

対話的操作によるロボット走行における不明確性の解消

—自動車教習所のコースを想定した場合—

本間 輝[†] 米村 俊一[‡] 徳永 幸生^{†‡} 杉山 清^{†‡}

芝浦工業大学大学院工学研究科[†] NTTサイバーソリューション研究所[‡]
芝浦工業大学工学部^{†‡} 東京工芸大学^{†‡}

1. はじめに

近年、展示施設やイベントなどで人の誘導、ガイドをロボットが行うなど、ロボットが身近になってきた。また、障害物を自動的に検知して人間のブレーキ操作をアシストする乗用車など、状況を判断して人間と協調的に活動するシステムも実用化されている。協調型ロボットに指示を出す場合、例えば「ちょっと右」という指示において、人間の意図をどのくらいの物理的な角度幅に変換すべきかは、その状況により異なるため「ちょっと右」の動作量は様々な状況に依存する動作の幅、すなわち不明確性を持つ。人間とロボットの協調動作においては、この不明確性の解消が不可欠であるが、関連する研究は少なく、単純な走行路における研究事例[1]が示されているのみである。

我々は、人間とロボットとの協調動作をより実際の場面に適用することを目指し、事例ベース推論機構を装備するシミュレータによる走行実験を行い、不明確性の解消アルゴリズムについて検証を重ねてきた[2]。本稿では、自動車教習用のコースという現実性の高い経路を人間とロボットシミュレータが対話的に協調して走行する状況を設定し、その場合の不明確性解消性能に関する検証を行った。

2. 事例ベース推論による不明確性の解消

2.1 不明確性の解消

例えば、人間が不明確性を含む指示を受けた場合、その状況に応じて動作を行う。指示の受信者は、状況を判断しながら指示者の意図を動作に変換するが、不明確性の完全な解消までに

Vagueness solving of dialog control in robotic manipulation – Assuming the driving school course–

[†]Akira HONMA(m109082@shibaura-it.ac.jp)

[‡]Shunichi YONEMURA(yonemura.syunichi@lab.ntt.co.jp)

^{†‡}Yukio TOKUNAGA(tokunaga@sic.shibaura-it.ac.jp)

^{††‡}Kiyoshi SUGIYAMA(sugiyama@shibaura-it.ac.jp)

[†]Graduate School of Engineering Shibaura Institute of Technology

[‡]Cyber Solutions Laboratories, NTT

^{†‡}School of Engineering Shibaura Institute of Technology

^{††‡}Tokyo Polytechnic University

は何度かのトライアルが必要であり、指示者はトライアルを繰り返す受信者に修正指示を出す。このように指示を受け、調整動作を繰り返すことで受信者は学習を重ね、不明確性を適切に解消できるようになる。状況と動作量の対応関係を蓄積することによって、類似状況に適切に対応できるようになる。本稿では、ロボットが指示者の意図を実現するために発令した調整命令の回数を不明確性解消の指標とした。

2.2 事例ベース推論

走行するロボットが操作者から命令を受けると、その状況（周囲の障害物との距離を測る12のセンサ値）を取得する。そして、取得したセンサ値と事例データベース内の過去の事例との類似度を判定し、動作量を決定する。また、類似した事例が存在しない場合には、各命令のデフォルト値を動作量とする。類似度は、センサ値をベクトルとし、取得したセンサ値を $s=(s_1, \dots, s_{12})$ 、参照対象である事例のセンサ値を $t=(t_1, \dots, t_{12})$ として(1)式により判定する。

$$\text{類似度} = \frac{\bar{s} \cdot \bar{t}}{|\bar{s}| \cdot |\bar{t}|} \quad (1)$$

そして、獲得した事例から類似度の上位5つの事例に重みを付けて計算した値を動作量とする。

3. 評価実験

3.1 実験

実験では、実際の自動車教習所のコースの一部をそのまま模した図1の走行路を用いた。このコースで不明確性が解消できれば、原理的には国内の一般道路における不明確性が解消できることになる。

実験は、1)学習フェーズ、2)走行フェーズから構成される。1)学習フェーズでは、基本走行路全てを順不同で学習し、事例ベースを獲得する。2)走行フェーズでは、図1の破線、実線、点線の矢印で示した各ルートを走行する。

なお、調整命令が出されない状態になること

が操作者の意図した動作量の獲得であり，その走行における不明確性が解消されたと判断した。



図1 一般的な走行路と走行ルート
(1) 基本走行路の学習

図2の4つの走行路は，図1の走行路を構成する基本要素であることから，これらを基本走行路とした。基本走行路における協調的な走行を学習し事例ベースを構築することによって，任意の走行路における不明確性の解消を図る。

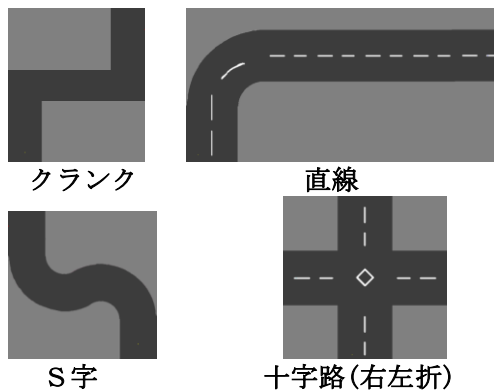


図2 基本走行路

(2) 走行実験

基本走行路学習の後，図1に示す走行路を走行する。走行実験では，被験者毎に走行時の始点と終点をランダムに決めこれを走行ルートとした。

3.2 実験結果

各走行ルートにおける不明確性を解消するまでの走行回数を図3～5に示す。

図3～5に示すように，学習あり条件において走行回数が減少する全体的な傾向が見られた。破線ルートにおいて，被験者Cで走行回数が増大している。これは，直線走行において多数の調整命令を発令したことが原因であり，直線路の安定性は今後の課題である。

また，調整命令数割合について学習有／無条件間でのt検定を行った。

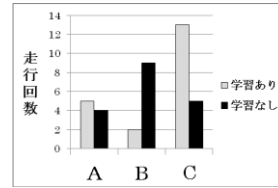


図3 破線ルートの走行回数

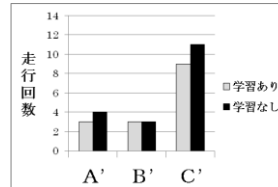


図4 実線ルートの走行回数

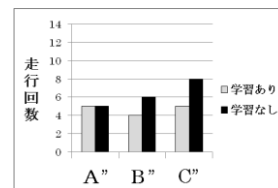
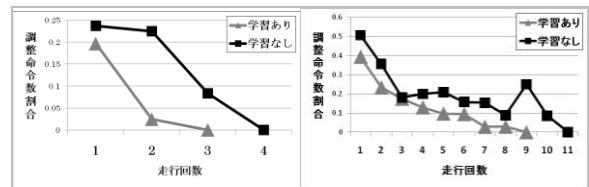


図5 点線ルートの走行回数

結果，破線ルートの被験者Bでは有意傾向(p=0.07)が見られ，事例ベース推論による学習効果が示唆された。実線ルートの被験者A'，C'の調整命令数割合の推移を図6に示す。図6に示すように，学習あり条件において調整命令数割合が低い値で推移している。実線ルートにも直線路が存在するが，直線路において調整命令はあまり出されていない。これは直線路へ適切な角度で進入できたためと考えられる。



被験者A' 被験者C'

図6 調整命令数割合

4. おわりに

本稿では，自動車教習用のコースという現実性の高い経路における不明確性の解消性能について検証した。その結果，4つの基本走行路を学習することで，一般的な道路走行における不明確性の解消が可能であるという示唆が得られた。今回の実験では，直線走行における不安定性が確認されたため，今後は直線走行も含めた不明確性の解消について検討を進める。

参考文献

[1] 徳永陽，徳永健伸，田中徳積，“インタラクティブな学習によるロボットの行動命令に含まれる不明確性の解消”，人工知能学会研究会資料.SIG-SLUD-A303-1 (2003)
 [2] 本間輝，米村俊一，徳永幸生，杉山清，“人-ロボット協調動作における対話の不明確性解消”，ヒューマンインターフェースシンポジウム(2009.9)