

課題名 (タイトル) :

MTRNN を用いた ECoG 信号の再構成 :

利用者氏名 : 小松 三佐子

所属 : 和光研究所 脳科学総合研究センター 心と知性への挑戦コア
動的認知行動研究チーム

1. 本課題の研究の背景、目的、関係するプロジェクトとの関係

皮質脳波 (ECoG) は、近年ブレイン・マシン・インターフェース (BMI) の情報源として注目を集めている。ECoG 信号から BMI を操作するために必要な情報を取り出す手法として、従来の研究では、線形回帰 (Pistohl et al., 2008; Schalk et al., 2008)、人工ニューラル・ネットワーク (Cornwell et al., 2004)、サポートベクターマシン (Yanagisawa et al., 2009) などが用いられている。しかしながら、これらはどれも ECoG 信号と動物やヒトの腕の位置といった BMI の操作に使用する特徴のマッピングを抽出することを目的としており、そのような信号が生成される脳内メカニズムについては着目していない。

本研究ではこの脳内メカニズムに焦点を当て、ECoG 信号を生成する基盤である神経活動と行動の円環的因果律 (circular causality) を抽出することを目標とする。さらに、行動が神経回路のダイナミクスから生成されるならば、神経活動と行動の circular causality を再現できれば、数秒後の行動を予測することも可能になると考えられ、その手法の確立を目指す。

ECoG 信号から神経活動と行動の circular causality を抽出するために、本研究では Multiple Time-scale Recurrent Neural Network (MTRNN) を用いる。MTRNN は申請者の所属する谷研究室で提唱しているモデルであり、谷研究室では、ネットワークとロボットの行動・環境の変化との間の circular causality が MTRNN 内部に獲得されることをロボット実験において示してきた (Yamashita and Tani, 2008)。

MTRNN はいくつかの局所回路からなり、その局所回路が時定数に応じた動的状態をネットワーク内部に獲得することで、MTRNN は複雑な時空間ダイナミクスを再現できる (図 1)。ネットワークの学習はロボットの感覚入力と運動出力を教示データとしてネットワークに与え、通時的逆伝搬 (BPTT) (Rumelhart et al., 1986) を用いてネットワークのシナプス荷重を変更することで行われる。

本研究では、サル的大脑から多点計測された ECoG 信号および同時に計測された動物の行動データを教示データとして用い、MTRNN 上に神経回路のダイナミクスを再構成する。

2. 具体的な利用内容、計算方法

本年度は問題を単純化し、動物の運動を伴わない短時間のデータを用い、32 チャンネル ECoG 信号を MTRNN で学習できることを示した。

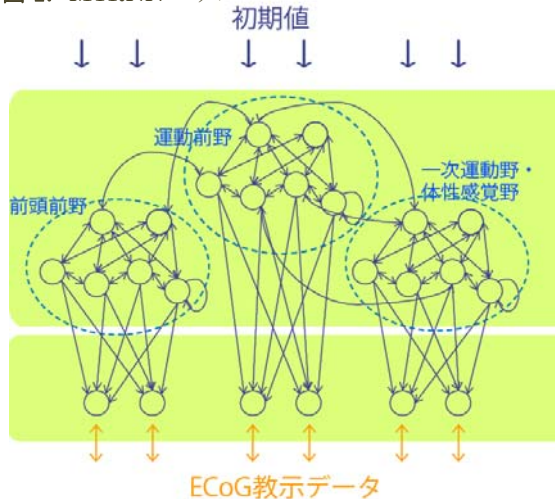
シミュレーションに用いた MTRNN モデルは、内部層と出力層からなり、それぞれ、局所神経回路と ECoG 電極に対応させて考えている。内部層はさらにいくつかの局所回路に分けられる。同じ局所回路内のユニット同士は全結合で、異なる局所回路間のユニット同士は設定した結合度に応じてランダムに結合している。特定の局所回路のユニットは特定の出力ユニットへの結合を持つ。ひとつの ECoG 電極の電位がひとつの出力ユニットの活動強度に対応している (図 1)。

ネットワークには初めに初期値が内部層に与えられ、その後、ネットワークはその初期状態、シナプス荷重、閾値、時定数といった変数に応じて時系列の出力を生成する。各出力ユニットの出力は対応する教示データの ECoG 信号と比較され、尤度を最大化するようにネットワークの

パラメータを変更する。学習後の MTRNN は固定されたシナプス荷重、閾値、時定数を持ち、特定の初期値から特定のダイナミクスを出力する。

教示データとして用いた ECoG 信号は、8-13 Hz (α バンド) の周波数フィルタを適応し、 ± 0.8 にスケーリングを行った後、サルの行動を伴わない (眼球速度 15deg/sec 以下、手先速度 20cm/sec 以下) 300msec 期間に切り分けた。

図 1. MTRNN モデル



まず、上述の ECoG 信号 80 セットを教示データとして用いネットワークの構築を行った。

次に、得られたネットワークが新しい ECoG 信号を再構成できるかどうか確認するため、学習していないデータを再現するような初期値の探索を行った。学習していない 20 セットの ECoG 信号、および、対照実験として、一様乱数で生成した信号に ECoG 信号と同様の周波数フィルタおよびスケーリングを適応したランダム信号 20 セットを使用した。

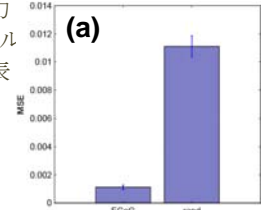
3. 結果

MTRNN は 8-13 Hz (α バンド) の周波数フィルタを適応した 32 チャンネル、300msec x 80 セットの教示データを学習できた (averaged MSE = $5.40 \times 10^{-4} \pm 5.75 \times 10^{-5}$)。

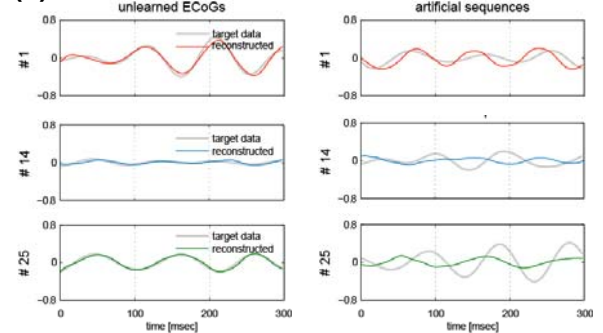
また、学習していない 20 セットのデータも再現することができた。しかしながら擬似乱数を用いて人工的に作成したデータは再現することができなかった (図 2)。

図 2. (a) 学習していない ECoG データ (左) と人工データ (右) の平均二乗誤差。(b) 目標データ (灰色実線) とネットワークの出力 (カラー実線)。32 チャンネルのうち 3 チャンネルの波形を表示した。

#1:前頭前野
#14:運動野
#25:体性感覚野



(b)



4. まとめ

本研究によって、動物の運動を伴わない短時間のデータを用い、32 チャンネル ECoG 信号を MTRNN で学習できることを示した。MTRNN は 8-13 Hz (α バンド) の周波数フィルタを適応した 300msec x 80 セットの教示データを再現だけでなく、学習していない 20 セットのデータも再現することができた。しかしながら擬似乱数を用いて人工的に作成したデータは再現することができず (図 2)、MTRNN は ECoG 信号に含まれるなんらかの構造を抽出していると考えられる。

5. 今後の計画・展望

現在よりも広い周波数バンドおよび長時間のデータを取り扱い、動物の行動データも含めて再構成可能な MTRNN を構築する。その過程で、ECoG 信号が記録された前頭前野、運動前野、一次運動野、頭頂葉といった脳領野間の機能結合を推定する。

6. RICC の継続利用を希望の場合は、これまで利用した状況 (どの程度研究が進んだか、研究においてどこまで計算出来て、何が出来ていないか) や、継続して利用する際に行う具体的な内容

本プロジェクトは本年度の 6 月に立ち上げた

ばかりであるが、RICC の利用により、MTRNN を用いて ECoG 信号を生成することが可能であることを示すことができた。これからは、より実用的なモデルを目指し、行動データを含めた ECoG 信号の再構築を目指す。

平成 21 年度 RICC 利用研究成果リスト

【その他】

研究者 Misako Komatsu, Toru Yanagawa, Naotaka Fujii, Jun Tani
題名 Reconstruction of monkey ECoGs with Recurrent Neural Network
会議名 Riken BSI Retreat 2009
場所 ホテルヘリテイジ 埼玉
年月 2009 年 11 月 16 日

※下線は発表者