

## 運動のばらつきが卓越した運動学習能力を生む ～構成論的「失敗のすすめ」～

私たち人類に備わる探索能力は、未知の体験や知識の獲得をもたらし、種としての成功に導いてきました。このような能力は、我々の学習機能にとって本質的な役割を果たしているかもしれません。

アスリートは思い描いた運動と生成した運動の間に誤差が生じた場合、素早く誤差を修正し、正しい運動を実行することができます。一方、スポーツ初心者は、誤差を修正するまで時間を要します。

このような運動学習能力の差は、脳が運動のばらつきを活用し、正しい運動指令を探索する能力によって生じるのではないかと、本研究チームはそのような仮説を立てました。実際に、特定の運動タスクに対し、運動のばらつきが大きい個人ほど、運動学習のスピードが速くなるという相関関係が報告されています。しかし、その背景に存在するメカニズムは謎のままでした。

本研究チームは、未解明で複雑なこの問題を、脳の働きを工学的に再構成する構成論的手法（脳を創ることで脳を理解する方法）で検証しました。具体的には、ニューラルネットワークによって構成される人工的な適応システムが、高い自由度を持つ身体を通じて運動スキルを獲得する過程を数理的に解析しました。その結果、たとえタスク成功率が一時的に減少したとしても、運動のばらつきを活用して探索することが、どのような運動に対してどのような誤差が生じるかという脳内表現を獲得する上で有効なことを示しました。さらに、この脳内表現を用いれば、運動の誤差を基に運動指令を効率的に修正できることを明らかにしました。

これらのことは、運動のばらつきが大きい方が、運動の修正方法を知ることにつながり、その結果として運動学習が効率的になることを意味しています。これにより、これまで謎だった運動のばらつきと運動学習スピードの関係の背景にある理論が明らかになりました。

本研究成果は、特に新しいスポーツ種目に取り組む場合や、リハビリテーションなど新しい身体構造に対して運動スキルを学習するような場面において重要です。将来的には、効率的なトレーニング方法の開発に貢献することが期待されます。

### 研究代表者

システム情報系

井澤 淳 准教授

## 研究の背景

スポーツ初心者は往々にしてばらつきの大きい運動軌道を生成するため、パフォーマンス（例えば投球精度や得点率など）が低くなります。一方、アスリートは正確な運動軌道を生成することが可能です。アスリートが高い精度で身体を制御することができるのは、運動の誤差をどのように修正すれば正しい運動が実現できるのかを「知っている」からだと考えられます。しかし意外にも、スポーツ初心者が示す運動のばらつきは、運動の修正方法を「知る」能力に大きく貢献しているかもしれません。

運動制御の計算理論は、脳が運動を制御し運動を獲得するメカニズムに関して、単なる実験結果の報告を超えて統一的理解を導く学問体系です。これは計算論的神経科学<sup>注1)</sup>の運動機能への適用であり、制御工学やロボット工学など機械システムに対する理解が基盤となります。

運動制御の計算理論においては、脳は身体や環境の脳内表現、すなわち内部モデル<sup>注2)</sup>を学習すると考えられてきました。これまで内部モデルの機能は運動の予測（順モデル<sup>注2)</sup>）と生成（逆モデル<sup>注2)</sup>）を中心に研究されてきました。しかし、内部モデルの第三の機能、すなわち誤差に解釈を与えて効率的に運動の修正を導く（誤差伝搬感度）の機能に関しては深く研究されてきませんでした。

一方、身体運動学（キネシオロジー）<sup>注3)</sup>の研究で最近、運動のばらつきが大きい個人は運動学習のスピードが速くなるといった相関関係が報告されてきました。本研究チームも昨年、バーチャル空間のカーソルを10関節の動きで操作する運動学習タスクをデータグローブ（手指の関節角度を計測することが出来るヒューマンインターフェイス）で計測し、大きいばらつきを持つ被験者が高い学習能力を示すことを明らかにしています（参考文献1）。

しかし、なぜ大きい運動のばらつきを示す個人が高い運動学習能力を有するのか、その背景にあるメカニズムに関しては未知のまま残されていました。速い運動学習スピード獲得の背景メカニズムを明らかにすることによって、誰もがアスリートのような高い運動能力を獲得することができるような社会が、感覚フィードバック技術などによって可能になるかもしれません。

## 研究内容と成果

脳が持つ身体予測のシステム（順モデル）は、次の瞬間に身体がどのように動くのかを予測しているだけではない。生じた運動誤差がどのような身体運動によって生成されたかを捉え、誤差を効率的に脳の学習メカニズムに伝えている。これにより、運動生成のシステム（逆モデル）の修正が行われるのではないかと。本研究チームはこのような仮説を立てました。

そして、この仮説をニューラルネットワークによって構成される人工知能による身体運動制御システムとしてプログラムし、構成論的<sup>注4)</sup>（脳を創ることで脳を知る）に検証しました。

この人工適応システムは、順モデルの更新則を意味する漸化式と、逆モデルの更新則を意味する漸化式によって構成されます。逆モデルの更新則が順モデルの関数行列<sup>注5)</sup>（ヤコビ行列）を係数として持つことから、運動指令の修正量の更新則を、この関数行列を持つ漸化式<sup>注6)</sup>として導くことが可能です。さらに、式変形を通じて、運動指令の修正量が運動のばらつきの共分散行列を係数行列とする漸化式によって与えられることを導き、共分散行列の階数が共分散行列の次元に等しい（フルランク行列）ことがその収束条件であることを導きました。

この結論は、脳が運動指令の膨大な空間を満遍なく探索することによって効率的な運動学習が可能になること、脳が理想的な運動指令を獲得するためには脳内において運動誤差の表現を最小化するような埋め込まれた機能や規範が必要であることなどの重要な予測を与えます。

次に、本理論をニューラルネットワークモデルに実装し、これまでに本グループが発見した、運動のばらつきの大きさと学習スピードとの正比例の関係（参考文献1）や、他グループが発見した腕運動中にお

ける運動ノイズの大きさと学習スピードとの正比例の関係（参考文献2）との整合性など、これまで謎であった現象を説明することができることを確認しました。また、リハビリテーションの場面で現れるような、脳にとって経験したことの無い全く新奇の身体構造に対する学習の場面(DeNovo 学習)で発見された学習の困難（参考文献3）が、運動ノイズの適切な調整によって解決可能であることを予測しました。

### 今後の展開

直感的には好ましくないと考えられる運動のばらつきが、実は学習の観点からは必要不可欠であることを理論的に指摘する点に、このような理論研究の面白さがあります。また、適切な調整によって運動学習困難が解決可能であることを予測した点で、重要な結果です。一部のトップアスリートだけでなく誰もが平等にスポーツを楽しめる社会の実現のために、こうした研究を積み重ねて運動学習の計算論を明らかにし、学習促進の理論を構築することが大切だと考えています。本理論を仮想現実（VR）技術と統合し、学習促進システムの開発やリハビリテーション技術の開発へ展開する予定です。

### 参考文献

- (1) Dal'Bello, Lucas Rebelo, and Jun Izawa. "Task-relevant and task-irrelevant variability causally shape error-based motor learning." *Neural Networks* 142 (2021): 583-596.
- (2) Singh, Puneet, et al. "Exploration of joint redundancy but not task space variability facilitates supervised motor learning." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 113.50 (2016): 14414-14419.
- (3) Berger, Denise J., et al. "Differences in adaptation rates after virtual surgeries provide direct evidence for modularity." *Journal of Neuroscience* 33.30 (2013): 12384-12394.

### 参考図



図 本研究の概念図

運動誤差を感じた後にどのように運動指令を修正すればよいかは、運動のばらつきを用いた探索を通じて「知る」必要がある。誤差修正の仕方を内部モデル化することによって、効率的な運動学習が実現される。

## 用語解説

### 注1) 計算論的神経科学

脳は情報を処理するシステムである。この点に着目し、情報処理を行う機械として脳をモデリングして、その機能を調べる研究分野。脳が行うべき計算の目的を中心に考える計算理論のレベル、計算方法を考えるアルゴリズムのレベル、神経実装について考えるレベルの3段階によって成り立つ。脳に真似た人工知能の開発に貢献する。

### 注2) 内部モデル 順モデル 逆モデル

脳は世界のモデルを脳内に構築することで世界を認識する。身体運動に関する内部モデルは、高校の物理で習うニュートンの運動方程式を身体に適用した方程式になる。ヒューマノイド（人型）ロボットの制御も、このような運動方程式をコンピューターがリアルタイム処理することによって行われている。身体運動を制御する脳も、このような複雑な運動方程式を素早く解かなくてはいけない。小脳が処理しているという仮説と、大脳皮質が処理しているという仮説の二つの学説が存在する。高校で習うニュートンの運動方程式では、 $\text{力} = \text{質量} \times \text{加速度}$ となる。脳が出力する力に基づいて加速度（ $= \text{力} \div \text{質量}$ ）を計算し、身体がどのように動くかを予測するのが順モデル。脳が実現したい身体運動（加速度）を運動方程式から計算するのが逆モデル。

### 注3) 身体運動学（キネシオロジー）

計算論的運動制御とは異なる立場から身体運動の種々の現象について研究する実践的な学問分野。スポーツ科学やリハビリテーション科学の基礎となる。バイオメカニクスや筋生理学の複合領域と捉えることもできる。

### 注4) 構成論

デカルトは世界を機械にたとえ、分解・調査・統合の段階的な方法論による事物の理解を唱えた。このうち要素分解的方法論を強調した還元主義が物理学において成功を収めたが、脳や身体のような超複雑システムを理解する段階で限界を示した。この限界を打開するために現れたのが、対象を構成することにより対象の振る舞いを生成するメカニズムを理解する方法論である構成論である。端的に言えば「脳を創ることで脳を理解する」方法である。計算理論が演繹的であるのに対し、帰納的な側面をもっており、互いに相補的な関係にある。

### 注5) 関数行列（ヤコビ行列）

ある関数の傾きを並べた行列。多変数からなる多次元の関数に対して、それぞれの行に対応する関数を、それぞれの変数で偏微分したときに求まる勾配を並べた行列。ロボット工学においては、関節回転速度と手先速度の関係がヤコビ行列で与えられる。

### 注6) 漸化式

ある数が、その一つ前の数によって再帰的に与えられると数列が生成される。そのような再帰的關係を決める式が漸化式である。ヒトの脳が担う逐次学習は、現在の記憶に入力を与えて次の時刻の記憶に更新するような漸化式として記述することができる。

## 研究資金

本研究は、日本学術振興会科学研究費補助金(19H04977、19H05729)の一環として実施されました。

## 掲載論文

【題名】 Computational role of exploration noise in error-based de novo motor learning  
(誤差駆動型の運動再学習における探索の計算論的役割)

【著者名】 ダルベロ・ルーカス (Lucas Dal'Bello)<sup>1)</sup>、井澤淳<sup>2)</sup>

1) 筑波大学グローバル教育院エンパワーメント情報学プログラム 2) 筑波大学システム情報系

【掲載誌】 Neural Networks

【掲載日】 6月16日 (オンライン先行公開)

【DOI】 <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2022.06.011>

## 問い合わせ先

【研究に関すること】

井澤淳 (いざわ じゅん)

システム情報系 准教授

URL: <https://hebbs.emp.tsukuba.ac.jp/>

【取材・報道に関すること】

筑波大学広報局

TEL: 029-853-2040

E-mail: [kohositu@un.tsukuba.ac.jp](mailto:kohositu@un.tsukuba.ac.jp)