解説

人の運動における確率的挙動の理解と ヒューマンロボットインタラクションへの応用

Understanding Stochastic Behavior of Human Motions and Its Application to Physical Human-robot Interaction

栗田 雄一^{*1} 上田 淳^{*2} ^{*1}広島大学大学院工学研究院 ^{*2}ジョージア工科大学

Yuichi Kurita^{*1} and Jun Ueda^{*2}

^{*1}Institute of Engineering, Hiroshima University ^{*2}GWW School of Mechanical Engineering, Georgia Institute of Technology

1. はじめに

身体機能を補完または代替する補装具としての役割のものや、リハビリテーショントレーニングをより効果的・効率的に行うための高齢者・障害者向け運動アシスト機器が一般にも利用されるようになってきた。また健康者向けとしても、工場内作業支援機器のほか、健康をキーワードとしたスポーツ&フィットネスへのロボット技術の貢献も強く期待されている。ここで Exoskeleton (外骨格型アシスト装置) に代表されるような人と物理的に接触するタイプの運動支援機器において効果的な運動アシストを実現するためには、人の運動や生体信号を正確に計測したうえで、ユーザの現在の状況や意図をくみ取り、アクチュエータにより適切な支援力を生成する手順を適切に踏む必要がある。したがって、運動アシストの質は、人の計測から得る情報の精度に大きく依存するが、人の運動計測には、

- (1) 被験者によって得られたデータ絶対値の解釈を変える必要がある (個体依存性)
- (2) 同じ人に何度も同じことをやらせていると疲れや慣れの影響で得られる情報の質が変わる (度数依存性)
- (3) 被験者の実験目的に対する事前知識の有無によって、結果に変化が生じる (事前知識依存性)
- (4) 上記に配慮してもなお、毎回異なる結果が得られる (分散性)

などの特有の難しさがある。よって、人の状態計測を行う際には、まず (1)~(3) に配慮した実験条件設定を行うことが重要になるが、これについては他文献に解説を譲り、本稿ではこれらに配慮してもなお運動や生体信号に出現する確率的挙動について注目する。システムが人に対して適切な支援を行うためには、人をどう制御ループに取り込むかの設計論が重要である。しかし、従来のヒューマンロボッ

トインタラクションにおいては、人の運動や行動は、確定的に行われることが前提とされていることも多い。先に述べたように、人の運動や行動には常に分散性が観察されることを考えると、人の挙動は確定論ではなく、確率論的モデルで表現することが、結果としてシステムの有効性を高めることにつながる可能性がある。

以下、本稿では人の運動と力に着目し、筋活動における確率的挙動の生理学的原因について紹介し、力学的拘束からそれが運動にどのように影響するかについて概説する。また物理的ヒューマンロボットインタラクションにおいて、分散性を考慮した制御手法が制御パフォーマンスを向上させた事例について紹介する。

2. 人の筋活動における確率的挙動とモデル化

筋肉は、筋束が束に、筋束は筋線維が束に、そして筋繊維は筋原繊維が束になったもので構成されており、さらに筋原繊維は筋節が多数連なった構造をしている (図 1)。運動を構成する単位となるのは、複数の筋線維をまとめた運動単位であり、一つの運動単位は一つの運動ニューロンによって支配されている。運動ニューロンは、神経細胞が発火することで活動電位が上がり、運動ニューロンの活動電位が閾値を超えるとカルシウムイオンが放出され、その濃度が上昇すると筋節が収縮し、運動単位が一定の収縮力を発揮する。ここで運動単位は、興奮して最大収縮するか、まったく収縮

図 1 Muscle component

原稿受付 2016 年 4 月 4 日

キーワード: Human Robot Interaction, Human Model, Stochastic Behavior, Signal Dependent Noise

^{*1}〒739-8527 広島市鏡山 1-4-1

^{*1}Higashi-Hiroshima-shi, Hiroshima

^{*2}771 Ferst Drive, Atlanta, GA 30332-0405, USA

しないかの二つの状態しか存在しないことが知られており、これを「全か無かの法則」とよぶ[1]。したがって、発揮される力の大きさは、運動単位の収縮数によって決まる。ここで、神経信号伝達にはイオン伝播が介在していることなどから、筋の収縮運動は、確定的ではなく確率的な性質を有することが報告されている[2]。実際、神経細胞が発火して筋肉に運動指令を送り、筋活性度に変換され、筋活性度の割合で筋肉が活動するという過程の中で、神経細胞の平均発火頻度が増加するに伴って発火頻度の分散が大きくなるという結果が報告されている[4]。Harris and Wloper [3] は、筋活動にのる信号強度依存性のノイズ (Signal Dependent Noise: SDN) が人の運動計画を決めている、とする仮説から、運動指令依存ノイズの標準偏差は運動指令の絶対値に依存して増加するとの仮定に基づき、運動指令 α に依存するノイズの分散 σ^2 を次のべき乗式でモデル化している。

$$\sigma^2 = k|\alpha|^p \quad (1)$$

ここで k と p は係数である。分散の大きさを運動指令の強さに依存させる数理モデルを採用することで、理想軌道に対して実際に腕軌道がどれくらいずれるのかをシミュレーションすることができる。図 2 (a) に示すように、S 点を始

図 2 Arm trajectories when the signal dependent noise is added [5]

点として、右手を A, B, C 点に向かって動かす運動を対象に、単関節筋 4 本、2 関節筋 2 本の二次元筋骨格モデルを用いたリーチングタスクにおいて、Harris の SDN モデルを利用して筋活動の分散を決め、それをもとに筋収縮モデルならびに順動力学計算により軌道を求めてみる。Hatze の筋収縮モデル[7]を利用すると、筋力 F は、次式で決定される。

$$F = T_{max} \cdot (\alpha \cdot k(l) \cdot h(\dot{l}) + f_p(l)) \quad (2)$$

ここで T_{max} は等尺性最大収縮力、 α は運動指令、 l は筋の長さ、 $\dot{l}$ は筋長の変化速度、 $k(l)$ は筋の長さ-力関係式、 $h(\dot{l})$ は速度-力関係式、 $f_p(l)$ は筋の弾性要素の発揮力である。運動指令 α の強さに依存して発生するノイズ w の分散 σ_w^2 を、式 (1) から $\alpha' = \alpha + w$ として求め、それをノイズ付加後の運動指令として逐次計算した得られた軌跡を同 (b) に示す。また、同様の軌道をアイマスクを着用した被験者に行ってもらい、モーションキャプチャにより計測した軌道を示したのが同 (c) である。図中右は終点誤差を示しており、目標地点を A 点にしたときに、B, C 点を目標にしたときに比べ、統計的に有意に誤差が大きい傾向が、シミュレーションならびに実測結果の両者から確認できる。このことは、確率的筋活動モデルを導入することで、人の運動の確率的挙動を予測できる可能性を示している。

ここで Harris らは、式 (1) において $p = 2$ とすることで、結果的に筋活動ノイズの標準偏差は運動指令と比例するとの仮定を置いているが、過去に行われた様々な生理実験は両者の関係に必ずしも比例関係を確認しておらず、モデルの妥当性については議論の余地があろう。例えば上田ら[6]は、人の神経筋支配構造を参考に、多数の ON-OFF 制御ユニットから構成されるアクチュエータの制御手法である確率的 Broadcast Feedback 制御を提案している (図 3)。この手法では、各ユニットに制御信号を送るのではなく、全体に一つの制御信号を送り、確率的に ON-OFF のい

図 3 Schematic diagram of stochastic broadcast feedback control [6]

れかの状態をとる各ユニットをまとめた全体の結果のみをフィードバックして制御する。この手法によれば、時間 t における出力 y_t の分散は、以下で表せる。

$$\text{Var}[y_{t+1}|y_t] = \frac{L^2}{N} q(1-q) \quad (3)$$

ここで q はおのおののユニットの遷移確率、 N はユニット数、 L はアクチュエータの最大変位量を表す。Harris らの仮定した SDN の分散は運動指令が増大するに従って一様増加するのに対し、この分散は $q = 0.5$ のときに最大値となるうえに凸な二次関数となっている。

3. 人の特性を考慮した適応的ヒューマンロボットインタラクション

ロボットが人の生活・作業圏により深く入り込んで活動するようになってくると、人とロボットはもはや切り離して考えることはできず、システムの一部として人を取り扱う必要が生じる。人に対して物理的・身体的な支援を行うシステムを、物理的ヒューマンロボットインタラクション (physical human-robot interaction: pHRI) システムとよぶ。pHRI で起こる人と機械の物理的接触を適切に制御できないと、安定性が損なわれ、人にとって操作しにくいシステムになってしまう。特に、人は操作対象の安定性が悪いと判断すると、意図する／しないにかかわらず、安定性を高めるために筋を共収縮させ手先剛性を高めようとする傾向がある。共収縮に伴う手先剛性を適切に計測・予測し、それを制御に組み込むことができれば、作業パフォーマンスを向上させる効果が期待できる。

これを目的とした研究の例として、上田らの行っている、人の神経筋活動の適応反応を理解し、操作者の物理的あるいは認知的な状態の分類と予測を通じて、制御パラメータを適応的に変化させて pHRI の安定性とパフォーマンス向上を目指す研究を紹介する。コンセプト図を図 4 に示す [8]。pHRI においては、デバイスは操作者から加えられた力に適切に反応し、操作者もデバイスから提示された力に合わせて力を調整するという、バイラテラルな制御系を考慮する必要がある。ここで力制御を行っているシステムでは、遅れのある条件で硬い対象物への接触が起こると、挙動が不安定になりやすいことが知られている [9]。これは pHRI においても同様であり、人の手先剛性が高まることで、システム全体が不安定になりやすくなる。剛性を考慮した制御手法に関する従来研究は、人の身体がもつ受動的要素を対象にしたものが多く、人が随意的に変化させる共収縮に伴う手先剛性変化を考慮したものは少ない。手先剛性は、姿勢と筋発揮力が与えられれば力学的拘束条件により推定することができるが、人の筋活動が分散性をもつことなどから、手先剛性は確率的挙動を示す。実効性のある pHRI シ

図 4 Conceptual drawing of a haptically controlled robotic device with a controller that adjusts based on an estimated operator model

図 5 Block diagram of the complete control system

図 6 1-DOF haptic paddle device

ステムを構築するためには、不確実性をもつシステムを安定に動作させる制御手法の導入が不可欠である。

Fujimoto らは、確率的線形二次ガウシアン (Stochastic Linear Quadratic Regulator: SLQR) 制御により、確率的にシステムパラメータが変わるシステムの挙動を安定化させる手法を提案している [10]。本手法では、SLQR 制御を利用しつつ、図 5 に示すように、人の筋電信号から手先剛性を予測し、その値によって利用するインピーダンス制御器を変更することでシステムの安定性を高めている。システムパラメータは、誤差と制御負荷に加えて、振動の分散を最小にするような目的関数を組むことで決定している。

構築したシステムの有効性を検証するため、実験を行った。まず、図 6 に示すパドルを腕の筋力を使って位置決めするタスクにおいて、剛性の考慮の有無による手先振動の大きさの違いを調べた。図 7 に人の手先剛性、力フィードバックの時間遅れ、手先振動の大きさの関係をプロットした結果を示す。剛性ならびに時間遅れが増え、振動が大きくなりシステム不安定になることが分かる。識別器に HMM (Hidden Markov Model) を利用して、24 名の被験者に

図7 Larger oscillations (higher RMS error) as time delay and stiffness increase

図8 Accuracy and speed results for HMM performance experiment (lower score = better performance)

対する位置決め精度を評価した結果を図8に示す。提案する手法は、PD制御、LQR (Linear Quadratic Gaussian) 制御と比べて、正確性とスピードにおいてバランスの良い制御が実現できることを確認できる。なお本手法の詳細については文献[8]をご参照いただきたい。

4. おわりに

本稿では、人の筋活動における確率的挙動の生理的要因と、そのモデル化手法、ならびに筋活動の分散性を考慮した物理的 ヒューマンロボットインタラクション制御技術の

一例を紹介した。コンピュータと機械の性能が向上するにつれて、機械が人に合わせて振る舞いを適応的に変えることの重要性がますます増している。そのためには、人特有の性質を適切にとらえ、それをモデル化し、制御に組み込む努力がより一層求められる。筆者らは、アシスト技術における人間モデルの重要性に関する Contributed Book を編集集中であり、2016年度中に発刊する予定である[11]。こちららもご一読いただければ幸いである。

参考文献

- [1] C.W. Thompson, R.T. Floyd 著, 中村千秋, 竹内真希訳: 身体運動の機能解剖 改訂版. 医道の日本社, 2002.
- [2] K. Kitamura and T. Yanagida: "Stochastic properties of actomyosin motor," Biosystems, vol.71, no.1-2, pp.101-110, 2003.
- [3] C.M. Harris and D.M. Wolpert: "Signal-dependent noise determines motor planning," Nature, vol.394, no.6695, pp.780-784, 1998.
- [4] P.B. Matthews: "Relationship of firing intervals of human motor units to the trajectory of post-spike after-hyperpolarization and synaptic noise," The Journal of Physiology, vol.492, no.2, pp.597-628, 1996.
- [5] 櫻田浩平, 佐藤純平, 辻敏夫, 栗田雄一: "筋骨格モデルと終点誤差を考慮した運動評価", 第45回日本人間工学会中国・四国支部大会講演論文集, pp.154-155, 2012.
- [6] J. Ueda, L. Odhner and H.H. Asada: "Broadcast Feedback of Stochastic Cellular Actuators Inspired by Biological Muscle Control," The International Journal of Robotics Research, vol.26, no.11-12, pp.1251-1265, 2007.
- [7] H. Hatze: "A myocybernetic control model of skeletal muscle," Biological Cybernetics, vol.25, pp.103-119, 1977.
- [8] W. Gallagher, D. Gao and J. Ueda: "Improved Stability of Haptic Human-Robot Interfaces using Measurement of Human Arm Stiffness," Advanced Robotics, vol.28, no.13, pp.869-882, 2014.
- [9] T. Tsumugiwa, R. Yokogawa and K. Yoshida: "Stability analysis for impedance control of robot for human-robot cooperative task system," Proc. of IEEE/RSJ International Conference on the Intelligent Robots and Systems, vol.4, pp.3883-3888, 2004.
- [10] K. Fujimoto, S. Ogawa, Y. Ota and M. Nakayama: "Optimal control of linear systems with stochastic parameters for variance suppression: the finite time horizon case," IFAC World Congress, pp.12605-12610, 2011.
- [11] J. Ueda and Y. Kurita (Eds.): Human Modelling for Bio-inspired Robotics: Mechanical engineering in assistive technologies. ELSEVIER, 2016 (in press).

栗田雄一 (Yuichi Kurita)

2004年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程修了。博士(工学)。2005年広島大学大学院工学研究科特任教員, 2007年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科助教, 2010年ジョージア工科大学客員研究員を経て, 2011年より広島大学大学院工学研究科准教授。2011~2015年, 科学技術振興機構さきかけ研究員を兼任。人の感覚運動特性の理解と機能拡張技術に興味を持つ。日本機械学会, 計測自動制御学会, 日本人間工学会, 日本バーチャルリアリティ学会, 情報処理学会, IEEEなどの会員。

(日本ロボット学会正会員)

上田 淳 (Jun Ueda)

1996年京都大学大学院工学研究科修士課程修了。1996~2000年三菱電機先端技術総合研究所勤務。2002年3月京都大学大学院工学研究科機械工学専攻博士課程修了。博士(工学)。2002~2008年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科助手。2005年より Massachusetts Institute of Technology 客員研究員。2008年5月より Georgia Institute of Technology, Mechanical Engineering, Assistant Professor。2014年より Associate Professor となり現在に至る。2015年より Director of Robotics PhD Program at Georgia Tech。2009年 IEEE Robotics and Automation Society Early Academic Career Award 受賞。2015年 Advanced Robotics 論文賞。IEEE および ASME の会員。