

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

2次元最適速度アルゴリズムを用いて、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である [1]。ニューラルネットワーク [2] によってひも状走行が学習できれば、パラメータの調整が不要になることに加え、汎化性能の向上も期待できる。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ひも状走行の可能性を確認すること、及び2次元最適速度巡回アルゴリズムによる走行と比較することである。結果として、ニューラルネットワークを用いた走行ロボットによるひも状走行は観測されたが、2次元最適速度巡回アルゴリズムを用いる方が3倍程度の速度域においてひも状走行が観測された。これは2次元最適速度巡回アルゴリズムがニューラルネットワークよりも3倍の流量をもたらす可能性を示唆している。

String-like traveling in an autonomous running by skid-steering 2D robots using a 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

For the 2D optimal-velocity (2DOV) algorithm an ideal environment and tuning of parameters are needed in order to the string-like traveling of robots [1]. We have developed autonomous running algorithm using a neural network (NN) by using one-dimensional image data obtained by a camera [2]. If the NN would be able to make string-like traveling of robots, the tuning of parameters is expected be unnecessary.

The purpose of this study is to check if the string-like motion can be observed by autonomous traveling using NN and to compare it with that of 2DOV algorithm. We observed emergence of string-like motion using the NN for 2D skid-steering robots. However the speed by the NN is one third of speed by the 2DOV algorithm.

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体

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は解明されていない。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

二次元最適速度モデルは以下の運動方程式 (1) で表される。

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

最適速度 \vec{V} とロボット速度 \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 (図 1 参照)。

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

ここで x 軸はロボットの進行方向と直角右側方向、 y 軸はロボットの進行方向である。すなわち、絶対座標ではなくロボット座標を用いる。

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。

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

各種パラメータは先行研究 [1, 3] 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。

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。

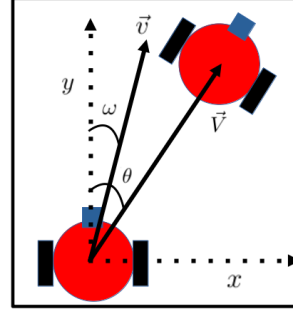


図 1: ロボット座標表記イメージ図

ロボット速度 (4) を時間微分し、式 (1) に代入し変形すると $v \neq 0$ のとき、式 (5) 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。

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

$$\begin{pmatrix} \dot{v} \\ \dot{\omega} \end{pmatrix} = a \begin{pmatrix} V \cos(\theta - \omega) - v \\ (V/v) \sin(\theta - \omega) \end{pmatrix} \quad (5)$$

$\theta \sim \omega, V \sim v$ のとき、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) と、式 (6 - 9) より v_L, v_R を更新する。 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。

$$v' = v + a(V - v)\Delta t \quad (6)$$

$$\omega' = \omega + a(\theta - \omega)\Delta t \quad (7)$$

$$v_L = v' + rg\omega' \quad (8)$$

$$v_R = v' - rg\omega' \quad (9)$$

$\Delta t = 1/30$ すなわち更新レートは 30[Hz] である。

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 × 30[px] ある二次元画像行列 ($\hat{R}, \hat{G}, \hat{B}$) 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 960 × 1 のベクトル $\vec{u} = (\vec{r}, \vec{g}, \vec{b})$ に変換する。

$$r_x = \sum_{y=1}^{30} R_{xy} \quad (10)$$

$$g_x = \sum_{y=1}^{30} G_{xy} \quad (11)$$

$$b_x = \sum_{y=1}^{30} B_{xy} \quad (12)$$

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遠隔操縦することで行う。

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を 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[m] の円形コース (図 3)、走行ロボット 4 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 2DOVT アルゴリズムで走行し、それ以外の場合は進行方向正面に進む。tof 距離センサで障害物を認識すると弾性散乱を行う。そのため先頭車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。すなわち、先頭車は直進と壁と

の弾性散乱によってのみ走行する。

2 つ目は NN を用いた自律走行である。マウスによる遠隔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った。収集したデータを NN を用いて学習し、自律走行を行う。先頭車も含めて 4 台のロボットで同じ NN を用いた自律走行実験を行った。本研究では約 5000 個程度の教師データを用いた。

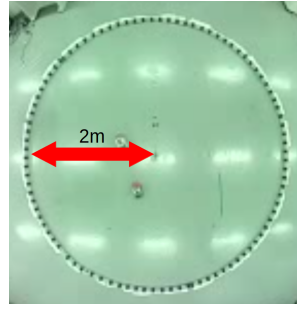


図 3: 実験コース

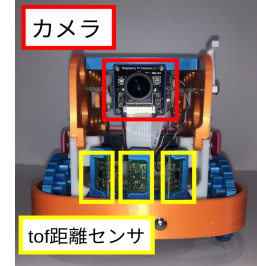


図 4: 走行ロボットを正面から見た写真

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 $\cos \theta$ 、先行、追従するロボット間の距離、速度の大きさを時間変化で表現したグラフを図 5、図 6、図 7 に示す。図 5、図 6 は赤色の線が走行ロボットの相対角度 $\cos \theta$ 、青色の線がロボット間の距離。横軸は時間 [秒]、縦軸は $\cos \theta$, [m], [m/s] である。図 7 は緑色の線が 2DOVT の速度の大きさ、黒色の線が NN の速度の大きさである。

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。

図7は2DOVT, NNの速度の大きさのグラフである。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。

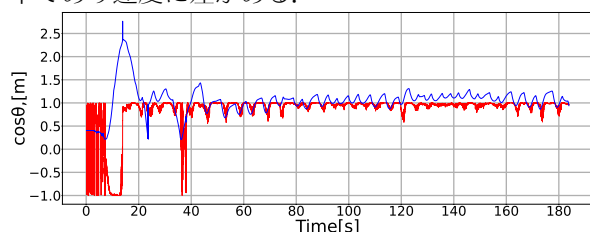


図5: 2DOVT アルゴリズムによる走行状態の時間変化。赤線が $\cos \theta$, 青線が車間距離を表す。

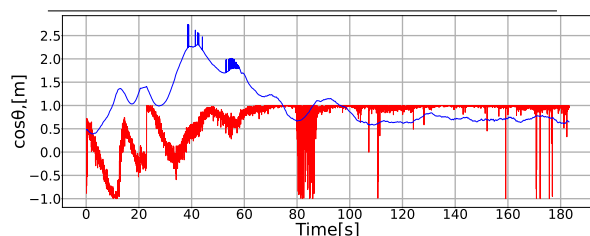


図6: NN アルゴリズムによる走行状態の時間変化。

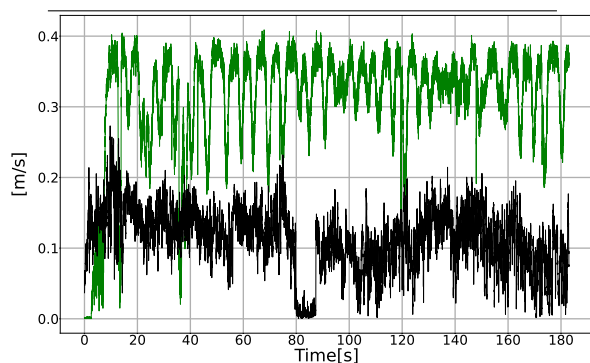


図7: 速度の大きさの時間変化。緑線が2DOVTの速度の大きさ $|v|$, 黒線がNNの速度の大きさ $|v|$ を表す。

6 まとめ

本研究ではスキッドステアリング2Dロボットを2種類のアルゴリズム(2DOVT, NN)を用いて自律走行させた。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、2DOVTと同様にひも状走行が創発された。

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]と大きく差があった。これは2DOVTを用いることによってNNを用いるよりも大きな流量を得られる可能性を示唆している。

2DOVTと比較したNNの特長として、壁付近など障害物に対してなめらかな走行を行っていた。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であると考えられる。一方、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という問題点もある。

またNNを用いることでパラメータの調整が不要になり、容易にひも状走行が創発すると予測していたが、結果として教師データの作成に時間を要し、2DOVTの場合よりも容易になったとは言い難い。

今後の展望として行いたいことは3つある。1つ目はロボット密度を高めての実験である。人や車の高密度状態による振る舞いと比較することが興味深い。2つ目はより複雑な環境における自律走行の創発を観測することである。例えば8の字コースでの実験を行えば、より現実世界に近い状況での振る舞いを観測できる。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た実験である。例えば、ひも状走行の先頭がNNで自律走行するロボットの場合、後続車を2DOVTで自律走行させることによってよりなめらかなひも状走行が期待できる。

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)
- [3] 山田将司, 大園章宏, 本田泰, 2次元最適速度ロボットの多様な集団ひも状走行, 第25回交通流と自己駆動粒子系のシンポジウム論文集, p53-56, (2019)