

敵対的生成ネットワークとオーバーサンプリングによるステアリング操作にロバストなドライビングシミュレータの生成

Robust Driving Simulator for Steering Wheel Operation using Generative Adversarial Network and Oversampling

今井 優人[†] 山本 成騎[†] 梶原 祐輔[†]
Yuto Imai Seiki Yamamoto Yusuke Kajiwara

1. はじめに

近年、日本の交通事故全体に占める高齢運転者の事故割合が増加している。これを受けて、令和 2 年改正道路交通法により、令和 4 年 5 月 13 日以降、75 歳以上で、一定の違反歴がある高齢運転者の運転免許証の更新手続きにおいて、新たに「運転技能検査」の義務化がされている[1]。従来の 75 歳以上の高齢運転者の運転免許更新では、「認知機能検査」と「高齢者講習」が行われてきた。新しく追加された運転技能検査では、実際にコース等で普通自動車を運転して「指示速度による走行」、「一時停止」、「右折・左折」、「信号通過」、「段差乗り上げ」等の課題が行われる。運転技能検査は高齢者講習の実車指導とは異なっており、試験として扱われ、合格するまで免許を更新することができない。これによって、今後、高齢運転者の運転技能を評価する技術の需要が上がることを期待できる。

一方、高齢運転者の運転免許の更新は 3 年毎に行われるが、その 3 年間で運転技能が衰える場合がある。そこで運転技能の測定を行い、認知機能に合わせた運転を促し、高齢運転者による死亡事故を未然に防ぐ必要がある。

運転技能の測定方法としてドライビングシミュレータ(DS)があるが、従来の DS は運転コースの数に限りがあり、慣れが生じてしまい正確に運転技能を測ることができない。また、DS は専門家しか生成できず、開発コストが高い。

そこで、本研究では敵対的生成ネットワーク(Generative Adversarial Network(GAN))の一種の Drive GAN[2]を用いて、ドライブレコーダーの映像を使ったステアリング制御可能なドライビングシミュレータの自動生成を行う。しかし、家庭で得られる運転データの数には限りがあり、運転中の操作に対してデータから得られる操作パターンが少ない。また、パターンの網羅性が低いと GAN による DS の生成精度が著しく低下することが予想される。そのため、本研究では自動車の運動モデルを用いたオーバーサンプリング手法により、データのパターンを増やすことでロバストなドライビングシミュレータの自動生成を行う。

2. 提案手法

データのパターンの網羅性が低いと GAN による DS の生成精度が著しく低下することが予想される。その問題を改善するために自動車の運動モデルを用いたオーバーサンプリングを行い、DS の生成精度を高める。自動車の運動モデルを図 2.1 に示す。自動車を θ 回転させたときの画像は射影変換を用いて作成した。自動車を θ 回転させたときの角速度は式(2.1)で求めた。式(2.1)の ω'_t は射影変換後の

角速度[deg/s]、 ω_t は射影変換前の角速度[deg/s]、 Δt は時間変化量[s]である。

$$\omega'_t = \omega_t + \frac{\theta}{\Delta t} \quad (2.1)$$

周回データのある時間 t に対して、平均 0、標準偏差 1.5 の正規分布からランダムに抽出された値 θ を画像の射影変換と式(2.1)に適用し、データに含まれないステアリング操作をした疑似データを作成する。射影変換後、画像の中心部の領域を抜き出して用いた。

疑似データを元データに加え、トレーニングセットを作成する。オーバーサンプリングしたトレーニングセットで Drive GAN を学習する。これにより、様々なステアリング操作の挙動に対応した映像を生成可能になることが期待できる。

3. 実験方法

本研究では GAN を用いて、ドライブレコーダーの映像を使った DS の自動生成を行う。また、自動車の運動モデルを用いたオーバーサンプリング手法により作成した DS と比較する。Drive GAN を用いた DS 生成の概要図を図 3.1 に示す。DS の実装に PC は GALLERIA UA9C-R49 を使用した。この PC の CPU は Intel Core i9-13900KF(3.00GHz-5.80GHz)、メモリは 32GB、OS は Windows 11 Home 64bit、GPU は NVIDIA GeForce RTX 4090 を使用した。

3.1 データの取得方法

DS の実装には「運転映像」、「車の速度[km/h]」、「ハンドルの回転角[rad]」、「アクセル量[%]」、「車体の角速度[deg/s]」の 5 つのデータが必要である。これらのデータを Drive GAN に学習させ、DS を生成する。運転映像は Jabra 製の 180° カメラ「PanaCast」を用いて取得した。カメラは車内前方のダッシュボードの中央付近に貼り付けた。PanaCast で撮影した動画のフレームレートは 30fps である。DS 実装では 8fps に落としたデータを使用した。また、PanaCast で撮影した画像のサイズは 1920×1080pixel だったが、これを 256×256pixel に加工し、PNG ファイル形式で入力した。車の速度は u-blox 製の GNSS レシーバー「DG-PRO1RWS」で緯度・経度の時間的変化を取得し、それを時速に変換した値を用いた。GNSS レシーバーは車の屋根の中心部に貼り付けた。ハンドルの回転角、アクセル量、車体の角速度は ATR-Promotions 製の慣性計測ユニット(IMU)「TSND151」を 3 つ用いて取得した。3 つの IMU をそれぞれハンドルの中心部、アクセル、ダッシュボードの水平な箇所に貼り付けた。また、車の速度、ハンドルの回転角、アクセル量、車体の角速度の 4 つのデータは JSON ファイル形式を用いて入力した。

[†] 公立小松大学 サステイナブルシステム科学研究科,
Komatsu University, Graduate School of Sustainable
Systems Science

3.2 走行コース

本実験でデータを収集するために自動車で行ったコースを図 3.2 に示す。運転したコースは公立小松大学周辺を一周するコースであり、距離が約 3.5km、運転に要する時間は約 6 分である。このコースの 8 周分のデータを集め、運転映像から約 3 万枚の画像を抽出した。

4. 実験結果

8 周分のデータで生成した DS の例を図 4.1、オーバーサンプリングで生成した DS の例を図 4.2 に示す。実験の結果、8 周分のデータで生成した DS では、スピードやステアリング操作を変化させても自動車の直進やカーブの挙動が全く見られず、自動車が常に停止しているようなシーンが多かったが、オーバーサンプリングしたデータを加えた 168 周分のデータで生成した DS ではスピードやステアリング操作の変化に合った自動車の直進やカーブの挙動が見られ、実車映像と同じようなシーンが生成された。一方、オーバーサンプリングで生成した DS では、データ上で右左折していない所(交差点が無い所等)でステアリング操作を入力すると実際のコースとは異なる所での右左折のシーンにスキップした。また、一時停止標識や横断歩道のオブジェクトの鮮やかさや形状の生成精度が部分的に低かった。それに加え、走行コース上の一部分や信号機が生成されなかった。

5. おわりに

本研究では GAN を用いて、ドライビングシミュレータ (DS) の自動生成を行った。また、自動車の運動モデルを用いたオーバーサンプリング手法を用いてデータのパターンを増やしてロバストなドライビングシミュレータの自動生成も行った。

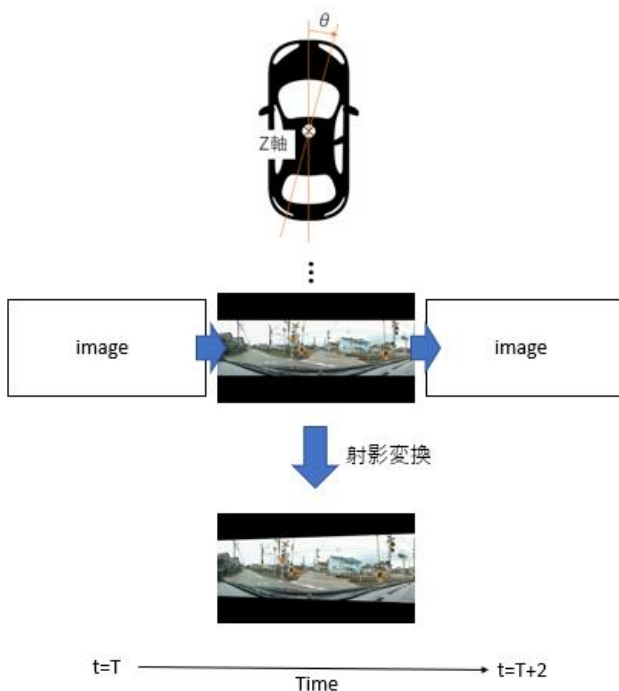


図 2.1 自動車の運動モデル

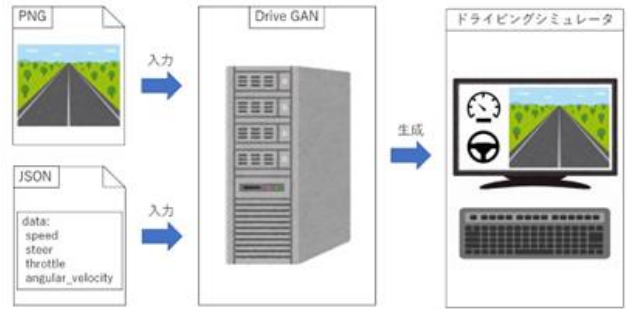


図 3.1 DS 生成の概要図



図 3.2 走行コース

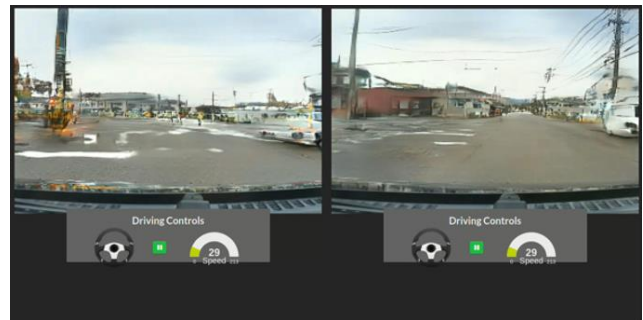


図 4.1 8 周分のデータで生成した DS の例



図 4.2 オーバーサンプリングで生成した DS の例

参考文献

- [1] 運転技能検査について (令和 4 年 5 月 13 日以降) | 警察庁 Web サイト (https://www.npa.go.jp/policies/application/license_renewal/ginoukensa.html)
- [2] Kim, S. W., Pillion, J., Torralba, A., & Fidler, S. (2021). Drivegan: Towards a controllable high-quality neural simulation. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 5820-5829).