

仮説推論を用いた運転者モデルの学習

Learning Driver's Model Using Hypothetical Reasoning

田中 祐介 中島 悠 石田 亨
Yuusuke Tanaka Yuu Nakajima Toru Ishida

京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻
Department of Social Informatics, Kyoto University

This study aims to acquire diverse drivers' behavioral models which represent characteristics of individual drivers in multi-agent based traffic simulations. In order to achieve this aim, we deal with learn operation models by results in a driving simulation. In this paper, operation models are defined as sets of prioritized operation rules, which represent what examinees observe and how they operate. We apply the method of acquiring models using hypothetical reasoning to log data of each examinee in a driving simulation. We use hypothetical reasoning because models can be acquired despite not knowing what rules drivers use, once operation rules which examinees may use are collected. We obtained drivers' behavioral models which correspond with each examinees in a driving simulation.

1. はじめに

個々の運転者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を用いて、都市の交通を分析するアプローチが研究されている [Balmer 04][Dresner 04] .

実社会では平均的な性質を持った運転者だけでなく、飲酒運転者や高齢運転者といった特殊な性質を持つと思われる運転者が存在する。このような運転者の行動をマルチエージェントシミュレーションに取り込むには、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求められる [Espie 99] .

本研究では、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ことを目的として、ドライビングシミュレーションから各被験者の性質を反映した操作モデルを学習する。本論文において、操作モデルは、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順序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操作ルール間の優先順序の違いとしてモデル化される。

本研究では以下の課題に取り組む。

- 1) ドライビングシミュレーションからの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から被験者ごと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からのモデル獲得のコスト削減 ドライビングシミュレーションには、被験者の募集や、実験データの分析などでコストが生じる。そこで、少数のログデータとインタビューから抽出した操作ルールのみから、モデル獲得を可能にする。

上記の課題を踏まえて、仮説推論を用いたモデル獲得方法 [Murakami 05] を用いて、ドライビングシミュレーションから各被験者のモデルを獲得した。具体的には、ドライビングシミュレーションからの被験者の振舞いの収集、仮説推論が適用できる形式への記述、ドライビングシミュレーションによる走行終了後に行ったインタビュー結果からの操作ルールの抽出、そして、被験者の振舞いと操作ルールによる仮説推論を用いて操作モデルを獲得した。

交通工学では、運転者がどのようなルールに基づいて操作するのか知られていない状況もあるが、仮説推論を用いたモ

デル学習方法では、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、モデル獲得が可能なので、本研究では仮説推論を用いてモデルを獲得した。

以下、本論文では、2. でドライビングシミュレーションによる仮説推論を用いたモデル獲得プロセスについて説明する。3. では、モデル獲得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。4. では、ドライビングシミュレーションへと適用し、操作モデルを獲得する。最後に 5. では、本研究の結論と今後の課題について述べる。

2. 仮説推論を用いたモデルの学習

本研究における仮説推論を用いたエージェントのモデル獲得プロセスについて説明する。初めに、ドライビングシミュレーションを実施する。そして、シミュレーション後のインタビュー結果より抽出した操作ルールを領域知識として用いて、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、モデル獲得の対象となる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。本研究では、操作ルールで説明不可能な操作ログが含まれているため取り除いた。このようなモデル獲得プロセスを図 1 に示す。

- 1) ドライビングシミュレーション 各被験者が車両を操作し、仮想空間上の道路を走行する、ドライビングシミュレーションを実施する。
- 2) ログデータの修正 ログデータから、操作ルールでは説明不可能な操作ログを取り除く。
- 3) 観測事象の記述 ドライビングシミュレーションのログデータから、観測事象となる振舞いを抽出し、述語論理により記述する。観測事象とは、被験者が観測した世界を記述したものである。
- 4) 被験者へのインタビュー 被験者の操作画面を録画した動画や速度などの推移図を用いて、インタビューを行う。
- 5) 操作ルールの抽出 被験者へのインタビュー結果より領域知識となる操作ルールを獲得する。操作ルールとは、被

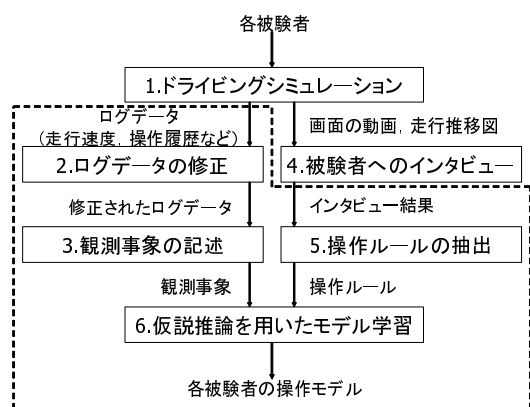


図 1: モデル獲得プロセス

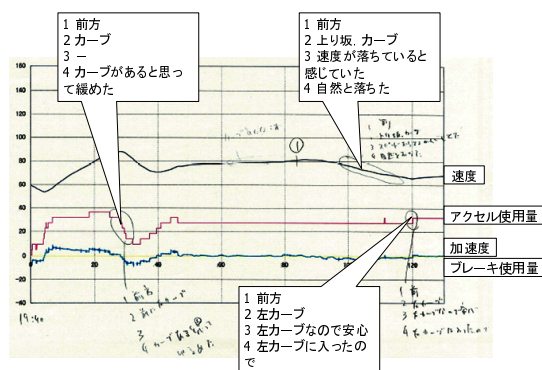


図 2: ログデータ・インタビュー結果

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。

6) 仮説推論を用いたモデル学習 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、優先順序付きの操作ルールの集合である。

本研究では、特に点線で囲まれた、ドライビングシミュレーション結果からのモデル獲得に取り組む。

3. 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、ドライビングシミュレーションに仮説推論を用いたモデル獲得プロセスを適用するために、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

操作ルールは条件-動作ルールとして記述する。条件部には「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。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「被験者の車両が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

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。観測事象には道路の形状、速度、アクセル操作などを記述する。具体的な観測事象の記述例を例 2 に示す。

例 2 観測事象の記述

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

これは、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いて、アクセルを強めているときに、次の時刻でアクセルを緩め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

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順序から成る。ある時刻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が、複数の操作ルールの条件部が同時に満たされたときは、優先順序が最も高い操作ルールを選択する。具体的な操作モデルの記述例を例 3 に示す。

例 3 操作モデルの記述

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

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 $rule_1$ のほうが優先順序の高いことを示している。 $rule_1$ と $rule_2$ の条件部を同時に満たしたときは $rule_1$ を用いる。

4. ドライビングシミュレーションへの適用

仮説推論を用いたモデル獲得方法をドライビングシミュレーションへ適用し、被験者の操作モデルを獲得する。

4.1 ドライビングシミュレーション

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て、ドライビングシミュレーションを行った。各被験者は、多様な線形要素を含む約 11km の区間を単独走行し、その後、インタビューおよびアンケートを実施することで、運転中の意思決定過程を調査した。図 2^{*1} は収集されたログデータとインタビュー結果の例である。横軸は時間 (s)、縦軸は速度 (km/h)、加速度 (m/ss)、アクセル・ブレーキ使用量 (%) を表している。

*1 大阪大学飯田研究室より提供

4.2 ログデータの収集・修正

本研究では、ドライビングシミュレーションより得られたログデータから以下のものをモデル獲得に用いた。

- 1) 時刻 (s) 走行開始時からの経過時間である。
- 2) 走行距離 (km) 走行開始地点からの距離である。
- 3) 速度 (km/h) 被験者の運転する車両の走行速度である。
- 4) アクセル・ブレーキ使用量 (%) 被験者がアクセル・ブレーキを踏込んだ割合である。全く踏込んでいない状態を 0% 最大に踏込んだ状態を 100% とする。

上記のログデータよりモデルを獲得するが、現時点では、被験者が意図した操作や周囲の状況変化と関係のある操作ルールしかないため、被験者の意図的な操作や周囲の状況変化から影響を受ける操作しか説明できない。したがって、アクセル・ブレーキ使用量の操作ログから、被験者の意図的でない操作や周囲の状況変化と関係のない操作を除去し、観測事象の説明を省略した。

1) 意図的でない操作の除去

微小時間内に人間が意図的な操作を行うのは困難であるので、微小時間内に操作ログが変化したものを取り除いた。経験的に、図 3 に示すような 2.0 秒以下の間に変化した操作ログの説明を省略した。

2) 周囲の状況変化と関係のない操作の除去

被験者は周囲の状況変化を認知した場合に、操作を変更することがある。操作を変更後、目的の状態まで安定するまでには時間がかかるので、何度も操作ログが変化すると考えられ、その間は周囲の状況は変わっていないと考えられる。例えば、断続的にアクセルを踏む場合である。そこで、一定時間に、操作ログが複数回変化する区間は、最初に変化した位置で操作を変更したことが重要であると考え、その後の操作の説明は省略した。図 3 に示すように、経験的に 3.5 秒までの変化を除去した。

4.3 観測事象の記述

述語論理により、ログデータから観測事象を記述した。被験者の操作に影響を及ぼすものとして以下の述語を用いた。

$Straight(x)$, $Curve(x)$, $Uphill(x)$, $Downhill(x)$: x は直線/カーブ/上り/下りである

$On(x, y)$: x 上を y は走行している

$Finish(x, y)$: x を曲がり終えたところを y は走行している

$InSight(x, y)$: y は x が前方に見える距離にいる

$Sharp(x)$, $Slow(x)$: x (カーブ・勾配等) が急/緩やかである

$MoreThanDesiredSpeed(x)$, $LessThanDesiredSpeed(x)$: x は希望巡航速度を上回っている/下回っている

$MoreThanCurveSpeed(x, y)$: y はカーブ x を曲がることのできない速度である

$Accelerate(x)$, $Decelerate(x)$: x は加速/減速している

$KeepAccel(x)$: x はアクセルの踏み込み量を一定に保っている

$StrengthenAccel(x)$: x はアクセルの踏み込み量を強めている

$LoosenAccel(x)$: x はアクセルの踏み込み量を緩めている

$ReleaseAccel(x)$: x はアクセルを放している

$Brake(x)$: x はブレーキを踏んでいる

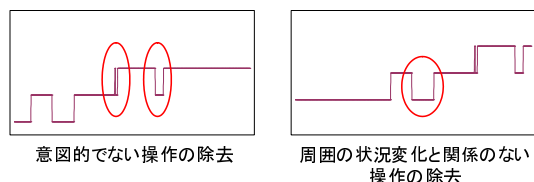


図 3: 説明不可能な操作ログの除去

4.4 インタビュー

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 なぜ見たのか/どこを見たのか
- 2) 認知内容 どのようなことがわかったのか
- 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/ブレーキを踏んだのか

本実験では、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地点においてインタビューを行った。

4.5 操作ルールの抽出

インタビューの回答と、アクセル・ブレーキ使用量の推移図や走行画面の動画を照合し、「一般的に被験者はこのような操作をとる」と考えられるものを操作ルールとした。

現在は高齢被験者 3 名、非高齢被験者 3 名の、計 6 名から操作ルールを抽出しており、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。
- $rule_8$: 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、アクセルを緩める。
- $rule_{10}$: 直線上を走行中に、希望巡航速度を下回っていれば、アクセルを強める。
- $rule_{11}$: アクセルを強め出して加速すれば、アクセルを一定に保つ。
- $rule_{12}$: アクセルを緩め出して減速すれば、アクセルを一定に保つ。

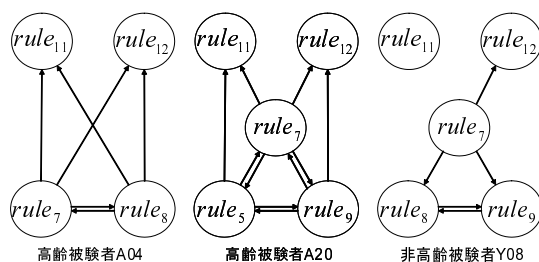


図 4: 操作ルールの優先順序

4.6 適用結果

各被験者のログデータより記述した観測事象とインタビュー結果より抽出した操作ルールを用いて、仮説推論を用いたモデル獲得方法を適用した。本研究では、現況再現性が確認されている分析区間から操作モデルを獲得した。

例 1 高齢被験者 A04 より獲得した操作モデル

$\{rule_7, rule_8, rule_{11}, rule_{12}\}, rule_7 = rule_8 \preceq rule_{11}, rule_7 = rule_8 \preceq rule_{12}$

高齢被験者 A04 が $rule_7, rule_8, rule_{11}, rule_{12}$ の操作ルールを用いたことを示している。これらの操作ルールの優先順序は図 4 のようになる。図 4 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。 $rule_7 = rule_8$ は $rule_7 \preceq rule_8$ かつ $rule_8 \preceq rule_7$ 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。

例 2 高齢被験者 A20 より獲得した操作モデル

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

高齢被験者 A20 が $rule_5, rule_7, rule_9, rule_{11}, rule_{12}$ を用いたことを示しており、優先順序は図 4 のようになる。 $rule_5, rule_7, rule_9$ の優先順序が等しいことから、上りが見えていて、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、上りがあることや希望巡航速度を超えていることを、常には認知していなかったのではないと思われる。

例 3 非高齢被験者 Y01 より獲得した操作モデル

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

非高齢被験者 Y01 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、ルール間に優先順序は決まっていない。

例 4 非高齢被験者 Y08 より獲得した操作モデル

$\{rule_7, rule_8, rule_9, rule_{11}, rule_{12}\}, rule_7 \preceq rule_8 = rule_9, rule_7 \preceq rule_{12}$

非高齢被験者 Y08 が $rule_7, rule_8, rule_9, rule_{11}, rule_{12}$ を用いたことを示しており、優先順序は図 4 のようになる。 $rule_7$ より $rule_9$ の優先順位が高いことから、上りで速度を落とさないうようにする意識よりも希望巡航速度を保とうとする意識のほうが強いのではないと思われる。

本研究で獲得したモデルは、非高齢被験者のほうが操作ルールの数が少なく、優先順序が単純なものが獲得された。

5. おわりに

運転者をエージェントとしてモデル化したシミュレーションに、特殊性を持った運転者を取り込むためには、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求められる。

本研究では、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ための第一歩として、仮説推論を用いたモデル獲得方法により、ドライビングシミュレーションからの各被験者の運転者モデルを獲得した。

本研究における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からの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ログデータから、各被験者の操作モデルを獲得した。単純な操作をした被験者からは、操作モデルを獲得することが可能になった。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からのモデル獲得のコスト削減 全被験者のログデータからモデルを獲得することなく、少数の被験者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から、モデル獲得が可能になった。

本研究では、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、仮説推論を用いたモデル獲得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的な操作と意図的でない操作を判別するのが困難であるため、モデルを取り出すことができなかった。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。

謝辞

大阪大学の飯田克弘助教授に多大な御協力を頂きましたことをここに感謝します。また、本研究は、日本学術振興会科学研究費基盤研究 (A)(18200009)、戦略的情報通信研究開発推進制度地域情報通信技術振興型研究開発の助成を受けて行われました。

参考文献

- [Balmer 04] Balmer, M., Cetin, N., Nagel, K. and Raney, B.: Towards truly agent-based traffic and mobility simulations. *The Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 04)*, 60-67, 2004.
- [Dresner 04] Dresner, K. and Stone, P.: Multiagent Traffic Management: A Reservation-Based Intersection Control Mechanism. *The Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 04)*, 530-537, 2004
- [Espie 99] Espie, S.: Vehicle-driven simulator versus traffic-driven simulator: the INRETS approach *Driving Simulation Conference (DSC 99)*, 367-376, 1999
- [Murakami 05] Murakami, Y., Sugimoto, Y. and Ishida, T.: Modeling Human Behavior for Virtual Training Systems. *The 20th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI 05)*, 127-132, 2005.