

視覚野の神経情報を用いたロボットハンド制御技術の開発

Dexterous robot hand control using neural signal recorded from the visual cortex

2031013



研究代表者

産業技術総合研究所

主任研究員

林 隆 介

[研究の目的]

人間と機械の調和促進のためには、機械にあわせて人間の行動が制約される状況を改善し、人間の思い通りに機械が操作できるインタフェース技術の進歩が望まれる。そこで、脳や神経細胞の電氣的活動として符号化されている情報を、機械や電子機器の制御に直接利用する、ブレイン・マシン・インタフェース (Brain Machine Interface, 以下 BMI) と呼ばれる技術が近年注目されている。

BMI 技術を使うと、ユーザが体を動かさずとも、頭で何かを考えただけで、さまざまな機械の制御が可能になることから、主に運動機能障害をもつ患者の支援機器、Prosthesis (人工補綴) 技術として多くの研究が行われている。初期臨床実験ではあるが、電極を四肢麻痺患者の運動野 (手足の運動信号を司る脳領域) に埋め込み、記録された神経活動からコンピュータのカーソルやロボットアームを動かす実験に成功している⁽¹⁻³⁾。

しかし、こうした従来手法による BMI 技術には、運動野損傷によって運動機能障害が生じた患者には適用できない問題点がある。これに対し、人間は日常、視覚情報に多くを依存しており、意図した身体動作は視覚的にイメージすることが可能である。また、顔や手など身体に関わる視覚像は、側頭葉の特定の領域に凝集した神経細胞群によって符号化されていることが

知られている⁽⁴⁾。したがって、動作に伴って変化する身体像を、視覚野の神経活動から復号化することにより、義手をはじめとする介護・補助機器の制御が実現できる可能性がある。そこで、本研究では、多くの現場で汎用的に利用できる 5 指ロボットハンドを制御対象として設定し、視覚野で記録した神経活動から脳内で表象される視覚イメージを読み解き、ロボットハンドの手形状を制御する BMI システムの研究開発に取り組んだ。

[研究の内容、成果]

1. システム設計

目標とする BMI システムの概念図を図 1 に示す。システムは主に 3 つの要素から構成される。第 1 に脳/神経活動を記録するコンポーネント、第 2 に記録した神経活動データを処理し、視覚表象を復号化するコンポーネント、そして、

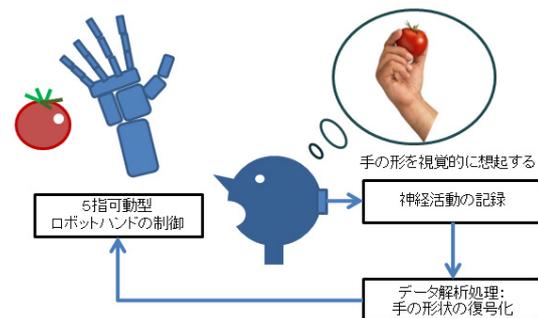


図 1 システムの概念図

制御対象となるロボットハンド部である。以下、それぞれの構成要素について、詳述する。

1.1 神経活動記録

脳機能活動を計測する手法としては、脳波や脳磁図、fMRI など頭皮外から非侵襲的に計測する手法があるが、得られる情報量が少ないため、複雑な運動制御に利用するには限界がある。

そこで、多くの情報を得るため、脳に電極を埋め込み、神経細胞の電氣的活動を直接記録する、侵襲的脳機能計測法に基づく BMI 開発を行うこととした。一方で、侵襲的脳機能計測を人間の患者で行いながら、新しいインタフェース開発を行うには、技術面においても、安全面、倫理面においても多くの困難がある。そこで、人間と同等の視覚機能を有するマカクサルを記録対象とした。そして、下側頭葉には手を含む身体部位に関する画像に応答する神経細胞が数多く存在することから、当該領域を記録部位に設定した。

神経細胞の活動電位を数多くの細胞から同時記録することができれば、より精度の高い視覚表象の復号化が可能となる。そこで、微小な電極が剣山状に並んだアレイ型マイクロ電極を 3 つ（電極総数 224 本）脳に埋め込み、神経活動記録を行った。実験に用いた電極アレイは、Blackrock 社製 Cereport Array (10×10 本の電極配列) が 2 つと、MicroProbe 社製 Floating Microelectrode Array (4×9 本の電極配列) が 1 つである。下側頭葉の TE 野と呼ばれる脳領域表面に埋め込んだ。

神経信号は Tucker-Davis 社製 多チャンネル生体アンプによって増幅されたのち、AD 変換され、活動電位の検出処理が行われた。信号が全くとれない電極を除いた 190 チャンネル分のデータが記録媒体に保存された。

1.2 神経データ処理

記録した神経活動データは、100 ms ごとの活動電位の発火回数に変換され、190 次元の時系列信号として解析処理された。データの処理は汎用の WindowsPC (12 コア, 3.1 GHz, 64 bit,

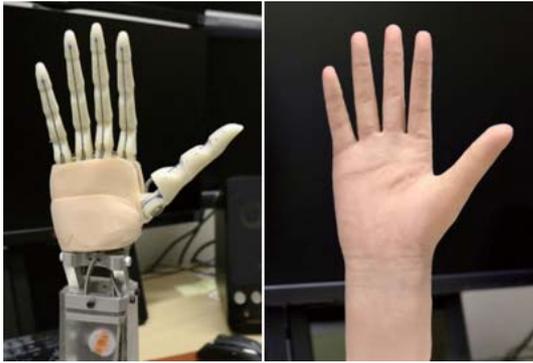
128 GB メモリ) 上で、Matlab (Mathworks 社) 数値解析ソフトウェアを利用して行われた。神経信号の具体的な復号化手法については、後述する。また、本研究期間中、データ処理は全てオフラインで行った。オンラインでのリアルタイム・データ処理とデバイス制御の実装については今後の課題とした。

1.3 5 指可動型ロボットハンド

本研究では、BMI の制御対象としてヒト型の 5 指可動型ロボットハンドを選定した。5 指の精緻な動作制御は、複雑で数多くの運動信号を解読する必要があることから、最先端の BMI 研究において、最も挑戦的な制御対象の一つである。そして、BMI による 5 指の精緻動作制御が実現できれば、電動義手の制御手法として有望であるだけでなく、食事や日常生活の動作支援に広く応用できる。

本研究では、視覚的に制御対象を操作することが最終目標であることから、BMI 研究開発用プラットフォームとして、ヒトの手に外見上、非常に類似したロボットハンドの作成に注力した。プラットフォームのベースには、ITK 社製、HANDROID8 を採用した。HANDROID8 は、3D プリンタで作成された 5 指可動なロボットハンドで、指の伸展/屈曲をゴム紐とばね/サーボモータとプーリー機構によって行う（親指 2 自由度、その他の 4 指、各 1 自由度）。ロボットハンドとして、物体把持能力が低いため、直接、電動義手や介護補助として利用できないが、1) 外形がヒトの手に近く、2) 構造がシンプルのため、比較的安価に入手可能で、3) 機構上、指部が細く、屈曲時に指同士の干渉が少ない利点がある。

HANDROID8 そのものは (図 2 左) に示したとおり、扁平で無機質な外見であることから、専用の装飾カバーを作成した (佐藤技研製)。カバーは指の伸展、屈曲に対応できるように伸縮性の高い、非常に柔らかい RTV シリコンゴム製で作成し (硬度 10 Shore A 以下)、指部は、屈曲したときに、指同士がなるべく干渉しない



左) 装飾カバーなしの状態。手の平や甲の部分に肉盛り用ウレタンを装着。右) 装飾カバー着用時の状態。

図2 5指可動型ロボットハンド

よう薄く加工した。その後、手の甲や平にウレタンで膨らみを持たせ、爪や皺、血管などの装飾を施すことで、標準的な女性の手極めて類似したロボットハンドに仕上がった(図2右)。こうした高リアリティなロボットハンドを準備することにより、将来リアルタイム制御を行う際、本物の手を見るのと同様な神経活動が視野で誘発され、自然なBMI制御が可能になると期待される。指の伸屈はmbedマイクロコントローラを介して神経情報処理結果を反映した形で制御された。

2. 実証実験

下側頭葉の視覚誘発神経活動を利用した、BMIによる5指可動型ロボットハンドの形状制御の実証実験として、1)実験動物に「グー」「チョキ」「パー」三種類の手の形状画像を提示し、2)記録した神経活動から、各時刻においてどの画像を見ているのか推定し、3)推定結果に合わせてロボットハンドの形状制御を行った。

2.1 実験課題

実験動物が、500 ms 間、コンピュータモニタ画面上の中央に出現する点を注視すると、120種類の物体画像のいずれか1つがランダムに1500 ms 提示された。画像が消えた後、さらに500 ms 間、中央の点を注視続けると、報酬としてジュースが与えられた。1回の計測実験あたり、1つの画像は約10回提示された。

実験終了後、120種類の画像のうち、「グー」「チョキ」「パー」三種類の手の画像に対応する神経データだけを切り出し、以下に記す解析を行った。計5回計測実験を行った。

2.2 判別手法

各時刻(100 ms 刻み)において、「グー」「チョキ」「パー」「何も提示されていない」の4条件のうちどの状態であるかを、神経活動から判別するため、190次元の時系列データに対し、線形判別分析を行った。Leave-one-out法を使って、全データを訓練データとテストデータに分け、判別分析器の学習と判別テストを繰り返し行ったのち、その平均値で判別精度を評価した。訓練データは、bootstrap法を使って、同一SOA(画像刺激提示時点を基点とした時刻)、同一画像、同一電極の条件内でランダムサンプリングすることで、データの標本数を増やし、判別器の学習精度を向上させた。

2.3 実験結果

190 chの神経活動データが同時記録できたことにより、100 ms 間の神経活動データだけから、単純な線形判別分析を使って、実験動物がどんな手形の画像を見ているのか、平均80%以上の精度で判別することに成功した。ただし、判別精度は、画像の提示タイミングを基点として大きく変化した(図3)。「手の画像を見ない」期間は95%以上の高精度で判別できるが、どの手の形状画像を見ている

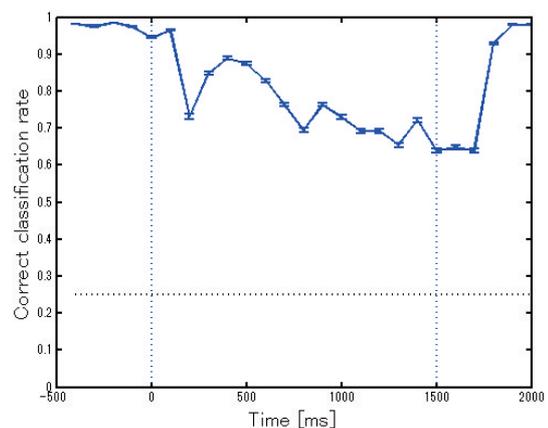


図3 画像判別精度の時間変化



図4 神経信号に基づくロボットハンドの形状制御

かについては、画像提示後 400 ms をピーク (88.8%) に、時間経過とともに低下した。判別精度に時間変動はあるものの、全期間を通じて偶然 (25%) より有意に高い精度で手の形状を判別することができた。上記の判別手法を用いて、実際に神経データをオフラインで読み出し、見ている手の形状を予測し、ロボットハンドを予測形状にあわせて制御した様子を図 4 に示す。

[今後の研究の方向, 課題]

本研究は、動作のイメージを視覚的に想起するだけで機械が操作できるよう、視覚情報に関わる脳・神経活動を利用する BMI システムを提案した。そのための実証研究として、1) 人間の手に外観が極めて類似した 5 指可動型ロボットハンドを研究開発用プラットフォームとして作成し、2) 視覚野から記録された神経細胞群の活動から、見ている手の形状を判別する手法を確立し、3) 推定した手の形状に合わせて、ロボットハンドの制御を行った。

今後は、実物のロボットハンドを見ながら、視覚フィードバックによって 5 指制御をリアル

タイムで行う BMI システムの構築をめざす。

また、視覚情報を BMI に利用する場合、神経活動から引き出すことのできる視覚情報の質が時間変動することが明らかになった。こうした時間変動の影響を受けないような制御手法やアプリケーションを設定し、介護の現場などで利用できるようにシステムにつなげていきたい。

[参考文献]

- 1) Hatsopoulos, et al., IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference, pp. 7660-7663, 2005.
- 2) Hochberg, et al., Nature, vol. 442, pp. 164-171, 2006.
- 3) Hochberg, et al., Nature, vol. 485, pp. 372-375, 2012.
- 4) Pinski et al., Proc Natl. Acad. Sci. USA, vol. 102, pp. 6996-7001, 2005.

[成果の発表, 論文等]

(Proceedings)

- 1) R. Hayashi, S. Nishimoto: Decoding visual information in monkey IT cortex using deep neural network, *Proceedings of Life Engineering Symposium 2013 (LE2013)*, pp. 511-514, 2013.

(学会発表)

- 2) 林 隆介, 倉重宏樹: GIST 記述子を利用したニューロン活動に基づく観察画像の復元, 第 36 回

- 日本神経科学大会, 京都, 2013年6月.
- 3) R. Hayashi, S. Nishimoto: Decoding visual information in monkey IT cortex using deep neural network, 計測自動制御学会 ライフエンジニアリング部門シンポジウム 2013, Yokohama, Sep., 2013.
- 4) R. Hayashi, S. Nishimoto: Image reconstruction from neural activity via higher-order visual features derived from deep convolutional neural networks, Neuroscience 2013, San Diego, USA, Nov, 2013.
- 5) 林 隆介, 西本伸志: サルの下側頭葉とディープニューラルネットの視覚情報表現の比較, 日本視覚学会 2014年冬季大会, 東京, 2014年1月.