論文内容の要旨

論文題目 A study on noise reduction of MEG signals based on sequential Bayesian filtering (逐次ベイジアンフィルタリングを用いた

脳磁図計測データのノイズリダクション)

氏名

宇野 裕

MEG データの解析において, 従来は 100 回程度 の試行を加算平均することで意味のある信号を得 ることが一般的であったが, 近年の Brian computer interface(BCI)技術の進展に伴い, 単一試行データ からの信号抽出の重要性が高まっている. BCI へ の応用のみならず, MEG データのノイズ除去は MEG 解析の前処理として非常に重要なものでも ある.

本論文は、MEG 計測データの時間構造に着目し、 MEG ノイズを推定・除去する方法の提案と検討を 行った.第一章では、MEG 計測の背景を説明し、 ノイズに対処するための主要な既存手法の概略と 問題点を概説した.第二章は MEG 計測における ノイズの性質について説明し、これまでの研究を 踏まえ提案した新しいノイズ除去手法の概略を説 明した.さらにその手法の有効性を示唆するため の数値実験について記述した.第三章では、現実 に即したより自然な信号モデルの導入とその予備 的数値実験を示した.第四章では、実ノイズと 2 次の線形モデルで生成した誘発脳磁場信号を合成 したデータを用いて提案手法の有効性を検討した. さらに実ノイズと MEG データの同期加算によっ て得られた信号を合成したデータを用いて精度の よい信号成分の推定ができることを示した.第五 章は,人為的な手を全く加えない単一試行 MEG データに提案手法を実行した結果を示した.第六 章では,単一試行 MEG 解析に必要な計算資源の 量について検討した.また,我々の手法は効率の 良い並列処理が可能であることを示し,それを実 現するための Graphics Processing Unit(GPU)を用 いた実装について概説した.第七章では,これま でのまとめと考察,将来の展望について述べた. 以下各章について詳しく述べていく.

MEG データのノイズ除去法は大きく 4 つに分 類できる.参照チャネル等の異なる観測データを 利用する手法, MEG 計測系の幾何的配置の情報を 利用する空間フィルタ, MEG データの持つ時間構 造を利用した手法,多変量解析の応用である.第 一章ではこれら4クラスでの代表的な手法を挙げ て,その有効性,問題点を概説した.

第二章では、これまでの既存の MEG ノイズの 除去法を踏まえて、それらの手法の問題点を解決 する新しい手法を提案した.その手法は,MEG 計 測データの生成モデルを観測データから推定し, その最適推定モデルを用いて,MEG データの推定 値を得る方法である.すなわち,まず MEG デー タの生成モデルを次のように与える.

$$m_t = s_t + \tau_t + p_t + e_t + n_t$$

ここで m_t はあるチャンネルにおける時刻tでの MEG 計測値であり、 s_t は誘発脳磁場成分、 τ_t は 1Hz 未満のベースラインドリフト成分、 p_t は交流 電源由来の定常周期成分、 e_t は I_s 次元の線形シス テムから生成される背景雑音成分 n_t は確率的に 揺らぐセンサ雑音及びモデル化誤差成分であり、 平均0、分散 σ_n^2 のガウス過程である。ここで、 e_t は次に示すような自己回帰過程であると仮定する.

$$e_{t+1} = \sum_{i=0}^{ls} a_i e_{t-i} + v$$

ただし、 v_t は平均0、分散 σ_e^2 、のガウス過程 である. τ_t , p_t 成分は特殊な自己回帰過程で記述 できる. 提案手法は、ターゲットとする脳活動が 含まれていないデータのプレ区間(s_t が0の区間) を利用して、背景雑音モデルを学習する. 最適モ デルを決定するときの評価関数として、赤池情報 量基準(AIC)を用いる. その定義式は次式である.

 $AIC = -2\log p(m_1, \cdots, m_t \mid \theta) + 2M$

ここで $p(m_1, \dots, m_t | \theta)$ は、モデルパラメータ θ が 与えられたときの対数尤度である.また、Mは モデルパラメータ数である.ここでのモデルパラ メータベクトル θ は具体的には、 e_t の回帰係数 $\{a_i, \dots, a_t\}$ とその入力となるガウス過程の分散 σ_e^2 、 センサノイズの分散 σ_n^2 から構成される. 一般に条 件付き同時確率密度 $p(m_1, \dots, m_t | \theta)$ の評価は難し いが、本手法のような時間構造を仮定することに より成立する観測値 m_t のマルコフ性を利用でき て、次のように書き下すことができる.

$$p(m_1, \dots, m_t | \theta) = \prod_{i=1}^t p(m_i | M_{i-1}, \theta)$$

ここで, *M*_iは観測時系列 {*m*₁,…,*m*_i}を表す.こ の式の右辺は,カルマンフィルタを用いることで 非常に効率的に評価できる[1].最適な背景雑音の 近似モデルを探索するには,AIC を評価関数とし てグリッドサーチ,非線形最適化を順次行い,モ デルパラメータとその次数を決定すればよい.こ れらの背景雑音モデルを学習した後に,信号を含 む区間データにおいて,同様に信号モデルを推定 する.ここでは単純にAR 過程を仮定し,

$$s_{t+1} = \sum_{i=0}^{l_s} b_i s_{t-i} + w_t$$

で与える.ここで、 w_t は平均0、分散 σ_s^2 のガウス過程である.

この手法を確かめるためにシミュレーションを 行った.利用したデータセットは実ノイズデータ に信号を加算したものである.信号は20Hzと 70Hzにピークを持つようなARモデルに白色ガウ ス雑音を入力として与えた時の出力を,電流双極 子のモーメントとし,その磁束を求めたものを使 用した.また,本手法の性能を評価するために, Fast ICAを用いたノイズ除去法と比較を行った [2].この結果としては,提案手法はICAと比較し てSN比の改善がよいことが示された(図1).また, 本手法は各チャンネルを独立に処理する線形フィ ルタであるのでICAモデルを変化させないことか ら,本手法の後処理として ICA を適用できる.こ れにより,さらなる SN 比の改善ができることを 示した.さらに推定されたノイズモデルのパワー スペクトルの consistency から提案した背景ノイズ モデルが適切であることを示した.



図 1 解析結果(28ch 分を表示,全ての図で同一スケール), 左上:原データ,右上:用いた信号,左下:提案手法による処理 結果,右下:ICA による処理結果

第三章では、実際の誘発脳磁場の近似モデルとして、定常AR過程は適切でないということを示し誘発脳磁場モデルの拡張を行った.定常AR過程のパワースペクトル *p*(*f*)とモデルパラメータとの関係は

$$p(f | \{a_1, \dots, a_m\}, \sigma^2) = \frac{\sigma^2}{\|1 - \sum_{j=1}^m a_j e^{-2\pi i j f}\|^2}$$

で書けるので,定常AR過程では誘発脳磁場のパワ ーの時間変化を適切に扱えないことがわかる.そ こで,誘発脳磁場の近似モデルを, ARモデルへ の入力の確率構造が時変である非定常モデルに拡 張した.ここで導入した動的に変化するより複雑 なモデルを推定するために,演算効率の観点から パーティクルフィルタ(PF)を利用した[3][4].PF は一般の確率分布を、その分布の標本の集まりで 近似を行い、その時間発展と新たな観測値を用い たフィルタ分布を逐次的に計算するアルゴリズム であり、並列計算に向いたものである。そこで、 このPFのGPU上での実装を行った。

第四章では、本手法の有効性を検証するため、2 次の線形モデルで生成した誘発脳磁場信号と実ノ イズを合成したデータから、信号を抽出出来るこ とを示した(図2,3).続いて被験者がボタン押 しをしている際に計測されたMEGの同期加算信 号と実ノイズを合成したデータから信号を抽出出 来ることを示した.先行する手法との比較も行っ た.

第五章では、実際のMEG計測によって得られた 単一試行データに対して本手法を適用した.本手 法においては自発活動のモデルを導入していない ため、誘発活動の推定には条件が悪いが、それで も10試行程度の同期加算を行うことで、明瞭な誘 発脳磁場を得ることができた.

第六章では、本手法をMEGデータに適用すると きに問題となる、演算の効率性について考察を行 った.GPUを用いて非常に高度な並列化を行うこ とで、Matlab上での実装と比較して約1000倍高 速に実行する



緑線が定常 AR モデルの推定, 青線が時変分散 AR モデルの推定,

赤線が真の信号波形. 定常モデルは上図から信号ゼロの区間でも 振動している. さらに下図から定常 AR モデルはピーク位置での 推定も悪いことがわかる.

ことに成功した.この実装において重要な,累積 分布関数の算出,尤度による重み付けに基づくリ サンプリングを行う部分での並列実装の要点を記 述した.



図 3 磁場マップにおける比較 左上:作成した信号 左下:真の信号 中:推定に用いたデータ 右上: 推定されたノイズ成分の和 左下:推定された信号

第七章では以上二つの数値実験のまとめと総合 考察,今後の展望を述べた. MEG データの時間 構造を活用することで,単一試行データからでも 誘発脳磁場の検出が可能であることを数値実験に より示した.また,提案手法と既存の手法を組み 合わせることで,ノイズ除去性能の向上が図れる ことを数値実験により示した.同期加算平均によ って得られた誘発脳磁場を用いた数値実験でも単 一試行から誘発脳磁場の検出が十分に可能である



図 4 コヒーレンスマップ 左図は今回用いた 100 試行に渡る,真の信号とのコヒー レンス関数を信号の帯域で平均したもの.右図は真の信号 の試行間平均のパワーを正規化したもの.信号のパワーが 強い領域では非常に高いコヒーレンスが得られている.

ことを示した.また,自発活動のモデルを未導入 にも関わらず,本手法を適用後,10回程度の同期 加算を行えば,100試行を用いて求められた同期 加算波形成分を検出することができた.

本手法は、ノイズや誘発脳磁場に対する解析者の 信念をモデルの構造に込めることにより、観測デ ータを最もよく説明するモデルを得ることで、各 成分の分解を得る方法である.我々の研究の意義 は、完全とは言えないモデルでも、単一試行 MEG データから微小な誘発脳磁場成分を抽出できる可 能性が十分にあることを示した点にあると考える. 単一試行 MEG データ中の脳磁場については未知 な部分が多いが、MEG 研究者が経験的に得てい る仮説を今後種々取り入れることで、それらの仮 説の検証が可能になるはずである.断続的なモデ ルの改良を行っていくことが、MEG 研究の目標 である脳という未知システムを理解する有力な手 段であることを示せた点も、我々の研究の成果で ある.

参考文献

- Kalman, R.,E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1), 35-45.
- [2] Hyvärinen, A., & Oja, E. (1997). A fast fixed-point algorithm for independent component analysis
- [3] Kitagawa, G. (1996). Monte carlo filter and smoother for non-gaussian nonlinear state space models. Journal of Computational and Graphical Statistics, 5(1), 1-25.
- [4] Kitagawa, G. (1998). A self-organizing state-space model. Journal of the American Statistical Asso-ciation, 93(443),
- [5] Taulu, S., and Hari, R. (2009). Removal of magnetoencephalographic artifacts with temporal signal-space separation: Demonstration with single-trial auditory-evoked responses, *Human brain mapping*, 30, 1524-1534