

# ロボットとの対話的操作における不明確性の解消

## —非学習領域における不明確性解消の性能—

本間 輝<sup>†</sup> 米村 俊一<sup>‡</sup> 徳永 幸生<sup>†</sup> 杉山 清<sup>†‡</sup>

芝浦工業大学大学院工学研究科<sup>†</sup> NTT サイバーソリューション研究所<sup>‡</sup> 東京工芸大学<sup>†‡</sup>

### 1. はじめに

我々が日常使う言葉には不明確性 (vagueness) が含まれている。例えば「ちょっと右」という指示は、意図した角度幅が 180 度の場合と 1 度の場合では「ちょっと右」が指す具体的な量が異なる。言葉による指示でロボットが適切に行動を行うためには、不明確性を解決する必要がある。我々は、先行研究[1]の手法に基づき、事例ベース推論を用いた不明確性の解消アルゴリズムについて検証を行った。その結果、多くの走行路で不明確性を解消することができた[2]。

しかし、ある走行路で獲得した事例が、別の走行路にどの程度適用可能かについては未検証である。本稿では、シミュレータによる走行実験により、学習済みの事例データベースを他の非学習領域に適用した場合の不明確性の解消性能について検証する。

### 2. 事例ベース推論を用いた不明確性の解消

#### 2.1 不明確性の解消

例えば、人間が「ちょっと右に動かして」のような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。しかし、初めからその指示を適切な動作で行うことができるとは限らないため、指示者は「少し行き過ぎ」といった追加の指示を出す。このように指示を受け、動作を繰り返すことで学習を重ね、不明確性を解消して適切に動作できるようになる。そして、その状況と動作量を記憶することで、次に類似した状況に遭遇した際により早く適切な動作を実行することができる。指示の受け取り側がロボットの場合、ロボットは現在の状況を過去の状況と照らし合わせて動作量を決定する。指示

者は、その動作量が意図したものでなければ、さらに調整の命令を繰り返し出す。この過程を繰り返し学習することで、ロボットは操作者の意図した動作量を推定する。このように、操作者の意図に適った動作量を獲得することを、不明確性の解消と定義する。

#### 2.2 事例ベース推論

通路を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 6 つのセンサ値) を事例として取得する。そして、取得した事例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。類似度の判定は、センサの値をベクトルとし、 $\cos$  類似度によりその類似度を判定する。また、複数の事例が判定された場合は、より新しい事例に重みを付けた平均値を動作量とする。

### 3. 評価実験

#### 3.1 実験

シミュレータによる走行実験により、4 つの走行路において、学習済みのデータベースを用いた際の、非学習領域における不明確性解消の性能について検証を行った。被験者は大学生 15 人。不明確性解消の実験の経験がないものを対象とした。これは、熟練の度合いにより、結果に影響がでることを排すためである。実験に用いた事例データベースは、図 1 のクランク型走行路のみを学習したものと、クランク型と S 字型の両走行路を学習したものをを用いた。被験者には、各走行路において被験者が辿る経路が一意に決定できるように、「最短経路で走行さ

Learning performance on vagueness solving of dialog control in robotic manipulation

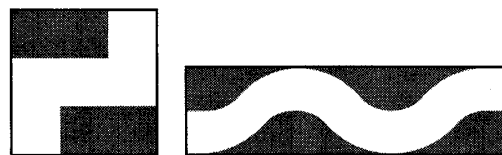
<sup>†</sup>Akira HONMA(m109082@shibaura-it.ac.jp)

<sup>‡</sup>Shunichi YONEMURA(yonemura.syunichi@lab.ntt.co.jp)

<sup>†</sup>Yukio TOKUNAGA(tokunaga@sic.shibaura-it.ac.jp)

<sup>†‡</sup>Kiyoshi SUGIYAMA()

<sup>†</sup>Graduate School of Engineering Shibaura Institute of Technology



(左) クランク型走行路 (右) S 字型走行路

図 1 学習済みの走行路

せる」という教示を行った。また、誤操作や障害物との接触などが生じた際には、誤学習を防ぐために、走行のやり直しを行った。

### 3.2 結果

表 1～3 に、学習なし、クランクのみ学習、クランク & S 字学習それぞれを用いた際の、I～IV の走行路における不明確性の解消に至るまでの走行回数を示す。また、表中の▼部分は不明確性を解消できなかったことを示す。

表 1 学習なしの走行回数

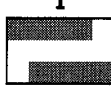

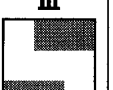

走行路	I	II	III	IV
被験者				
A	1	4	1	10
B	▼	7	▼	5
C	4	6	▼	4
D	7	5	5	3
E	9	5	7	4

表 2 クランクのみ学習の走行回数

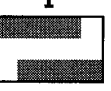
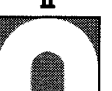
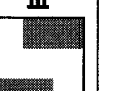
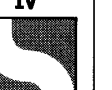
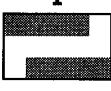

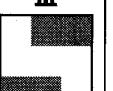

走行路	I	II	III	IV
被験者				
A'	4	4	▼	10
B'	2	2	1	1
C'	8	7	7	2
D'	25	3	15	7
E'	6	4	5	6

表 3 クランク & S 字学習の走行回数

走行路	I	II	III	IV
被験者				
A''	14	5	2	12
B''	▼	▼	▼	▼
C''	▼	▼	3	▼
D''	▼	▼	▼	▼
E''	16	5	4	▼

クランクのみ学習を用いることで、学習を用いない場合よりも不明確性が解消できなかったケースが減少していることから、不明確性の解消に学習済みデータベースが一定の効果を与えていると言える。

しかし、走行回数にはあまり変化はなく、逆

に著しく走行回数が増加しているケースも存在している。また、クランク & S 字学習を用いた場合には、不明確性が解消できないケースが増大しており、IV の走行路では 1 例しか解消することができておらず、不明確性解消に逆効果となっている。

図 2 は、I の走行路での、不明確性解消までの各走行における調整命令が出されている回数を示したグラフである。クランクのみ学習、クランク & S 字学習のどちらを用いた際にも、学習を用いない場合より、調整命令数が少ないまま推移していることから、学習済みデータベースが有効に働いていると言える。

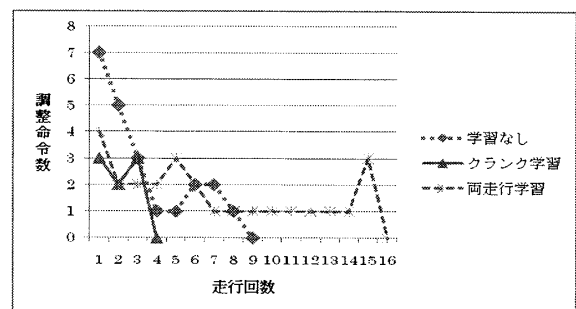


図 2 I の走行路における調整命令数の推移

また、走行ログを解析したところ、クランク & S 字学習では、センサ値が酷似している両方の走行路の事例が参照され、その状況に適さない動作をとってしまい、不明確性を解消できないケースが存在している。

### 4. 考察

今回の実験により、学習済みデータベースが不明確性解消に一定の効果があると示唆された。しかし、多くの事例を参照すると、適切な事例を獲得しづらくなるといった課題を解決するため、アルゴリズムを改善する必要がある。

### 5. おわりに

本稿では、学習済みの事例データベースを用いた際の、非学習領域における不明確性解消の性能について検証した。その結果、学習済みデータベースが不明確性解消に一定の効果を与えている知見を得られた。今後は、どのような学習を行うことが必要であるか、より早く正確に不明確性を解消できるアルゴリズムを検討する必要がある。

### 参考文献

- [1] 徳永陽, 徳永健伸, 田中穂積, “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, 杉山精, “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)