

低摩擦路面における安定走行を目的としたドリフト走行技術の獲得 A Study on Learning-Based Acquisition of Drift Driving Techniques for Stable Driving on Low-Friction Surfaces

佐藤 大和[†] 鈴木 昭弘[‡] 松崎 博季[‡] 稲垣 潤[‡]
Hirokazu Sato Akihiro Suzuki Hiroki Matsuzaki Jun Inagaki

1. はじめに

近年労働人口の減少に伴い、物流や公共交通機関ではドライバー不足が深刻な問題となっており、自動運転技術の導入によってこれを補おうとする取り組みが進められている。しかし自動運転技術には依然として多くの課題が残されており、特に冬季の凍結路面などの低摩擦路面では車両の制御が難しく、安定した走行を実現することが大きな課題となっている。

現在、多くの車両にABS(アンチロック・ブレーキ・システム)が標準装備されており、滑りやすい路面での安定走行を支える重要な安全装置となっている。しかし、凍結路面などの極端な低摩擦路面下では、車両の制動性能が大きく低下してしまう場合がある。Kurczyńskiらの研究では、ABSを搭載した車両において、乾燥したアスファルト路面と凍結路面では、制動距離が約3.7倍に延びたことが報告されており、既存の安全装置のみでは、低摩擦路面下で十分な制御を行うことが難しいことが示唆されている[1]。

そこで我々は、滑りを抑制するのではなく、滑りそのものを制御するという従来とは異なるアプローチに基づき、ドリフト走行技術に着目した。ドリフト走行はモータースポーツにおいて車両の横滑りを制御しながら走行する高い運転技術であり、この技術を応用することで、低摩擦路面においても安定した走行の実現が期待できる。実際、Toyota Research Institute (TRI) はGR Supraを用いた自律ドリフト車両を開発し、急ハンドルや急ブレーキが必要となる極限状態でも、プロドライバーのように巧みにコントロールし、危険を回避する手法の研究を行っているが、凍結路面に関しては言及されていない[2]。

本研究では、強化学習を用いてドリフト走行技術を習得させることで、低摩擦路面においても安定した走行が可能となるかを検証することを目的とする。UnityとML-Agentsを用いて環境を構築し、学習後のエージェントが滑りやすい路面でどのように走行を行うかを評価した。

2. 実験原理

本実験ではドリフト走行技術の取得を目指す段階として、低摩擦路面でのカーブを通過する能力を中心とした安定走行の学習に焦点を当てた報酬設計と実験について述べる。

2.1 使用技術

本研究では実験環境としてUnity(Unity Technologies 2022.3.27fl)を用いて作成した環境で実験を行う。UnityはUnity Technologiesによって開発されたクロスプラットフォームのゲームエンジンである。またUnity上で使用するこ

[†]北海道科学大学大学院工学研究科

Hokkaido University of Science Graduate School

[‡]北海道科学大学 Hokkaido University of Science

とができる強化学習用ツールとして、Unity ML-Agents (Unity ML-Agents release_19)を用いた[3]。本実験ではML-Agentsに組み込まれている強化学習アルゴリズムの1つであるProximal Policy Optimization (PPO)を使用した。

2.2 エージェントの観察方法と行動

エージェントが仮想空間を観察するための方法について説明する。本実験ではRay Perception Sensorを使用して環境を観察させており、図1にその様子を示す。このセンサはエージェントの周囲に複数のレイを飛ばすことにより、壁や障害物などの指定したタグを持つオブジェクトにヒットしたかどうかの情報を取得する。オブジェクトにヒットすると赤、ヒットしていない場合は白で表示される。レイの数や角度は個別に設定可能である。エージェントには3Dの車両モデルを使用し、前進、ブレーキ、左旋回、および、右旋回の4つの行動を行うことができる。また、使用する車両は後輪駆動車とした。

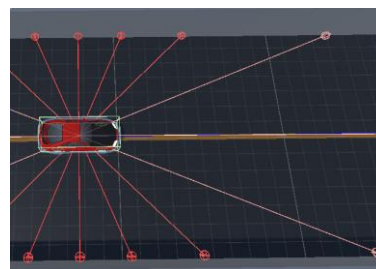


図1 Ray Perception Sensor

2.3 エージェントの報酬設定

本実験で用いる基本の報酬設定を表1に示す。これらの基本設定に加えて各実験ではそれぞれ独自の報酬設定を追加し、学習環境に適用できるような構成にしている。

表1 基本の報酬設定

	報酬内容	実験1の報酬値	実験2の報酬値
1	停止	-1.0	-1.5
2	低速時のブレーキ	$-0.05 \times$ ブレーキの入力値	$-0.01 \times$ ブレーキの入力値
3	車両の向きとコースの進行方向の一致	一致率 $\times 0.1$	一致率 $\times 0.001$
4	前進	前ステップからの前進度 $\times 5.0$	前ステップからの前進度
5	壁または誤ったゴールに接触	-2.5	-1.0
6	ゴール	2.0	100.0

3. 実験

3.1 実験 1

実験 1 では図 2 に示した単一のカーブのみの簡易コースを使用した。まずは通常の走行ができることを確認することで段階的かつ安定的にドリフト走行の学習を目指した。なお報酬設定は 2.3 節で示した基本の報酬設定に加えて、表 2 に示す独自の報酬設定を追加して学習を行った。学習を 100 万ステップ行い、その結果得られた平均累積エピソード報酬のグラフを図 3 に示す。学習初期から一貫して右肩上がりの増加傾向が見られ、報酬が安定して上昇していることが確認できる。後半では報酬の伸びが前半に比べて緩やかになっていき、最終的に 200 ~ 220 程度の報酬で学習が収束していることが確認できる。また学習の進行に伴い、エージェントの 1 エピソードあたりの走行距離も伸び、学習終盤の約 80 万ステップ付近からはコースを完走する割合が大きく増加した。この結果から、単純なカーブのみのコース環境においては本研究の基本報酬設定が、安定した走行の方策の獲得に有効であることが示唆された。

表 2 実験 1 独自の報酬設定

	報酬内容	報酬値
1	速度報酬	速度×0.001
2	急カーブで速い速度	-0.1×急カーブ時の速度超過分
3	急カーブで低速度	0.05

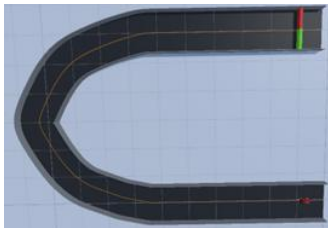


図 2 実験 1 のコース図

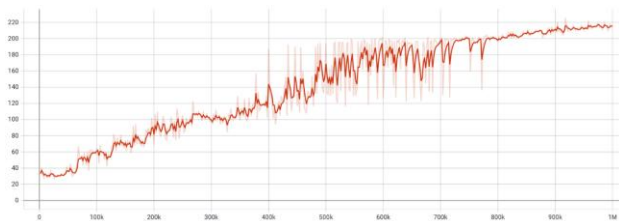


図 3 実験 1 の平均累積エピソード報酬

3.2 実験 2

実験 2 では図 4 に示した複数のカーブを含む長いコースを使用した。滑りやすい低摩擦路面下でのドリフト走行の習得を目的とし、2.3 節で示した基本の報酬設定に加え、表 3 に示す独自の報酬設定を追加して学習を行った。この独自の報酬設定の追加により、カーブ走行中のドリフト走行技術を学習することを促した。学習を約 1,000 万ステップ行った結果、得られた平均累積エピソード報酬のグラフを図 5 に示す。学習初期は報酬が緩やかに増加し、ドリフト角の検出についても機能している様子が確認された。約 400 万ステップ以降からは高い報酬を取得する様子も見ら

表 3 実験 2 独自の報酬設定

	報酬内容	報酬値
1	ドリフト報酬 (角度が 15~45 度)	0.05
2	スピン (角度が 45 度以上)	-0.1×0.05
3	車両の向きとコースの 進行方向の不一致	一致率×0.005
4	逆走	前ステップからの逆走度

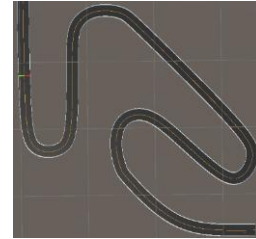


図 4 実験 2 のコース図

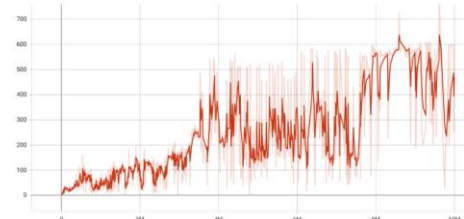


図 5 実験 2 の平均累積エピソード報酬

れるが、報酬の取得に大きなばらつきが見られ、学習後にはエージェントがコース上を蛇行することでスコアを稼ごうとするような挙動も観察された。またコースを完走することもほぼできない結果となった。

4. おわりに

本研究では Unity と ML-Agents を用いた強化学習を行い、低摩擦路面を想定した複数のカーブを含む長いコースや単一のカーブのみのコースを使用した学習実験を行った。

2 つの実験を行い、実験 1 での短いシンプルなコースでは安定した走行を見せ、コースを完走することができた。しかし、実験 2 の複数のカーブを含む長いコースでは安定性に欠ける走行を見せ、ドリフトに関する報酬を得ようとし、コース上を蛇行するような挙動をしてしまった。

今後はコースを段階的に複雑化させ徐々に学習させることで、安定した方策を獲得できるように発展させる必要がある。またドリフト走行の報酬設定についても再考し、実用的なドリフト走行技術の取得に向けた改善が必要であると考えている。

参考文献

- [1] Dariusz Kureczyński, Andrzej Zuska, "Analysis of the Impact of Invisible Road Icing on Selected Parameters of a Minibus Vehicle", *Sensors*, Vol.23, No.4 (2023).
- [2] Toyota Research Institute (TRI), "TRI Unveils Autonomous Drifting Capabilities To Advance Active Safety" <<https://toyotatimes.jp/en/spotlights/1005.html>>
- [3] Juliani, A., Berges, V., Vckay, E., Gao, Y., Henry, H., Mattar, M., Lange, D. "Unity:A General Platform for Intelligent Agents.", arXiv preprint arXiv:1809.02627(2018)