているため、予防の観点からは完全であるとは言えない。

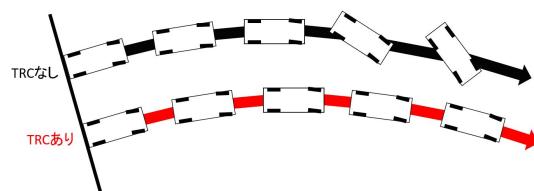


図 1 Traction Control

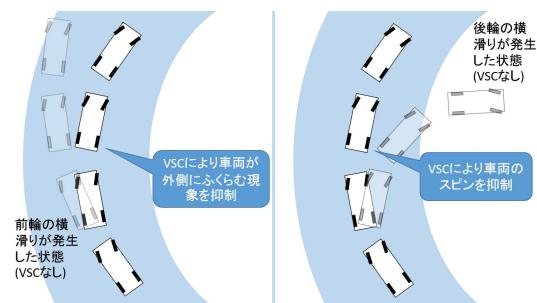


図 2 Vehicle Stability Control

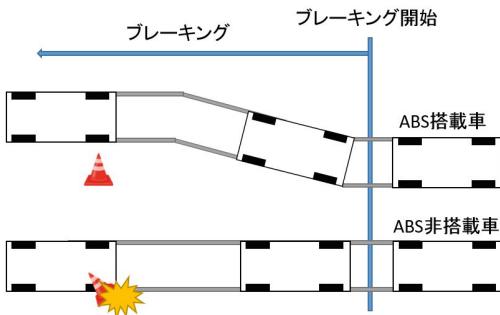


図 3 Anti-lock Brake System

3 自動車走行時の車両状態

3.1 概要

本研究での自動車走行時の車両状態は舵角に対する車両の移動方向が異なる横滑りや、タイヤと路面間の滑りであるスリップを取り上げる。

3.2 横滑り

横滑りとは、タイヤの舵角と進行方向の差であるスリップ角の大きさにより発生する [5]。スリップ角の概要図を図 4 に示す。自動車は進行方向を変える際、タイヤの向きを変えるが、そのときタイヤは車体に対して平行な状態に戻ろうとする。そのときに生じる力の反作用であるコーナリングパワー K と、スリップ角 β によりコーナリングフォース F が与えられる。

$$F = K \beta \quad (1)$$

F により車体は向きを変える。図 5 よりスリップ角が増加していくと、約 4 度までは線形領域であり、直線的にコーナリングフォースが増加していく。さらにスリップ角が大きくなると、非線形領域となり、増加割合は減少する。さらに大きいスリップ角域(約 10 ~ 15 度)では限界領域となり、飽和または減少傾向となり、滑り状態に遷移していく。この状態が横滑り状態と定義される [5]。

横滑りはアンダーステア、オーバーステアに分類される。アンダーステア、オーバーステアの判定はスリップ角により判定する。スリップ角 β は前輪、後輪それぞれ β_f , β_r に分けられる。

アンダーステア、オーバーステアの定義について

は、 $\beta_f > \beta_r \wedge \beta_f > 10$ の時がアンダーステアとし、 $\beta_f < \beta_r \wedge \beta_r > 10$ の時がオーバーステアと定義される [5]。

それぞれの滑り状態の具体的な挙動については、アンダーステアは旋回しているとき、速度が上がるにしたがって車両の向きが外側に膨らんでいく。オーバーステアは旋回中に速度が上がるにしたがって車両の向きが内側に切れ込んでいく [5]。アンダーステア、オーバーステア時の車体挙動の例を図 6 に示す。

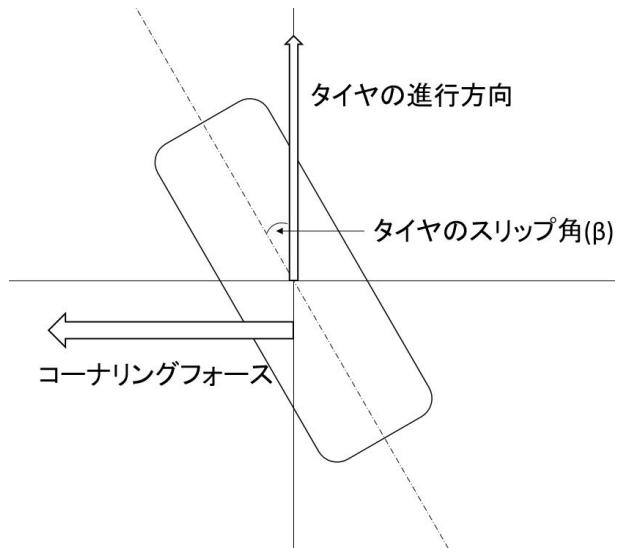


図 4 スリップ角の概要図

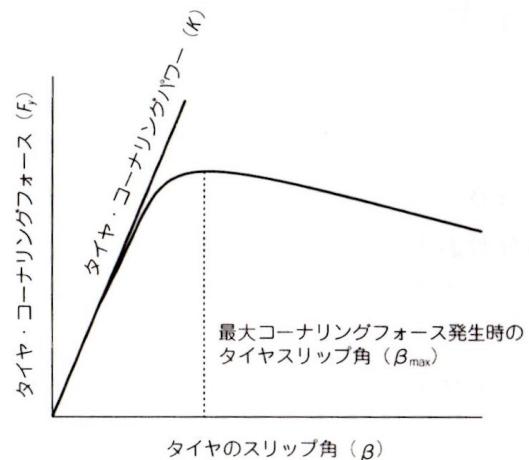


図 5 タイヤのコーナリングフォース特性 ([5] より引用)

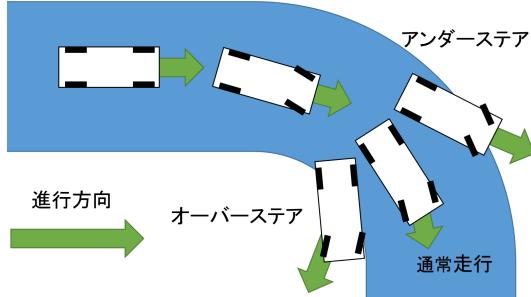


図 6 横滑りの挙動例

3.3 スリップ

スリップは四輪それぞれのスリップ率 S により判定する。スリップ率は、制動時において、

$$S = \frac{\text{車両速度} - \text{車輪速度}}{\text{車両速度}} \quad (2)$$

駆動時において、

$$S = \frac{\text{車輪速度} - \text{車両速度}}{\text{車輪速度}} \quad (3)$$

と定義する。ここで車輪速度は、(タイヤの有効半径 × タイヤ回転角速度) を意味する。

スリップの具体的な挙動として、スリップ率が 0 のときは車輪が全く滑らなく、スリップ率が 1 のとき、制動時は車輪がロックして車両が滑っている状態、駆動時は車輪が滑り全く進まない状態である [5]。図 7 より、スリップ率が約 0.2 以上のとき、タイヤの横力が大幅に減少しているため、スリップ率が $S > 0.2$ のときをスリップと定義する。本実験では少なくとも一つのタイヤのスリップ率が $S > 0.2$ となった場合をスリップ状態とする。

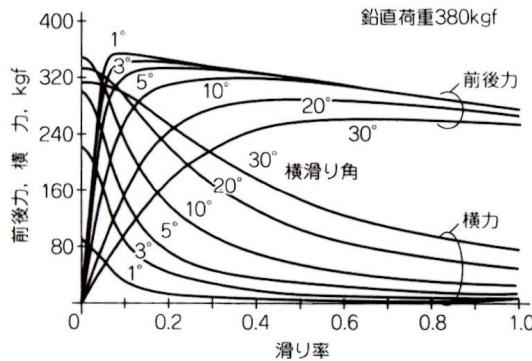


図 7 スリップ率に対するタイヤの前後力、横力の特性 ([5] より引用)

4 RNN(Recurrent Neural Network)

4.1 概要

RNN とは、NN (Neural Network) の隠れ層にフィードバック接続があり、ある時点での内部状態を次の状態の入力値として扱い、時系列に応じて異なる解を出力する NN である [4]。RNN の概要図を図 8 に示す。RNN により、時系列データのパターンを認識することができ、過去のデータ系列から未来を予測した出力を出すことが可能となる。本研究での RNN の中間層には LSTM(後述) を使用する。

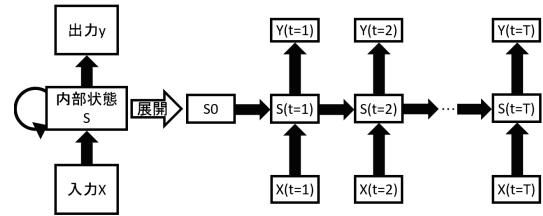


図 8 RNN の概要図

4.2 LSTM(Long Short Term Memory)

基本構成の RNN では深いネットワークになると誤差逆伝播のアルゴリズムでは誤差関数の勾配の消失や発散などによる問題が生じてしまうため、時系列の長期依存性を正確に扱えない。LSTM はその問題を緩和したモデルである [4]。具体的な構造としては、出力ゲート (Output Gate), 入力ゲート (Input Gate), 忘却ゲート (Forget Gate), 記憶セル (Memory Cell) が組み込まれている。図 9 に LSTM ブロックの内部構成を示す [4]。

時刻 t における LSTM ブロックへの入力は x_t と時刻 $t-1$ における LSTM ブロックの出力 h_{t-1} である x_t と h_{t-1} は以下の式で変換される (図 10)。

$$\bar{z}_t = W_z x_t + R_z h_{t-1} + b_z \quad (4)$$

$$z_t = \tanh(\bar{z}_t) \quad (5)$$

入力ゲートにおける変換を以下に示す (図 11)。入力ゲートでは、必要な誤差信号のみを適切に伝播させるために前の時刻のデータ出力を受け取るか否

かの判断を行う。

$$\bar{i}_t = W_i x_t + R_i h_{t-1} + b_i \quad (6)$$

$$i_t = \sigma(\bar{i}_t) \quad (7)$$

忘却ゲートにおける変換を以下に示す(図12)。忘却ゲートでは、誤差信号を受け取ることで記憶セルで記憶した内容を一度に忘却させ、入力系列のパターンが急激に変化したときに素早く記憶セルを初期化することを可能とする。

$$\bar{f}_t = W_f x_t + R_f h_{t-1} + b_f \quad (8)$$

$$f_t = \sigma(\bar{f}_t) \quad (9)$$

記憶セルにおける変換を以下に示す(図13)。式(10)の c_{t-1} は1つ前の時刻での記憶セルの出力である。記憶セルでは現在の出力を次の時刻の処理で使うために、一時的に記憶している。

$$c_t = i_t \otimes z_t + f_t \otimes c_{t-1} \quad (10)$$

出力ゲートにおける変換を以下に示す(図14)。出力ゲートも入力ゲートと同様に必要な信号のみを出力するための判断を行う。

$$\bar{o}_t = W_o x_t + R_o h_{t-1} + b_o \quad (11)$$

$$o_t = \sigma(\bar{o}_t) \quad (12)$$

最後に LSTM ブロックの出力部分の式が以下で示される(図15)。

$$y_t = h_t = o_t \otimes \tanh(c_t) \quad (13)$$

LSTM ブロックへの入力である x_t の次元を m 、出力である y_t の次元を n とする。 h_t の次元も n となる。 W_z, W_i, W_f, W_o は $m \times n$ の行列、 R_z, R_i, R_f, R_o は $n \times n$ の行列、 b_z, b_i, b_f, b_o は n 次元ベクトルのバイアスである。

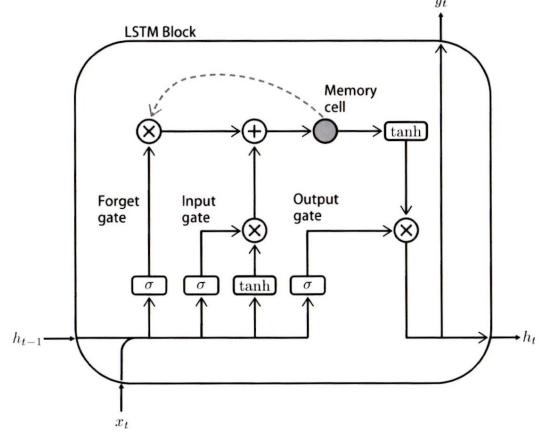


図9 LSTM ブロックの中身([4]より引用)

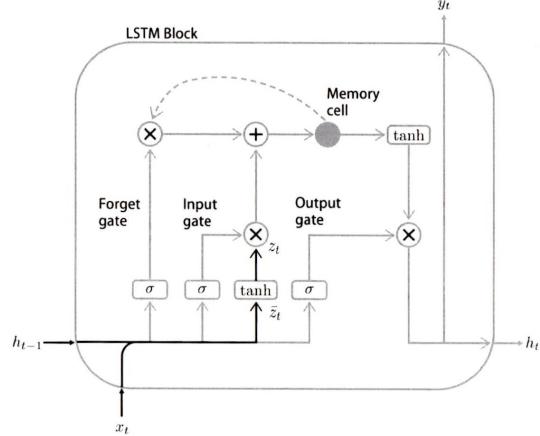


図10 \bar{z}_t と z_t ([4]より引用)

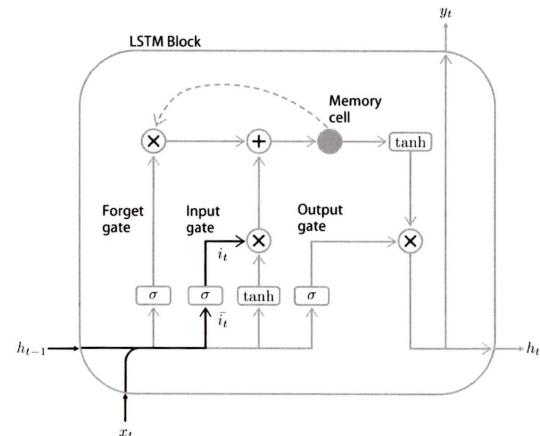


図11 \bar{i}_t と i_t ([4]より引用)

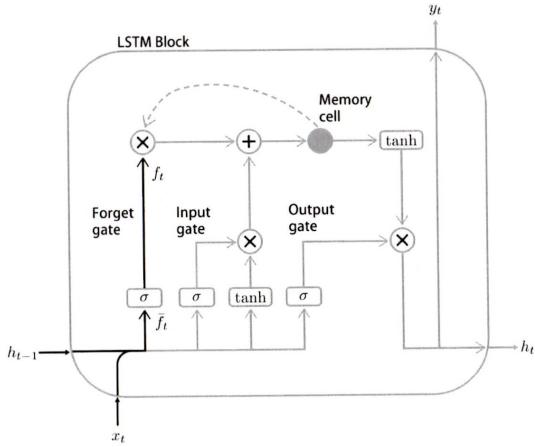


図 12 \bar{f}_t と f_t ([4] より引用)

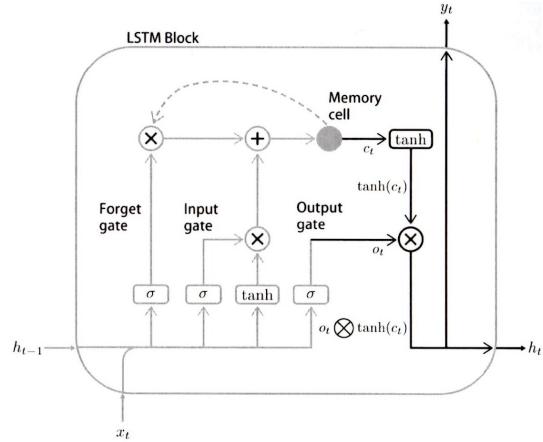


図 15 LSTM ブロックの出力 ([4] より引用)

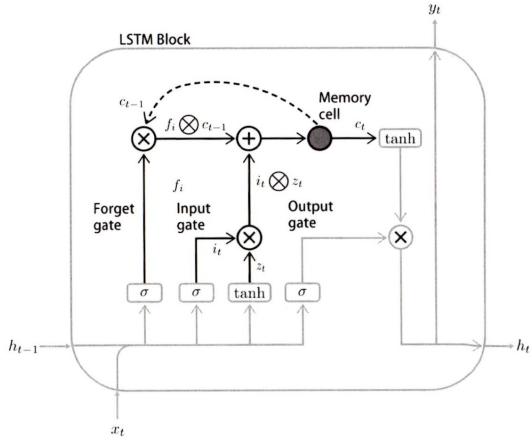


図 13 記憶セルにおける変換 ([4] より引用)

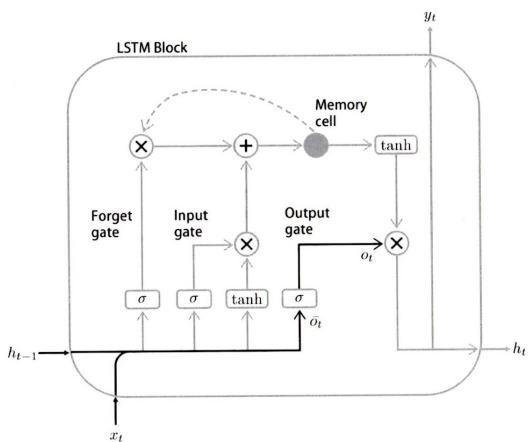


図 14 \bar{o}_t と o_t ([4] より引用)

5 提案手法

5.1 概要

本研究では、自動車走行時に得られる舵角や速度等に関する時系列データを機械学習にかけて、学習結果を基に一定時間後の車両状態を予測するものである。時系列データを学習させる手法としては RNN (Recurrent Neural Network) を用いる。

5.2 予測手法

時系列データの予測手法として、SARIMA モデルや RandomForest, RNN が挙げられる。SARIMA モデルは一定の周期で同程度の値の変動をしている定常過程に従うデータを扱う ARMA モデルに非定常データとの差分を取り、定常データとして扱う ARIMA モデルを発展させたもので、季節要素に対応した中長期的な変動要素にも対応する汎用的な予測モデルである [1], [8]。また、RandomForest は段階的にデータを分割していく、木のような分析結果を出力する決定木モデルが基となる。複数の決定木モデルを足し合わせ、平均化するアンサンブル学習というアルゴリズムを利用したモデルで、決定木モデルより高性能な予測が可能となっている [2]。

SARIMA モデルは非定常過程データにも対応しているが、やはり周期的な要素を基に予測をしているため、自動車の運転という状況や時刻に応じて全く周期性の無いデータに対しては筆者の調査の範囲内では事例がない。Random Forest は分類にも回帰

にも利用できる万能なモデルではあるが、時系列予測では RNN の方が性能が良いため今回は RNN を選択した [3].

5.3 提案手法の流れ

具体的な提案手法の流れを以下に示す。本研究では現実世界で自動車を実際に走行させ、データを取得することが困難であるため、仮想空間上で自動車モデルを用いて研究を行う。

1. 仮想空間を構築し、自動車モデルを用いて、一定時間毎の走行時のアクセル開度、舵角、速度、加速度、前輪スリップ角、後輪スリップ角、左前輪スリップ率、右前輪スリップ率、左後輪スリップ率、右後輪スリップ率の 10 種類の時系列データを取得する。
2. 取得した時系列データを RNN に入力し、数秒前～現在の走行データの時系列の流れとそれによる一定時間後の前輪スリップ角、後輪スリップ角、左前輪スリップ率、右前輪スリップ率、左後輪スリップ率、右後輪スリップ率を学習させる。
3. 学習した RNN に学習データ、テストデータを入力し、出力された前輪スリップ角、後輪スリップ角、左前輪スリップ率、右前輪スリップ率、左後輪スリップ率、右後輪スリップ率の予測時系列データを横滑りは 3.2 節、スリップは 3.3 節の条件をもとにデータを分類、学習データ、テストデータの教師データと比較する。

6 評価実験

6.1 学習データの作成

本研究では、Unity[6] による仮想空間内に敷設されたコース(図 16)を基軸に走行パターン(速度やアクセルの踏み具合、カーブの曲がり方、逆走等)を変更しながら自動車モデルを走行させ、0.12 秒毎のアクセル開度、舵角、速度、加速度、前輪スリップ角、後輪スリップ角、左前輪スリップ率、右前輪スリップ率、左後輪スリップ率、右後輪スリップ率の 10 種類の時系列データを取得する。学習データでは 600 秒間(5000 個)、テストデータでは 3600 秒

間(30000 個)のデータを用意する。教師データは 0.6 秒後の前輪後輪スリップ角、前後左右輪スリップ率の信号を用意する。入力用時系列データは機械学習の効率化のため標準化(平均を 0、分散を 1 とする)を行う [7].

6.2 構築した RNN の概要

構築する RNN はスリップ角、スリップ率の連続データを出力するモデルを作成する。RNN の構造は、入力層の次元は 10、中間層(LSTM ブロック)の次元は 128 とする。出力はスリップ角の場合、前輪後輪それぞれスリップ角の連続データが存在するため次元は 2、スリップ率では前後左右輪それぞれの連続データが存在するため次元は 4 とする。学習時に時系列データを実際に RNN に入力するときは走行データを連続した 10 個(1.2 秒)の時系列データと 5 個後(0.6 秒後)の教師データを 1 つのミニバッチとし、入力するミニバッチ学習を行う。ミニバッチの具体例を図 17 に示す。ミニバッチは開始位置をデータ長 5000 から 4950 個重複の無いようを変え、作成する。作成した 4950 個のデータをランダムに入力し、学習を行う。ここまでを 1 セットとし、学習を 1000 セット行う。モデルは学習 10 回毎に保存する。

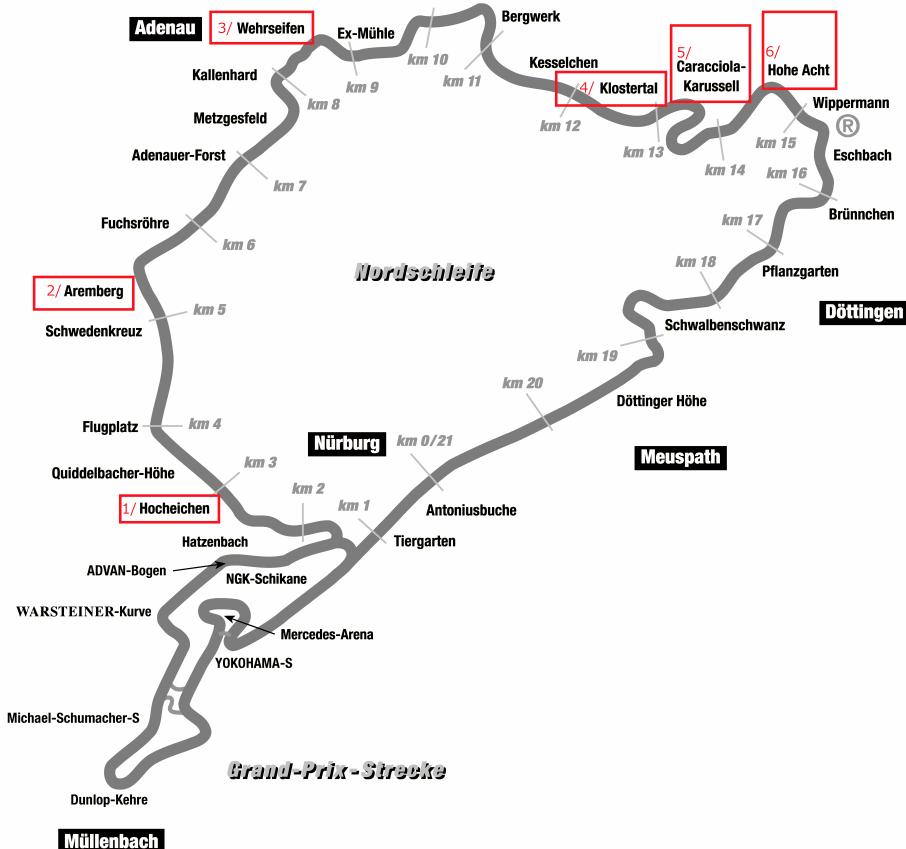


図 16 コース図 ([13] より引用)

ミニバッチのデータ長n
= 10

※0.6秒後の予測のため、
教師データは5個分データをずらす

「」教師データ

□ 走行データ

ミニバッヂ

0	0	3514051	3514051	3187888	3187881	1	1	
0	0	7763987	4249845	3187888	3187881	0	0	0
1	1	0	1205620	4980213	3187888	3187881	0	0
3	1	0	1096166	0	3187888	3187881	0	0
4	1	0	1096166	184072	0019762	0027978	0	0
5	1	0	1128702	2270593	0019762	0027978	0	0
6	1	0	1077129	-525731	0	0	0	0
7	1	0	1290622	8135023	0019762	0027978	0	0
8	1	0	1615281	3246487	0	0	0	0
9	1	0	187415	2588908	0	0	0	0
10	1	0	2087866	2131751	0	0	0	0
11	1	0	2328181	2410317	0	0	0	0
12	1	0	2586037	257854	0	0	0	0
13	1	0	283739	2513532	0	0	0	0
14	1	0	3081119	3427298	0	0	0	0
15	1	0	3220563	2439436	0	0	0	0
16	1	0	3570893	2458302	0	0	0	0
17	1	0	3816349	2454567	0	0	0	0
18	1	0	4060389	2440396	0	0	0	0
19	0	0794387	0430555	2431656	0	0	0	0
20	0540765	0	4546349	2427973	0	0	0	0
21	0342436	1028023	4780616	2344677	022985	0027976	008602	0096766
22	0127589	2483297	4928938	1482126	1701114	0356632	0955577	0955338
23	0	3127209	5034554	1056156	2135069	0124755	-17.7667	-17.7363
24	0	35	5125132	0589714	1291649	6107087	-14.3584	-14.0612
25	0	35	5211114	0589715	0664113	1571594	-10.706	-10.572
26	0	35	1116513	5357933	16.42784	250827	4775595	-7.6803
27	0409278	3127209	5549876	1744831	2742643	3564081	0394318	0418150
28	0608001	35	5625177	7530098	3112881	079287	813064	784686
29	0748258	35	5693266	8068929	7154123	602237	0802634	767853
30	0743484	35	5755181	6192894	8.02238	5254938	8181830	7918434
31	027327	35	5810156	549675	8202045	617984	0719352	732981
32	0225553	336444	5848562	7440065	8.05698	617954	0463182	-1.251
33	0409278	0	5935894	5133133	7069049	701670	0139768	-0.0107
34	0562058	1568264	6076899	1410057	7.756865	807885	0138282	026000
35	0595478	35	6127802	5090294	5537606	3686059	-0.05982	-0.23283
36	0595478	35	6157365	2596236	8.629693	5005304	-0.03126	-0.19135
37	0380691	35	6188064	3071899	4254752	463382	-0.11414	-0.13193
38	031379	35	6183716	-0436785	1.78286	419736	-0.18529	-0.04082
39	0261272	35	6170821	-127495	1.501026	4026357	-0.20573	-0.03273
40	0349278	0	5935894	5133133	7069049	701670	0139768	-0.0107
41	0562058	1568264	6076899	1410057	7.756865	807885	0138282	026000
42	0595478	35	6127802	5090294	5537606	3686059	-0.05982	-0.23283
43	0595478	35	6157365	2596236	8.629693	5005304	-0.03126	-0.19135
44	0380691	35	6188064	3071899	4254752	463382	-0.11414	-0.13193
45	031379	35	6183716	-0436785	1.78286	419736	-0.18529	-0.04082
46	0261272	35	6170821	-127495	1.501026	4026357	-0.20573	-0.03273
47	0349278	0	5935894	5133133	7069049	701670	0139768	-0.0107
48	0562058	1568264	6076899	1410057	7.756865	807885	0138282	026000
49	0595478	35	6127802	5090294	5537606	3686059	-0.05982	-0.23283
50	0595478	35	6157365	2596236	8.629693	5005304	-0.03126	-0.19135
51	0380691	35	6188064	3071899	4254752	463382	-0.11414	-0.13193
52	031379	35	6183716	-0436785	1.78286	419736	-0.18529	-0.04082
53	0261272	35	6170821	-127495	1.501026	4026357	-0.20573	-0.03273
54	0349278	0	5935894	5133133	7069049	701670	0139768	-0.0107
55	0562058	1568264	6076899	1410057	7.756865	807885	0138282	026000
56	0595478	35	6127802	5090294	5537606	3686059	-0.05982	-0.23283
57	0595478	35	6157365	2596236	8.629693	5005304	-0.03126	-0.19135
58	0380691	35	6188064	3071899	4254752	463382	-0.11414	-0.13193
59	031379	35	6183716	-0436785	1.78286	419736	-0.18529	-0.04082
60	0261272	35	6170821	-127495	1.501026	4026357	-0.20573	-0.03273
61	0349278	0	5935894	5133133	7069049	701670	0139768	-0.0107
62	0562058	1568264	6076899	1410057	7.756865	807885	0138282	026000
63	0595478	35	6127802	5090294	5537606	3686059	-0.05982	-0.23283
64	0595478	35	6157365	2596236	8.629693	5005304	-0.03126	-0.19135
65	0380691	35	6188064	3071899	4254752	463382	-0.11414	-0.13193
66	031379	35	6183716	-0436785	1.78286	419736	-0.18529	-0.04082
67	0261272	35	6170821	-127495	1.501026	4026357	-0.20573	-0.03273
68	0349278	0	5935894	5133133	7069049	701670	0139768	-0.0107
69	0562058	1568264	6076899	1410057	7.756865	807885	0138282	026000
70	0595478	35	6127802	5090294	5537606	3686059	-0.05982	-0.23283
71	0595478	35	6157365	2596236	8.629693	5005304	-0.03126	-0.19135
72	0380691	35	6188064	3071899	4254752	463382	-0.11414	-0.13193
73	031379	35	6183716	-0436785	1.78286	419736	-0.18529	-0.04082
74	0261272	35	6170821	-127495	1.501026	4026357	-0.20573	-0.03273
75	0349278	0	5935894	5133133	7069049	701670	0139768	-0.0107
76	0562058	1568264	6076899	1410057	7.756865	807885	0138282	026000
77	0595478	35	6127802	5090294	5537606	3686059	-0.05982	-0.23283
78	0595478	35	6157365	2596236	8.629693	5005304	-0.03126	-0.19135
79	0380691	35	6188064	3071899	4254752	463382	-0.11414	-0.13193
80	031379	35	6183716	-0436785	1.78286	419736	-0.18529	-0.04082
81	0261272	35	6170821	-127495	1.501026	4026357	-0.20573	-0.03273
82	0349278	0	5935894	5133133	7069049	701670	0139768	-0.0107
83	0562058	1568264	6076899	1410057	7.756865	807885	0138282	026000
84	0595478	35	6127802	5090294	5537606	3686059	-0.05982	-0.23283
85	0595478	35	6157365	2596236	8.629693	5005304	-0.03126	-0.19135
86	0380691	35	6188064	3071899	4254752	463382	-0.11414	-0.13193
87	031379	35	6183716	-0436785	1.78286	419736	-0.18529	-0.04082
88	0261272	35	6170821	-127495	1.501026	4026357	-0.20573	-0.03273
89	0349278	0	5935894	5133133	7069049	701670	0139768	-0.0107
90	0562058	1568264	6076899	1410057	7.756865	807885	0138282	026000
91	0595478	35	6127802	5090294	5537606	3686059	-0.05982	-0.23283
92	0595478	35	6157365	2596236	8.629693	5005304	-0.03126	-0.19135
93	0380691	35	6188064	3071899	4254752	463382	-0.11414	-0.13193
94	031379	35	6183716	-0436785	1.78286	419736	-0.18529	-0.04082
95	0261272	35	6170821	-127495	1.501026	4026357	-0.20573	-0.03273
96	0349278	0	5935894	5133133	7069049	701670	0139768	-0.0107
97	0562058	1568264	6076899	1410057	7.756865	807885	0138282	026000
98	0595478	35	6127802	5090294	5537606	3686059	-0.05982	-0.23283
99	0595478	35	6157365	2596236	8.629693	5005304	-0.03126	-0.19135
100	0380691	35	6188064	3071899	4254752	463382	-0.11414	-0.13193
101	031379	35	6183716	-0436785	1.78286	419736	-0.18529	-0.04082
102	0261272	35	6170821	-127495	1.501026	4026357	-0.20573	-0.03273
103	0349278	0	5935894	5133133	7069049	701670	0139768	-0.0107
104	0562058	1568264	6076899	1410057	7.756865	807885	0138282	026000
105	0595478	35	6127802	5090294	5537606	3686059	-0.05982	-0.23283
106	0595478	35	6157365	2596236	8.629693	5005304	-0.03126	-0.19135
107	0380691	35	6188064	3071899	4254752	463382	-0.11414	-0.13193
108	031379	35	6183716	-0436785	1.78286	419736	-0.18529	-0.04082
109	0261272	35	6170821	-127495	1.501026	4026357	-0.20573	-0.03273
110	0349278	0	5935894	5133133	7069049	701670	0139768	-0.0107
111	0562058	1568264	6076899	1410057	7.756865	807885	0138282	026000
112	0595478	35	6127802	5090294	5537606	3686059	-0.05982	-0.23283
113	0595478	35	6157365	2596236	8.629693	5005304	-0.03126	-0.19135
114	0380691	35	6188064	3071899	4254752	463382	-0.11414	-0.13193
115	031379	35	6183716	-0436785	1.78286	419736	-0.18529	-0.04082
116	0261272	35	6170821	-127495	1.501026	4026357	-0.20573	-0.03273
117	0349278	0	5935894	5133133	7069049	701670	0139768	-0.0107
118	0562058	1568264	6076899	1410057	7.756865	807885	0138282	026000
119	0595478	35	6127802	5090294	5537606	3686059	-0.05982	-0.23283
120	0595478	35	6157365	2596236	8.629693	5005304	-0.03126	-0.19135
121	0380691	35	6188064	3071899	4254752	463382	-0.11414	-0.13193
122	031379	35	6183716	-0436785	1.78286	419736	-0.18529	-0.04082
123	0261272	35	6170821	-127495	1.501026	4026357	-0.20573	-0.03273
124	0349278	0</						

図 17 ミニバッチの具体例

6.3 実験内容

上記の学習内容に基づき構築された 10 回毎の学習回数ごとの RNN の、学習データとテストデータに対する予測データの分類を行う。横滑りは 3.2 節の条件下でのアンダーステア、オーバーステアと、通常走行の 3 状態とする。分類する際、アンダーステアは 1、オーバーステアは -1、通常走行は 0 を与える。スリップについても 3.3 節の条件下でスリップ状態、非スリップ状態とする。スリップ状態で 1、非スリップ状態で 0 を与える。

以上の条件に基づき、学習データ、テストデータ、予測データをデータ整形する。具体的には、横滑りの場合、時系列データの各時刻の前輪後輪スリップ角が $\beta_f > \beta_r \wedge \beta_f > 10$ のとき 1 を、 $\beta_f < \beta_r \wedge \beta_r > 10$ のとき -1、それ以外では 0 と整形する。スリップの場合、各時刻の前後左右輪スリップ率が少なくとも一つが $S > 0.2$ のとき 1 を、そうでなければ 0 となるよう整形する。具体例として学習データを整形したグラフを図 18 に示す。整形後のデータはテストデータと予測データ間の予測精度を全ての走行状態に対する精度の高さを算出するため、マクロ平均による F 値により評価を行う。F 値とは、 $i(i = 1, 2, \dots, N)$ クラスの分類問題を考えたとき、 i と予測したデータのうち、実際に i であるものの割合である適合率 P_i と実際に i であるもののうち、 i であると予測された者の割合である再現率 R_i をもちいて

$$F_i = \frac{2R_i \cdot P_i}{R_i + P_i} (i = 1, 2, \dots, N) \quad (14)$$

と表せる [8], [9].. この F_i は各クラスにおける F 値である。そのため全体の F 値 F_{total} を求める必要があるが、本研究ではマクロ平均を用いる。マクロ平均とは N セットのテストをする場合に、各セットで評価値を計算した後、それらを平均する手法である [8], [10]。マクロ平均を用いると F_{total} は

$$F_{total} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N F_i \quad (15)$$

で表す。本研究では横滑りは (-1, 0, 1) の 3 クラス、スリップは (0, 1) の 2 クラスの分類問題とし、式 14,

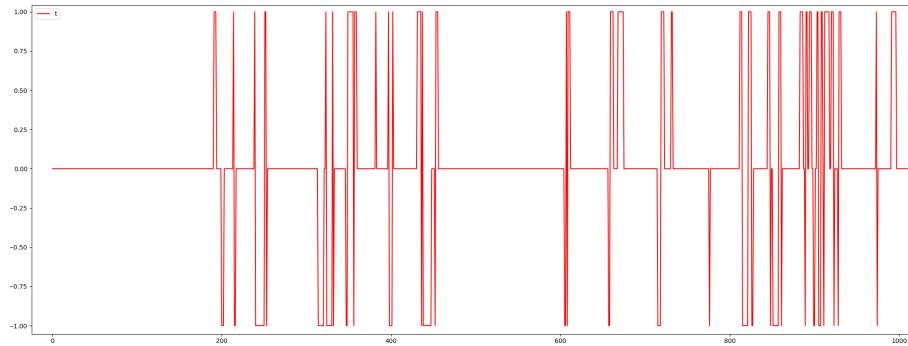
15 を用いてマクロ平均による F 値を計算する。

6.4 結果

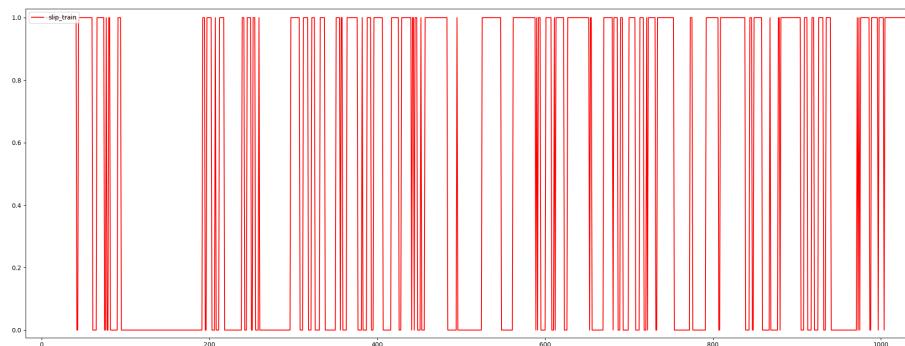
上記の学習内容に基づき分類構築された RNN の、学習回数ごとの学習データとテストデータに対する予測データの F 値の関係を図 19 に、最もテストデータに対する F 値が高かったグラフの波形を図 20～図 23 に、データ整形後の F 値の表を表 1 に示す。図 20～図 23 は実線が教師データ、破線が予測データである。最もテストデータに対する F 値が高かった学習回数は、横滑り予測モデルは 80 回、スリップ予測モデルは 30 回であった。しかし、最もテストデータに対して高かった F 値が横滑りでは約 0.48、スリップでは約 0.58 と低い値であった。また、学習データに対しても、横滑りでは 0.65、スリップでは 0.59 とテストデータに対する F 値より高い値ではあるものの、やはり低い値にとどまった。図 20～図 23 のグラフ波形については、学習データに対しては横滑り、スリップ共に、教師データに対して高い追随性を持っていた。テストデータについても、教師データの急激な値の増減に追随しきれていなかったり、位相が少しづれている箇所も見受けられるが、グラフの特徴はうまく捉えられていることが確認された。

6.5 考察

図 20～図 23 のように、テストデータ、学習データ共に教師データに対して高い追随性を持っているにも関わらず、表 1 から車両状態予測の F 値が低い値であった原因として、横滑りでは前輪スリップ角、後輪スリップ角の大小関係が教師データと予測データで逆転していることや、僅かな位相のずれが、全く異なる車両状態を予測してしまう、といったことが考えられる。スリップについては横滑りと同様に、位相のずれによる車両状態の誤認識が挙げられるが、他に、スリップ率がスリップ状態判定の閾値である 0.2 付近での教師データに対して、予測データが微少な値の増減に追随しきれなかったことが考えられる。また、図 19 のように、学習回数が増加していくに従い、テストデータに対する F 値が減少していく原因として、学習データに対する学習の停滞が考えられる。



(a) 横滑りの分類(整形)



(b) スリップの分類(整形)

図 18 データ分類(整形)後の学習データ

表 1 最も精度の高い F 値

	学習データに対する F 値	テストデータに対する F 値
横滑り予測	0.652386534	0.481942677
スリップ予測	0.590743774	0.575325588

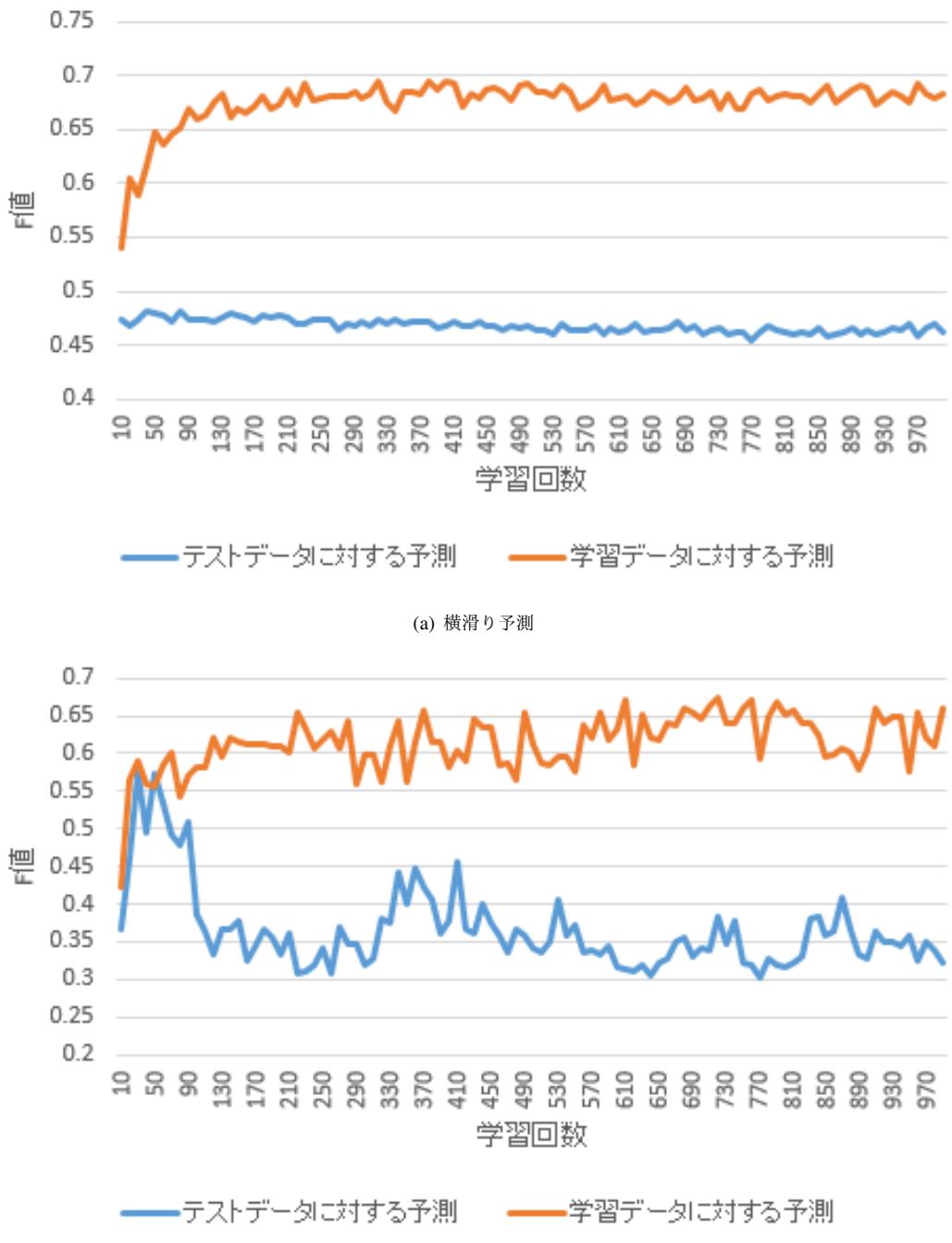
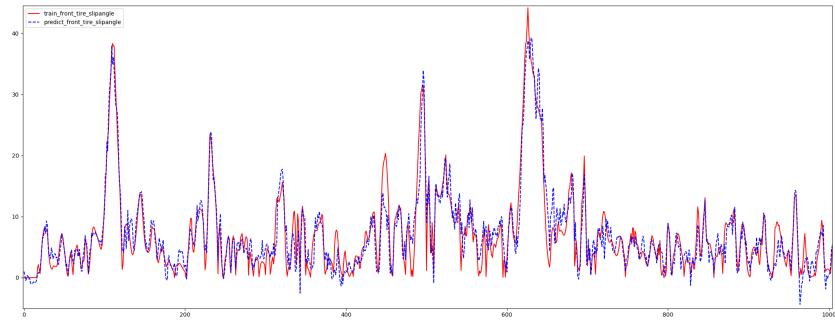
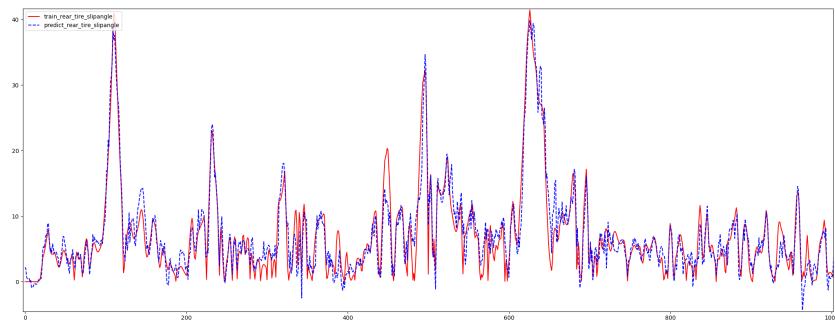


図 19 予測データの F 値

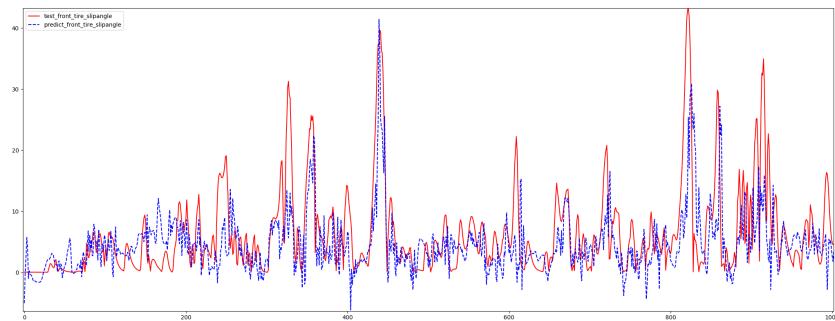


(a) 前輪スリップ角

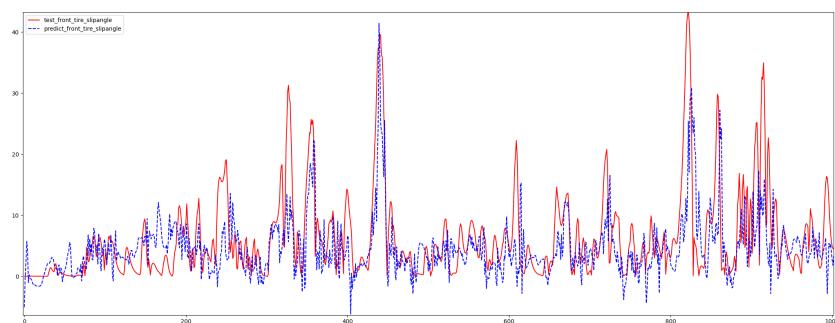


(b) 後輪スリップ角

図 20 学習データに対するスリップ角の予測グラフ

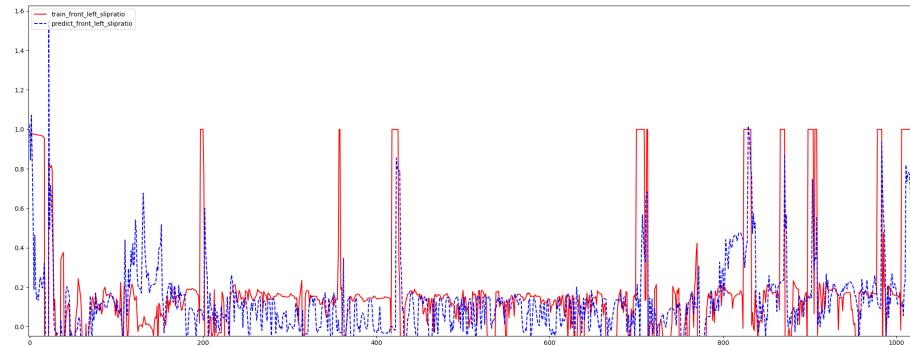


(a) 前輪スリップ角

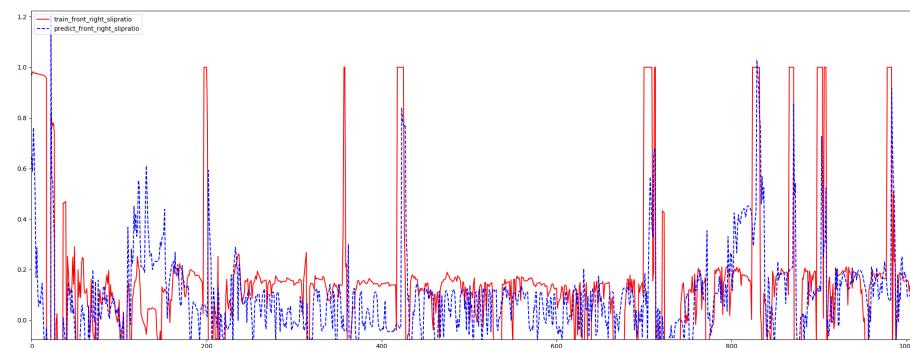


(b) 後輪スリップ角

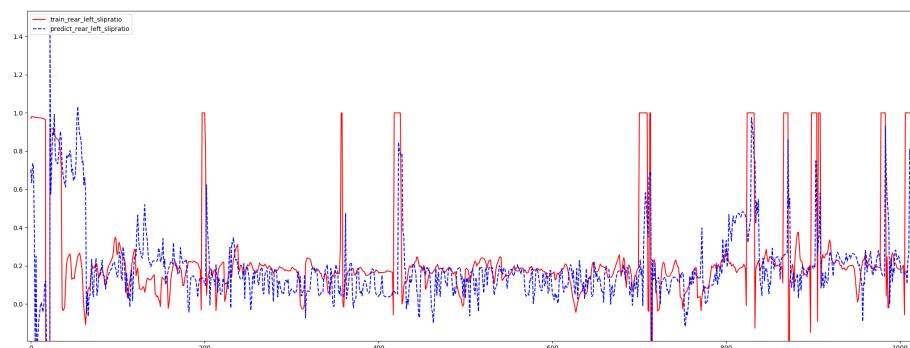
図 21 テストデータに対するスリップ角の予測グラフ



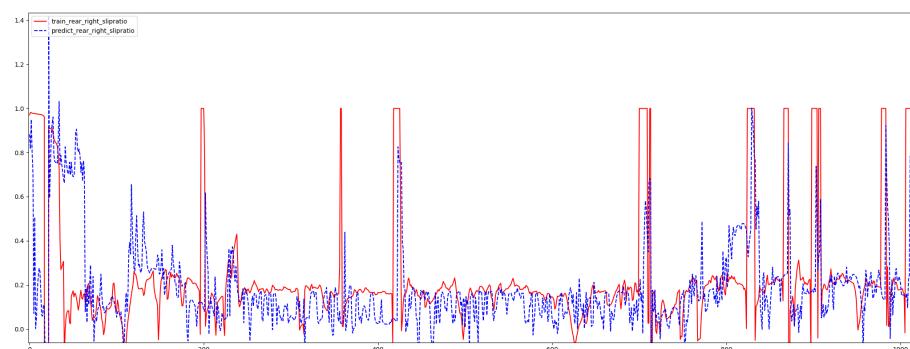
(a) 左前輪スリップ率



(b) 右前輪スリップ率

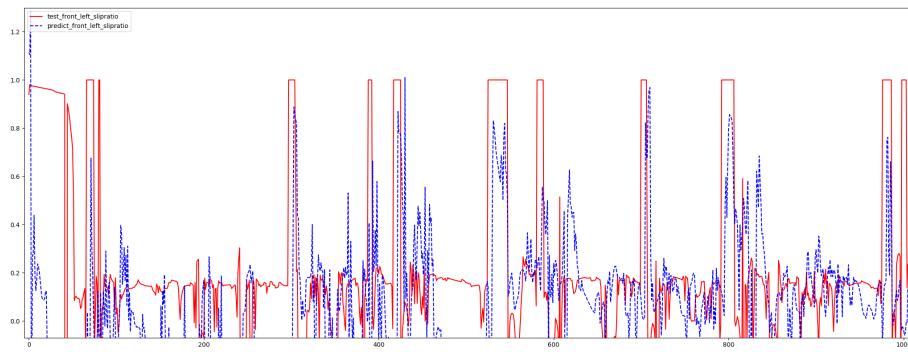


(c) 左後輪スリップ率

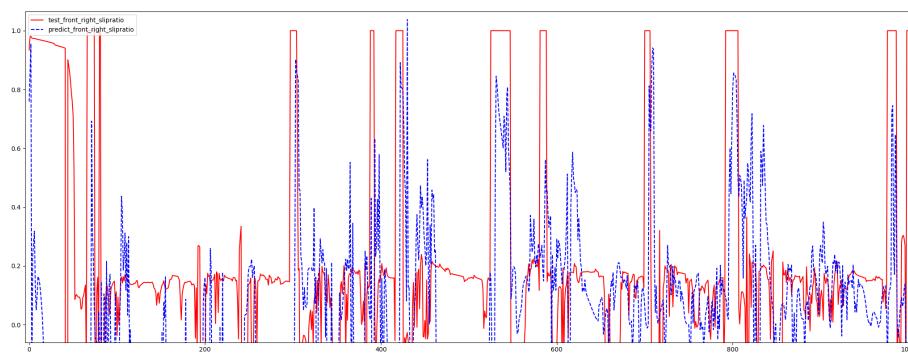


(d) 右後輪スリップ率

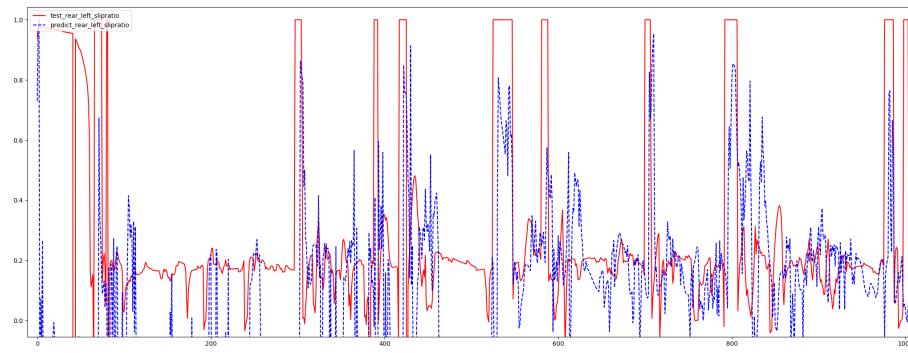
図 22 学習データに対するスリップ率の予測グラフ



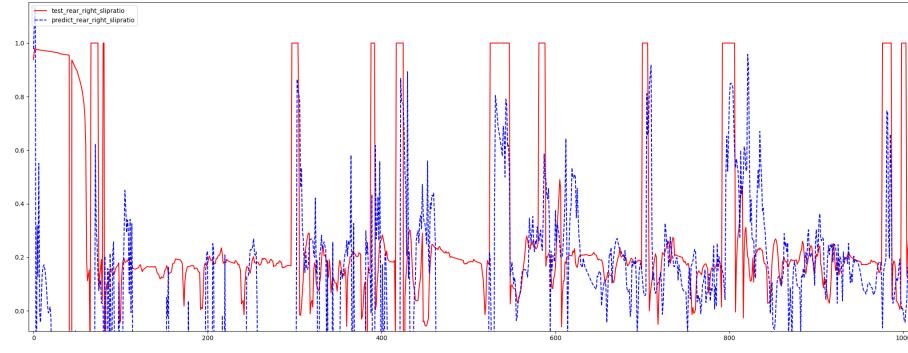
(a) 左前輪スリップ率



(b) 右前輪スリップ率



(c) 左後輪スリップ率



(d) 右後輪スリップ率

図 23 テストデータに対するスリップ率の予測グラフ

7 まとめ

本研究では、RNN による深層学習を用いて、過去～現在の自動車走行時の車両状態から、未来の車両状態を予測することを試みた。スリップ角、スリップ率の予測までは高い追随性を持って可能であることが確認できたが、実際に車両状態をスリップ角、スリップ率から予測することは精度が低く、今後も検証の必要があると言える。今後の課題として予測精度の向上のため、RNN の学習パラメータの最適化、RNN の大型、複雑化、走行データ、バッチファイルの改善が挙げられる。

参考文献

- [1] 川崎智也、松田琢磨、花岡伸也: 「東アジア積米国揚コンテナ荷動き予測における SARIMA モデルの適用性」, 日本物流学会誌第 21 号, pp.167-174, 2013.5
- [2] 波部斎: 「ランダムフォレスト」, 情報処理学会研究報告, vol.2012-CVIM-182 No31, pp.1–8, 2012.5
- [3] 宮崎邦洋、松尾豊: 「深層学習を用いた株価予測の分析」, The 31st Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2017 pp.1-3, 2017
- [4] 新納浩幸: Chainer による実践深層学習, オーム社, pp.78–97, 2016.
- [5] 野崎博路: 基礎自動車工学, 東京電機大学出版局, pp.1–38, 2008.
- [6] Unity:
<https://unity3d.com/jp>
- [7] Importance of feature scaling:
scikit-learn,
scikit-learn.org/stable/auto_examples/preprocessing/plot_scaling_importance.html
- [8] sklearn.metrics.f1_score:
scikit-learn,
scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.f1_score.html
- [9] F 値:
朱鷺の社 Wiki,
- [10] マクロ平均:
朱鷺の社 Wiki,
<http://ibisforest.org/index.php?F%20値>
- [11] 未来を予測するビッグデータの解析手法と「SARIMA モデル」:
DeepAge,
<https://deepage.net/bigdata/2016/10/22/bigdata-analytics.html>
- [12] テクノロジーファイル 安全技術版:
TOYOTA,
https://www.toyota.co.jp/jpn/tech/safety/technology/technology_file/active_safety/
- [13] ニュルブルクリンク北コース画像を 1967 年と 2014 年で比べてみよう:
<http://dougarider.com/archives/34622>