



ニューロロボティクスの創生 ーロボティクスと脳神経科学との融合による医工連携

東北大学大学院医工学研究科
医工学専攻(兼)
工学研究科 ロボティクス専攻
教授 林 部 充 宏

1. はじめに

今の時代はロボットやAIの世紀などと言われ、近年メディアなどでとりあげられることが多くなった。特にAIは最近のホットなトピックであり、ついに将棋の名人がAIに本気の勝負で敗北するという状況にさえなっている。確かに今後AIが実世界で活用される機会は確実に多くなっていくことだろう。なかには人間の仕事がAIにとってかわられてしまうという状況を危惧した記事などがあり、確かに単純作業やコンピュータが得意とするデータ記憶とデータ検索に関する技術でできてしまう作業に関しては十分その可能性はあるかも知れない。しかしながら、人間の仕事が真にAIにとって代わることができるかというところではないであろうと考える。かつてHONDAの人間型自律二足歩行ロボットが20年ほど前に発表された際は世界に衝撃をあたえ、メディアは近い将来人間型ロボットが日常社会に広く使われる可能性があるとして大いに取り上げたが、今現在そうっていない。もちろんコスト的な意味合いで広がっていないという要素もあるが、コスト的な面を排除してもロボットが日常シーンに使われるにはまだ多くのハードルがあることが知られている。最近のAIへのメディアの注目の高まりは以前の人間型ロボットと同じような印象をうける。将棋で言うと人間と同じルールで戦った結果という意味では同じではない側面もあるが、あくまで決められたルールでコマの動きが決まっている状況で最善手を検索するという作業がAIがミスなく行えることは確かであるが、ひとたび新ルールで動く駒を導入したり、ゲーム中に新しくルール変更を行う環境変化を与えてみれば、人間は再び真の思考力によって容易にコンピュータを負かすことができるだろう。日常生活環境には初めて出会う条件や情報が多くあり、それを考えて判断する力が求められる。ロボットがなかなか日常生活環境を渡り歩けるようにならない理由も同じところにある。一方、人間はこれを何気なく行うことができ、一般社会で仕事をする際にも求められるスキルである。だからといってロボットやAIを否定する必要は全くなく、人間のための有用なツールとして用いればよい、事実知らない知識や忘れた事柄を調べるのに今やネット検索を我々は日常的に使っている。同時にまた、こうした背景から我々は人間自身の生体機能から学べるものがまだまだ山ほどあることに気づかされる。特に実世界の環境との適応的インタラクションという側面ではまだまだ人間のも

つ高度な運動制御、感覚機能から我々が学ぶべきことは多い。我々の研究室では人間の持つ環境適応、運動学習能力を工学的にも脳科学的にも深く理解するため、情報処理およびロボティクスのモデル化技術をベースとして用い脳科学的にも説明が可能なレベルで人間の運動制御、学習メカニズムの解明とそれに資する人間の運動情報の収集およびロボティクスツールを用いた解析に関する技術開発を行っていきたいと考えている。ロボティクスのためのニューロサイエンス、ニューロサイエンスのためのロボティクスと双方向的に科学するニューロロボティクスの創生、また運動学習と脳の環境知覚の研究から得た知見から、運動学習効果を最大限に引き出すニューロリハビリテーションを目指している。本稿ではあえて平易な文章で、これまでに行ってきた研究を紹介し、また人間社会との関わりを意識した上でアウトリーチにつながる研究紹介を行いたいのので、おつきあいいただけたら幸いである。

2. ニューロリハビリテーションへのロボティクス計算技術の活用

図1に筆者が考えるニューロロボティクスの構想図を示す。はじめにで概説したが未知の環境での対応力、運動学習能力に関しては人間は高い能力をもつ、それは今のロボティクスに欠けている部分でもある。工場などの不変な環境で決まったタスクをするなどはロボットにとって得意なことであるが、知らない環境に対しては弱い。一方ロボティクスは運動生成、運動制御の学問と言ってもよく運動の定量化の理論は数多くのアプローチがあり、多くの技術がストックされている。またニューロリハビリテーションはこれまで熟練したセラピストにより試行錯誤的でアナログ的に行われてきた分野であり、今後の超高齢化社会においてニューロリハビリテーションのプロセスの自動化、効率化そのための定量化は必要な要素技術である。よってニューロリハビリテーションとロボティクスは実は相補的な役割を果たしうる関係となっている。ここではわかりやすい一例として筆者が行ってきたバランストレーニングの自動化に向けてのシステムを紹介する。

脳卒中は高年齢化と共にリスクが増大し、運動制御および調整機能に影響を与える。そのなかでもまず立位姿勢の維持は根本的で第一次的な運動機能である。歩行も重要であるが、その前に立位姿勢を安全に単独で行えるようにな

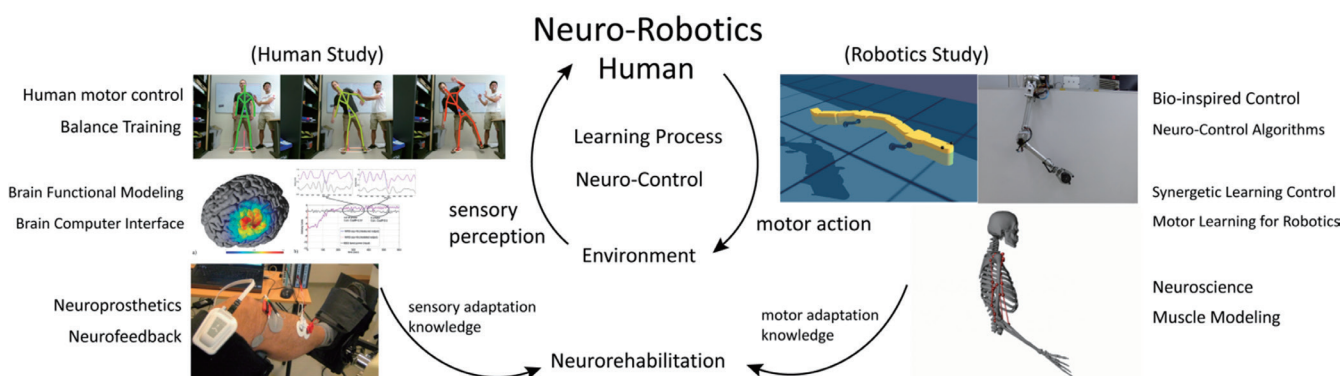


図 1. ロボティクスのためのニューロサイエンス、ニューロサイエンスのためのロボティクス

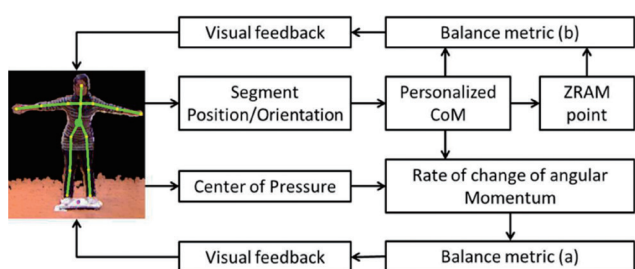


図 2. 重心位置の個別モデル同定によるバランス評価

ることが社会復帰の第一歩となる。自動化のために最近バーチャルリアリティやビデオゲームを活用したものが研究開発されつつある。それ自体はリハビリ運動の提示には有効だが、正確なバランス能力のための判断には重心位置の制御能力を見る必要がある。厳密には患者それぞれ異なる体型をもっていることで、姿勢と重心位置の関係性には個性がある。たとえば脳卒中による片麻痺などの患者の場合には片側の筋肉体積の劣化により必ずしも体の真ん中にそのひとの重心があるとは限らない。そのため現代のバイオメカニクスではフォースプレートや圧力センサなどにより実際の圧力中心をみることでバランス評価を行うことが標準的になっている。小型のNintendoのwiiボードを使って安価なシステムでそれを行っているクリニックを訪れたことがあるが、ボードによる小さな段差に不安定な患者が転倒しないように常にひとりのセラピストの方が見守っているような状況であった。そこで筆者らは図 2 のようにロボティクスのリンク質量分布モデルを採用し、また適応的

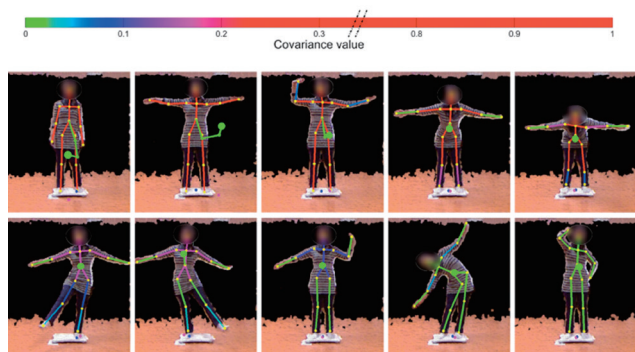


図 3. 身体モデルのセルフキャリブレーション

にパラメータの更新同定を行うことで各患者ごとの姿勢—圧力中心マッピングのモデルを作成できるシステムを開発した [1] [2]。

ポイントとしては家庭内でも使えるように安価なセンサーをもちいること (Kinectとwiiボード)、図 3 のようにキャリブレーションは自分ひとりで簡単に実行できること、一度キャリブレーションを行ったあとは個人の特性が考慮された体のパラメータはすでに獲得されているので、Kinectのみにより足面圧力のバランスポイントを推定できることである。

図 4 に示したように通常必要となる足接触圧力計測に依存しないバランス推定が可能となった。姿勢から重心を推定し、その重心の動的変化からモーメントバランスの平衡点推定を行っており、ロボティクスにおけるモデル同定技術とカルマンフィルタによる適応的同定と身体運動モーメント推定計算を活用した。また標準体型の方であれば標準モデルをスケーリングすることでキャリブレーションなし

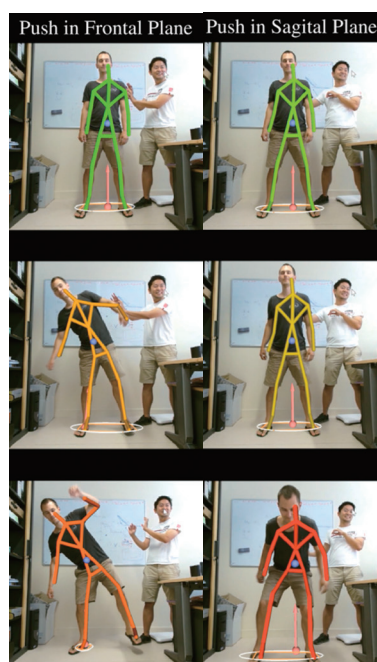


図 4. 足圧力計測に依存しないバランス推定 (黄緑が安定、不安定になると度合いに応じて赤化する)

でもバランス推定を行うことが可能となっており、本研究室のオープンキャンパスでもデモを行って問題なく使用することができた。さらなるリハビリテーションの定量化、自動化に向けて必要な要件としてセラピストの目に依存しない運動評価計算フレームワークが必要となる。モーションパターンの同定技術はすでにロボティクスの分野でも報告されたシステムがあったが、立位、座位、うで回し、スクワットなどの運動種類の判別とそのカウントだけではなく、そのパフォーマンスも自動的に同時抽出できる技術がリハビリテーションでは求められる。図5のように、我々は運動パターン同定とそのフェーズ特徴解析を同時に行うことで、早い動きなのかゆっくりなのかという運動特徴量も同時に獲得できる計算フレームワークを提案した[3]。

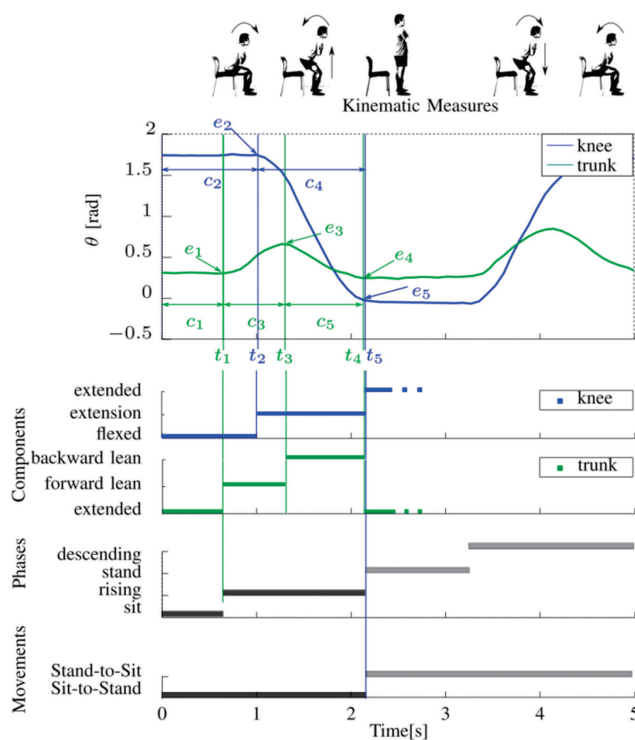


図5. リハビリの運動種類判別と質の評価の自動化

3. 運動学習プロセスのシミュレーション

人間の運動制御に関して古くから知られるベルンシュタイン問題というものがある。これは筋骨格系の自由度の冗長性の解決問題としての不良設定問題である。ベルンシュタインはいくつかの筋群の間に協調性、シナジー synergy が存在することで、自由度を減らして問題を解決していると言っており、事実人間は運動制御において関節間や筋肉群間でこのシナジーが存在することは実験的に確認されている。ただし計算論的に中枢神経がどのような法則に基づいて、このシナジーを発生させているかは厳密にはわかっていない。これまでのロボティクスの研究や最近研究が盛んな計算論的神経科学では、何らかの評価関数を最小にする（最適化）するような計算方法が提案されている[4]。実際に最適化計算を行うと人間らしい動きも生成できるの

だが、それは人間がある指針を最適にするように動いていることの証明にはなっているのだが、その学習計算プロセスが実際に数学的最適化計算であるというわけではない。なぜならその最適化計算には環境と身体の数学的モデルが必要となってしまう。そのため、真の意味で未知の物理的環境下での運動学習の方法としての解決策やシナジー生成方法とはなっていない。どのような計算指針でシナジーが生成できるのかのメカニズムを扱うものはほとんどなかった。未知環境ではそのモデルがない前提で学習によりシナジーを生成する必要があり、我々の論文ではじめて行われた[5][6]。図6のように環境に適応制御しながら Synergeticな運動パターンを生成することのできる運動学習アルゴリズムということで Synergetic Learning Control と呼んでいる。環境情報がないので最初は100%フィードバック制御となっているが、それが環境とのインタラクションを通じてフィードフォワードの制御に少しずつ変わっていくので人間の学習プロセスとの親和性がある。リハビリではだんだん再学習が進むと、同じようにフィードフォワードの制御になっていくのでリハビリ運動特徴変化の評価にも使えるのではないかと考えている。

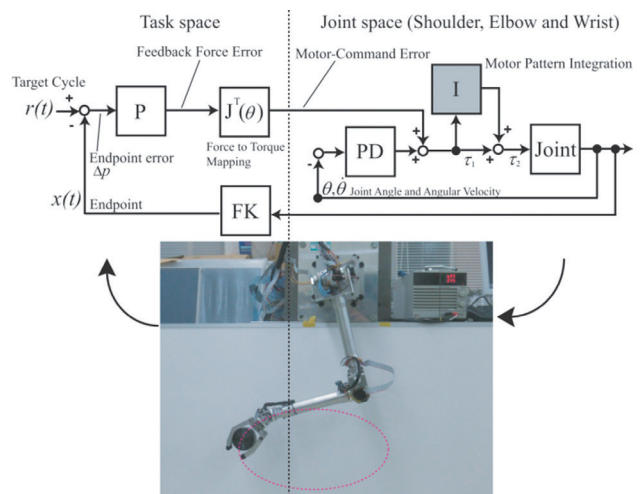


図6. 人間らしく運動学習するSynergetic Learning Control

関連研究として東北大学名誉教授内山勝先生の試行と修正による運動パターンの形成法がある[7]。70年代にこのようなモデルに依存しない計算法が日本でのロボティクス創生期と同時期に行われたことには驚かされる。繰り返し試行により誤差信号の低減化が行える方法である。脳科学の分野では内部モデルで有名な川人光男先生のフィードバック誤差学習が知られていて、非常に有用な方法である。ただし冗長なシステムで誤差以外の最適化プロセスを計算するためには前述の最適化計算のようにあるコスト関数の数学的最適化計算を伴うことが必要なが知られている。ロボットと異なり人間の運動では誤差を低減する現象も勿論起きているが、同時に楽をするエネルギーを使わない指針も同時に存在する。事実人間の動きはときに要件を満たす場合は正確さを必ずしも伴わない。腕の手先の追跡

運動では誤差を減らす方向性とエネルギーを減らす方向性は同じ向きではないので干渉がおこる。つまり人間の運動の場合には誤差の低減化だけを考えればいいのではなく、同時にエネルギー消費の低減化も行う必要がある。我々の提案した手法ではモデルに依存しない方法で、また複雑な最適化計算をつかわずに結果的にエネルギーと誤差がある程度のバランスを保った運動制御結果となり、関節間のシナジー生成が起こる。Error-Energy Indexという新しい運動評価指針を導入し、図7のように学習制御によってこの誤差とエネルギーのカップリング指針が結果的に最適化されるようになると同時にシナジーが生成されるという結果が得られた [5] [6]。

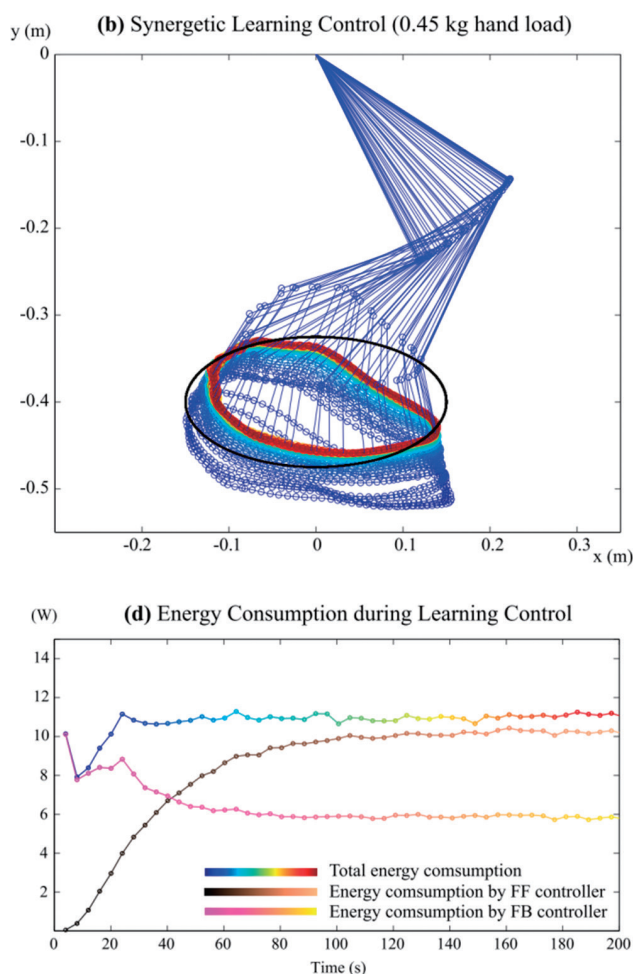


図7. 誤差とエネルギーをバランスよく低減化する過程

4. 筋肉の機能、生理、変形ボリュームモデル

人間の運動制御に関する研究も大事であるが、身体自身の機械力学的、生理学的要素を十分考慮することもヒトの運動理解に有益である。運動に関する生体信号解析および筋肉から脳を含めた生体機能のモデリングおよび個体差を考慮するための同定技術の開発を行っている。筋電位などの遠心性運動情報の解析および電気刺激により求心性感覚フィードバックを与えたときの脳の知覚状態を脳波などにより多次元信号解析を行うことで運動シナジーや感覚シナ

ジーの特徴を捉えることで運動感覚機能の定量的評価を目指している。

図8に示した研究例は筋肉のモデリングを扱った例で、従来ワイヤーモデルで考えられることの多い筋肉モデルに関して機械力学的により現実に近い変形ボリュームとして、その中で生理学的筋肉モデルを構築することでワイヤー近似では扱うことのできない筋肉のファイバー走行構造の違いによる変形や圧力分布の検証を行えるようにしたものである [8]。平行筋に比べて双羽状筋の構造では同密度で筋繊維をいれてもより多くの筋束数が入られることができ筋力を高めつつまた腱への力伝達も圧力を分散させた状態にできることが定量的に力学計算によって確かめることができた。

5. おわりに

将来的に超高齢化社会を迎える日本にとってニューロリハビリテーションの効率化、自動化、高精度化は重要な課題である。本稿で紹介したようにロボティクスの技術はそこへ貢献できる可能性を大いにもっている。ニューロロボティクスのさらなる創生に向けて今後も努力していく所存である。

余談であるが我々の研究室は旧内山勝研究室のスペースで本年4月より研究活動をスタートさせた。恥ずかしながら最近知ったことであるが、内山先生が東北大に移ってこられた以前に所属されていた東京大学の力学制御研究室を現在引き継いでいらっしゃるのがロボティクスの冗長性で知られている中村仁彦先生 [4] である。中村先生は、著者の大学院時代の指導教官である。また内山先生の最も引用されている論文が先に紹介した論文であるが、二番目に引用されているのがP. Dauchez先生との力制御のものでフランス、モンペリエLIRMM研究所に昔おられた先生で、LIRMMは著者が10年間フランス時代に所属していた研究所である。内山先生、P. Dauchez先生ともに仕事上では直接関わる機会がなかっただけに逆に不思議なこともあるものだと感じている。モンペリエ大学がローカル感のかなり強い場所なのでなおさらである。ただし日本では知られていないが、フランスの大学としては屈指の歴史を誇り、とりわけ医学部はヨーロッパ最古とされる。私がいうのは恐れ多い話であるが、内山先生とのなんらかの縁を勝手に感じさせて頂いていると同時に身の引き締まる思いであります。

私の場合、先達の先生方のように実力があったわけではないのだが、無謀にも医学部に所属してみたり、海外に長くいてみたりといった普通のそれとは環境を変えてみたことで脳の可塑性の恩恵をうけて環境適応の結果として求められるスキルを身につけられたのではないかと考えている。脳自体が環境適応能力をもっているのもその恩恵を受けたような格好である。私自身が脳の可塑性の体験者でもある。長くいるだけで当初不可能と思われたフランス語も困らない程度に使えるようになった。

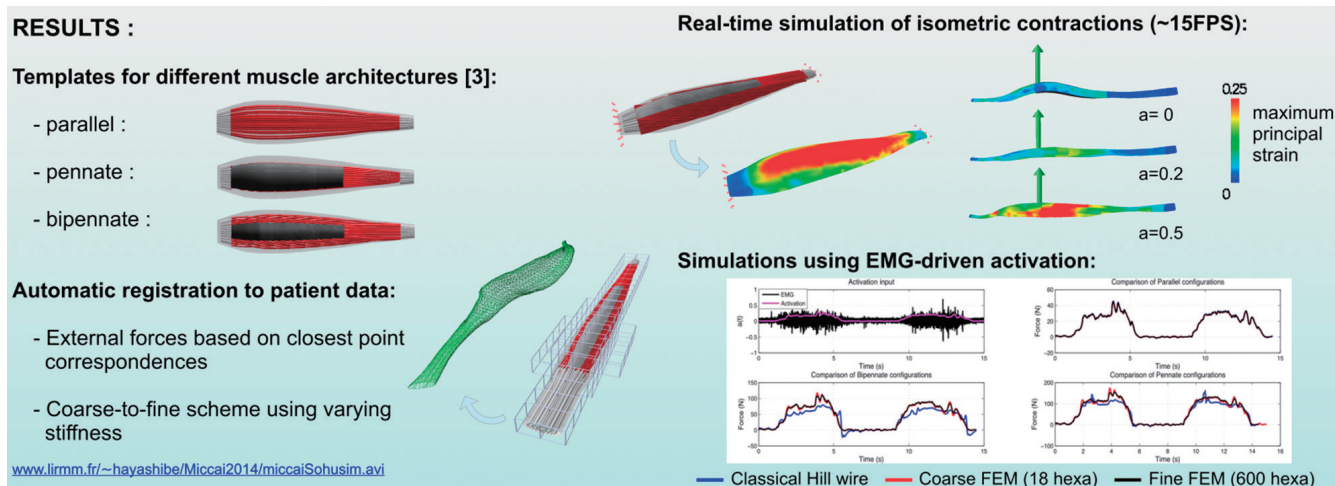


図8. 筋肉の機能、生理、変形を再現するボリュームモデルが筋電位により活性化され変形する様子

日本の学生については内向きになっていると伺っているので、グローバルな体験などぜひ時には環境を変えてみることをお勧めしたい。環境を変えずにスキルをあげるほうが実は真の実力が問われるのでずっと大変なのである。脳は素晴らしい学習制御器で誰もが持っているものである。ぜひ無料のリソースを有効活用していただきたい。また脳の可塑性は本ニューロロボティクスでも重要なキーワードであり研究対象でもある。本稿の最後の考察としてうまくつながっていることを期待したい。

【参考文献】

- [1] M. Hayashibe, A. Gonzalez, P. Fraisse, Personalized Modeling for Home-based Balance Rehabilitation, Elsevier, Book chapter In Human Modelling for Bio-inspired Robotics, (2017).
- [2] A. Gonzalez, P. Fraisse, M. Hayashibe, IEEE Sensors Journal **15**, (2015) 5.
- [3] R. de Souza Baptista, Antonio P. L. Bo, M. Hayashibe, IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Eng. **25** (2017) 6.
- [4] Y. Nakamura, Advanced robotics: redundancy and optimization, Addison-Wesley, (1990).
- [5] M. Hayashibe, S. Shimoda, Frontiers in Computational Neuroscience, **8**, (2014), 00021.
- [6] M. Hayashibe, S. Shimoda, IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems, (2017).

- [7] M. Uchiyama, Formation of high-speed motion pattern of a mechanical arm by trial, Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers **14** (1978) 6.
- [8] Y. Berranen, M. Hayashibe, D. Guiraud, B. Gilles, Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention -MICCAI2014, Lecture Notes in Computer Science, **8674**, (2014).

【著者略歴】

はやし べ みつひろ
林部 充宏

1977年3月生まれ

1999年 東京工業大学 工学部機械宇宙学科 卒業

2001年 東京大学大学院 工学系研究科 機械情報専攻 修了

2001年 東京慈恵会医科大学 医学部 助手（現助教）

2005年 東京大学 工学系研究科 産業機械工学専攻 工学博士

2007年 フランス国立情報学研究所 博士研究員

2008年 フランス国立情報学研究所およびモンペリエ大学 常勤研究員（CR2セカンドクラス）

2012年 フランス国立情報学研究所およびモンペリエ大学 常勤研究員（CR1ファーストクラス）

2015年 モンペリエ大学 Habilitation（教授資格）

2017年 東北大学大学院 工学研究科 教授
（医工学研究科 兼任）