深さ重みを考慮した Deep Prior による電流源推定* ☆山名莉央, 矢野肇, 高島遼一, 滝口哲也 (神戸大), 中川誠司 (千葉大)

1 はじめに

脳磁図(magnetoencephalography:MEG)と脳波 (electroencephalography:EEG)は時間分解能に優 れた非侵襲な脳機能計測手法であり、これらの発生源 は脳内の電流でモデル化される.MEG・EEGの脳 内電流源の推定は、脳機能の解明や、脳疾患の診断 に応用されている.しかしながら、脳内の電流分布 の推定は、電流源のパラメータ数に対して MEG / EEG センサの数が少ない劣決定問題であるため、本 質的に困難である.

電流源推定の代表的な手法である Minimum Norm Estimation (MNE)[1] や Standardized Low Resolution Brain Electromagnetic Tomography (sLORETA)[2] では,明示的に電流源の事前部分を 与えることでこの問題を解決する.しかしながら,実 際の電流源の事前分布を得ることは困難で,誤った事 前分布に基づく推定では大きな誤差を生じる可能性 もある.

我々は、畳み込み構造を持つ未学習の深いネット ワークによる事前分布 (Deep Prior)を用いて MEG・ EEG の逆問題の解法を提案し、畳み込みのネットワー クが電流源の事前分布を表現可能であることを示し た [3]. しかし現時点では、Deep Prior による電流源 の位置の推定誤差は、従来法の sLORETA と同程度 であるとは言い難い.

そこで本研究では、Deep Prior を用いた電流源推 定の精度を向上させるため、電流源の深さ重みを考慮 した解法を提案する。MNE は脳の表面付近に解が推 定されやすいということが知られており、深さ重みを 利用した偏りの補正が行われている [4]. Deep Prior を用いた手法によって得られる解も何らかの偏りを 持つと考えられ、深さ重みを考慮することによって 位置推定の精度が向上することが期待される。脳内 の電流源を単一電流源と想定して人工的に作成した MEG データを用いて、深さ重みによる正則化を用い た場合の電流源の位置の推定誤差を評価し、既存手 法と Deep Prior の比較を行った。

2 電流源推定の定式化

2.1 MEG / EEG の順問題

脳内の活動源が与えられたときに、センサで観測 される MEG・EEG を推定する問題は順問題である. 本稿では、脳内の領域がメッシュ化され、活動源は各 メッシュ点上に配置された微小電流で表されるものと する. 微小電流はベクトル量であり、N 個のメッシュ 点における微小電流のx, y, z成分を並べたベクト ルを $q \in \mathbb{R}^{3N}$ と表す.また、頭外に設値された *M* 個の MEG / EEG センサでの磁場/電位を $b \in \mathbb{R}^{M}$ とすると、MEG / EEG の順問題は以下のように定 式化される.

$$\boldsymbol{b} = \boldsymbol{L}\boldsymbol{q} \tag{1}$$

ここで, *L*はリードフィールド行列と呼ばれ,メッシュ点に置いた電流源の1成分の大きさが1のとき に測定される各センサにおける出力を並べたベクト ルである. *L*はメッシュ点とセンサの位置,頭内の導 電率から求めることができ,本研究では既知とする.

2.2 MEG / EEG の逆問題

一般的に、脳内をメッシュ化した場合、電流源のパ ラメータ数は、センサ数に対して非常に大きくなる. したがって、式 (1) の b の観測値 b_{obs} が与えられた 場合でも、q を一意に求めることはできない。MNE や sLORETA では、q に制約を与え、式 (1) の順問 題と観測値の間の誤差を最小化することで q を一意 に求める。q の推定値 \hat{q} は以下で与えられる。

$$\hat{\boldsymbol{q}} = \operatorname*{arg\,min}_{\boldsymbol{q}} E_{\boldsymbol{C}}(\boldsymbol{L}\boldsymbol{q};\boldsymbol{b}_{\mathrm{obs}}) + \lambda \boldsymbol{q}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}^{-1}\boldsymbol{q} \qquad (2)$$

 $= SL^{T} (LSL^{T} + \lambda C)^{-1} b$ (3)

ここで $E_C(x; y)$ は, 誤差ベクトル y - x の分散が C の時の誤差関数で, $E_C(x; y) = (y - x)^T C^{-1}(y - x)$ である.また.S は電流源のパラメータの共分散行 列, C はセンサにおけるノイズの共分散行列である. q への制約は, q の事前分布に平均 0, 共分散行列 S の正規分布を仮定することに対応している.しかし, 実際の電流源の確率分布は明らかではなく, 事前分布 を正規分布と仮定することは必ずしも適切ではない.

^{*}Current source estimation using Deep Prior with depth weighting. by YAMANA, Rio, YANO, Hajime, TAKASHIMA, Ryoichi, TAKIGUCHI Tetsuya (Kobe Univ.) and NAKAGAWA, Seiji (Chiba Univ.).

3 深さ重み

MNE では脳内電流の L2 ノルム制約下で観測誤差 の最小化を行うため、頭の表面に電流が推定されや すいという性質がある.この偏りを補正するため、電 流の事前分布の分散共分散行列 *S* に深さに応じた係 数を乗じる補正が用いられる [4]. *k* 番目の電流源の 分散の補正値 *s_k* は以下で表される.

$$s_{k} = \left(\boldsymbol{l}_{3k-2}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{l}_{3k-2} + \boldsymbol{l}_{3k-1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{l}_{3k-1} + \boldsymbol{l}_{3k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{l}_{3k}\right)^{-p} \quad (4)$$

ここで、 l_i はリードフィールド行列 Lの i 番目の列 ベクトル、pは調節可能なパラメータである. l_{3k-2} 、 l_{3k-1} , l_{3k} はそれぞれ k 番目の電流源の x, y, z成 分のリードフィールドに対応する.センサからより離 れた位置、すなわち脳のより深い位置にある電流源 のリードフィールド行列の各成分はより小さくなる ため、対応する s_k の値はより大きくなる.したがっ て、 s_k によって電流の事前分布の分散は深い位置で 大きくなり、深い位置の電流が推定されやすくなる. また s_k による補正は、式 (2)において、浅い位置の 電流にペナルティを課していると解釈することもで きる.

2 深さ重みを考慮した Deep Prior による 電流源推定

Deep Prior を用いた電流源推定では、電流 q を潜 在変数 z を入力したニューラルネットワーク $f_{\phi}(z)$ により生成し、観測誤差を最小化するようなネット ワークのパラメータ ϕ を推定する [3].本研究では、 深さ重みを考慮した推定を行うため、式 (2)の q を ネットワークの出力 $f_{\phi}(z)$ に置き換え、電流の分散 共分散行列 S を式 (4) により補正した.深さ重みを 考慮した Deep Prior による MEG・EEG 逆問題の解 \hat{q} は、次の式で表される.

$$\hat{\boldsymbol{\phi}} = \underset{\boldsymbol{\phi}}{\operatorname{arg\,min}} \begin{bmatrix} E_{\boldsymbol{C}}(\boldsymbol{L}\boldsymbol{f}_{\boldsymbol{\phi}}(\boldsymbol{z}); \boldsymbol{b}_{obs}) \\ + \lambda \boldsymbol{f}_{\boldsymbol{\phi}}(\boldsymbol{z})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{S}^{-1} \boldsymbol{f}_{\boldsymbol{\phi}}(\boldsymbol{z}) \end{bmatrix}$$
(5)

$$\hat{\boldsymbol{q}} = f_{\hat{\boldsymbol{\phi}}}(\boldsymbol{z}) \tag{6}$$

ここで,潜在変数 z の各要素は互いに独立な標準正 規分布からサンプルする.

本研究では、脳内の領域を 3 次元の直交格子状に メッシュ化して電流源を配置した.ネットワーク f_{ϕ} は 3 次元畳み込み層とアップサンプリング層を積み 重ねた Decoder ネットワークを用いた.最終層の出 力から、脳の領域の格子点の配置と対応させ、チャネ ル数は電流源の x, y, z成分に対応させて 3 とした. 最終層の出力から、脳の領域内の格子点に対応する



Fig. 1 A diagram of current source estimation using Deep Prior

要素のみを取り出し、ネットワーク f_{ϕ} の最終的な出力とした。今回用いた手法をの概要を Fig. 1 に示す。

5 評価実験

人工的に作成した MEG データに対して,提案手 法を用いて電流源推定を行った.また,提案手法の推 定結果を既存手法の MNE, sLORETA と比較した.

MEG データを作成する際に用いた脳磁図の計測環 境は, MNE-Python のサンプルデータ [5] に収録さ れているものを用いた. このサンプルデータの MEG 計測システムは、204 個の平面型グラジオメーターと 102 個のマグネトメーターで構成された合計 306 個の センサーを持つ。まず、脳内の活動源として、0.1 s において 50 nAm のピーク強度を持つような電流源 を,右半球の1次聴覚野,および1次視覚野の中心 に配置し、MEG データを合成した. 電流源の配置に 必要な脳の核磁気共鳴画像は、データセットに収録 された被験者のものを用いた.次に、合成した MEG 波形に80回の加算平均に相当するノイズを重畳させ、 加算平均波形を合成した。重畳させたノイズは多次 元正規分布に従い、平均を0、分散共分散行列 C を データセットに収録された計測ノイズから計算した 値とした。合成した加算平均波形の信号対雑音比の ピークは 21.6 dB であった.

提案法と既存手法を用いて,信号のピークとなる 0.1 sにおける脳内の電流分布を推定した. Deep Prior として用いるネットワークの入力の次元は 128 とし た.既存手法および提案法による電流源推定の実装 には MNE-Python [5]を用いた.各手法で推定され た電流の強度分布が最大となる位置を,各手法の単 一電流源の推定位置とした.推定位置と真の位置の ユークリッド距離を推定誤差として,提案手法と既存 手法を比較した.また,全ての手法について,式(2), 式(5)における正則化パラメータ入の値を変化させ て推定を行い,各パラメータで電流源の推定位置を 評価した.



Fig. 2 Relationships between the regularization parameter λ and localization error of the current dipole in the right primary auditory cortex

6 結果と考察

右1次聴覚野に電流源を配置して合成した MEG データに対して,正則化パラメータλを変化させて 電流源推定を行った時の推定位置の誤差の変化を Fig. 2に示す.また、各手法について、電流源の推定位置の 誤差が最も小さかった時の推定誤差とλの値を Table 1 に示す. Deep Prior において, 深さ重みを考慮し ない時 $(\lambda = 0)$ の位置の推定誤差も Table 1 に示 す。右1次聴覚野に電流源を配置した MEG データ に対しては、Deep Prior は適切な λ を設定すること で sLORETA と同程度の推定誤差になっていること がわかる. Fig. 2から, λを0から増加させていく と、MNE と Deep Prior の位置の推定誤差は最初は 減少し、ある値を超えると上昇に転じる傾向が見ら れる. これはλが大きくなったことで深さ重みの正 則化の影響が大きくなり、推定された位置が真の位置 に近づいていたことを反映している. その後の誤差 の上昇は、正則化項が大きくなりすぎたことで、真の 位置よりも深い位置に推定された、もしくは、電流 のノルムに対するペナルティが大きくなり逆に表面 付近に推定されるようになったことを反映している. その一方で、 λ を変化させた時の sLORETA の位置 の推定誤差の変化が少ないのは、sLORETA 自体が 深さのバイアスを軽減するような性質を持っている ためである [?].

右 1 次聴覚野に電流源を配置した時の MEG デー タから推定した各手法の推定位置周辺の電流分布を Fig. 3 に示す. $\lambda = 0$ とした時の Deep Prior によっ て推定された電流分布も Fig. 3 に示す. Fig. 3 の各 手法の 3 つの電流分布は,左から順に,推定した電流 源の強度が最も大きい位置の y 座標, x 座標, z 座標 における xz, yz, xy 平面上の電流源の分布である. 各画像中の青い点は真の電流源の座標を示している.

Table 1Localization error of the current dipole inthe right primary auditory cortex

Method	Localization Error [mm]
MNE ($\lambda = 0.44$)	18.9
sLORETA ($\lambda = 0.22$)	2.5
Deep Prior $(\lambda = 0)$	13.7
Deep Prior $(\lambda = 0.88)$	3.4

 $\lambda = 0$ の時, Deep Prior によって推定された電流分 布は, 脳内の浅い位置に分布していることがわかる. $\lambda = 0$ の時は直接的に電流のノルムを小さくするよう な正則化項は損失関数に含まれていないにもかかわ らず, 表面付近の活動が推定された. 今回用いたネッ トワークが, その出力のノルムが小さくなりやすい 傾向を持っており, MNE のように表面に近い位置に 電流が推定された可能性が考えられる. その一方で, 適切な λ を設定した Deep Prior によって推定された 電流分布は真の電流源の位置を中心に分布している ことがわかる.

右1次視覚野に電流源を配置して合成した MEG データに対して,正則化パラメータλを変化させて 電流源推定を行った時の推定位置の誤差の変化を Fig. 4に示す.また、各手法について、電流源の推定位置の 誤差が最も小さかった時の推定誤差とλの値を Table 2に示す. Deep Prior において、 $\lambda = 0$ の時の位置の 推定誤差も Table 2 に示す. 右 1 次視覚野に電流源 を配置した場合も同様に、MNE と提案手法の位置の 推定誤差は、適切な λ を設定することで $\lambda = 0$ の時 と比べて減少した. このことは単一電流源の真の位 置によらず,深さ重みによる正則化を付与した Deep Prior による推定が有用である可能性を示している. しかしながら、 λ を変化させた時の Deep Prior の位 置推定誤差は、右1次聴覚野に配置した場合のよう な,あるλの範囲で最小になるような傾向を示さな かった. また, MNE と Deep Prior による位置の推 定誤差は、右一次聴覚野に配置したときと比べ大き い傾向がある.この理由としては,1次視覚野が配置 された位置が、1次聴覚野よりも深い位置であること が考えられる. 入を大きくすることは、電流のノルム の正則化、すなわち表面方向への偏りも強めること になるため, λの調整だけではより深い電流源に対応 することは難しいと考えられる.このためんだけで なく p も調整する必要があると考えられる.



Fig. 3 Estimated current source from MEG generated by the current dipole in the right primary auditory cortex



Fig. 4 Relationships between the regularization parameter λ and localization error of the current dipole in the right primary visual cortex

7 おわりに

本研究では、Deep Prior を用いた MEG / EEG の 電流源推定の性能を向上させるため、深さ重みを考慮 した正則化の導入を提案した. 脳内の活動源に、右1 次聴覚野および右1次視覚野における単一電流源を 仮定した時の MEG データを合成し、深さ重みを考 慮した時の位置の推定誤差を評価した. その結果、適 切な正則化パラメータを設定することで、位置の推 定誤差が減少し、真の位置のまわりに電流源を推定 できることが示された. 深い電流源に対してはまだ 十分な推定ができないため、入以外のパラメータpの 影響の調査や、最適なパラメータの選択方法を検討 する必要がある. また、より多様な電流源や実際の データに対する提案手法の評価も今後の課題である.

謝辞 本研究の一部は,JSPS 科研費 JP21H05596 の 支援を受けたものである.

Table 2Localization error of the current dipole inthe right primary visual cortex

Method	Localization
	Error [mm]
MNE ($\lambda = 4.05$)	29.7
sLORETA ($\lambda = 4.05$)	1.8
Deep Prior $(\lambda = 0)$	18.6
Deep Prior $(\lambda = 4.05)$	4.2

参考文献

- M. Hamalainen *et al.*, Technical Report TKK-F-A559, Helsinki University of Technology, 1984.
- [2] R. D. Pascual-Marqui *et al.*, Methods and Findings in Experimental and Clinical Pharmacology, 24(D):5–12, 2002.
- [3] 山名ら,音講論(春),679-682,2021.
- [4] F.-H. Lin et al., NeuroImage, 31, 160–171, 2006.
- [5] A. Gramfort *et al.*, Frontiers in Neuroscience, 7, 267, 2013.
- [6] R. D. Pascual-Marqui, arXiv preprint arXiv:0710.3341, 2007.