



## 操縦対象と両手に現れる運動意図の左右弁別の検証

西村朋樹<sup>1)</sup>, 原彰良<sup>1)</sup>, 宮本拓<sup>1)</sup>, 中尾駿太<sup>1)</sup>, 古川正紘<sup>1-3)</sup>, 前田太郎<sup>1)2)</sup>

1) 大阪大学 情報科学研究科 (〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-5, tomoki-nishimura, akiyoshi-hara, hiroki-miyamoto, shunta-nakao, m-furukawa, t-maeda@hiel.ist.osaka-u.ac.jp)

2) 脳情報通信融合研究センター (〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-4)

3) 国立研究開発法人科学技術振興機構, さきがけ (〒332-0012 埼玉県川口市本町 4-1-8)

**概要:** 人がロボットを動かそうとする運動意図は, 無意識下で再現性をもって, 身体に現れることが明らかになっている. 現在, 左右対称な動きをするロボットを動かしているつもりになり, 左右 2 本の操縦かんから運動意図の抽出を行っている. その際, 左右それぞれの入力から得られる運動意図は, ロボットの左半身右半身に対応するという独立性, また, 左右対称の動作に対する左右の操縦桿入力は鏡像反転の関係を持つという仮説を検証する. この検証を基に, 左右非対称な操縦を可能にする意図推定器を従来よりも短時間の抽出で構築できるという可能性を示す.

**キーワード:** 運動意図, つもり, 意識下身体応答

### 1. はじめに

現在, 多自由度のロボットをレバーや複数のボタンの組み合わせによって操縦するためには, 使用者がロボットの動きと入力の対応を覚える必要がある. 自由度の高いロボットになるほど, 覚えなければならないコマンドは増え, 使用者に負担を強いることになる.

これを解決する操縦方法として, 我々は「つもり制御」[1] [2]というものを提案している. これは, 人がロボットをどのように動かそうとしているかという運動意図が, 無意識下で再現性を持って身体に現れることを利用し, 操縦するという手法である. つもり制御では, 使用者はロボットの動きに対応する入力を覚える必要がなく, 直感的に操作することができる. つもり制御を行うためには, 操縦前にロボットの動きと使用者の身体に現れる応答とを結びつけておく運動意図の抽出・学習が必要である. 現在, 意図抽出は 2 本の操縦桿によって行われている.

意図抽出では, 使用者に対し左右対称に動くロボットの動画を提示し, その時に得られる身体応答を用いて機械学習を行うことで, 運動意図推定器を構築している. これまでの研究で, 左右非対称動作に関しても操縦は行われていたが, 従来手法では左右運動を非分離で捉えており, 左右非対称動作に関して運動意図推定器を構築しようとする場合, すべての動作に関してのデータを網羅的に取らざるを得ず, 抽出時間が多大なものとなっていた. しかし, ロボットの左右運動を分離して考え, 左右非対称動作を左右の動作の組み合わせとして表現できるのならば, 抽出にかかる時間を大幅に短縮することができる. 本論文では, ロ

ボットの右半身に対する応答が右の操縦桿に, 左半身に対する応答が左の操縦桿に独立性を持って現れるという仮説と, 左右対称の動作に対する左右の操縦桿入力は鏡像反転の関係を持つという仮説を立て, 検証を行った.

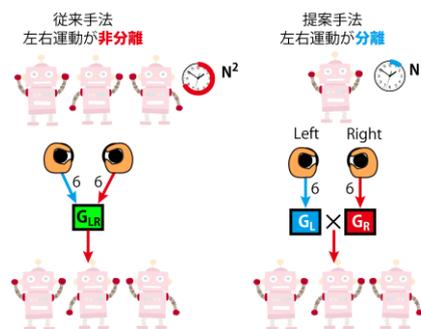


図 1 従来手法と提案手法

### 2. ヒトの運動意図の抽出実験

#### 2.1 実験装置の概要

抽出環境を図 2 に示す. 17 自由度を持つヒト型ロボット (近藤科学社製 KHR-3HV) を用いて動画を作成し, その動画をディスプレイに映している. 動画では上肢の運動のみを利用している. また, 動画はロボット背面から撮影されており, 被験者はロボットを背後から観察することになる.

操縦桿は 6 軸力センサ (レプトリノ社製 PFS055YA251U6) の上に垂直にグリップを固定したものを右手用および左手用として計 2 個用意した. 2 個の操縦桿は机に固定されており, 被験者がグリップを握った状態で

手に込めた力の大きさを検出する。このときグリップは固定されているため、グリップが傾いたり動いたりすることはない。各力センサから得られる値は並進方向の力成分( $F_x, F_y, F_z$ )、モーメント成分( $M_x, M_y, M_z$ )の6軸分のデータである。よって入力側は計12自由度となる。

本実験においてロボットの制御周波数及び力センサ計測のサンプリング周波数は50Hzである。

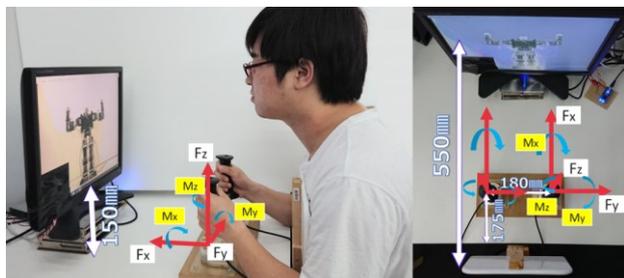


図2 実験環境

## 2.2 抽出実験手順と条件

まずロボットの行動分節として一定間隔長(1.6秒)の連続動作(行動分節)を44種類用意した。各連続動作はロボットにおいて左右対称であり、静止を含まない速度印象が同じになるもののみを選定した。そしてこの44種類の行動分節の中から22個を組み合わせた動作列を5種類( $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \epsilon$ )用意する。44種類の動作は動作列 $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ の中にそれぞれ2回ずつ現れ、1つの動作列中には同一の連続動作は存在しない。また、左半身の動作が $\alpha$ 、右半身の動作が $\epsilon$ からなる動作列 $\zeta$ と、左半身の動作が $\epsilon$ 、右半身の動作が $\gamma$ からなる動作列 $\eta$ を用意した。

各動作列は5回連続で被験者に提示される。また、これら動作列を4種類( $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ ) $\times$ 5回を1セットとし、4種類の動作列はランダムな順に提示する。セットの間には3分間の休憩を設けた。これを8セット( $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ の各動作列に対して40施行)行い、8セット終了後3分の休憩の後に動作列 $\epsilon$ を5回連続で提示し、操縦桿の入力を行った。その後、3分の休憩後 $\zeta$ を15回連続で提示し操縦桿の入力を行い、再び3分休憩を取り、 $\eta$ を15回連続で提示し操縦桿の入力を行った。15回連続で提示するのは、左右非対称動作は左右対称動作に比べて複雑なため、被験者が正確な応答を出すために慣れが必要であると考えたためである。

被験者は各動作列を見ながら自分が操縦するつもりになって操縦桿に対して入力を行う。操縦桿入力を行わせる際、被験者にロボットの行動文節の区切りを提示するために、ロボットの行動文節と行動文節の間にリズム音を提示しており、被験者はこれに合わせて入力を行う。被験者には胸当てのある椅子に体重を預けるように座ってもらい、肘を最も楽な位置においた上で操縦桿を握ってもらう。

被験者はA,B,Cの3人の20代の学生であり、被験者は全員男性であった。

## 2.3 運動意図推定器

本実験では運動意図推定器としてニューラルネットワークを用いた。入力には右手側もしくは左手側の操縦桿入力6軸から得られた、1行動分節1.6秒間の時系列データ80サンプル $\times$ 6である。2層目以降は細胞数50、活性化関数にはReLUを用いた全結合層を隠れ層とした。出力層にはsoftmax関数を使用した。目的関数にはcross-entropyを用い、最適化手法にはAdam[3]を使い学習率を0.001[%]とした。さらに正則化として中間層の各層に、Dropout[4]を70%の割合で行い、L2ノルム正則化項を目的関数に加えた。また、入力に前処理として10HzのButterworth filterをかけ、各動作列の力センサの値を引いて標準偏差で割る標準化(Z-Score化)を行った。学習回数は50000epochとした。

ニューラルネットの訓練のためのデータセットとして、 $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ の動作列に対する操縦桿入力のうち、2セットから7セットまでの2~5回目の操縦桿入力を用いた。これは、1セット目は動作列の流れを覚えさせるために用いられ、各動作列に対する操縦桿入力を5回連続で行わせるうち1回目の入力は動作列を思い出させるために使われていると考えたためである。また、8セット目は評価に用いるために学習には使用しなかった。

評価には学習に用いなかった8セット目の $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ の動作列に対する操縦桿入力を用いた運動意図推定と、動作列 $\epsilon, \zeta, \eta$ に対する操縦桿入力を用いた運動意図推定を行った。ただし、 $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \epsilon$ に対する操縦桿入力を5回連続で行わせるうち、1回目の入力は上記と同様に使用せず、15回連続で提示される $\zeta, \eta$ に関しては11~15回目の操縦桿入力を使用した。

## 2.4 運動意図の推定精度実験

本実験では、右の操縦桿入力のみで学習した右推定器と、左の操縦桿入力のみで学習した左推定器を使用する。

まず、これまでの研究で行われてきた、左右の操縦桿の入力計12軸を用いて行った運動意図推定と、片側の操縦桿入力のみで学習された推定器で運動意図推定を行ったときの推定精度を比較し、6軸でも運動意図の推定が可能か調べた。12軸の推定器は、入力の数を除いて前述のニューラルネットワークと同じ構造である。(①8セット目の $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ の動作列に対する操縦桿入力について、右の操縦桿入力を右推定器に入れ、左の操縦桿入力を左推定器に入れ推定を行う② $\epsilon$ の動作列に対する操縦桿入力について、右の操縦桿入力を右推定器に入れ、左の操縦桿入力を左推定器に入れ推定を行う)

次に、ロボットを左右対称に動かそうとする時の操縦桿入力について、正中面に対して鏡像反転(図1に示す $F_y, M_x, M_z$ の正負を反転)させた入力に対して推定を行い、左右の操縦桿入力の間鏡像関係があるかを調べた。(③8セット目の $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ の動作列に対する操縦桿入力について、右の操縦桿入力(鏡像反転)を左推定器に入れ、左の操縦桿入力(鏡像反転)を右推定器に入れ推定を行う④ $\epsilon$ の動作列に対する操縦桿入力について、右の操縦桿入力(鏡

像反転)を左推定器に入れ、左の操縦桿入力(鏡像反転)を右推定器に入れ推定を行う)

最後に、ロボットを左右非対称に動かそうとするときの操縦桿入力について、左右非対称な動きに対する運動意図は、左右対称な動きに対するものと同じであるかどうか、つまり、ロボットの右半身への応答が右の操縦桿へ、左半身への応答が左の操縦桿へ独立性を持って現れているのか検証した。(⑤動作列 $\zeta, \eta$ に対する操縦桿入力について、右の操縦桿入力を右推定器に入れ、左の操縦桿入力を左推定器に入れ推定を行う)

### 3. 実験結果と考察

#### 3.1 運動意図推定に12軸と6軸を用いた推定精度の差

図3に操縦桿入力の一例として被験者Bの $\alpha$ の動作列に対する右手側 $F_x$ 軸の操縦桿入力の値を示す。縦軸が入力された力、横軸が時間経過、各プロットがある1試行の操縦桿入力である。図に示すように1つのセットにおける操縦桿入力の分散が1セット目では大きいのにに対し、8セット目(最終セット)では分散が小さくなっている。この傾向は解析に用いた全被験者ほぼ全ての入力軸に見られた。

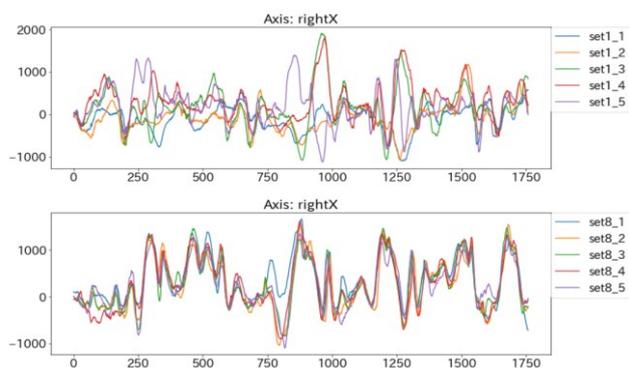


図3 操縦桿入力の一例

表1は運動意図推定に左右の操縦桿計12軸を用いた場合と、片側6軸のみで運動意図の推定を行った場合(①, ②)の結果である。6軸の結果において、左の値が左推定器、右の値が右推定器で得られた推定精度である。12軸と6軸の結果において大きな差は見られないため、6軸での運動意図推定でも十分な精度の推定が行えることが分かる。

テスト動作 $\varepsilon$ の推定が教示動作 $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ の推定に比べ精度が悪いのは、教示されていない未知の動作列であるためと考えられる。これも12軸の場合と一致している。

また、被験者ごとに推定精度に大きな差が表れている。これは被験者ごとに運動意図の定着度合いにばらつきがあり、それが反映された結果であると考えられる。

表1: 12軸を用いた場合と6軸を用いた場合の推定精度

	被験者 A	被験者 B	被験者 C
12軸での推定精度	62%	77%	45%
教示動作( $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ )			

12軸での推定精度	32%	68%	35%
テスト動作( $\varepsilon$ )			
①6軸での推定精度	60%,62%	75%,81%	36%,43%
教示動作( $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ )			
②6軸での推定精度	35%,36%	64%,72%	33%,33%
テスト動作( $\varepsilon$ )			

#### 3.2 左右逆の推定器での左右対称動作の推定

表2は2.4節で記した③④についての推定精度である。①②は、右の操縦桿入力を右推定器に、左の操縦桿入力を左推定器に入れた場合の推定結果であり、③④は鏡像反転させた右の操縦桿入力を左推定器に、鏡像反転させた左の操縦桿入力を右推定器に入れた場合の推定結果である。

表2: 左右逆の推定器での左右対称動作の推定(③④)

	被験者 A	被験者 B	被験者 C
③左推定器 教示動作の右入力	59%	74%	41%
③右推定器 教示動作の左入力	59%	76%	34%
④左推定器 テスト動作の右入力	36%	60%	28%
④右推定器 テスト動作の左入力	34%	55%	40%

両者を比較したところ、推定精度に大きな差は現れなかった。このことから、鏡像反転をさせることで、右の操縦桿入力と左の操縦桿入力は一致する。つまり、左右には鏡像性があるという事が示される。図4は被験者Bの8セット目の動作列 $\delta$ における、右操縦桿の $F_y$ (青)と、正負を反転させた左操縦桿の $F_y$ (赤)を比較したものである。図からも鏡像反転していることが支持される。また、鏡像反転させていない操縦桿入力に関して、右入力を左推定器、左入力を右推定器に入れた場合、推定精度は数%にまで落ちるため、左右の操縦桿入力がグランドラインに対して対称であるという可能性も棄却され、鏡像性の存在が証明された。

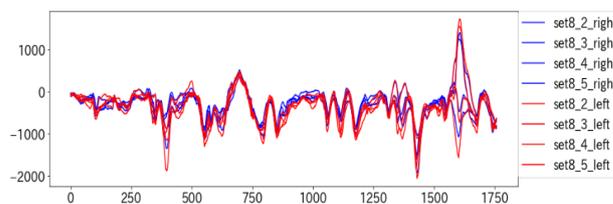


図4 右操縦桿入力と鏡像反転させた左操縦桿入力

#### 3.3 左右非対称動作に対する推定精度

表3は2.4節に記した⑤についての推定精度である。左右対称動作に関するテスト動作の推定精度(②)と、右入力、左入力ごとに比較すると、全ての被験者において、推定精度が平均で約1/2まで落ちていることがわかる。これは当初考えていた、ロボットの右半身への応答は右の操縦桿入力に、左半身への応答は左の操縦桿に独立性を持って現れるという仮説を否定するものであり、独立性がないことを示す結果である。

表 3: 左右非対称動作に対する推定精度 (⑤)

	被験者 A	被験者 B	被験者 C
⑤左推定器 動作 $\zeta$ の左入力	27%	25%	8%
⑤右推定器 動作 $\zeta$ の右入力	14%	47%	24%
⑤左推定器 動作 $\eta$ の左入力	15%	28%	8%
⑤右推定器 動作 $\eta$ の右入力	9%	38%	12%

### 3.4 考察

従来は左右 12 軸の応答から対称動作の運動意図推定を行っていたが、3.1 節より片側 6 軸の応答のみでも同程度の推定精度が得られる推定器を作ることができることが明らかとなった。また、3.2 節では左右の操縦桿入力が鏡像性を持って現れているという事が証明された。これにより、12 軸を 6 軸に減らしても推定精度が落ちなかった理由も説明できる。左右両側からの操縦桿入力がほぼ一致しているため、情報量が 12 軸の場合でも 6 軸の場合でも変わらないという事である。また、鏡像性という性質により、従来手法によって左右非対称の動作を網羅的に抽出し推定器を構築する際、抽出すべき動作はこれまでの半分で済むという可能性が示された。この可能性を調べるため、左右非対称な動作であるが、正中面に対して鏡像である 2 つの動作列を新たに用意し、これを提示したときの左右の応答を評価することで検証を進めていく。

3.3 節では、左右非対称な動作に関して、左の操縦桿への入力と、右の操縦桿への入力が互いに影響を及ぼさず独立性を持って現れているかどうかの検証を行った。当初予想していた仮説では、それぞれの入力は独立しており、右の操縦桿入力からロボットの右半身の動作を推定したときの推定精度が、3.1 節で記した、左右対称動作に関しての推定精度と同程度であると予測された。しかし、実際には左右非対称動作に対する推定精度は、左右対称動作に対する推定精度の半分以下であった。このことから、左右の入力には独立性がないことが示された。ここで新しい仮説として、右の操縦桿入力には左半身に対する応答も含まれており、右入力を右推定器に入れた時、左半身の動作を出力しているという可能性が出てくる。この仮説に関しても今後検証を進めていく。

### 4. むすび

本論文では、ロボットの動作に対する運動意図の左右の操縦桿入力の鏡像性と独立性について検証した。その結果、左右対称動作への左右の操縦桿入力は正中面に対して鏡像反転の関係にあり、ロボットの動作に対して左右の操縦桿入力は独立性を持たないことが示された。

また、左右非対称動作に対して、左右の操縦桿入力が独立性を持たないため、片半身の推定精度は左右対称動作についての推定精度に比べ、平均で半分以下まで落ちることが示された。

また、今回の検証から、従来手法によって左右非対称の動作を網羅的に抽出し推定器を構築する際、抽出すべき動作はこれまでの半分で済むという可能性と、右の操縦桿入力には左半身に対する応答も含まれており、右入力を右推定器に入れた時、左半身の動作を出力しているという可能性が考えられたため、今後検証を進めていく。

**謝辞** 本研究はコマツみらい建機協同研究所との共同研究の成果である。

#### 参考文献

- [1] 丹羽真隆, et al : つもり制御: 人間の行動意図の検出と伝送によるロボット操縦 (< 特集> テレイグジスタンスのためのロボティクス・グラフィクス・インタフェース). 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, Vol.17, No.1, pp. 3-10, 2012
- [2] Niwa M., Okada S., Sakaguchi S., Azuma K., Iizuka H., Ando H., Maeda T : Detection and Transmission of "Tsumori", International Conference on Artificial Reality and Telexistence(ICAT), Dec. 2, 2010 Adelaide, Australia
- [3] KINGMA, Diederik P.;BA, Jimmy. Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980, 2014
- [4] SRIVASTAVA, Nitish, et al. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. The Journal of Machine Learning Research, 2014, 15.1:1929-1958