

# ドライビングシミュレータを用いた ワインディングロード走行における運転技能の分類システム

佐藤能英瑠<sup>†1</sup> 鳥居武史<sup>†1</sup>

**概要:** ドライビングシミュレータを用いてワインディングロードを走行した際の運転技能の分類システムを作成し、分類精度を検証した。運転の楽しさを考慮した運転技能の分類システムにするため、交差点や右左折での安全行動などではなく、山道などワインディングロードでの車両の単独走行を対象とした。解析区間を車両のヨーレート変化に基づくカーブ区間毎に設定し、時間、車両のヨー角加速度、前後加加速度データを用いたカーネル密度推定画像を作成した。カーブ毎に、熟練者群の画像と評価対象の画像の平均類似度を求め、平均類似度が閾値より大きい場合に熟練者と分類することとし、実験で得られた走行データから分類精度を検証した。その結果、テストコースの走行データにおいて、72.9%の正解率を得ることができた。本システムは、熟練者の走り方との類似度を評価することで、熟練者、非熟練者を分類できる可能性を示した。

## 1. はじめに

ドライバは、自ら自動車を運転する状況において、運転技能を維持、向上させることで、安全な運転ができ、かつ運転を楽しむことができる。また、多様な交通参加者がいる中で、ドライバが運転技能を向上することができれば、事故は減少し、安心して移動を楽しむことができる交通社会につながる。運転技能を向上させるためには、現状の運転技能の状態をできるだけ正確に把握する必要があると考える。

ドライビングシミュレータ (DS) は、自動車関連の検証を効率よく行なえるシステムとして知られている。DS は、車両やコース、気候、交通環境などを同じ条件で繰り返し走行することができるため、統制した実験に適している。データ計測においても、シミュレーションソフト上で計算している値を記録することで、操舵角やアクセル開度などの運転操作情報や、加速度や車速などの車両情報を簡単に計測することができる。また、効率よく検証が行なえるため、条件選定などの実車の事前検証に適しており、自動車の開発や研究において、幅広く活用されている。

ドライバが運転操作を行なう DS を想定した構成は、ステアリング、ペダル、シート、モニタ、PC、シミュレーションソフトが一例となる。シミュレーションソフトとしては、自動車の制御から交通環境までさまざまな要素を再現可能な SCANeR Studio や CarMaker といったソフトが知られている。これらのソフトは汎用性が非常に高い一方、扱うには幅広い専門知識を必要とする。扱いやすいシミュレーションソフトとしては、Assetto Corsa といったレースゲームが活用できる。用途は車両の単独走行における運転操作の計測などに限られるが、ソフトの操作に専門知識をほとんど必要としないため扱いやすく、車両モデルやコース

が追加可能であり、拡張性が高い。Assetto Corsa は、サーキット走行を想定した運転訓練サービスや、ディーラーでの新車試乗や新機能の体験、安全講習などに活用されており、実車に近い運転体験ができることで知られている。

本研究では、DS を用いてワインディングロードを走行した際の運転技能の分類システムを作成し、分類精度を検証した。運転の楽しさを考慮した運転技能の分類システムにするため、交差点や右左折での安全行動などではなく、山道などワインディングロードでの車両の単独走行を対象とした。評価指標には、加速度や角速度などの複数の車両データと時系列情報を含む画像によって、ステアリング操作とペダル操作の両方を評価する指標を用いた。車両をスムーズに操作するためには、ステアリング操作とペダル操作の組み合わせが重要と考えたためである。

## 2. 関連研究

### 2.1 運転技能に関する研究

運転技能に関する指標は様々な研究が行なわれている。高周波数帯域に修正操舵成分があるとみなし、操舵角の周波数特性に着目した研究や[1]、操舵角標準偏差や総操舵量に着目した研究がみられる[2]。一般ドライバの日常的な運転を評価する手法では、事故リスクの高い運転に着目し、運転傾向を評価することも検討されている[3][4]。機械学習を用いた手法として、カーブ区間で得られた走行データから、AdaBoost によって熟練者と非熟練者の運転特性を抽出し、抽出された特徴量を用いて運転技能の分類モデルを構築し、分類する手法が提案されている。この際、データ前処理として、横方向と前後方向の加加速度を合成した合成ジャークにより、熟練者、非熟練者を分類することが示されている[5]。この加速度の時間変化である加加速度は、ドライバの運転傾向を明らかにする上で重要な要素となり得

ることも示されている[6].

## 2.2 DS を用いた運転に関する研究

安全性の観点から実車では検証が難しい自動運転システムフェイル時のドライバーの挙動に関する研究や[7], 省燃費運転の習熟のための支援システムに関する研究など[8], DS はドライバーの特性把握や技能習熟の研究に活用されている. また, 道路形状の研究において, 低コストなシミュレーションソフトとして Assetto Corsa と rFactor2 といったレースゲームが活用できると提案されている[9].

## 3. 実験

DS を用いたワインディングロード走行において, 運転技能を熟練者, 非熟練者の2値に分類をする評価指標を用いて運転技能の分類システムを作成した. 実験で得られた走行データから分類精度を検証した.

### 3.1 運転技能の分類システム

特定のコースにおける1周分の走行データで運転技能を分類するシステムを構築した. 分類結果は熟練者, 非熟練者のいずれかのラベルを出力するように設定した.

### 3.2 評価指標

次の手順で評価を行なった.

#### (1) 解析区間の設定 (カーブ分割)

複数のカーブを含む特定のコースを走行した走行データに対して, 閾値以上のヨーレートが連続している区間をカーブ区間として分割した(図1). 異なるドライバーでも同じ区間をカーブ区間として分割できるように閾値を調整した. カーブ区間を評価対象としたのは, ワインディングロードでは運転技能の差がカーブ区間に表れやすいと考えたためである.

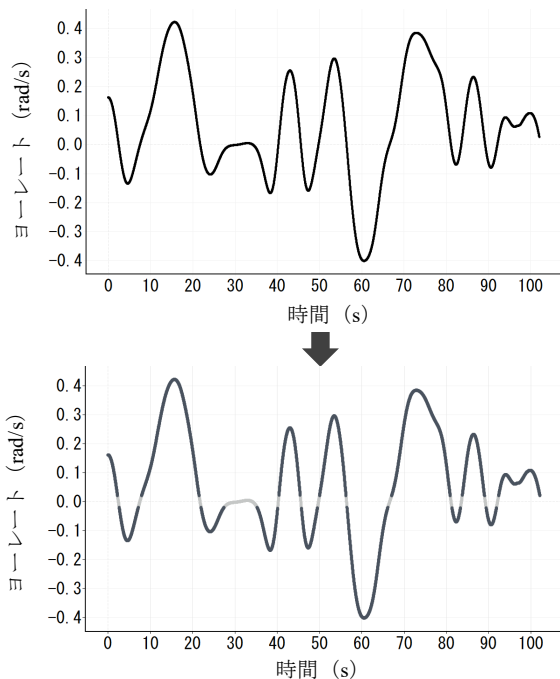


図1 ヨーレートによるカーブ分割例

#### (2) カーネル密度推定画像の作成

カーネル密度推定は, 各観測点に対して得られたデータを用いて, 未だ観測されていない点におけるデータの密度を推測するための手法である. 例えば,  $(x, y, z)$  というデータが記録された場合,  $(x, y)$  を2次元でマッピングし,  $z$  の大きさを色の濃淡で示す. 濃い色の領域は値  $z$  が大きい部分となる. 本研究の場合, 複数の車両データを組み合わせるため, 任意の3変数の関係を2次元分布で表現可能なこの手法を採用した.  $x$  軸と  $y$  軸は1~100マスで設定し,  $z$  は白黒の濃淡を表す0~255の範囲の値となるようにした.  $y$  軸の範囲は外れ値を除去して, 空白の領域が大きくなるように設定した. 細かい車両挙動の違いが出やすい,  $x$ : 時間,  $y$ : ヨー角加速度の二乗,  $z$ : 前後加加速度の二乗を1~10で正規化した値, の組み合わせとした. 作成例を図2に示す.

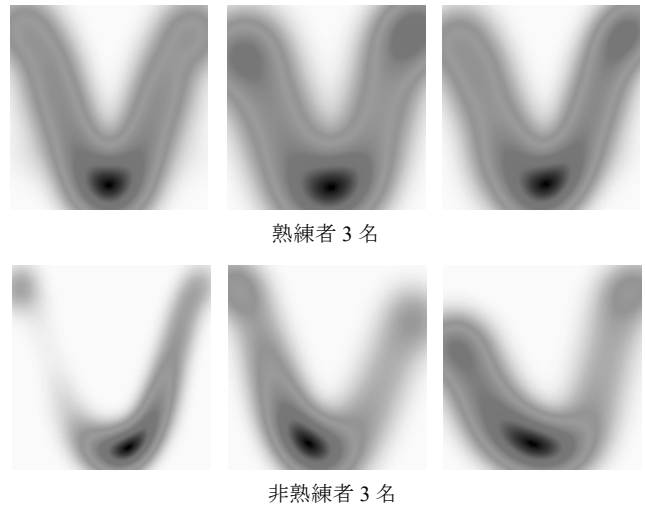


図2 熟練者と非熟練者の画像作成例

#### (3) 類似度の算出

熟練者群の複数のカーネル密度推定画像に対して, 評価対象のカーネル密度推定画像との類似度の平均をカーブ毎に求めた. カーブ毎の類似度の平均を合計し, カーブ数で割った値を平均類似度とした. 平均類似度の算出例を図3に示す.

類似度は SSIM (Structural SIMilarity) による値を用いた[10]. SSIM は, 画素値の変化, コントラストの変化, 構造の変化の3つの評価軸の積を用いて画像の類似度を評価する手法である. 本手法により得られるカーネル密度推定画像間の類似度の値が, 主観的な評価とも概ね一致したことから, 採用した.

熟練者は共通した走り方をしており, 作成される画像は熟練者同士で類似すると考え, 平均類似度の値が一定より大きければ, 熟練者と判定することにした.

カーブ	熟練者データ	評価対象者	類似度
カーブ1	熟練者1の1試行目	1試行目	0.681
	熟練者1の2試行目	↑	0.755
	熟練者2の1試行目	↑	0.829
	熟練者2の2試行目	↑	0.703
	熟練者3の1試行目	↑	0.822
	熟練者3の2試行目	↑	0.755
平均類似度A			0.758
カーブ2	熟練者群	評価対象者	類似度
	熟練者1の1試行目	1試行目	0.716
	熟練者1の2試行目	↑	0.612
	熟練者2の1試行目	↑	0.769
	熟練者2の2試行目	↑	0.745
	熟練者3の1試行目	↑	0.663
熟練者3の2試行目	↑	0.619	
平均類似度B			0.687
カーブ3	熟練者データ	評価対象者	類似度
	熟練者1の1試行目	1試行目	0.765
	熟練者1の2試行目	↑	0.769
	熟練者2の1試行目	↑	0.612
	熟練者2の2試行目	↑	0.652
	熟練者3の1試行目	↑	0.781
熟練者3の2試行目	↑	0.651	
平均類似度C			0.705



平均類似度 = (平均類似度 A+B+C) / カーブ数

図 3 平均類似度の算出例

### 3.3 実験設計

シミュレーションソフトは Assetto Corsa を使用した。コースは自動車会社内にある複数カーブを有するテストコースを使用した。全長約 1.7 km で、熟練者の走行データを基準とし、14 カーブに分割した (図 4)。車両モデルはセダントタイプの市販車を再現したものを使用した。実験環境を図 5 に示す。

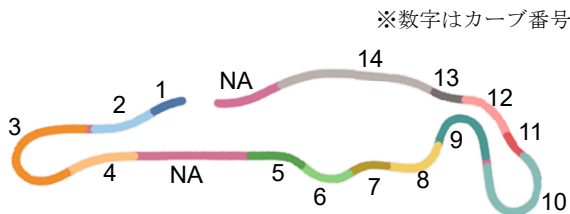


図 4 コースの概要

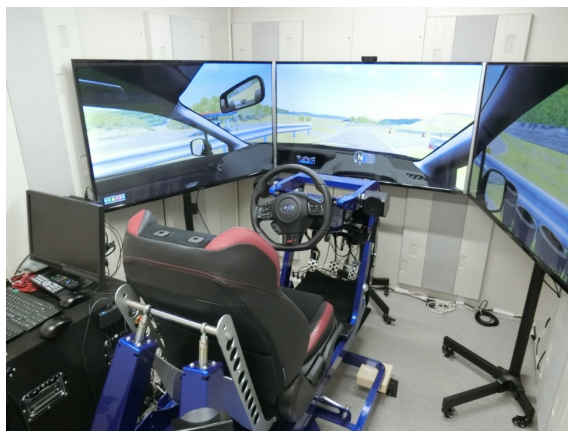


図 5 実験環境

### 3.4 実験手順

実験参加者に、「同乗者が安心する運転を心がけて下さい」と教示し、練習走行後、計測走行を複数周行なった。実験参加者は、予め熟練者、非熟練者のいずれかのラベルに分類した。熟練者は、自動車会社において車両開発に携わるエンジニアでドライビングスキルと評価能力を高める訓練を定期的に積んだ者とした。非熟練者は特殊な訓練や日常的な車両評価業務を行っていない自動車会社内の一般社員とした。概要を表 1 に示す。株式会社 SUBARU の倫理審査委員会の承認を得て実験を実施した。

表 1 実験参加者一覧

コース	熟練者	非熟練者
テストコース	15 名 (48 試行)	16 名 (48 試行)

## 4. 結果

### 4.1 平均類似度算出カーブの選定

作成した画像をカーブ毎に観察したところ、カーブによっては熟練者、非熟練者に関わらず、ばらつきがある場合や、逆にほとんど同じような画像になる場合がみられた。これは、熟練者であっても安定して走行することが困難なカーブや、運転技能に関わらず同じように走行できるカーブであったことが考えられる。そこで、熟練者群と非熟練者群の取得した画像の平均類似度を各カーブにおいて比較し、マン・ホイットニーの U 検定の結果、有意水準 5% で有意差が見られたカーブを解析対象として選定した。平均類似度算出カーブとして選定したカーブを表 2 に示す。

表 2 平均類似度算出カーブとして選定したカーブ

コース	選定カーブ番号
テストコース	1, 2, 3, 5, 6, 9, 10, 12, 13 (全 14 カーブ中 9 カーブ)

### 4.2 走行データの分類結果

走行データからカーネル密度推定画像を作成し、熟練者群との選定カーブにおける平均類似度を算出した。熟練者の平均類似度を算出する際には、同一ドライバーの類似度を含まないようにした。熟練者と非熟練者の平均類似度の分布を箱ひげ図にして図 6 に示す。また、平均類似度による熟練者と非熟練者の 2 値分類における ROC 曲線を図 7 に示す。予測精度の指標である AUC は 0.774 であった。ROC 曲線の左上の隅 (図 7 の紫点) からの距離を指標とし、もっと距離が短くなる平均類似度 0.685 (図 7 の緑点) を閾

値とした。平均類似度 0.685 より大きい値を熟練者、0.685 以下を非熟練者と判定することにした。分類精度を表 3、表 4 に示す。

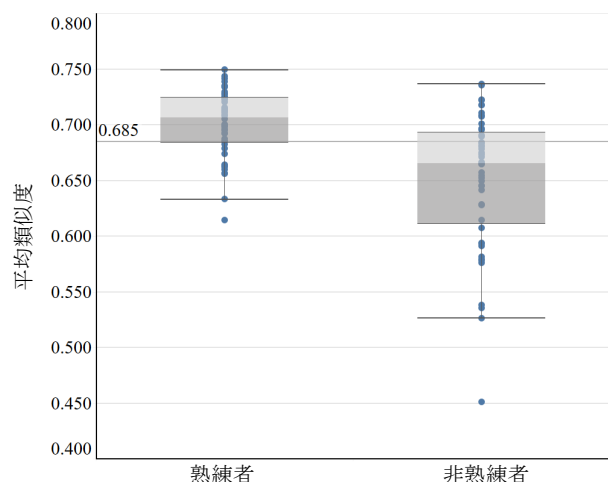


図 6 熟練者と非熟練者の平均類似度の分布

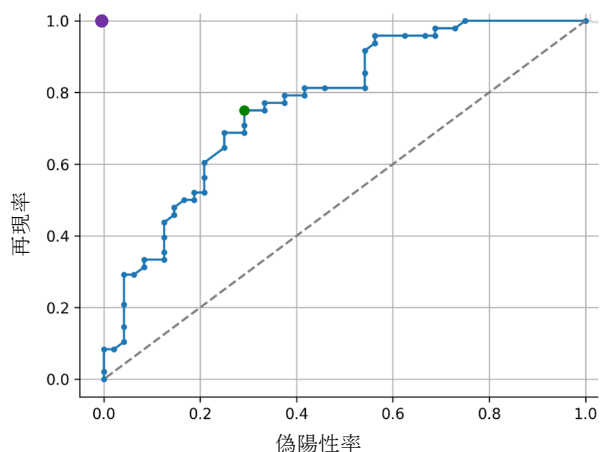


図 7 熟練者と非熟練者の 2 値分類における ROC 曲線

表 3 テストコース走行時の混同行列

	実際は正	実際は負
予測が正	36	14
予測が負	12	34

表 4 テストコース走行時の分類精度

項目	割合
正解率	72.9%
適合率	72.0%
再現率	75.0%
特異率	70.8%
偽陽性率	29.2%
F 値	73.5%

## 5. 考察

熟練者群との平均類似度が閾値より大きい値の場合、熟練者と判定することで、テストコースの走行データにおいて 72.9%の正解率を得ることができた。これは、熟練者は共通した走り方をしており、作成される画像は熟練者同士で似ていたためと考えられる。

実際に非熟練者であるドライバーのうち、非熟練者と判定したドライバーの割合である特異率が再現率に比べ低くなっているのは、非熟練者の中には熟練者に近い走行をするドライバーが含まれていたことが影響している可能性がある。今回のデータ取得方法では予め正しく非熟練者のラベル付けをすることは困難であったことから妥当な結果だったと考えられる。

## 6. まとめ

DS を用いたワインディングロード走行における運転技能の分類システムを作成し、分類精度を検証した。その結果、テストコースの走行データにおいて 72.9%の正解率を得ることができた。本システムは、熟練者の走り方との類似度を評価することで、熟練者、非熟練者を分類できる可能性を示した。

今後の課題は以下の通りである。

- DS は実験条件を統制できる反面、車両振動などによるノイズが実車とは一致しない面がある。実車に適用する際には、ノイズを考慮した評価指標の改良を行なう必要がある。
- 評価対象のコースにおいて複数の熟練者が走行したデータが必要なため、多様なコースに対応できていない。熟練者が走行していないコースでも評価できるよう汎用化する必要がある。

## 参考文献

- [1] 磯村有宏, 原徹, 他. ドライバーのハンドル操作におけるヒューマンファクタ. 自動車技術会論文集. 1994, 27 (1), p. 122-126.
- [2] 竹原昭一郎, 須田義大, 他. 操舵行動におけるドライバー個人特性解析に関する研究. 自動車技術会論文集. 2009, 40 (3), p. 899-904.
- [3] Hong, J.; Margines, B.; et al. A smartphone-based sensing platform to model aggressive driving behaviors. CHI '14: Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. 2014, p. 4047-4056.
- [4] 金子敏行. テレマティクスを活用した自動車保険. IATSS Review. 2019, 43 (3), p. 171-180.
- [5] 李曙光, 山邊茂之, 他. 機械学習手法を用いたカーブ走行時の運転熟練/未熟練の特徴差抽出に関する研究. 日本機械学会交通・物流部門大会講演論文集. 2012, 21st, p. 225-228.
- [6] Murphey, Y. L.; Milton, R. et al. Driver's style classification using jerk analysis. 2009 IEEE Workshop on Computational Intelligence in Vehicles and Vehicular Systems. 2009.
- [7] 鈴木裕也, 安部正人, 山門誠, 狩野芳郎. ドライビングシミュレータを用いた自動運転システムフェイル時のドライバー挙動に関する研究. 自動車技術会 2016 年秋季大会学術講演会

講演予稿集, 2016, p. 461-465.

- [8] 平岡敏洋, 野崎敬太, 高田翔太, 塩瀬隆之, 川上浩司. エコドライブ支援システムにおける能動的工夫の余地が運転技能の習熟に与える影響. ヒューマンインタフェース学会誌, 2013, Vol. 15, No. 2
- [9] Santiago Higuera de Frutos, María Castro. Assessing sim racing software for low-cost driving simulator to road geometric research, Transportation Research Procedia, 2021, vol. 58, pp.575-582.
- [10] Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 4, pp. 600-612, Apr. 2004.