

失敗した行為の目的推定：倒立振り子運動の分析

Inference of goal underlying failed action: numerical analysis of pendulum swing-up

鳥居 拓馬, 日高 昇平
Takuma Torii, Shohei Hidaka

北陸先端科学技術大学院大学
Japan Advanced Institute of Science and Technology
{tak.torii, shhidaka}@jaist.ac.jp

概要

人間の幼児はよく似た動作の背後にある他者の意図や目的の違いを識別できる。先行研究では身体を力学系とみなすとき、動作のフラクタル次元が意図や目的の違いを識別するのに有用な特徴であることを示した。本発表では意図や目的の違いの識別に加えて、意図や目的の同定（同一性判断）にも有効かを数値シミュレーションで検討した。本研究の結果は、意図や目的レベルでの同一性認識への有効性を示唆する。

キーワード：目的推定, 模倣, 力学系, 倒立振り子

1. はじめに

人間の幼児は一見よく似た動作の背後にある他者の意図や目的の違いを識別できる[1]。それだけでなく、幼児は他者の行為の背後にある目的に関して推論し、もし他者が目的を達成できなかったと思うときには他者を助けるつまり他者の目的を代わりに達成する適切な行為を選択できる[1]。本稿では、目的に向けた動作を行為と呼び、行為の計画を意図と呼ぶ。他者の行為からその目的を推論する能力は社会学習の基礎と考えられる。乳児と大人（他者）は異なる容姿や身体をもつため、他者の動作に適合する自分の動作を意図するには他者の動作と自分の動作を同一視する必要がある。

著者らはこれまで、Warneken & Tomasello [1] の心理実験に着想をえた数値シミュレーションを行い、位置や速度など動作に関する表面的な特徴に比べて、動作のフラクタル次元が動作の背後にある意図や目的の違いを識別するのに有用な特徴であることを示した[2]。本発表では意図や目的の違いの識別に加えて、動作のフラクタル次元が意図や目的の同定（同一性判断）にも使えるかを数値シミュレーションで検討する。

2. シミュレーション

著者ら[2]は単振り子を身体モデルとみなした数値実験を行った。単振り子を用いた最適制御問題に倒立振り子課題がある。倒立振り子課題では、角度 θ_t の単振り子を

振り上げ、振り上げ姿勢 $\theta_t = 0$ で維持する制御を求める（慣例に従い 90 度左回転した座標系を用いる）。強化学習の問題設定（標準振り子課題）[3]では、各時点 t の報酬は $\cos \theta_t$ で定義され、その長期的な時間平均を最大化する制御を求める。この課題を改変し、可動域に制限をもつ単振り子を考える（図 1）。倒立姿勢は可動域に含まれない。これを制約振り子と呼ぶ。可動域の境界を $\pm B$ と書く。制約振り子を用いた制約振り子課題（図 1）では、各時点 t の報酬は、可動域の内側（開区間）では $\cos \theta_t$ だが、可動域の境界では最低報酬 $\cos B = -1$ とする。つまり、制約振り子の場合には、可動域の境界に接触せずしかしできるだけ振り上げ姿勢に近い位置に滞在するよう振り続ける制御則が最適となる。以上 2 種類の課題を組み合わせ、目的に対して制御と動作が最適でない、すなわち目的と行為が整合しない状況を作り出す。具体的には、標準振り子課題に最適化した制御則を制約振り子課題に用いた場合、学習課題と実演課題が一致していないため、実演動作は意図通りとならない。その制御則の生み出す動作は倒立姿勢まで振り上げようとして可動域境界に接触することを繰り返す（境界に接触している期間は最低報酬を受ける）。これは目的の達成を失敗した動作をみなせる。本研究では他者の失敗した動作を観察したイミテータ（エージェント）がその失敗した動作をデータとして未知なる真の目的（もし成功していたら）を推定できるかを調べる。

本研究では[4]で提案された制御則を用いる。この制御則では最大振り上げ角度 G をパラメータとする。標準振り子課題では $G = 0$ が最適であり、制約振り子課題では $G = B$ が最適である。合計報酬は G で決まるため、目標角度 G を目的の代理指標とみなす。イミテータは、未知なる G_* の下で生成された他者の動作を観察データとして未知なる G_* を推定する。目的推論では、イミテータは仮想的に（メンタル）シミュレーションして、いろいろな G の下で想定される動作を観察された

動作と比較し、最も尤もらしい G を推定値 \tilde{G} に選ぶ。最尤推定には著者らの方法[5][6]を用いた。この方法では動作データをフラクタル次元に変換した上で動作の類似性を評価している。イミテータの観察する動作は関節空間（角度）ではなく作業空間（実座標）とする。

3. 結果：目的の同定と動作の生成

図2 赤線は、イミテータが動作を実演するエージェントと同一の身体パラメータ（単振子の棒の長さ $l = 1$ 、質点の質量 $m = 1$ 、可動域境界 $B \approx 0.39$ ）をもつ場合の結果である。図ではさまざまな G に対して最尤推定法[5]で算出された尤度（それらしさ）を示した。未知なる目標角度は $G_* = 0$ である。図から、尤度は可動域の境界の前後で大きく変化し、可動域境界以上の G で尤度は高い。このことから、イミテータは未知なる目標角度 G_* をずばり言い当てることはできていないが、大まかに「この動作を生成したエージェントは可動域の限界よりも上まで振り上げたい」ことを捉えていると考えられる。

フラクタル次元は位相空間の不変量であり、距離空間の一部の性質を抽象してなお保存される量である[7]。そのため、動作データをそのまま比較するのではなく、フラクタル次元に抽象化した上で比較することで表面上は異なるデータでもその位相的な同一性のある側面を評価できる。このことから、フラクタル次元を用いた動作の類似性判断では、身体的な詳細（長さや重さ）や観察上の詳細（座標系や単位）に影響されにくいと考えられる。図2 青線・緑線は、イミテータが動作を実演するエージェントと異なる身体パラメータをもつ場合の結果である（ただし可動域境界 $B \approx 0.39$ は同じ）。作業空間（実座標）では数量的に大きく異なるデータに対しても、同一身体を想定した場合（赤線）と定性的に類似した結果がえられている。

著者らは、イミテータが目標角度 G_* と可動域境界 B_* の両方を推定する場合も数値実験を行った。その結果、尤度が急上昇する G は B の値と連動した。このことから、最尤推定法[5]では、可動域境界に関してもずばり言い当てることはできないが、やはり大まかに「この動作を生成したエージェントは**適当な**可動域の限界よりも上まで振り上げたい」ことを捉えていると考えられる。

4. 議論

異なる身体で生成された動作データは数値的には大きくことなるので適切な座標変換を行うなどしないとそもそも比較することすら難しい。工学的な状況では、通常、研究者がエージェントの身体や作業に応じた適切な座標変換を考え、問題の事前知識として持ち込むことが多い。本研究で用いたフラクタル次元に基づく動作の類似性判断では、身体や作業に関する詳細は捨象され、同一の身体の場合と定性的に類似した結果がえられている。こうした抽象化は身体模倣など多くの場合表面的に異なる対象（動作）の間の同一性を判断する能力である。本研究の数値実験は、フラクタル次元（力学的不変量）への抽象化が異なる動作を意図や目的のレベルで同一視することへの有効性を示唆した。その一方で、本研究の方法ではフラクタル次元という抽象的な量だけを用いたため、正確なパラメータを特定することは難しいと思われる。おそらく人間の問題解決では抽象と具体を併用しており、それによって実際に問題を解決できる知識の転移が成立すると考えられる。本研究はその基礎能力のひとつで、一見大きく異なる対象（系）を同一視する枠組みのひとつを数値的に検証できたと考えている。

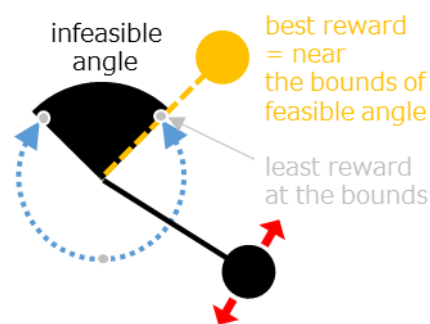


図1. 制約振子と制約振子課題

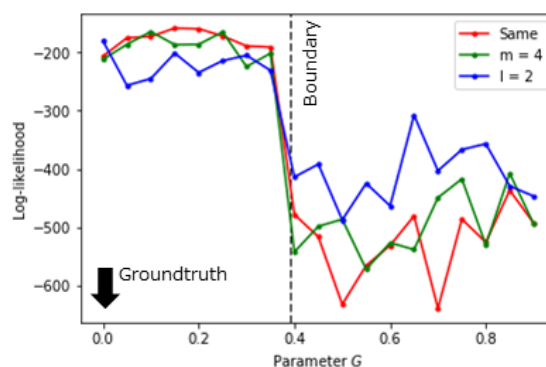


図2. 目標角度 G の最尤推定結果

謝辞

本研究は科学研究費補助金 JP16H05860, JP17H06713 の助成を受けて行われた。

文献

- [1] Warneken, F. & Tomasello, M. (2006) Altruistic helping in human infants and young chimpanzees. *Science*, 311, 1301-1303.
- [2] 鳥居拓馬, 日高昇平 (2019) 模倣学習の機序解明に向けた意図推定のモデル化: 倒立振り子課題の分析. *知能と情報*, 31(5), 826-833
- [3] Doya, K. (1999) Reinforcement learning in continuous time and space. *Neural Computation*, 12, 243-269.
- [4] Astrom, K.J. & Furuta, K. (2000) Swinging up a pendulum by energy control. *Automatica*, 36(2), 287-295.
- [5] 鳥居拓馬, 日高昇平 (2017) 身体運動の模倣メカニズム解明に向けた力学系同定の試み. *身体知研究会*, 52-53
- [6] Hidaka, S. & Kashyap, N. (2013) On the estimation of pointwise dimension. *ArXiv:1312.2298*
- [7] Cutler, C.D. (1993) A review of the theory and estimation of fractal dimension. In *Nonlinear Time Series and Chaos: Dimension Estimation and Models*, 1, 1-107