

ニューラルネットワークを用いたスキッドステアリング 2D ロボットの自律走行によるひも状走行

古澤 昂弥¹, 本田 泰²

¹ 室蘭工業大学大学院 工学研究科 情報電子工学系

² 室蘭工業大学大学院 しくみ解明系領域

概要

我々は以前、カメラからの一次元画像データによるニューラルネットワークを用いた自律走行アルゴリズムの開発をした。それを用いて円形コースを自律走行が可能なことを確認した。同時期にスキッドステアによる 4 輪走行のための 2 次元最適速度旋回アルゴリズムを導出した。それを用いてひも状走行の創発を確認した。しかし、ひも状走行を行うためには理想環境でパラメータの調整が必要だった。本研究の目的はニューラルネットワークを用いた走行ロボットの自律走行によりひも状走行を観測すること、2 次元最適速度旋回アルゴリズムの走行と比較することである。結果として、ひも状走行は観測された。

String-like traveling by autonomous traveling of skid-steering 2D robots using neural network

Takaya Furusawa¹, Yasushi Honda²

¹ Division of Information and Electronic Engineering, Graduate school of Engineering, Muroran
Institute of Technology, Japan

² College of Information and System, Muroran Institute of Technology, Japan

Abstract

We have developed autonomous traveling algorithm using neural network by camera one-dimensional data. We confirmed that autonomous traveling is possible on a circular course. At the same time we have developed 2D optimal velocity turning algorithm for four-wheels driving by skid steering. We observed emergence of string-like motion using 2D optimal velocity turning algorithm. However, it was necessary to adjust the parameters in an ideal environment in order to perform string-like motion. The purpose of this study was check if the string-like motion can be observed autonomous traveling algorithm using neural network and to compare it with traveling of 2D optimal velocity turning algorithm. As a result, string-like motion was also observed.

1 はじめに

交通流は日常的に観測できる馴染み深い現象である。対面歩行や交通渋滞といった集団行動は各個人の相互作用によって自己組織的に形成される動きで

ある。しかし、自己組織化のメカニズムは完全に解明されていない。我々は集団行動の一つのひも状走行に注目した。人間も複雑な交通流の中でひも状歩行利用し移動していることが確認されている。

先行研究 [1] では交通流モデルの一つである一次

元最適速度モデルを2次元に拡張した2次元最適速度モデルを4輪のスキッドステアリングロボットに落とし込んだ2次元最適速度旋回アルゴリズムを導出した。これを用いた実験によりひも状走行が創発されることを確認した。また先行研究[2]ではカメラからの二次元画像データによるニューラルネットワークを用いた自律走行アルゴリズムを開発した。

これ以降、2次元最適速度旋回アルゴリズムは2DOVT、ニューラルネットワークはNNと表記する。

本研究ではスキッドステアリング2Dロボットを使用する。スキッドステアリングとはスキッド(滑る)とステアリング(操舵)という旋回方法であり、左右のタイヤを滑らせながら旋回する。

2DOVTではひも状走行を観測するためにパラメータの調整、理想環境の用意が必要だった。そこでNNを用いることでパラメータの調整が不要になるのではないかと予測した。NNは自律走行に必要なものが教師データのみであるためである。

本研究ではNNを用いた自律走行により先行研究[1]で観測されたひも状走行を観測できるか確かめること、2DOVTの走行と比較することを目的とする。

2 2次元最適速度旋回アルゴリズム

2次元最適速度モデルは以下の運動方程式(1)で表される。自己のロボットの最適速度 \vec{V} と速度 \vec{v} の差によって、速度の変化率(加速度) $\dot{\vec{v}}$ を求めるモデルである。最適速度ベクトル \vec{V} はロボット自身の進行方向と自分以外のロボットとの方向との相対角度 θ を用いて求める(式2)。

最適速度関数(式3)は、ロボット間の距離 x によって求められる。各種パラメータは先行研究[1]と経験を元に $a = 1.0[1/s]$, $\alpha = 0.32[m/s]$, $\beta = 16.0[1/m]$, $b = 0.30[m]$, $c = 0.9$ とした。

$$\dot{\vec{v}} = a(\vec{V} - \vec{v}) \quad (1)$$

$$\vec{V} = V \begin{pmatrix} \sin \theta \\ \cos \theta \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$V = \alpha(\tanh \beta(x - b) + c)(1 + \cos \theta) \quad (3)$$

先行研究[1]では最適速度関数(式3)の値の更新に絶対座標を用いていたが、本研究ではロボット自身の速度ベクトルの大きさ v と旋回角速度 ω で更新を行う。図1はロボット座標表記のイメージ図である。ロボットの速度ベクトルをその大きさ v と旋回

角速度 ω で表す。(4)進行方向を y 軸、右側方向を x 軸とするロボット座標 (x, y) を用いる。式(4)を時間微分し、式(1)に代入し変形すると式(5)となる。 $v \neq 0$ のとき、式(6)となる。以上によりロボットは自身の速度の大きさと旋回角速度のみで値の更新をすることが可能であり、自身の絶対座標を必要としない。

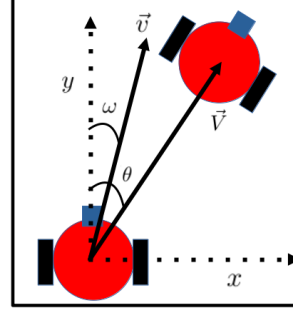


図 1: ロボット座標表記イメージ図

$$\vec{v} = \begin{pmatrix} v \sin \omega \\ v \cos \omega \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$\begin{pmatrix} \dot{v} + av \\ v\dot{\omega} \end{pmatrix} = aV \begin{pmatrix} \cos(\theta - \omega) \\ \sin(\theta - \omega) \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$\begin{pmatrix} \dot{v} \\ \dot{\omega} \end{pmatrix} = a \begin{pmatrix} V \cos(\theta - \omega) - v \\ (V/v) \sin(\theta - \omega) \end{pmatrix} \quad (6)$$

左右のモーター出力 v_L, v_R を求めるアルゴリズムをまとめると、最適速度関数(式3)を用いて、式(7-10)より v_L, v_R を求める。 r はロボットの有効半径である。また g はホイールのスリップを考慮したゲインである。

$$v' = v + a(V - v)\Delta t \quad (7)$$

$$\omega' = \omega + a(\theta - \omega)\Delta t \quad (8)$$

$$v_L = v' + rg\omega' \quad (9)$$

$$v_R = v' + rg\omega' \quad (10)$$

3 ニューラルネットワーク

3.1 教師データの収集

教師データとしてカメラからの二次元画像データを利用する。データはそのまま利用するのではなく2つの初期処理を行う。1つ目は画像の上下をトリミングすることである(図2)。本研究で用いるカメラ

は解像度が $320 \times 240[\text{px}]$ であり, $320 \times 30[\text{px}]$ になるようにトリミングを行う．これは実験コース上以外のデータを減らすことが目的である．



図 2: トリミングをしたカメラからの画像

2 つ目はトリミングした二次元画像データ (RGB) を一次元画像データへと圧縮することである． $320 \times 30[\text{px}]$ ある二次元画像データをピクセル値の縦方向 (y 方向) でそれぞれすべて足し合わせ $320 \times 1[\text{px}]$ のベクトルに変換する ($\vec{u}_R, \vec{u}_G, \vec{u}_B$) , これらを並べて $960 \times 1[\text{px}]$ の一次元画像データ \vec{u} とする (式 11) . この \vec{u} とその瞬間のロボットのモータの出力をペアとして教師データとして利用する．

教師データの収集はロボットを人間がラジコン操作することで行う．

$$\begin{aligned}\vec{u}_R &= \sum_{y=1}^{30} \vec{R}_y \\ \vec{u}_G &= \sum_{y=1}^{30} \vec{G}_y \\ \vec{u}_B &= \sum_{y=1}^{30} \vec{B}_y \\ \vec{u} &= (\vec{u}_R, \vec{u}_G, \vec{u}_B)\end{aligned}\quad (11)$$

3.2 データの学習

先行研究 [2] をもとにニューラルネットワークを使用した．入力層のニューロン数は 960 (一次元画像データの要素数) . 中間層は 1 層でニューロン数は 1000 . 出力層のニューロン数は 2 (左右のモータの出力) とした．活性化関数は relu 関数を用いた．最適化アルゴリズムとして Adam とし, バッチ学習を行った．

4 走行実験

本研究では, 半径 $2[\text{m}]$ の円形コース (図 3) , 走行ロボット 2 台で走行実験を行う．ロボットにはカメラ 1 つ, 距離センサ 3 つ, モータを 2 つ搭載している (図 4) . 走行実験では, 2 種類のアルゴリズムで走行させ相対角度, ロボット間の距離, 速度の大きさを比較する．

1 つ目は 2DOVT を用いた走行である．他機体を発見した場合は近づいていき, それ以外の場合は進行方向正面に進み, 障害物を認識すると弾性散乱を行う．

2 つ目は NN を用いた自律走行である．マウスによるラジコン操作で教師データの収集を行う．この際, ロボットは 2 台使用し人間が操縦するロボットを追従するように走行することで教師データの収集を行う．その後, 収集したデータを NN を用いて学習し, 自律走行を行う．

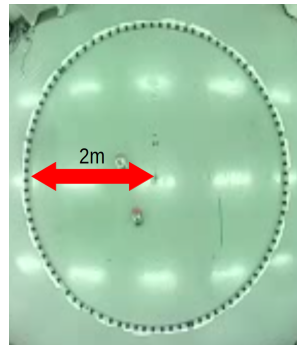


図 3: 実験コース



図 4: 走行ロボットを正面から見た写真

5 実験結果

2DOVT を用いた走行と NN を用いた自律走行を行った．ひも状走行の観測として, 先行, 追従するロボットの相対角度 $\cos \theta$, 速度の大きさ, 先行, 追従するロボット間の距離を時間変化で表現したグラフを図 5 , 図 6 に示す．図 5 , 図 6 は赤い線が走行ロボットの相対角度 $\cos \theta$, 緑色の線が速度の大きさである．横軸は時間 [秒] , 縦軸は $\cos \theta$, $[\text{m/s}]$, $[\text{m}]$ である．

図 5 は 2 次元最適速度巡回アルゴリズムを用いた走行のグラフである．実験開始から約 40 秒以降, $\cos \theta$ が 1 に近い状態が続いている．これはカメラが先行しているロボットを中心に近い位置で捉えているということである．同時にロボット間の距離も 1.0 m 近くで安定している．この 2 点からひも状走行を行っていると言える．また $\cos \theta$, 速度の大きさ, ロボット間の距離のすべてが約 10 秒周期で波になっている．これは先頭のロボットが弾性散乱を行っているためである．先頭が壁に近づくと速度を落とし旋回を行う．合わせて追従するロボットも速度を落とし旋回するため周期的な波を生成している．

図6はニューラルネットワークを用いた自律走行のグラフである．実験開始から約100秒以降， $\cos\theta$ が1に近い状態が続き，ロボット間の距離が1.0m以下で安定している．そのため，ひも状走行を行っていると言える．2DOVTに対し，ひも状走行後周期的な波は見られない．加えて，2DOVTは速度の大きさのほとんどが0.25[m/s]以上であるのに対し，NNはほとんどが0.25[m/s]以下であり速度に差がある．

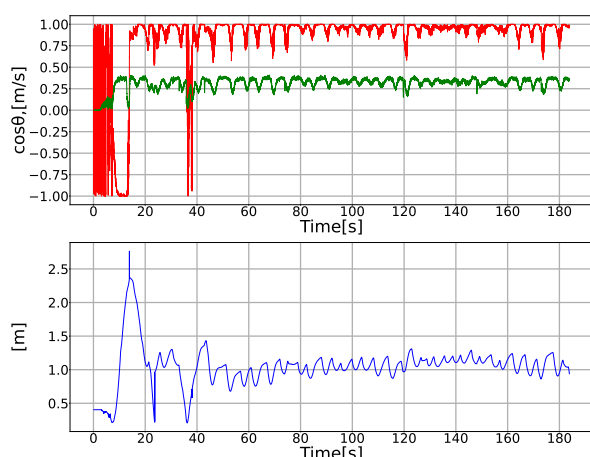


図 5: 時間変化における走行状態のグラフ (2dovr)

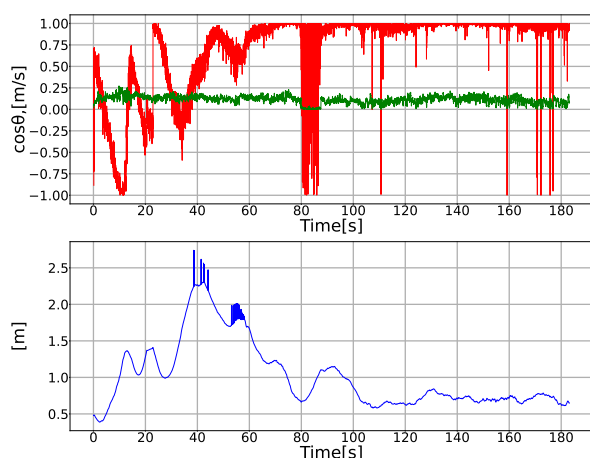


図 6: 時間変化における走行状態のグラフ (NN)

6 まとめ

本研究は2種類のアルゴリズム(2DOVT, NNを用いた自律走行アルゴリズム)で走行させ，走行ロボットの相対角度を観測した．結果として，NNを用いた自律走行アルゴリズムでも，ひも状走行が創

発された．

NNは2DOVTに対し，ひも状走行の先頭のロボットが壁の影響を受けずに走行を行っていた．

しかし，それぞれ4台の速度の大きさの平均はNNが約0.11[m/s]，2DOVTは約0.32[m/s]と大きく差がついた．それに加えNNはひも状走行形成までの時間が2DOVTよりも長かった．

NNを用いることでひも状走行を観測するためにパラメータの調整が不要になると予測していたが，結果として教師データへの依存度が増した．

7 考察

2DOVTは先頭ロボットで走る際，弾性散乱を行うことに対し，NNは人間の操作を学習した走行を行うため壁に対し滑らかに走っていると考えられる．

また，NNは教師データへの依存度が大きく操縦者にある程度経験が必要である．それに加え個人によって教師データを収集する際の走行が違うため再現性が低い．

8 今後の課題

今後の展望として行いたいことは3つある．1つ目はロボットの台数を増やしての実験である．台数を増やしてもひも状走行が創発されるか観測したい．2つ目は実験コースの変更しての実験である．具体的には8の字コースでの実験を行いたい．3つ目は一度の走行実験で複数のアルゴリズムによる走行を組み合わせる実験である．例えば，2DOVTで走行する3台，NNで自律走行するロボット1台での実験である．

参考文献

- [1] 山田将司, 李方正, 本田泰, 最適速度アルゴリズムによるスキッドステアリング 2D ロボットのひも状走行, 第 27 回交通流と自己駆動粒子系のシンポジウム論文集, p47-p50, (2021)
- [2] 李方正, 山田将司, 本田泰, 画像認識ニューラルネットワークによる複数ロボットの対面走行, 第 34 回自律分散システム・シンポジウム, (2021)