

令和 5 年 6 月 14 日現在

機関番号：16201

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2018～2022

課題番号：18K04052

研究課題名（和文）運転未経験者の技量獲得を模擬したミスを犯しながら成長する運転育成モデルの構築

研究課題名（英文）Creation of a driving training model that simulates the acquisition of skills by inexperienced drivers and allows them to grow while making mistakes

研究代表者

佛圓 哲朗（Butsuen, Tetsuro）

香川大学・大学院教学センター・特命教授

研究者番号：00803967

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,400,000円

研究成果の概要（和文）：この研究は、より現実的な運転挙動を模擬できるドライバ・モデルの構築を目指し、未経験のドライバーを模倣したAIエージェントの「運転学習モデル」の構築と熟成をおこなった。運転学習モデルの構築と熟成については、ニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムを使用したドライバーエージェントモデルを用いてモデルを構成した。さらに、共同研究者とともにドライバーのミスの原因分析と定量化を進め、その結果は新たに設立された「ヒト・モビリティ・ソサエティに関わるシミュレーション技術の高度化コンソーシアム」に反映されている。

本研究の成果：雑誌論文2件、学会発表5件（国際学会1件）図書1件

研究成果の学術的意義や社会的意義

この研究は、AIと自動運転技術の進化における重要な一歩となり、これらの分野における理解と進歩に貢献していく。

その社会的意義は、交通安全の向上はもちろんのこと、高齢者や障害者の移動手段の改善、そして効率的な交通システムの実現を目指して新たな産業の創出と雇用が創出できる。学術的な意義は、「より現実的な運転挙動を模擬できるドライバ・モデルの構築」を目指し、AI学習モデル、特に運転シミュレーションの領域における新たな進歩を提供できた。未経験の運転者を模倣するモデルの構築とその熟成は、AI学習の全体的な理解とその可能性を拡大する重要な貢献である。

研究成果の概要（英文）：This study aimed to construct a driver model that could simulate more realistic driving behavior, and involved the construction and maturation of a "driver learning model" of an AI agent that mimics an inexperienced driver.

For the construction and maturation of the driving learning model, a driver-agent model using neural networks and genetic algorithms was used to construct the model. Furthermore, together with collaborators, we analyzed and quantified the causes of driver error, and the results are reflected in the newly established "Consortium for the Advancement of Simulation Technology Related to the Human Mobility Society."

Results of this research: 2 journal papers, 5 conference presentations (1 international conference) 1 book

研究分野：制御工学

キーワード：自動運転技術 多目的最適化 遺伝的アルゴリズム ニューラルネットワーク ドライバーモデル ドライビングシミュレータ

様式 C - 19、F - 19 - 1、Z - 19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

自動運転技術の進展により、運転は単なる移動手段だけでなく、快感や刺激を求める人々もいる一方で、交通事故は特に高齢者によるものが社会問題となっている。この問題に対処するため、自動運転技術の開発が進められているが、自動運転によって運転の楽しみや心の高揚が失われる可能性もある。将来的には自動運転レベル5が実現し、完全に自動で運転する時代が来ると言われているが、その際には乗員の快適性や運転の楽しみを考慮する必要がある。そのため、ヒューマンセンタードesignの視点から自動運転技術を再構成し、安全性だけでなく、乗員の安心感や楽しみを演出する研究が行われている。

2. 研究の目的

本研究では、運転者が楽しく走行するための支援のため、「ゲーミフィケーション」*)の概念を取り入れた機械学習におけるシステムを効率よく設計して、心が高揚する走行を実現するため以下を研究の目的とする。

- ✓ 「ミスにつながる運転学習モデル」の構築
- ✓ 楽しい運転につながるワクワク感の重要な要素として「思い通りに速く走ること」とし、コースの走破時間を短縮する手法を提案

*) 人が楽しんでプレイできる遊びや競争といったゲーム的な要素や考え方をゲーム以外の分野で応用することで、顧客やユーザとの関係構築に利用しようとする取り組みのことで、アナロジー手法の一種である。

3. 研究の方法

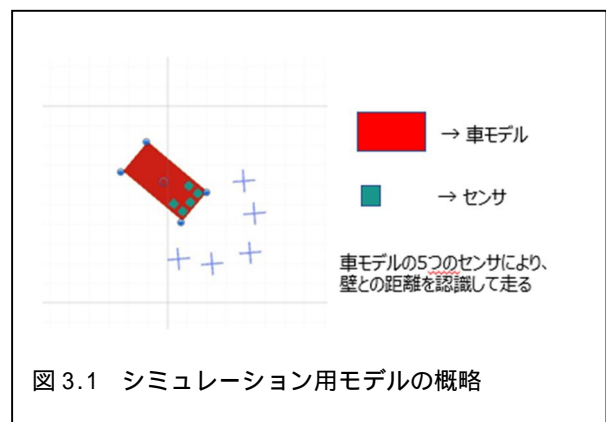
(1) 運転学習モデルの前提

シミュレータは、Artz Samuel氏が作成した”Applying Evolutionary Artificial Neural Network”をベースに修正した。(商用ソフト”Unity”を使用)このシミュレータを用い、「ミスにつながる運転学習モデル」と運転学習後に楽しい運転につながるワクワク感の重要な要素である「早く思い通りに走ること」を達成するために、コースを走行する運転モデル学習モデルと走破時間短縮手法を提示し、その有効性を検証した。

(2) NNとGAを用いた運転学習モデル

ニューラルネットワーク(Neural Network : NN)と遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm : GA)を用いた自動走行シミュレータを用い、走行の評価を行う。

自動走行シミュレータの車は、図3.1に示すように、前方方向の障害物までの距離を測定する機能を有し、距離センサが車の前面に左右45度、合わせて正面90度をカバーするように5つ取り付けられており、コース上の壁や障害物との距離を検知し走行する。これらのセンサの値(壁や障害物までの距離)がフィードフォワード型ニューラルネットワーク(NN)の入力値で、出力値は、操舵角と車の加速度である。このNNからの出力である操舵角と加速度によってクルマはコース内を走行し、コースの壁やその他の障害物に触れるこ



となく、ゴールまでの時間を最短にするように NN の重みを決める。この NN の重み学習用最適化アルゴリズムとして、遺伝的アルゴリズム (GA) を用いる。ランダムに NN の重みを初期化された N 台の車を生成し、コース内で走行させる。走行中に壁やその他の障害物に接触すると機能停止し、N 台すべての車が機能停止すると、各車両の評価値の中で最も優れた 2 台を選定して次世代に移行し、接触せずに所定の評価値以上になるまで学習を続けるというアルゴリズムである (図 3.2) 運転学習の評価については、コース内に設置するチェックポイントの総数で機能停止するまでにチェックポイントを通じた個数で割った値であり、最小値が 0 で最大値が 1 である。コースの運転学習が終了した (運転学習の評価値 ≥ 1) 後に、そのコースを走破した時間を計測するものとする。

図 3.2 のフローチャートの意味を自動車運転学習得のアナロジーとして捉える。距離センサからの 5 つのデータを入力 (検知) とし、操舵角と車の加速度を出力 (操作) とすると、NN は運転学習モデル (認識判断) と考えることができる。重みが乱数でランダムに与えられる初期値の状態は、運転技術の全くない状態を模擬しており、このモデルはすぐにコースの壁やそのほかの障害物に接触する「ミスをする」モデルであると考えられることもできる。

次に、その世代で最高の評価を得た NN の重みをもつ 2 台の車の「遺伝子」を交差し、新しい「子」車を N 台作成する。そして、N 台の車の新しい母集団が形成され、この母集団にさらに多様性を注入するためにわずかに突然変異をさせる。新しく作成された車の集団は、コースを再度走行し、評価、選択、交差、突然変異のプロセスを繰り返す。なお、ある集団が機能停止し次の集団が生成され、その集団が機能停止するまでのサイクルが、「世代」である。このように、この NN と GA を使った運転学習モデルは、「ミス」を犯しながら成長していくモデルとなっている。

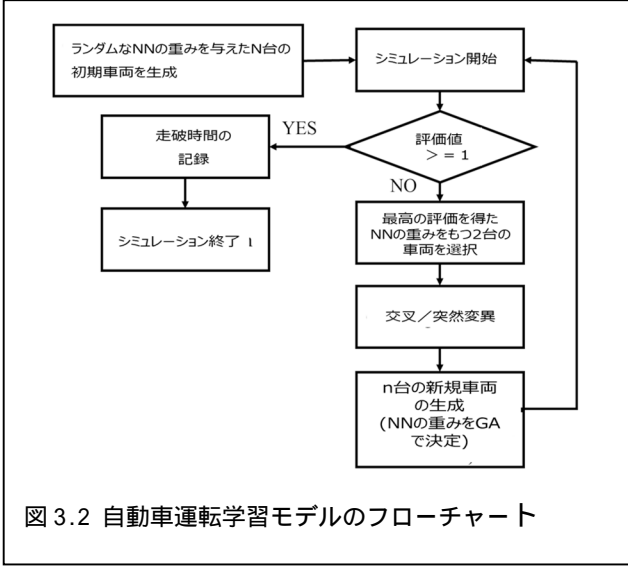


図 3.2 自動車運転学習モデルのフローチャート

(3) 運転学習能力の評価実験

既定のテストコースを走破できる学習をした運転モデルが、違うテストコースを走破するスキルを有しているかという問題を考える。

実験 1 として、テストコース 1 を走り切った 10 個体に対して、「テストコース 1 を逆走させる」「テストコース 1 を反転させる」「全く違うテストコースで走行させる」を行った。全く違うテストコースは、図 3.3 で示すテストコース 2 である。テストコース 1 の反転については、テストコース 1 の x 軸方向を軸として、鏡に映すかのように反転させたものである。

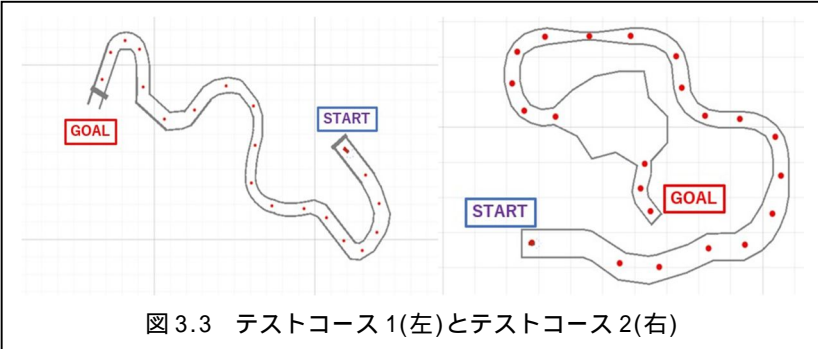


図 3.3 テストコース 1(左)とテストコース 2(右)

実験 1 の結果から、テストコース 1 をクリアした個体は、逆走や反転に対しては半分程度の個体がクリアすることができた。しかし、全く違うテストコース 2 に関しては、1 個体しかクリアすることができなかった。つまり、コースの幅や広いエリアなど、元のコースにない要素を取り入れると対応することが難しくなることが分かった。

次に実験2として、「個体には記憶力があるのか」という課題を設定し、テストコース1をクリアした個体に対して、テストコース2をクリアさせ、再びテストコース1をクリアできるのかという実験を、50個体作成して行った。

実験2の結果(図3.4)より、まず、テストコース1をクリアした重みでまったく違うテストコース2を走らせた場合、7/50=14%と10個体でテストした実験1の結果とほぼ同じである。次にこの7個体を除いた43個体にテストコース1をクリアした重みを初期値としてテストコース2の学習をさせクリアした後に、テストコース1を走破させたところ9個体がクリアした。つまり、9/43=21%の成功率となった。このように記憶力については、記憶の名残のようなものはあるが、ニューラルネットワークの学習方法から考えても、学習を進めると重みは変化していくので、元のコースの記憶は失っていくものだと考えられる。

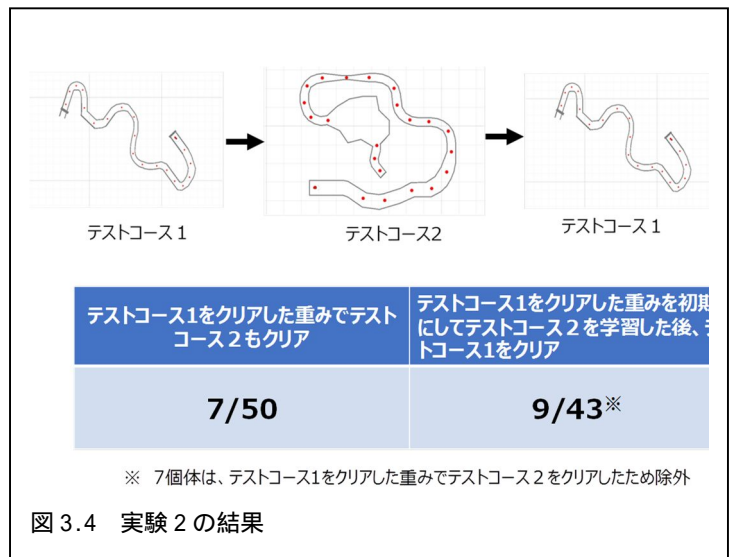


図3.4 実験2の結果

(4) 学習方法の改良

ドライバーモデルの評価を通して、現在の学習方法に関する課題を発見することが出来た。そのうちの一つに、「過去に走行したコースをあまり記憶できていないこと」が挙げられる。そこで、現在の学習方法の改善を行い、ドライバーモデルが過去に走行したコースも走行できるように学習できる方法を考える。

実験2のデータを用いて、テストコース1で学習した個体をテストコース2で学習したのち、テストコース1に戻しても走り切ることのできる個体の特徴を調べた。実験2と同様に、7個体はテストコース2を学習する(重みを変化させる)ことなくクリアすることが出来たため除外し、43個体を対象にクリアした個体の特徴を集計した。

重みの差の平均の取り方は、テストコース1をクリアした重みを初期個体重みとして設定し、更新していく個体の重みとの差を取り、それらを二乗したものの総和を取る、という方法である。これらをすべての個体の平均を取ったものと成功した9個体のみで平均を取ったものを比べると、成功した個体の重みの平均の方が低くなっていることがわかる。ここから、成功する個体は、重みの差が小さいと考えられる。

そこで、「重みの変化が少ないものほど、元のコースに戻した際にクリアしやすい」という仮説を設定し、「学習時の重みの変化を小さくできるよう、このシミュレータの遺伝的アルゴリズムで、継承される個体の選別を行うことで改良していく手法」を提案する。具体的には、重みの変化量も考慮に入れたうえで継承されていくように改良する手法である。

重みの変化を考慮した継承方法として、コース上にいくつかの調査地点を設置し、調査地点ごとに重みの変化量の上限を設定しておくという方法で学習を行う。ある個体が、たとえ調査地点までたどり着いたとしても、重みの変化量の上限を超えていた場合、継承は行われない。すべての個体が、条件を満たさなかった場合、継承は行われず同じ個体が継承され、突然変異などにより条件を満たす個体が現れるまで繰り返す。図3.5は、主な調査地点の場所を示したものである。このコースにおいて特に攻略が難しい地点を選択している。調査地点がゴール地点に近づくほど、重みの変化量の上限は高くなり、STARTに近いほど低くなっている。重みの変化量の上限值の設定については、実験2の成功個体の結果をもとに設定した。黄色で表示されている数値が上限値である。

本提案手法を用いて、学習方法を改良し、実験した結果を表 3.4 で示す。まず、すべての個体の重みの変化の平均値については、意図していた通り大幅に減らすことが出来た。そして、成功した個体の数も 10 個体ほど増えており、成功確率が倍以上になっていることが確認できる。一方で、平均世代数は改良前と比較すると増えてしまっており、学習時間が増えてしまっていることがわかる。

(5) まとめ

NN と GA を使ったドライバエージェントモデルを用いることにより、「ミス」を犯しながら成長していく運転学習モデルが提示できた。このモデルは、一度基本的なコースを学習すると、そのコースに似たような状況下(例えばそのコースの逆走や相似形のコースなど)においては、ある程度(50~60%程度の成功率)まで対応できることが確認できたが、全く違うコースでは著しく対応力が減退(10%程度の成功率)することも分かった。また、同じ走行経路を辿った学習において、同じ重みを得られるわけではなく、多様な準最適解があることも確認した。

ドライバーモデルの「記憶力」に関する改善も行ったが、まだまだ改善の余地が大きく、記憶力の改善は引き続き行っていくとともに、信号や動く障害物、様々な交通ルールなどを取り入れたコースで対応できるように学習させていく必要がある。

4. 研究成果

研究は、「運転学習モデルの構築」、「運転学習モデルの成熟」、「ドライバミスの原因分析と定量化」の3つのステージですすめた。

「運転学習モデルの構築」では、ニューラルネットワーク(NN)と遺伝的アルゴリズム(GA)を利用し、運転未経験者を模擬したドライバ AI エージェントモデルを利用した。運転学習モデルの成熟においては、ニューラルネットワーク(NN)の重みに着目して、「ミス」を犯しながら学習を進行するモデルの改善を提案できた。具体的には、学習能力の評価テストを行った結果、完全に異なる走行コースに対しては対応力が減少する一方、「重みの変化が少ないものほど、元のコースに戻した際にクリアしやすい」ということを明らかにした。これに基づき、学習能力を改善するために、遺伝的アルゴリズムを用いて学習時の重みの変化を抑制し、継承する個体を選別する手法を提案した。

さらに、共同研究者の別研究テーマである「ドライバースキルの評価とメタ認知改善手法の効果検証」と連動させてドライバーのミスの原因分析と定量化をすすめているがまだ十分な定量結果を得られていない。しかし、定性的なコンセプトを作成できている。このコンセプトは、「ヒト・モビリティ・ソサエティに関わるシミュレーション技術の高度化コンソーシアム」に反映され、「より現実的な運転行動を模擬できるドライバモデルの構築」および「ドライバの特性・状態と運転行動、ドライバエラーの発生確率、交通事故の発生確率との関係性の理解」のコンセプト設計に寄与した。

以上の研究活動により、2 篇のジャーナル論文、1 回の国際学会での発表、2 篇の修士論文、および 1 冊の書籍を出版する成果を上げることができた。

<引用文献>

Samuel Artz : https://github.com/ArztSamuel/Applying_EANNs

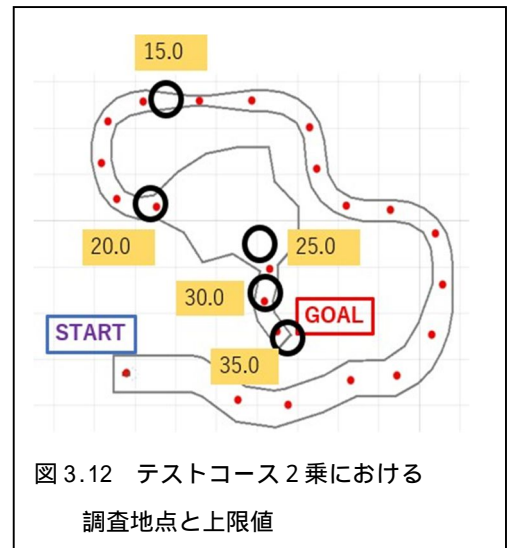


図 3.12 テストコース 2 乗における調査地点と上限値

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計2件（うち査読付論文 0件 / うち国際共著 0件 / うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 友野 天翔, 荒川 雅生, 佛圓 哲朗 著者情報	4. 巻 2021.31巻
2. 論文標題 機械学習を用いたドライバーモデルの開発および効率的な学習方法に関する研究	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 設計工学・システム部門講演会講演論文集	6. 最初と最後の頁 -
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1299/jsmesd.2021.31.3105	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

1. 著者名 佛圓哲朗 平松大武 荒川雅生	4. 巻 No.127-20
2. 論文標題 機械学習を用いた走行ルート構築における走破時間短縮手法の研究	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 2020年秋季大会 学術講演会 講演予稿集 文献番号: 20206087 No.127-20 p.1~	6. 最初と最後の頁 p.1-5
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) なし	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計4件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 友野 天翔,
2. 発表標題 機械学習を用いたドライバーモデルの開発および効率的な学習方法に関する研究
3. 学会等名 第31回 設計工学・システム部門講演会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 友野 天翔
2. 発表標題 ゲーミフィケーションを応用したドライバーモデルの開発および効率的な学習方法に関する研究
3. 学会等名 日本機械学会 中国四国支部 第60期総会・講演会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 佛圓哲朗
2. 発表標題 機械学習を用いた走行ルート構築における走破・学習時間短縮手法の研究
3. 学会等名 自動車技術会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 友野 天翔
2. 発表標題 機械学習を用いたドライバーモデルの開発および効率的な学習方法に関する研究
3. 学会等名 日本機械学会 中国四国学生会 第 51 回学生員卒業研究発表講演会
4. 発表年 2021年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究 分担者	荒川 雅生 (Arakawa Masao) (20257207)	香川大学・創造工学部・教授 (16201)	
研究 分担者	鈴木 桂輔 (Suzuki Keisuke) (80373067)	香川大学・創造工学部・教授 (16201)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8 . 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------