

レザバーコンピューティングを用いた参照軌道の適応による 未知外乱への低トルク応答

Low torque responses to unknown disturbances by reference adaptation using reservoir computing

河合祐司 (PY)¹⁾, 熱田洋史¹⁾, 浅田稔^{1,2,3,4)}

¹⁾ 大阪大学先導的学際研究機構附属共生知能システム研究センター ²⁾ 大阪国際工科専門職大学

³⁾ 情報通信研究機構脳情報通信融合研究センター ⁴⁾ 中部大学創発学院

E-mail: kawai@otri.osaka-u.ac.jp

Abstract— A design to react flexibly to unexpected disturbances with the minimum necessary force is essential for robots in an unknown environment and deepens understanding of human motor control. This study proposes a robot control method that responds to disturbances with low torque using reservoir computing, a type of recurrent neural networks, with sensory (joint angles) feedback. Reference trajectories for a proportional-derivative (PD) controller are generated using a reservoir computer, which is trained to produce the desired correction for the current joint angle state. Hence, even when the state of the robot changes abruptly due to a disturbance, the reference trajectory also changes adaptively, leading to low torque generation. The proposed system was evaluated using a two-link arm simulator. The result demonstrated that when an impulsive disturbance was added, the proposed system generated only one-tenth the torque of the conventional system.

Keywords— Reservoir computing, Robot control, Recurrent neural network, Unknown disturbance

1 はじめに

予期せぬ外乱に対して必要最小限の力で柔軟に対応するロボットシステムの設計は、行動予測が困難な人間と共存する環境で作業するロボットに必要であるだけでなく、生物の運動制御の理解につながると考えられる。例えば、比例・積分・微分 (PID) 制御を有するロボットの状態が大きな外乱により突発的に変化した場合、参照 (目標) 軌道との誤差が大きくなり変化するため、ロボットが大きな力を生成し、エネルギー効率が悪いだけでなく、周囲の人に危険が及ぶ可能性がある。

そこで、参照軌道を時間のみに依存させるのではなく、ロボットの状態に応じて変化させることを考える。Seto and Sugihara [1] は現在のロボットの先端位置と本来の参照軌道の内分点を実際の参照軌道とする reference shaping を提案した。これにより、予期せぬ外乱によるロボットの状態の変化に対する力の生成が緩やかになるが、本来の参照軌道への応答性が悪くなるという問題がある。また、Khansari-Zadeh and Billard [2] は、ガウス混合モデルを用いて、与えられた先端軌道からターゲットに大域的に漸近収束する速度ベクトル場を学習する手法を提案した。外乱によりロボットの先端位置が変位した場合でも、その速度ベクトル場に基づいて、その状態に応じた参照軌道を生成することができるため、大きな力の生成を避けることができる。しかし、この手法は、ロボットの各関節を駆動するために、課題空間 (先端の位置・速度) 上の参照軌道から状態空間 (関節

角度) における参照値を得るための運動学モデルが必要になる。また、ガウス混合モデルの学習コストは高い。

本研究では、レザバーコンピューティング (リカレントニューラルネットワークの一種) [3] が、一例の学習からロボットの任意の状態 (関節角度) に依存した参照軌道を生成し、その参照軌道にロボットの状態を陽に含めることで、予期せぬ外乱に対して参照軌道を適応させ、低トルクで応答可能な制御システムを提案する。レザバー出力と現在のロボットの状態の和を PD 制御器の参照軌道とし、その参照軌道がターゲット関節角度時系列になるようにレザバーが学習する。これにより、レザバーは現在の状態に対する望ましい補正を出力する。外乱によりロボットの状態が変化した場合でも、参照軌道にロボットの状態が陽に含まれているため、現在の状態と参照軌道の誤差においてその変化の影響はキャンセルされる。また、レザバーの汎化能力により、レザバーがその変化後の状態における補正を出力することで、ロボットは学習したターゲットに到達できる。

2 参照軌道生成に基づく制御システム

図 1 に提案システムのブロック線図を示す。図中左のレザバーは参照軌道 r を入力とし、そのレザバー出力 o とロボットの状態 q (と定数 α の積 ($0 \geq \alpha \geq 1$)) との和と、ターゲット関節角度との誤差が最小になるように逐次最小二乗法で学習する。そして、 $r = o + \alpha q$ として、それと q との誤差 e に基づいて PD 制御器がトル

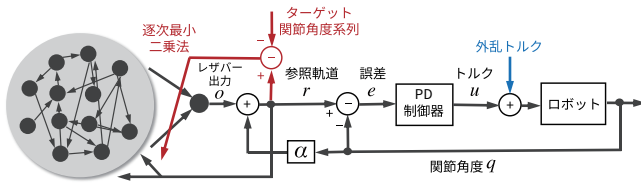


図 1: 提案システムのブロック線図. 赤い要素は学習時のみ, 青い要素はテスト時のみ.

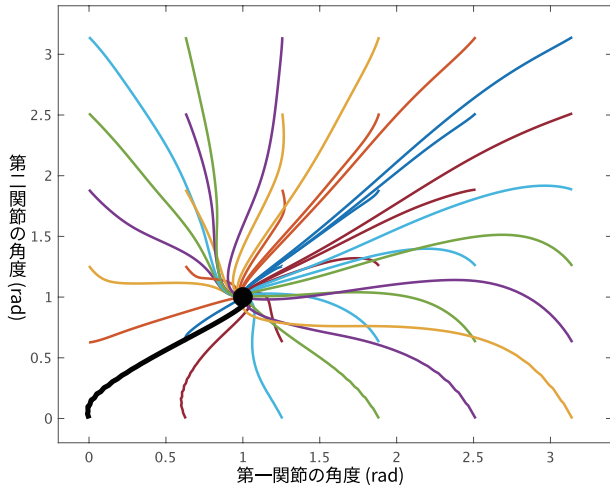


図 2: 未学習の初期関節角度からの軌道. 黒い円はターゲット. 黒い軌道は学習軌道.

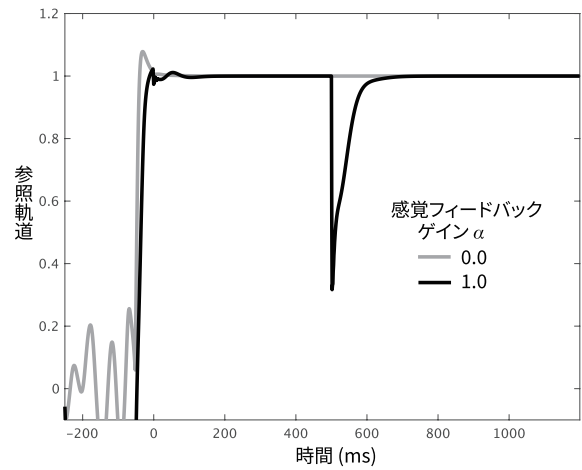
ク u を生成してロボットを駆動する. このとき, $\alpha = 1$ の場合, $e = r - q = o + \alpha q - q = o$ となり, q の直接的な影響は取り除かれる.

3 シミュレーション結果

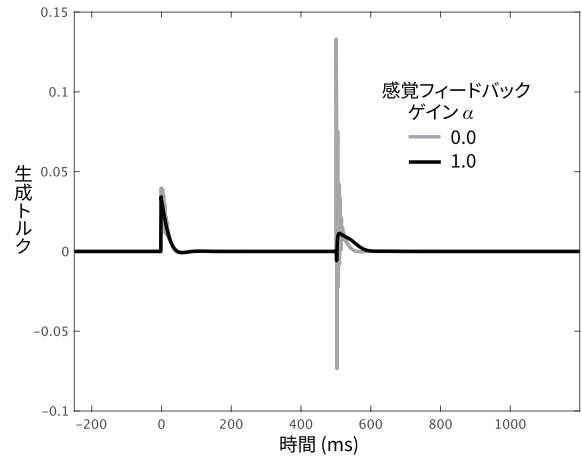
2リンクのロボットを用いて提案システムを評価した. 今回, ユニット数 1,000 で, スペクトル半径 1.5 のレザバーを用いた. なお, 参照軌道がレザバーに入力されているため, レザバーがカオス状態にならず, FORCE 学習が実現される [4]. PD 制御の比例ゲインは 0.04, 微分ゲインは 0.25 である. 学習時, 初期関節角度は $(0, 0)$ rad, ターゲット関節角度は $(1, 1)$ rad とした.

外乱のない場合での未学習の初期関節角度からのテスト軌道を図 2 に示す. いずれの初期状態からの試行においても, ロボットが正しくターゲットに到達していることがわかる. これはレザバーが未学習状態にも汎化したことを示し, これにより, 外乱により未学習状態に変位した場合でもターゲットへの参照軌道を生成できる.

次に, テスト時に初期関節角度を $(0, 0)$ rad とし, 時刻 0.5 s で逆方向のインパルス状の外乱トルク (各関節に大きさ 0.5 Nm) を加えた. 図 3 に, その場合での第二関節の参照軌道 r と生成トルク u を示す. $\alpha = 0$ では, 外乱にかかわらず参照軌道が一定であり, 外乱に対して大きなトルク (ピークが 0.13 Nm) が生成された. 一方, $\alpha = 1$ では, 外乱に対して参照軌道が変化することで,



(a) 参照軌道 r



(b) 生成トルク u

図 3: 外乱応答

小さなトルク (ピークが 0.011 Nm) になり, $\alpha = 0$ の場合と比べてピークトルクが約 1/10 であった.

謝辞 本研究は, JST, CREST (JPMJCR17A4) の支援を受けたものであり, 国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) の委託業務 (JPNP16007) の結果得られたものである.

参考文献

- [1] Seto, F. & Sugihara, T. (2010). Nonlinear reference shaping with endpoint position feedback for large acceleration avoidance in reaching movement. *Journal of Robotics and Mechatronics*, 22(2), 173–178.
- [2] Khansari-Zadeh, S.M. & Billard, A. (2011). Learning stable nonlinear dynamical systems with gaussian mixture models. *IEEE Transactions on Robotics*, 27(5), 943–957.
- [3] Jaeger, H. & Haas, H. (2004). Harnessing nonlinearity: Predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication. *Science*, 304(5667), 78–80.
- [4] Sussillo, D. & Abbott, L.F. (2009). Generating coherent patterns of activity from chaotic neural networks. *Neuron*, 63(4), 544–557.