

卒業論文 2019 年度 (令和 1 年)

目的満足度に応じたモビリティ全体制御

慶應義塾大学環境情報学部環境情報学科  
島津翔太

## 目的満足度に応じたモビリティ全体制御

自動運転技術の発展により、我々人間は車を常時コントロールする必要がなくなってきた。例えば、車線の自動変更や物体検知による自動ブレーキなどは、今まで人間が行っていた操作をコンピューターによって行っている。今後、自動運転技術はより高度になり、近い将来人間がハンドルを握らなくともコンピューターによる制御のみで目的地まで到達できるレベルまで発展する可能性がある。そのような自動運転車が普及した社会において、自動車各個が個別に行動すると様々な問題が発生する。第一に、特定の経路の混雑があげられる。多数の自動運転車が個別に経路を選択した場合、特定の道が混雑する問題が発生する。第二に、自動車の所有スタイルの変化による使用用途の変化への順応である。人間による操作が一切行われない完全自動運転が実現する事はすなわち無人運転が可能であることを意味する。無人運転が可能となった場合、自動車の保有者が目的地についた後に駐車する必要はなく、駐車時間中に自動車を使いたい人の元へ迎えに行く無人のヒッチハイクのような行為が可能となる。この場合、目的地に時間最短を求める現状のルート選択手法では最適な解が得られない可能性が発生する。

そこで、本研究では強化学習を用いて自動車を利用した人の目的にあったルート選択を行えるかを実験する。

キーワード:

1. 機械学習, 2. 強化学習, 3. モビリティ

慶應義塾大学環境情報学部環境情報学科  
島津翔太

## Mobility for Human Satisfaction

By developing automated mobility technologies, For example, auto-lane changing and automatic braking.

Keywords :

1. Machine Learning, 2. Reinforcement learning, 3. Mobility

Keio University Faculty of Environment and Information Studies

Shota Shimazu

# 目次

第1章	序論	1
1.1	背景	1
1.1.1	自動運転	1
1.1.2	Mobility as a Service	1
1.1.3	シェアリングエコノミー	1
1.1.4	機械学習	2
1.1.5	5G	2
1.2	本研究の目的	2
1.3	本論文の構成	2
第2章	本研究における問題定義と仮説	3
2.1	最短経路問題	3
第3章	提案手法	4
3.1	概要	4
第4章	要素技術	5
4.1	機械学習	5
4.2	深層学習	5
4.3	深層強化学習	5
4.4	Deep Q Neural Network	5
第5章	実装	6
5.1	概要	6
5.2	DQNによる強化学習	6
第6章	評価	7
6.1	評価内容	7
第7章	結論	8
7.1	本研究のまとめ	8
7.2	本研究の課題	8
付録A	付録だよ	9
A.1	付録内容だよ	9



# 目 次

# 表 目 次

# 第1章 序論

本章では本研究の背景，課題及び手法を提示し，本研究の概要を示す．

## 1.1 背景

本章では，本研究の背景を示す．

### 1.1.1 自動運転

車における自動運転は1980年代から研究されてきた．例えば，欧州で1987年から1995年に行われたEUREKAプロメテウス計画では高速道路における車線の追従や車線の変更などの自動運転の基礎技術が研究された．現在では，これらの機能は市販の自家用車にも運転をアシストする機能として搭載されている．また，高速道路など限定した場所であれば人間による介入が不要な一部自動運転が可能となっているものもある．今後，将来自動運転技術はより人間による介入を少なくし，首相官邸ホームページ「官民ITS構想・ロードマップ2019 [1]」に定義されたレベル5の完全な自動運転技術も完成する可能性がある．

### 1.1.2 Mobility as a Service

日本に置いて，車や鉄道などの交通は高度経済成長期以降，急速に普及が進み，旅客・貨物共に主たる移動手段となった．

しかし，近年，交通は単なる移動手段としてだけではなく，移動や移動に付随する付加価値が求められるようになってきた．

これに対して移動をサービスとして提供しようという試みがあり，Mobility as a Service (通称: MaaS) と呼ばれている．

### 1.1.3 シェアリングエコノミー

ここは削ると思うシェアリングエコノミーとは....である．将来，人間が介在することのない自動運転が可能になると



#### 1.1.4 機械学習

日本に置いて高度経済成長期以降, 車や鉄道の普及は急速に進み旅客・貨物共に主たる移動手段となった.

しかし, 近年, 交通は単なる移動手段としてだけではなく, 移動や移動に付随する付加価値が求められるようになってきた. これに対して移動をサービスとして提供しようという試みがあり, Mobility as a Service (通称: MaaS) と呼ばれている.

#### 1.1.5 5G

日本に置いて高度経済成長期以降, 車や鉄道の普及は急速に進み旅客・貨物共に主たる移動手段となった.

しかし, 近年, 交通は単なる移動手段としてだけではなく, 移動や移動に付随する付加価値が求められるようになってきた. これに対して移動をサービスとして提供しようという試みがあり, Mobility as a Service (通称: MaaS) と呼ばれている.

### 1.2 本研究の目的

本研究では, 強化学習を用いたルート選択を試行し人間の満足度を高めるモビリティ制御を目指す. 現状, 自動運転車に代表されるモビリティは個別に行動しており, ルートの選択に置いて人間が与えた目的地への最短経路を選択している. この場合, 一定時間内に同一方面の目的地を多数設定された場合に特定のルートの混雑が予測される. 本研究では,

### 1.3 本論文の構成

本論文における以降の構成は次の通りである.

1.1 章では, 背景を述べる. 2 章では, 本研究における問題の定義と, 解決するための要件の整理を行う. 3 章では, 本研究の提案手法を述べる. 5 章では, 3 章で述べたシステムの実装について述べる. 6 章では, 2 章で求められた課題に対しての評価を行い, 考察する. 7 章では, 本研究のまとめと今後の課題についてまとめる.

## 第2章 本研究における問題定義と仮説

本章では, 第1章で述べた背景から, 現状の自動運転システムが目的としている制御方法の問題点を述べる.

### 2.1 最短経路問題

一般的に, 自動車の走行ルートを決定的する場合, 現在地から目的地までの最短ルートを選択する. しかし, 同時時間帯に同一地点付近の目的地を設定した車が大量にいた場合に

## 第3章 提案手法

本章では提案手法について述べる.

### 3.1 概要

## 第4章 要素技術

本章では要素技術について述べる

### 4.1 機械学習

機械学習とは広義には、コンピューターが自動的にパターンを学習し人間による明示的な命令がなくとも特定の課題を自動で実行する技術又はアルゴリズムのことである。主に、正解データを与えることによってパターンを学習する教師あり学習、データのまとまりや相関を求める教師なし学習と強化学習に分類される。

### 4.2 深層学習

深層学習とは脳が持つ脳神経系をソフトウェアで再現した人工ニューラルネット (ANN) を持つ機械学習アルゴリズムの一つである。人間の脳を模したパーセプトロンによる深層学習自体は1957年から提唱されていた。4層以上のパーセプトロンでは過学習や勾配消失問題が発生しコンピューテーションコストも大きいためあまり普及しなかった。

### 4.3 深層強化学習

深層強化学習とは、

### 4.4 Deep Q Neural Network

Deep Q Neural Network(DQN [2]) は Deep Q Neural Network は

## 第5章 実装

本章では提案手法の実装について述べる.

### 5.1 概要

あああああ

### 5.2 DQNによる強化学習

あああああ

## 第6章 評価

本章では，提案システムの評価について述べる．

### 6.1 評価内容

あああああ w ええええ

## 第7章 結論

本章では，本研究のまとめと今後の課題を示す．あああああああ

### 7.1 本研究のまとめ

まとまって欲しい

### 7.2 本研究の課題

卒論に真剣に取り組む

## 付 録 A 付録だよ

### A.1 付録内容だよ

書くよ



# 謝辞

俺に関わった全てに感謝.

## 参考文献

- [1] 官民データ活用推進戦略会議 高度情報通信ネットワーク社会推進戦略本部. 官民 ITS 構想・ロードマップ 2019. <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/kettei/pdf/20190607/siryou9.pdf>, 2019.
- [2] Mnih Volodymyr, Kavukcuoglu Koray, Silver David, Rusu Andrei A., Veness Joel, Bellemare Marc G., Graves Alex, Riedmiller Martin, Fidjel Andreas K., Ostrovski Georg, Petersen Stig, Beattie Charles, Sadik Amir, Antonoglou Ioannis, King Helen, Kumaran Dharshan, Wierstra Daan, Legg Shane, and Hassabis Demis. Human-level control through deep reinforcement learning. <http://www.cryptovest.co.uk/resources/Bitcoin%20paper%20original.pdf>, 2015.