

特別研究報告書

仮説推論を用いた運転者モデルの学習

指導教員 石田 亨 教授

京都大学工学部情報学科

田中 祐介

平成 19 年 2 月 9 日

仮説推論を用いた運転者モデルの学習

田中 祐介

内容梗概

近年、車両をエージェントとしてモデル化したマルチエージェントシミュレーションにより、都市の交通が分析されている。局所的な渋滞の対策をするために用いられたり、都市交通の施設整備を評価するために用いられ続けている。このような都市交通の分析のための従来のシミュレーションで用いられている運転者モデルは、一般的な運転者を表現している。そのため、その運転者モデルを用いたシミュレーションでは、均質な交通流しか再現することができない。しかし、現実世界では、例えば、高齢運転者や飲酒運転者といった特殊な性質を持った運転者が存在する。そのような運転者が周辺の車両に与える影響を調べるためには、個々の運転者の性質を反映した運転者モデルを獲得する手法が必要になる。

そこで、本研究では、交通工学のシミュレーションにおいて、個々の運転者の性質を反映した、多様な運転者モデルを獲得することを目的とする。このような目的を達成するために、ドライビングシミュレーションからの操作モデルの学習を試みる。なお、ここでの操作モデルとは、被験者が何を観測し、どのような操作を行ったかを表す操作ルールの優先度付きの集合と定義する。したがって、各被験者の性質は利用した操作ルールとそれらの操作ルール間の優先度の違いとなってモデル化される。

本研究で取り組んだ課題は次の二点である。

1. ドライビングシミュレーションによる被験者固有のモデル獲得

個々の運転者の性質を反映した運転者モデルを獲得するために、ドライビングシミュレーションのログデータから、シミュレーションの被験者に固有のモデルを獲得する。そこで、全被験者のログデータから一般的な操作モデルを帰納的に獲得するのではなく、各被験者のログデータから、そのログデータを説明できる被験者固有の操作モデルを獲得する。

2. ドライビングシミュレーションによる少数のログデータと操作ルールからのモデル獲得

ドライビングシミュレーションを実施するためには、被験者を集めることや、実験のデータを読み取ることなどに経済的、時間的コストがかかる。そ

ここで、少数のログデータとインタビュー結果から抽出した操作ルールのみからモデルが獲得できるようにする。そうすることで、モデル獲得までに、ドライビングシミュレーションを実施することによるコストを削減する。

上記の課題を踏まえて、ドライビングシミュレーションの各被験者のログデータに対して、仮説推論を用いたモデル構築方法を適用する。従来の研究では、その手法を避難誘導のシミュレーションに対して適用したが、本研究では、ドライビングシミュレーションで適用できるようにし、モデルの獲得を試みた。仮説推論を用いた理由は、交通工学の分野では、個々の運転者がどのようなルールに基づいて操作をするのか知られていないが、被験者の利用する可能性のある操作ルールが収集できれば、モデルを獲得できるからである。

本研究における主な貢献は以下の二点である。

1. ドライビングシミュレーションによる被験者固有のモデル獲得

ドライビングシミュレーションの各被験者のログデータに対して、仮説推論を用いたモデル構築方法を適用することで、個々の被験者の操作モデルを獲得することを可能にした。被験者の振る舞いの説明に用いられた操作ルール集合とそれらの操作ルール間の優先順序により、各被験者の性質の違いが表される。

2. ドライビングシミュレーションによる少数のログデータと操作ルールからのモデル獲得

全被験者のログデータからモデルを獲得することなく、個々の被験者のドライビングシミュレーションのログデータとインタビュー結果により得られた操作ルールを用いることで、モデルを獲得することが可能になった。これにより、モデル獲得のためのコストを削減できた。

上記の二点の貢献により、ドライビングシミュレーションにおいて、個々の運転者の性質を反映した操作モデルを獲得することが可能になった。また、ドライビングシミュレーションのログデータとインタビューから抽出した操作ルールさえあれば、操作モデルを獲得することが可能になり、モデル獲得のコストを削減できた。

本研究は、交通のシミュレーションにおいて、多様な運転者モデルを獲得するための第一段階として、ドライビングシミュレーションの実験の各被験者の操作ログから、仮説推論を用いて操作モデルを獲得した。

Learning Driver's Model Using Hypothetical Reasoning

Yusuke TANAKA

Abstract

Recently, urban transportation is analyzed by multiagent simulations that use agents modeling vehicles. It is used to take measures of local traffic congestion and to evaluate maintenance of facilities in urban transportation. drivers' models used by such simulations for the analysis of urban transportation represents general drivers. Therefore, only homogeneous traffic flow is reproduced in traffic simulations using such drivers' models. However, drivers having special characters such as aged drivers and drinking drivers exist in the real world. In order to examine how such drivers influence peripheral vehicles, a method to acquire drivers' models by which their characters of the individual drivers are reflected is needed.

Therefore, in this research, I aim to acquire various drivers' models by which their characters of the individual drivers are reflected in traffic simulations. I try to learn operation models from a driving simulation in order to achieve the aim. In this paper, operation models are defined as sets of prioritized operation rules, which represent what examinees observe and how they operate.

I address the following two research issues.

1. Acquisition of characteristic models of examinees in a driving simulation
I acquire characteristic models of examinees from the log data in a driving simulation in order to acquire drivers' models by which their characters of the individual drivers are reflected. Therefore, I don't acquire inductively general operation models from all examinees' log data, but characteristic operation models which can explain their log data from each examinees' log data.
2. Acquisition of operation models using a little log data and operation rules in a driving simulation
It takes economical cost and time to gather examinees for a driving simulation and to analyze the data of the simulation. Therefore, I try to acquire models using a little log data and operation rules collected through interviews, and to reduce the cost for acquisition of models.

In order to solve the above two issues, I apply the method to acquire models using hypothetical reasoning to log data of each examinees in a driving simulation. Though the method was applied in a fire-drill experiment, in this research, I tried to make the method applicable in a driving simulation and to acquire models. I used hypothetical reasoning because models can be acquired if operation rules which examinees may use are collected though they don't know what rules individual drivers operate based on in traffic engineering.

The main contributions of this paper are the following two points.

1. Acquisition of characteristic models of examinees in a driving simulation

I was able to acquire operation models of the individual examinees in a driving simulation, applying the method to acquire models using hypothetical reasoning. The difference of the each examinees' characters is shown by operation rules used to explain their behavior and priority order between the operation rules.

2. Acquisition of operation models using a little log data and operation rules in a driving simulation

I was able to acquire operation models, using the individual examinees' log data in a driving simulation and operation rules collected through interviews without acquiring operation models from all examinees' log data.

By the above-mentioned contribution, it came to be able to acquire operation models by which their characters of the individual drivers are reflected in driving simulations. Moreover, it came to be able to reduce the cost for acquisition of models because operation models was acquired as long as there are log data in a driving simulation and operation rules collected through interviews.

In this research, as the first step to acquire various drivers' models in traffic simulations, I acquired operation models from log data of each examinees in a driving simulation, using hypothetical reasoning.

仮説推論を用いた運転者モデルの学習

目次

第1章	はじめに	1
第2章	仮説推論を用いたモデルの学習	3
第3章	ドライビングシミュレーションにおける定式化	5
3.1	操作ルール	6
3.2	観測事象	6
3.3	操作モデル	6
第4章	ドライビングシミュレーションへの適用	7
4.1	ドライビングシミュレーションによる実験	7
4.1.1	ドライビングシミュレーションシステム	8
4.1.2	被験者	9
4.1.3	実験対象区間	9
4.2	ログデータの獲得・修正	10
4.3	観測事象の記述	12
4.4	インタビュー結果	14
4.5	操作ルールの抽出	15
4.6	適用結果	18
第5章	おわりに	22
	謝辞	23
	参考文献	24

第1章 はじめに

近年，車両をエージェントとしてモデル化した，マルチエージェントシミュレーションにより，都市の交通が分析されている [1]．例えば，交差点 [2]，踏切，高速道路の合流部 [3]，勾配が連続的に変化するサグ [4] などが発生する局所的な渋滞の対策をするために用いられたり，駐車場，バスレーン，駅などの都市交通の施設整備を評価するために用いられたりしている．このような都市交通の分析のための従来のシミュレーションで用いられている運転者モデルは，一般的な運転者を表現している．具体的には，目の前の車を追従しようと自分の操作を決める運転者モデルなどが存在するが，特殊な運転者の性質を反映したモデル化がされていない．そのため，そのような運転者モデルを用いたシミュレーションでは，均質的な交通流しか再現することができない．しかし，現実世界では，例えば，高齢運転者や飲酒運転者といった特殊な性質を持った運転者が存在する．交通のシミュレーションで，そのような運転者が周辺の車両に与える影響を調べるためには，個々の運転者の性質を反映した運転者モデルを獲得する手法 [5][6] が必要である．

そこで，本研究では，交通工学の分野において，個々の運転者の性質を反映した，多様な運転者モデルを獲得することを目的とする．このような目的を達成するために，ドライビングシミュレーションから個々の被験者の性質を反映した操作モデルの学習を試みる．なお，ここでの操作モデルとは，被験者が何を観測し，どのような操作を行ったかを表す操作ルールの優先度付きの集合と定義する．したがって，各被験者の性質は利用した操作ルールとそれらの操作ルール間の優先度の違いとなってモデル化される．このようなマルチエージェントシミュレーションにおけるモデル学習 [7] は交通工学の分野以外にも様々な分野において研究されている．

本研究で取り組んだ課題は次の二点である．

1. ドライビングシミュレーションによる被験者固有のモデル獲得

個々の運転者の性質を反映した運転者モデルを獲得するために，ドライビングシミュレーションのログデータから，シミュレーションの被験者に固有な操作モデルを獲得する．そこで，全被験者のログデータから一般的な操作モデルを帰納的に獲得するのではなく，各被験者のログデータから，そのログデータを説明できる被験者固有の操作モデルを獲得する．

2. ドライビングシミュレーションによる少数のログデータと操作ルールからのモデル獲得

ドライビングシミュレーションを実施するためには、被験者を集めることや、実験のデータを読み取ることなどに経済的、時間的コストがかかる。そこで、ドライビングシミュレーションにおいて、少数のログデータと実験後のインタビューから抽出した操作ルールがあればモデルが獲得できるようにする。そうすることで、モデル獲得までに、ドライビングシミュレーションを実施することによるコストを削減できる。

上記の課題を踏まえて、ドライビングシミュレーションの各被験者のログデータに対して、従来の研究で提案された、仮想訓練システムのための仮説推論を用いたモデル構築方法 [8] を適用する。仮説推論とは、被験者は操作ルールに基づいて行動するという関係を用いて、各時刻の被験者の振る舞いを説明する操作ルールを仮説として立てて推論を進め、実験終了時刻まで観測された被験者の振る舞いを矛盾無く説明できた場合に、仮説が正しかったとする推論である。なお、ここでの矛盾とは、一人の被験者が同じ観測条件で動作の異なる操作ルールを利用することを指し、この矛盾を防ぐために制約知識を記述することができる。操作ルールの選定時に、この知識により無矛盾性を確認することで、獲得されるモデルの一貫性が保証される。このように仮説推論を適用することで、被験者が利用することのある操作ルールと被験者の振る舞いさえ収集できれば操作モデルが獲得できる。

従来の研究では、この手法を避難誘導のシミュレーションに対して適用したが、本研究では、ドライビングシミュレーションで適用可能にし、モデルの獲得を試みた。具体的には、ドライビングシミュレーションから被験者の振る舞いを収集し、仮説推論が適用できる形式に記述すること、ドライビングシミュレーションの実験後に行ったプロトコル法 [9] を用いたインタビューの結果から、操作ルールを抽出すること、そして、被験者の振る舞いと操作ルールにより仮説推論を用いて操作モデルの獲得することに取り組んだ。なお、本研究で仮説推論を用いた理由は、交通工学の分野では、個々の運転者がどのようなルールに基づいて操作をするのか知られていないが、被験者の利用する可能性のある操作ルールが収集できれば、モデル獲得が可能となるからである。モデルが獲得できれば個々の運転者がどのようなルールに基づいて操作するのか知ることができるようになる。

以下、本稿では、第2章で従来の研究で提案された、仮説推論を用いたモデリングのプロセスについて説明する。第3章では、このモデル構築方法をドライビングシミュレーションで用いるために、プロセス間で渡されるデータを定式化する。第4章では、ドライビングシミュレーションへと適用し、操作モデルの獲得を試みる。最後に、第5章では本研究の結論と今後の課題について述べる。

第2章 仮説推論を用いたモデルの学習

従来の研究において、仮想訓練システムのためのエージェントのモデル構築方法が提案されている。そのモデル構築方法では、まず初めに、ユーザがエージェントを操作するユーザ参加型のシミュレーションを実施する。その後、参加型シミュレーションを用いてインタビューを行った結果得られた操作ルールを領域知識として用いて、参加型シミュレーションのログデータから導かれた各被験者の振る舞いとなる観測事象を説明することで、各被験者の実行した操作ルールを獲得する。ただし、モデリング対象の被験者がどの操作ルールを備えているかが不明なため、その被験者がある操作ルールを実行したと一旦仮説を立て推論し、矛盾なく説明が達成されれば立てた仮説を真とする仮説推論を用いて操作モデルを求める。このような仮説推論を用いたモデリングのプロセスを図1に示す。以下、各プロセスについて、また、仮説推論を用いるために使われる用語について説明する。

1 参加型シミュレーション

一部のエージェントを被験者が操作し、参加型シミュレーションを実施する。参加型シミュレーションとは、仮想空間上で行われるマルチエージェントシミュレーションにおいて、一部のエージェントをユーザが完全に操作するものである。

2 観測事象の記述

参加型シミュレーションのログデータから、観測事象となる振る舞いを抽出し、述語論理により記述する。なお、観測事象とは、被験者が観測した世界を述語論理で記述したものである。また、観測事象は被験者の観測した世界が変化することに観測される。

3 被験者へのインタビュー

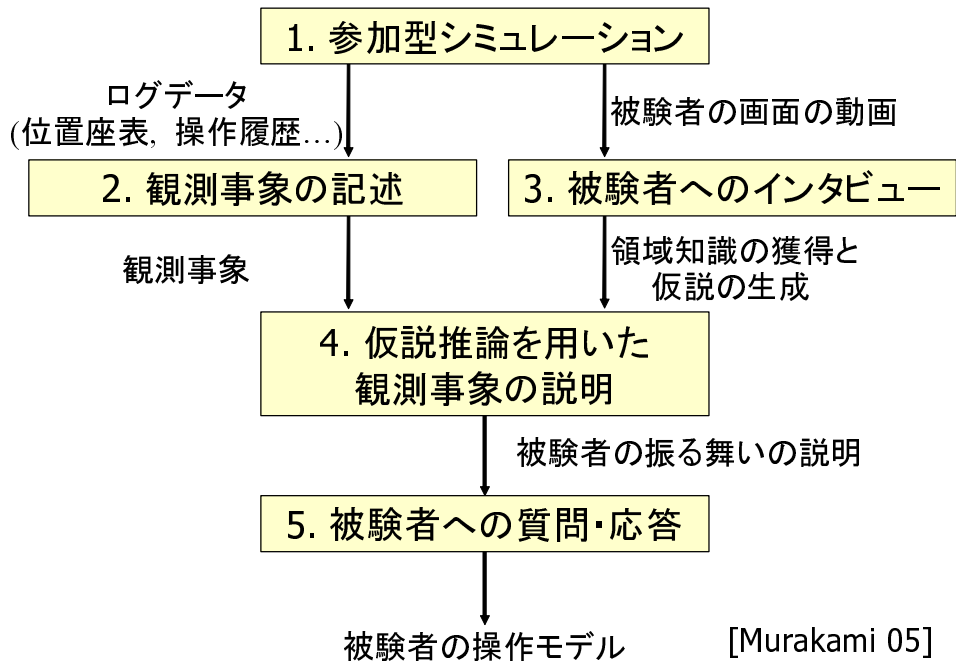


図 1: 仮説推論を用いたモデリングプロセス

被験者の操作画面を録画した動画を用いて、インタビューを行い、領域知識となる操作ルールを獲得する。領域知識とは、被験者の操作ルールや操作の選択方法などの常に成り立つ知識であり、被験者の操作モデル獲得に仮説推論を適用する場合、被験者へのインタビューで獲得された操作ルール、被験者の操作の選択に関する知識、そして仮説によって矛盾を防ぐための制約知識から構成される。

操作ルールとは、被験者が何を観測し、どのような操作を行ったかを表すものである。操作ルールは条件-動作ルールとして記述する。条件部では「被験者の観測した世界」、動作部には「被験者の操作」を記述する。被験者は条件部の全てのリテラルが充足するときに、動作部の操作を行う。

次に、被験者の操作の選択に関する知識とは、被験者は操作を選択する場合と操作を継続する場合があるが、これらのどちらか一方で操作するという知識である。操作を選択する場合は被験者の観測した世界において適用可能なルールの中で、優先度の最大な操作ルールを被験者は利用する。その結果、観測した時刻において被験者は優先度の最大な操作ルールの動作部の操作を行う。また、操作を継続する場合は、被験者は時刻 t よりも前

に行ったことのある操作を，時刻 t においても継続して行う．ただし，常に操作を継続すると，被験者は操作を選択したのか，継続したのかを説明することができない．そこで，各時刻において，被験者がとりうる操作は選択か操作の継続かどちらか一方とする．

4 仮説推論を用いた観測事象の説明

領域知識と観測事象，そして利用した操作ルールに関する仮説を用いて，被験者の振る舞いを説明する操作モデルの候補を仮説推論により獲得する．操作モデルとは，優先度付けられた操作ルールの集合である．操作モデルは，時刻 t において操作ルール集合の条件部の満たされた操作ルールを用いることを示している．ただし，時刻 t において複数の操作ルールの条件部が同時に満たされたときは，優先度の最大な操作ルールを選択する．

5 被験者への質問・応答

モデリング対象の被験者に対する質問を通して，生成された複数の説明から一意に説明を絞り込む．その説明に用いられた仮説から，被験者の操作モデルを獲得する．ここでは，質問・応答機構を用いて，獲得された複数の操作ルール集合から妥当な操作ルール集合を獲得する．これは，操作ルールの集合を二手に分け，一方の操作ルール集合でのみ説明できる，ログデータにはない新しい状況設定とその時のエージェントの操作を作成し，操作者に質問するものである．

本研究では，観測事象と操作ルールより，仮説推論を用いて観測事象を説明し，操作モデルの候補を獲得する 4 つ目のプロセスまでに取り組んだ．

本研究で上記のモデリングプロセスを用いた理由は，交通工学の分野では，個々の運転者がどのようなルールに基づいて操作をするのか知られていないが，被験者の利用する可能性のある操作ルールが収集できれば，モデルを獲得できるからである．また，ドライビングシミュレーションのログデータや，操作ルールを抽出するために必要な，実験でのインタビュー結果が存在するからである．

第3章 ドライビングシミュレーションにおける定式化

本章では交通工学の分野におけるドライビングシミュレーションにおいて，仮説推論を用いたモデル構築方法を適用するために，操作ルール，観測事象，操作モデルを定式化する．

3.1 操作ルール

従来の研究と同様に，操作ルールは条件-動作ルールとして記述する．被験者は条件部の全てのリテラルが充足するときに，動作部の操作を行う．具体的な操作ルールの記述例を例 1 に示す．

例 1 操作ルールの記述

- $rule_1$: if $Curve(x), InSight(x, self)$ then $LoosenAccel(self)$
- $rule_2$: if $Uphill(x), InSight(x, self)$ then $StrengthenAccel(self)$
- $rule_3$: if $MoreThanDesiredSpeed(self)$ then $LoosenAccel(self)$

$rule_1$ は「被験者 ($self$) からカーブ $x(Curve)$ が見えていれば ($InSight$)，アクセルを緩める ($LoosenAccel$)」という操作ルールである．次に $rule_2$ は「被験者から上り $x(Uphill)$ が見えていれば，アクセルを強める ($StrengthenAccel$)」という操作ルールである．最後に $rule_3$ は「被験者は希望巡航速度を超えていれば ($MoreThanDesiredSpeed$)，アクセルを緩める」という操作ルールである．

3.2 観測事象

従来の研究と同様に，観測事象はログデータから時系列に沿って，各時刻ごとに述語論理で記述する．ドライビングシミュレーションの場合，観測事象には道路の形状，速度，アクセル操作などが記述される．ある時刻 T-1 における観測事象の記述例を例 2 に示す．

例 2 観測事象の記述

- $Curve(Curve_2) \quad InSight(Curve_2, self) \quad Uphill(Uphill_3) \quad On(Uphill_3, self) \quad Accelerate(self) \quad MoreThanDesiredSpeed(self) \quad StrengthenAccel(self) \quad Do(LoosenAccel(self))$

これは，時刻 T-1 において，被験者から $Curve_2$ が見え， $Uphill_3$ 上を走行していて (On)，加速していて ($Accelerate$)，希望巡航速度を超えており，アクセルを強めており，被験者が時刻 T でアクセルを緩め出したときの観測事象である．なお， Do は操作を行ったことを示す述語である．

3.3 操作モデル

従来の研究と同様に，被験者の操作モデルは被験者が用いた操作ルールの集合とそれら操作ルール間の優先度からなる．具体的な操作モデルの例を例 3 に

示す．

例3 操作モデル

- $(rule_1, rule_2, rule_3, rule_2 \preceq rule_1)$

この操作モデルは被験者が $rule_1, rule_2, rule_3$ を用いること，また， $rule_2$ より $rule_1$ のほうが優先度の高いことを示している．優先度が高いとは， $rule_1$ と $rule_2$ の条件部を同時に満たしたときは $rule_1$ を用いるということである．具体的には， $rule_1$ の条件部である「カーブが見えていれば」と $rule_2$ の条件部である「上りが見えていれば」を同時に満たしていれば， $rule_1$ の動作部である「アクセルを緩める」という操作を優先するということである．

第4章 ドライビングシミュレーションへの適用

本章では，これまで述べてきた仮説推論を用いたモデル構築方法を，ドライビングシミュレーションの実際のログデータに適用し，被験者の操作モデルを獲得したプロセスについて述べる．図2に示すプロセスでモデルの獲得を試みた．まず，個々の被験者に対してドライビングシミュレーションによる実験を行った．次に，その実験から得られたログデータを収集し，操作ログを修正した．その後，ログデータから観測事象を記述した．また，それらの作業と並行して，実験後の被験者へのインタビューから操作ルールを抽出した．そして，最後に観測事象と操作ルールとを用いて，仮説推論を用いてモデルを学習した．

なお，ドライビングシミュレーションとは，シミュレーション参加者が三次元で表された道路を走行するものである．

4.1 ドライビングシミュレーションによる実験

ドライビングシミュレーションによる実験では，高齢運転者の運転特性と道路環境との関連性を分析するため，高齢被験者と非高齢被験者の運転挙動データの収集および，その挙動に至る意思決定過程の調査を目的とした．具体的には，各被験者が，多様な線形要素を含む約11kmの区間を，交通流を排除し，道路上に周辺車両を配置せずに被験者の車両のみが配置されている状態で，単独走行する実験を行った．また，実験直後に，プロトコル分析法を用いたヒアリング調査およびアンケート調査を実施することで，運転中の意思決定過程を調査した．

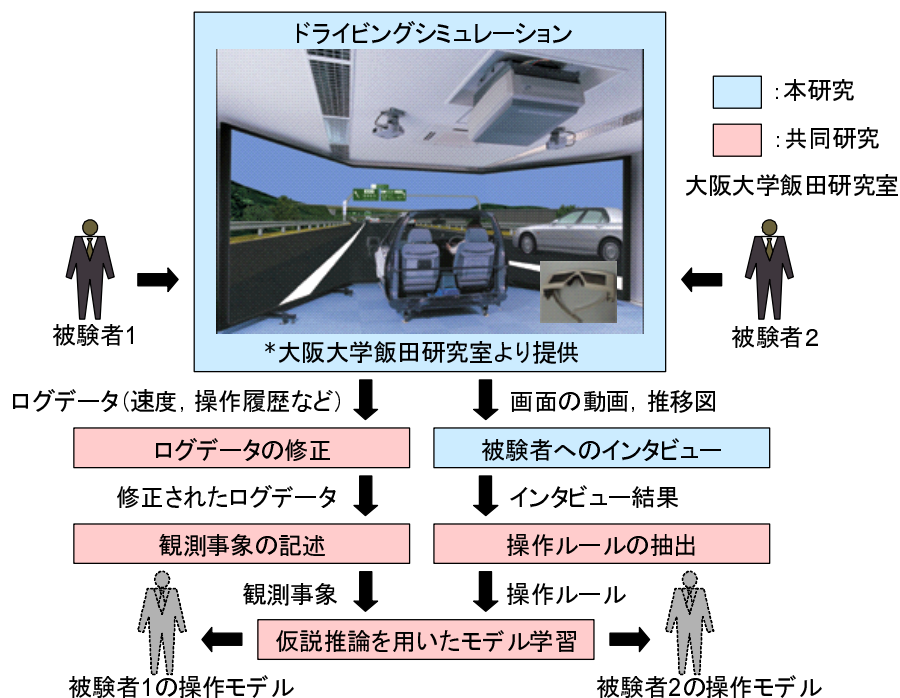


図 2: ドライビングシミュレーションへの適用

4.1.1 ドライビングシミュレーションシステム

実験で用いたドライビングシミュレータの構成図を図 3¹⁾に示す。このドライビングシミュレータは、ワークステーション、ビデオプロジェクター、多画面スクリーン、模擬運転台および音響装置から構成される。正面と左右のスクリーンからなり、それぞれ 3 次元データで構築された道路空間モデルが投影されている。また、サイドミラーおよびバックミラーの役割を果たすディスプレイが存在し、後方の交通状況も確認できる。

これらに映し出された道路空間モデルに対し、被験者はハンドル・アクセル・ブレーキの操作を行う。これらの操作は模擬運転台を通して検出され、検出されたデータはワークステーションに送られ、車両の速度、加速度、アクセルの踏み込み量などといった走行データとして記録される。

また、音響装置により、運転の臨場感を高めるために、場面に応じた音が生成される。

さらに、これまでのシステムとは独立して、心拍測定装置やアイマークレコーダーを用いて被験者の生体反応を計測することができる。

¹⁾ 大阪大学の飯田克弘助教授より提供を受けました



*大阪大学飯田研究室より提供

図 3: ドライビングシミュレーション

4.1.2 被験者

被験者総数は高齢被験者 37 名と非高齢被験者 22 名の合計 59 名であった。なお、一般的には 65 歳以上を高齢者であるが、この実験では 60～64 歳の準高齢者も含めて高齢被験者とした。実験でのアンケート結果によると、高齢被験者は、高齢ではあるが日常の運転頻度は高く、運転への慣れも認められ、さらに全員がドライビングシミュレーションの経験者であり、ドライビングシミュレーションへの慣れも見込める被験者群である。非高齢被験者については全て 20 代前半の学生であり、かつ運転免許取得後 1 年以上経過している被験者群である。

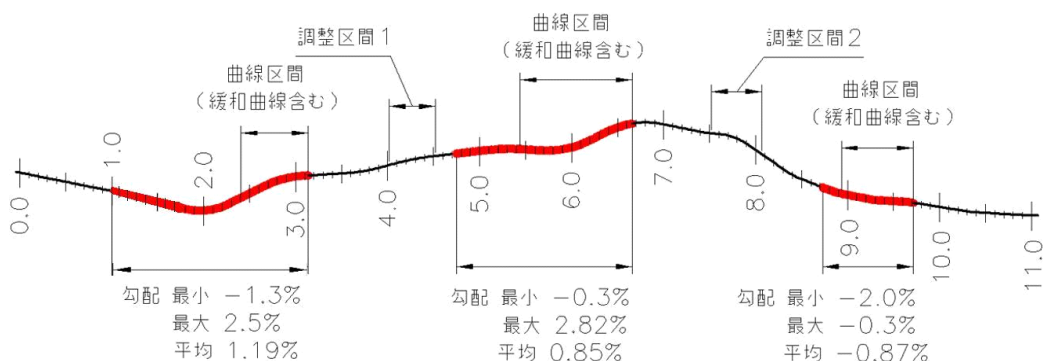
4.1.3 実験対象区間

実験対象区間は、図 4¹⁾の縦断線形、図 5²⁾の変面線形からなる高速道路の区間である。この区間は現状再現性が確認されている 3 つの分析対象区間からなり、平面線形、縦断線形ともに多様な要素が含まれている。例えば、平面線形では、3 つの曲線区間が含まれており、それぞれの曲線を曲がることのできる速度の目安は、100km、120km、80km と設定されている。縦断線形では、勾配が

¹⁾ 大阪大学の飯田克弘助教授より提供を受けました

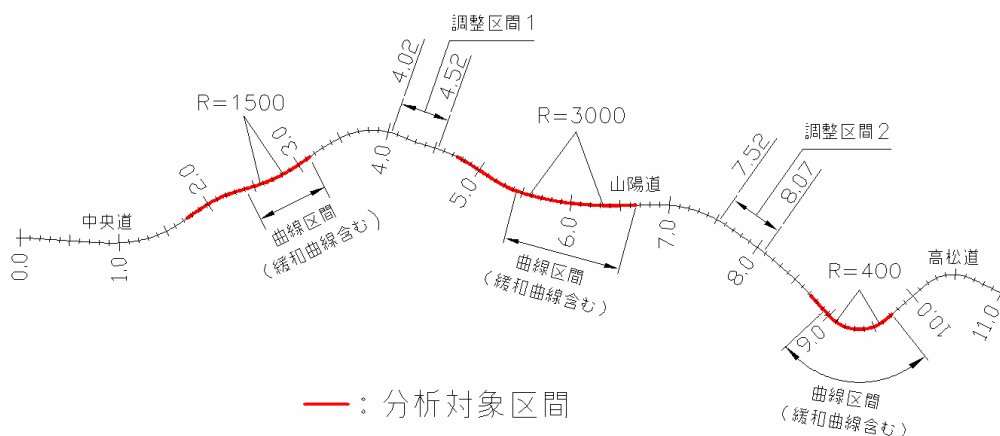
²⁾ 大阪大学の飯田克弘助教授より提供を受けました

連続的に変化するサグなどが含まれており，起伏に富んだ道路線形である．このような分析対象区間から得られたログデータに対して，モデル構築方法を適用し，モデルの獲得を試みた．



*大阪大学飯田研究室より提供

図 4: 実験区間の縦断線形



*大阪大学飯田研究室より提供

図 5: 実験区間の平面線形

4.2 ログデータの獲得・修正

ドライビングシミュレーションから得られたログデータを収集した．シミュレーションのログデータの中で被験者の操作モデルの獲得をするために用いたログデータは以下のものである．なお，本研究で適用した実験では被験者は単独で走行しているため，車線変更をすることがなく一つの車線に沿って走行す

る。したがって、ハンドル操作のログデータは重要でないので用いていない。

- 時刻 走行開始地点からの経過時間である（単位：秒）。
- 走行地点 走行開始地点からの走行距離である（単位：km）。
- 速度 被験者が運転している車両の走行速度である（単位：km/h）。
- アクセル・ブレーキ使用量 被験者がアクセル・ブレーキを踏み込んだ割合である（単位：%）。全く踏み込んでいない状態を0% 最大に踏み込んだ状態を100% としたときの踏み込み割合となっている。

各被験者に対して、上記のログデータを用いてモデルの獲得を試みるが、アクセル・ブレーキ使用量という操作に関するログデータには被験者が意図して操作したものでないものが含まれる。また、被験者は観測した世界とは関係なく操作することもある。例えば、アクセルを踏み直すといった操作である。しかし、現時点での操作ルールには、被験者が意図した操作や被験者の観測した世界と関係のある操作のルールしか抽出していないため、それらの操作しか説明できない。したがって、これまでに述べた仮説推論を適用するために、操作ログから被験者が意図したものと観測した世界と関係のある操作のみを取り出す必要がある。そこで、操作ログを次のように修正した。なお、本研究でモデル獲得のために適用したドライビングシミュレーションでは、高速道路の区間を単独走行するものであり、各被験者はアクセルのみ操作し、ブレーキは操作しなかった。したがって、各被験者のアクセル操作のみのログデータを修正した。

微小区間の修正

微小時間にアクセルの操作ログが変化したものについては、被験者が意図して操作したものではないといえるので、そのような操作ログの変化は取り除くことにした。2.0秒以下の操作ログの変化に対して、このように修正した。このような修正方法を用いた修正箇所の例を図6に示す。

一定区間の修正

被験者は自分が観測した世界が変化したことを認知したときに、操作を変更しようとするので、ある一定時間に、何度か操作ログが変化する区間については、初めに変化する位置で操作したとみなし、その後は、その一定時間の区間の平均をとった操作ログにするようにした。このような修正方法を用いた修正箇所の例を図7に示す。

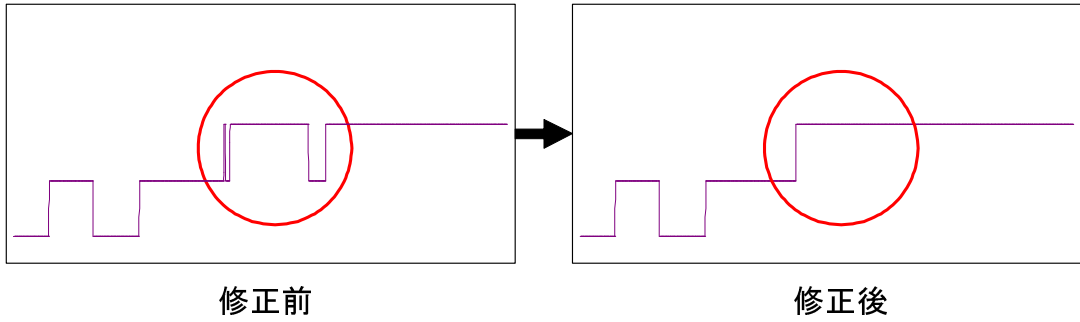


図 6: 微小区間の修正箇所

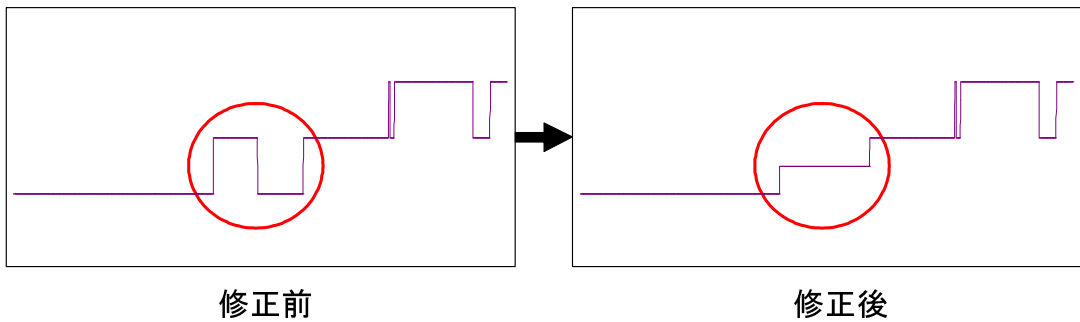


図 7: 一定区間の修正箇所

4.3 観測事象の記述

上記のように修正したログデータから、観測事象を記述するプログラムを作成した。観測事象は述語論理で記述されるが、述語には次の表 1 で示すものを用いた。なお、述語には被験者のインタビュー結果や走行画面の動画から、交通の専門家の意見を参考にし、被験者の操作に影響を及ぼすようなものを作成した。

次に、これら述語の求め方を以下に示す。

- 区間 あらかじめ、直線 $Straight_i$ 、カーブ $Curve_i$ 、上り $Uphill_i$ 、下り $Downhill_i$ の区間の始点・終点を設定しており、 $On(Straight_i, y)$ 、 $InSight(Curve_i, y)$ などの述語で変数 x に区間を記述するときに、 $Straight(Straight_i)$ 、 $Curve(Curve_i)$ 、 $Uphill(Uphill_i)$ 、 $Downhill(Downhill_i)$ というように記述する。
- 位置関係 各区間の始点・終点と被験者の車両の現在の走行地点との距離から求める。区間内を車両が走行していれば $On(x, y)$ とする。区間を抜けたところを車両が走行していれば $Finish(x, y)$ とした。

分類	述語	意味
区間	<i>Straight(x)</i>	x は直線である
	<i>Curve(x)</i>	x はカーブである
	<i>Uphill(x)</i>	x は上りである
	<i>Downhill(x)</i>	x は下りである
位置関係	<i>On(x, y)</i>	x 上を y は走行している
	<i>Finish(x, y)</i>	x を曲がりきったところを y は走行している
認知	<i>InSight(x, y)</i>	y は x が前方に見えている（見える距離にいる）
形状	<i>Sharp(x)</i>	x (カーブ・勾配など) が急である
	<i>Slow(x)</i>	x (カーブ・勾配など) が緩やかである
希望巡航速度	<i>MoreThanDesiredSpeed(x)</i>	x は希望巡航速度を上回っている
	<i>LessThanDesiredSpeed(x)</i>	x は希望巡航速度を下回っている
速度	<i>MoreThanCurveSpeed(x, y)</i>	y はカーブ x を曲がることのできない速度である
速度変化	<i>Accelerate(x)</i>	x は加速している
	<i>Decelerate(x)</i>	x は減速している
操作	<i>KeepAccel(x)</i>	x はアクセルの踏み込み量を一定に保っている
	<i>StrengthenAccel(x)</i>	x はアクセルの踏み込み量を強めている
	<i>LoosenAccel(x)</i>	x はアクセルの踏み込み量を緩めている
	<i>ReleaseAccel(x)</i>	x はアクセルを放している
	<i>Brake(x)</i>	x はブレーキを踏んでいる

表 1: 述語一覧

- 認知 被験者 y にとって区間などにあたる x が見える走行地点にいれば $InSight(x, y)$ とする．0.1km 手前から見えるものとした．
- 形状 あらかじめ，各区間に対して，急であるか $Sharp(x)$ ，緩やかであるか $Slow(x)$ を与えた．これらの形状を持った区間の述語を記述するとき形状の述語も記述する．
- 希望巡航速度 各被験者の希望巡航速度と被験者の運転する車両の現在の走行速度から求める．現在の走行速度が希望巡航速度を上回っていれば $MoreThanDesiredSpeed(x)$ ，下回っていれば $LessThanDesiredSpeed(x)$ とする．例えば，90～100km/h を希望巡航速度とする被験者であれば，100km/h を上回っていれば $MoreThanDesiredSpeed(x)$ ，90km/h を下回っていれば $LessThanDesiredSpeed(x)$ となる．このような希望巡航速度は実験後に各被験者に対して行ったアンケートの結果から取得した．
- 速度 それぞれのカーブにはカーブを曲がることのできる速度の目安が設定されており，被験者が運転する車両がその速度を上回っていれば， $MoreThanCurveSpeed(x, y)$ と記述する．
- 速度変化 被験者が運転する車両の速度の変化から求める．現在の時刻と一つ前の時刻とを比較して，速度が増加していれば $Accelerate(x)$ ，減少していれば $Decelerate(x)$ とする．
- 操作 被験者のアクセル・ブレーキの操作ログから求める．現在の時刻と一つ前の時刻とを比較して，アクセル使用量が増加していれば $StrengthenAccel(x)$ ，減少していれば $LoosenAccel(x)$ ，等しければ $KeepAccel(x)$ とする．また，アクセル使用量が 0% であれば $ReleaseAccel(x)$ とする．また，ブレーキを使用していれば $Brake(x)$ とする．

4.4 インタビュー結果

ドライビングシミュレーションの実験後には，プロトコル分析法によるインタビューを行った．プロトコル分析法とは，被験者への質疑応答や被験者との自然な対話により，被験者の考えたことや感じたことを直接的に抽出し，検討する方法である．このプロトコル分析法によるインタビューは，運転者の「知覚 認知 判断 行動」という意思決定の過程を調査し，その一連の過程を特定しようとするものである．

具体的には，走行終了後に，走行時の速度・加速度・アクセル使用量・ブレー

キ使用量の推移図，および，操作に変化が見られた地点のビデオ映像を被験者に提示しながら，運転行動を注視動機・注視対象，認知内容，評価・感情経験，行動選択・決定理由の4段階に分割し，それぞれ以下のような質問をした．

- 1 注視動機・注視対象 なぜ（アイマークの注視対象）を見たのか
- 2 認知内容 どのようなことが（どの時点で）わかったのか
- 3 評価・感情経験 どう感じたのか
- 4 行動選択・決定理由 どのような理由で速度が低下したと思うのか，どのような理由でアクセル/ブレーキを踏み込んだのか

この実験においては，急激な加速度/速度の変化（5m/ss，5km/h程度），急激なアクセルの使用量の変化（10%程度）のいずれかがみられた場合においてインタビューを行い，その意思決定過程を調査した．

操作ルールを抽出した被験者のインタビュー結果は次の表2,3のとおりである．表2は高齢被験者に対するインタビュー結果，表3は非高齢被験者に対するインタビュー結果である．

4.5 操作ルールの抽出

上記のインタビュー結果から操作ルールを抽出した．上記の質問に対する回答を操作に関するログデータ（アクセル・ブレーキ使用量）の推移図と照らし合わせたり，ドライビングシミュレーション走行中の画面の動画を見たりして，「一般的に被験者はこのような操作をとる」と言えるものを操作ルールとして述語を用いて記述した．現在は高齢被験者3名，非高齢被験者3名の，計6名の被験者から操作ルールを抽出しており，それらの被験者から得られた操作ルールは次のとおりである．

- $rule_1$: 前方にカーブが見えていれば，アクセルを緩める．
- $rule_2$: 前方にカーブが見えていて，そのカーブを曲がれる速度でなければ，アクセルを緩める．
- $rule_3$: 前方に急カーブが見えていて，そのカーブを曲がれる速度でなければ，アクセルを緩める．
- $rule_4$: カーブを曲がりきったところを走行していれば，アクセルを強める．
- $rule_5$: 前方に上りが見えていれば，アクセルを強める．
- $rule_6$: 前方に下りが見えていれば，アクセルを緩める．
- $rule_7$: 上りを走行していれば，アクセルを強める．

被験者	走行距離	注視動機・注視対象	認知内容	評価・感情経験	行動選択・決定理由
A01	1.6-2.0		遠方,ミラー	1台,ハンドル操作を意識	制限速度以下にならないように
	9.2-9.3		カーブ	緊張した	カーブがあったので
	10.0-10.1				スピードが出すぎたので
A11	1.4-1.6	壁(の色が変わった)	側方の壁の色が変わった	「あれっ」と思った	思わず踏み込んだ
	2.8	風景	見通しが良い	気が抜けた	石が無くなり森ばかりだったので
	5.8-5.9	風景		気持ち良かった	気持ち良かったので思わず
	7.1-7.2	前方	カーブ(小さい)	ハンドルに集中した	カーブがあったので
	8.6-8.7	速度計	100km/h を超えた		100km/h 以下にしたかったので
	8.7	速度計		速度が落ちすぎた	速度が落ちすぎたと思ったので
	9.8-9.9	速度計	直線	スピードが上がっている	直線なので
A28	0.6-0.7	前方	前に左カーブ		カーブがあると思ったので緩めた
	2.5	前方	左カーブ	左カーブなので安心	左カーブに入ったので
	3.2-3.3	前方, 正面	カーブ		カーブを意識してすぐ, カーブだと思ったので緩めた
	3.5-3.8	正面, 側壁	カーブ	先がよくわからない	カーブなので
	4.3-4.4	速度計, 前		スローダウンしてた	カーブに入ったのと, スピードが落ちたのを感じたので踏んだ
	7.5-7.6	前方		前もって行動しておきたい	S字カーブになっていたらいけないと思ったので
	9.4-9.5	前方			このぐらいのカーブかと思ったので踏んだ
	10.2-10.3	右によつて る, 中央線		スピードが落ちているので	カーブなので

表2: インタビュー結果一覧(高齢被験者)

被験者	走行距離	注視動機・注視対象	認知内容	評価・感情経験	行動選択・決定理由
Y01	3.6-3.7	前方	カーブ		カーブなので
	5.0	前方	見通しよい		見通しよくて先が見えたので
	6.9	速度計	120km/h を超えている		120km/h を超えたので
	8.1	速度計	120km/h を超えている		120km/h を超えたので
	8.8-8.9	前方	カーブ		カーブだと思ったので
	10.1	速度計	120km/h		120km/h を超えたので
Y05	1.6-1.7	ミラー	カーブが終わった		カーブの後なので
	2.0	前方，カーブの先	カーブがきつそう		カーブがきつそうだったので
	2.8	速度計	直線	安心	カーブが終わって，速度が落ちていたので
	6.9	木，カーブ	カーブがある	木とかあって怖い	カーブに備えて
	8.2	速度計	100km/h を超えている	出すぎている	100km/h を超えているので
	8.9	カーブの先	カーブがきつい		カーブがきつかったので
	9.6-9.7	前方	カーブが終わった		カーブの後なので
Y12	2.6-2.7		上り坂		上り坂に気づいたので踏んだ
	3.6-3.7	前方	先が見えないカーブ		先が見えないので
	5.4	前方，景色			開けているので
	6.0	速度計	100km/h		100km/h を超えないようにした
	7.5-7.6	前方，速度計	先が見えない，100km/h を超えている		先が見えないから，100km/h を超えているので
	10.1	前方，速度計	前方にカーブ，100km/h を超えている		カーブで，100km/h を超えているので

表3: インタビュー結果一覧（非高齢被験者）

- $rule_8$: 下りを走行していれば, アクセルを緩める .
- $rule_9$: 希望巡航速度を上回っていれば, 希望巡航速度になるようにアクセルを緩める .
- $rule_{10}$: 直線を走行しているときに, 希望巡航速度を下回っていれば, 希望巡航速度になるようにアクセルを強める .
- $rule_{11}$: アクセルを強め出してから, 加速するようになっていけば, アクセルを一定に保つ .
- $rule_{12}$: アクセルを緩め出してから, 減速するようになっていけば, アクセルを一定に保つ .

これらの自然言語で書かれた 12 個の操作ルールを, 条件-動作ルールとして, 述語を用いて記述すると以下ようになる .

- $rule_1$: if $Curve(x)$, $InSight(x,self)$ then $LoosenAccel(self)$
- $rule_2$: if $Curve(x)$, $InSight(x,self)$, $MoreThanCurveSpeed(x,y)$ then $LoosenAccel(self)$
- $rule_3$: if $Curve(x)$, $InSight(x,self)$, $Sharp(x)$ then $LoosenAccel(self)$
- $rule_4$: if $Curve(x)$, $Finish(x,self)$ then $StrengthenAccel(self)$
- $rule_5$: if $Uphill(x)$, $InSight(x,self)$ then $StrengthenAccel(self)$
- $rule_6$: if $Downhill(x)$, $InSight(x,self)$ then $LoosenAccel(self)$
- $rule_7$: if $Uphill(x)$, $On(x,self)$ then $StrengthenAccel(self)$
- $rule_8$: if $Downhill(x)$, $On(x,self)$ then $LoosenAccel(self)$
- $rule_9$: if $MoreThanDesiredSpeed(self)$ then $LoosenAccel(self)$
- $rule_{10}$: if $Straight(x)$, $On(x,self)$, $LessThanDesiredSpeed(self)$ then $StrengthenAccel(self)$
- $rule_{11}$: if $Accelerate(self)$, $StrengthenAccel(self)$ then $KeepAccel(self)$
- $rule_{12}$: if $Decelerate(self)$, $LoosenAccel(self)$ then $KeepAccel(self)$

4.6 適用結果

これまでに述べてきた仮説推論を用いたモデル構築方法を適用し, ドライビングシミュレーションの各被験者の操作ログを修正したものとインタビュー結果より抽出した操作ルールを用いて, 操作モデルの獲得を試みた . なお, 領域知識として用いた操作ルールは, 6 人の被験者へのインタビューにより得られた先ほどの 12 個のルールである . 以下, 2 名の高齢被験者に対して, 適用した

結果得られた操作モデルを説明する．

1 高齢被験者 A04 への適用

高齢被験者 A04 の分析区間 1 に対して，修正した操作ログから記述した観測事象を説明することで得られた操作モデルを示す．

図 8,9 はログデータをグラフにしたものである．図 8 は修正する前のログデータをグラフで表したものであり，図 9 は修正した後のログデータをグラフで表したものである．横軸が距離 (km)，縦軸が速度 (km/h) とアクセル使用量 (%) を表している．桃線が速度，紫線がアクセル使用量，青線が平面線形，黒線が縦断線形を表しており，黒の縦線で囲まれた部分が分析区間である．本研究では，現状再現性が確認されている分析区間のみについてログデータを修正し，モデルを獲得した．

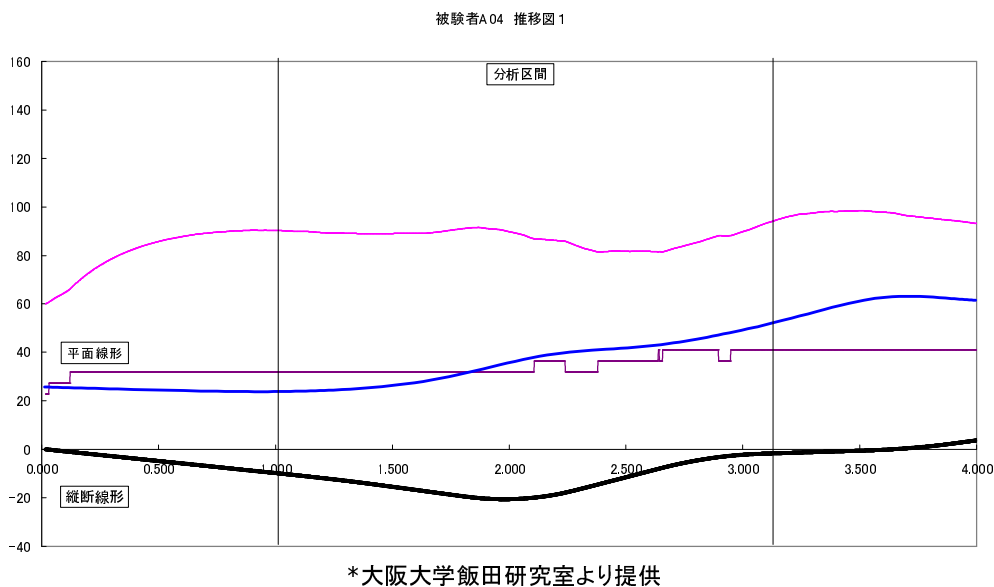


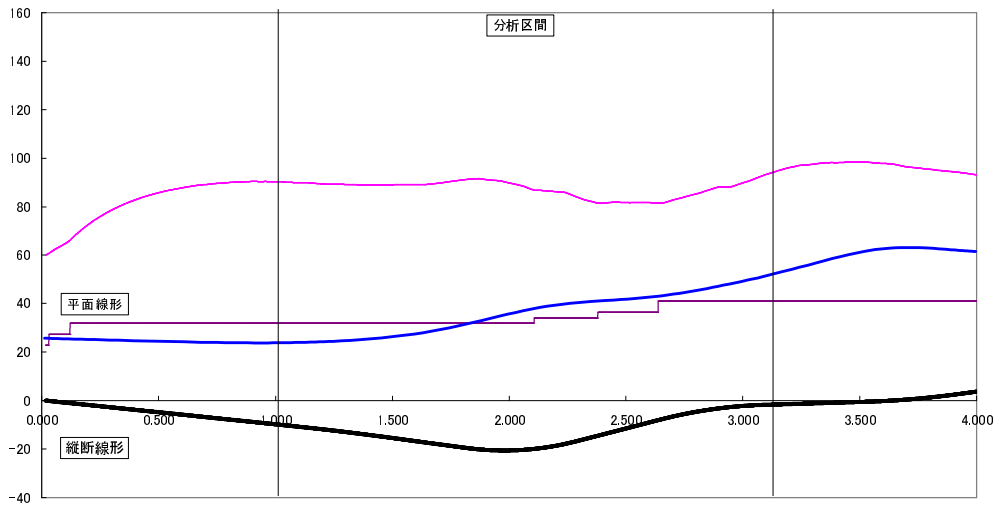
図 8: A04 修正前

図 8,9 の被験者のログデータに仮説推論を用いたモデル構築方法を適用したところ，次のようなモデルが得られた．

獲得した操作モデル：高齢被験者 A04 (分析区間 1)

$(\{rule_7, rule_{11}\})$

これは高齢被験者 A04 が $rule_7, rule_{11}$ を用いたことを示している．また，これらのルールは同時に，条件部が成り立つことが無かったので，ルール間に優



*大阪大学飯田研究室より提供

図 9: A04 修正後

先度は決まっていない．図 9 より，この被験者は分析区間 1 において 3 回，アクセルを強めることがあったが， $rule_7$ より，上りだったためアクセルを強めたということが示される．

2 高齢被験者 A20 への適用

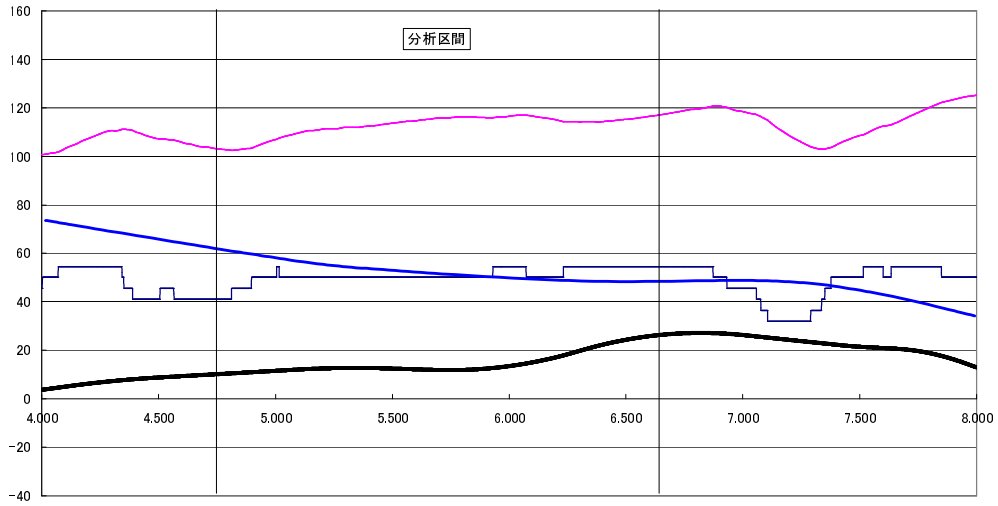
高齢被験者 A20 の操作ログから記述した観測事象を説明することで得られた操作モデルを示す．図 10 が修正前のログデータ，図 11 が修正後のログデータである．

獲得した操作モデル：高齢被験者 A20（分析区間 2）

$(\{rule_5, rule_7, rule_9, rule_{11}, rule_{12}\}, rule_5=rule_7=rule_9 \preceq rule_{11}, rule_5=rule_7=rule_9 \preceq rule_{12})$

この操作モデルは高齢被験者 A20 が $rule_5, rule_7, rule_9, rule_{11}, rule_{12}$ の操作ルールを用いたことを示している．また，これらの操作ルールには優先度があり，図 12 のようになる．これは操作ルール間の優先順序を矢印で示しており，その矢印の向きは優先順序の高いほうを表す．なお， $rule_5=rule_7$ は $rule_5 \preceq rule_7$ かつ $rule_7 \preceq rule_5$ の関係が成り立つことであり，両方向に延びた矢印は優先順序が等しいことを意味する． $rule_5, rule_7, rule_9$ の優先順位が同じということから，この被験者は上りがあり，希望巡航速度を超えているときには，アクセルを強めることもあれば緩めることもあり，運転中に常には，上りがあること

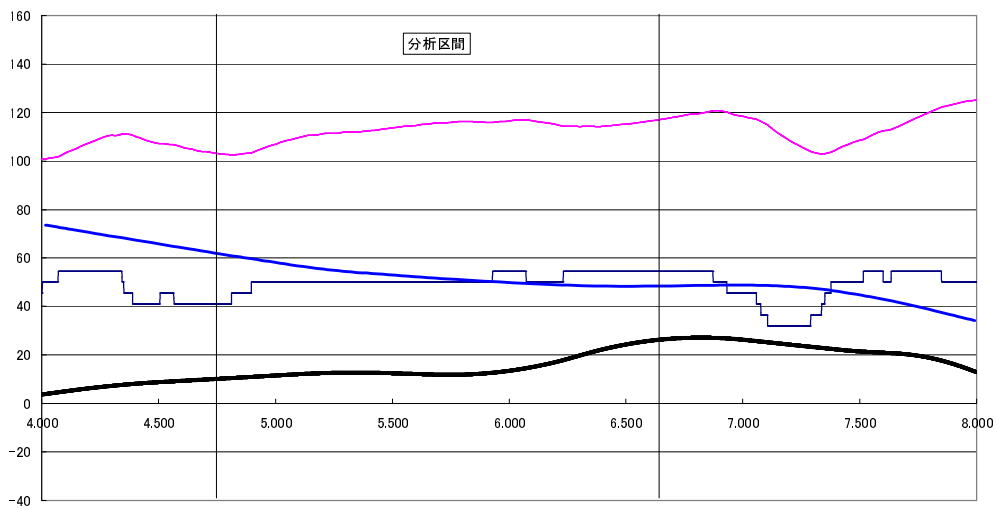
被験者A20 推移図2



*大阪大学飯田研究室より提供

図 10: A20 修正前

被験者A20 推移図2



*大阪大学飯田研究室より提供

図 11: A20 修正後

や希望巡航速度を超えていることを認知していなかったといえる。

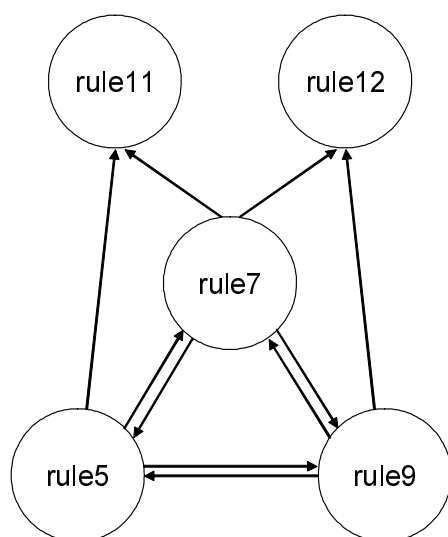


図 12: 高齢被験者 A20 操作ルール間の優先度

第5章 おわりに

交通工学のシミュレーションにおいては、高齢運転者や飲酒運転者などの特殊な性質を持った運転者が、周辺の車両に与える影響を調べるために、個々の運転者の性質を反映した運転者モデルを獲得する必要がある。本研究では、交通工学のシミュレーションにおいて、個々の運転者の性質を反映した、多様な運転者モデルを獲得することを目的として、ドライビングシミュレーションのログデータから、仮説推論を用いたモデル構築方法により多様な運転者モデルを獲得することを試みた。以下の二つの課題に取り組んだ。

1 ドライビングシミュレーションによる被験者固有のモデル獲得

個々の運転者の性質を反映した運転者モデルを獲得するために、ドライビングシミュレーションの各被験者のログデータから、そのログデータを説明できる被験者固有の操作モデルを獲得した。これにより、操作ログの変化が少ない被験者については、仮説推論を用いたモデル構築方法を適用することで、個々の被験者の操作モデルを獲得することが可能になった。観測事象の説明に用いられた操作ルール集合とルール間の優先順序により、各被験者の特徴が表される。

2 ドライビングシミュレーションによる少数のログデータと操作ルールからのモデル獲得

ドライビングシミュレーションを実施するにはコストがかかるため、少数のログデータと実験後のインタビューから抽出した操作ルールがあればモデルが獲得できるようにした。具体的には、全被験者のログデータからモデルを獲得することなく、1人の被験者のドライビングシミュレーションのログデータとインタビュー結果により得られた操作ルールを用いることで、モデルを獲得することが可能になった。これにより、モデル獲得までのコストを削減できた。

上記の二点の課題に対する貢献により、ドライビングシミュレーションにおいて、個々の運転者の性質を反映した操作モデルを獲得することが可能になった。また、ドライビングシミュレーションの被験者のログデータとインタビューから抽出した操作ルールさえあれば、操作モデルを獲得することが可能になり、モデル獲得のコストを削減できた。なお、本研究では第4章のように、操作ログの変化が少ない、単純な操作をした被験者については、個々の被験者から仮説推論を用いたモデル構築方法により操作モデルの候補を獲得することができた。ただし、短時間に何度も操作ログが変化するような、複雑な操作をする被験者については意図した操作と意図していない操作を選別するのが困難であるため、今後の課題としては、そのような被験者からモデルを獲得することが挙げられる。

本研究では、交通のシミュレーションにおいて、多様な運転者モデルを獲得するための第一段階として、ドライビングシミュレーションの実験の各被験者の操作ログから、仮説推論を用いたモデル構築方法により操作モデルを獲得した。

謝辞

大阪大学の飯田克弘助教授、永江秀充氏に多大な御協力を頂きましたことをここに感謝します。

本研究を進めるにあたり、熱心な支援と適切な指導を行っていただいた石田亨教授に厚く御礼申し上げます。

また、日頃より議論していただき、有益な助言を与えてくださいました松原繁夫助教授、中島悠氏をはじめ、石田研究室の皆様方に心より感謝いたします。

参考文献

- [1] Espie, S., Saad, F. and Schnetler, B.: Microscopic traffic simulation and driver behavior modeling: the ARCHISIM, *Proceedings of the Strategic Highway Research Program and Traffic Safety on Two Continents* (1994).
- [2] Doniec, A., Mandiau, R., Espie, S. and Piechowiak, S.: Dealing with multi-agent coordination by anticipation: application to the traffic simulation at junctions, *EMSS'2005 European Modeling Simulation Symposium* (2005).
- [3] 飯田克弘, 隅本雄一, 巽義知, 安時亨: VR 技術の適用による合流部付加車線延伸効果の検討, *土木計画学研究・論文集*, Vol. 22, pp. 925–932 (2005).
- [4] 大口敬, 飯田克弘: 高速道路サグにおける追従挙動特性解析におけるドライビング・シミュレータ技術の適用性, *交通工学*, Vol. 38, pp. 41–50 (2003).
- [5] 中山晶一郎, 藤井聡, 北村隆一: ドライバーの学習課程を考慮した道路交通の動的解析-複雑系としての道路交通システム解析に向けて-, *土木計画学研究・論文集*, Vol. 16.
- [6] S., E.: Vehicle-driven simulator versus traffic-driven simulator: the INRETS approach, *DSC '99: Driving simulation conference* (1999).
- [7] Torii, D., Ishida, T. and Bousquet, F.: Modeling Agents and Interactions in Agricultural Economics, *International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS-06)*, pp. 81–88 (2006).
- [8] Murakami, Y., Sugimoto, Y. and Ishida, T.: Modeling Human Behavior for Virtual Training Systems, *The 20th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-05)*, pp. 127–132 (2005).
- [9] 池田武司, 飯田克弘, 森康男: 室内実験における運転者挙動分析へのプロトコル法の適用, *土木学会第 55 回年次学術講演会* (2000).