

博士論文

題目

機能的近赤外分光法における
頭皮血流アーティファクトの除去に関する研究

指導教員

和田 安弘 教授

南部 功夫 助教

著者

佐藤 貴紀

2017年 2月 1日

長岡技術科学大学大学院
生物統合工学専攻

目次

第 1 章 序論	7
1.1 fNIRS の計測原理	7
1.2 fNIRS の問題点	9
1.3 本研究の目的	10
第 2 章 頭皮血流除去手法の提案	13
2.0.1 前処理	13
2.1 グローバルな頭皮血流の推定	14
2.2 GLM を使用した頭皮血流除去	15
第 3 章 頭皮血流計測実験	19
3.1 実験方法	19
3.2 解析方法	20
3.3 結果	20
3.4 考察	21
第 4 章 シミュレーションによる提案手法の妥当性の検討	25
4.1 fNIRS 合成データ	25
4.2 シミュレーション方法	27
4.2.1 シミュレーション 1 : GSHM の抽出方法の比較	27
4.2.2 シミュレーション 2 : 頭皮血流・脳血流の同時推定と個別推定との比較	28
4.3 結果	28
4.3.1 シミュレーション 1 : GSHM の抽出方法の比較	28
4.3.2 シミュレーション 2 : 頭皮血流・脳血流の同時推定と個別推定との比較	30
4.4 考察	30
第 5 章 運動課題データによる脳活動推定精度の評価	33
5.1 実験方法	33

5.2	解析方法	33
5.2.1	MS-ICA	34
5.2.2	RestEV	35
5.2.3	fMRI と fNIRS の比較	35
5.3	結果	37
5.3.1	実データに対するモデル評価	37
5.3.2	fMRI との比較による推定精度	37
5.4	考察	41
第 6 章	BCI への効果の検討	43
6.1	実験方法	43
6.2	解析方法	44
6.3	結果	47
6.3.1	fNIRS データ	47
6.3.2	分類結果	47
6.4	考察	47
第 7 章	結論	51
	謝辞	53
	参考文献	55
	研究業績	61
付 録 A	頭皮血流計測実験	65
A.1	個別波形データ	65
A.2	$\Delta\text{Deoxy-Hb}$ の結果	73
A.3	VFT 実験	75
A.4	短距離チャネル配置の検討	77
付 録 B	シミュレーション：ローカルアーティファクトの影響	79
B.1	ローカルなモーションアーティファクトが混入した合成データの作成	79
B.2	提案手法へのローカルモーションアーティファクトの影響	80

付 録 C 運動課題データによる脳活動推定精度の評価	83
C.1 Δ Deoxy-Hb データの解析	83

第1章 序論

1.1 fNIRS の計測原理

機能的近赤外分光法 (functional near-infrared spectroscopy: fNIRS) は大脳皮質における酸素化および脱酸素化ヘモグロビンの濃度変化 ($\Delta\text{Oxy-Hb}$, $\Delta\text{Deoxy-Hb}$) を計測することが出来る, 非侵襲脳機能イメージング装置である (Kleinschmidt et al., 1996; Sato et al., 1999; Tanosaki et al., 2001). 脳活動の増加はその賦活部位近傍で酸素消費の増加とそれを上回る血流の増加を伴う (Fox and Raichle, 1986) ため, fNIRS では脳の活動部位で $\Delta\text{Oxy-Hb}$ の増加と $\Delta\text{Deoxy-Hb}$ の減少が観察されることが多く, このヘモグロビン濃度の変化を観測することにより, 間接的に脳活動をモニタリングすることが可能である.

fNIRS 計測では, 図 1.1 に示すように, 光を出力するソースと, 脳内で吸収・散乱して頭皮上に返ってくる光を検出するディテクターを一定の距離 (通常は 30 mm) 離して頭皮上に配置する. この際, ディテクターで検出される反射光には大脳皮質を経由した光が含まれるため, 大脳皮質内でのヘモグロビン濃度変化を計測することが可能となる.

検出した反射光から $\Delta\text{Oxy-Hb}$ と $\Delta\text{Deoxy-Hb}$ を算出するためには, 式 (1.1) の MBLL (modified Beer-Lambert law) が使用される.

$$\Delta A(\lambda) = -\log_{10} \left(\frac{\Delta I_o}{I} \right) \approx \varepsilon(\lambda) \times \Delta c \times l + \Delta s. \quad (1.1)$$

ここで, $\Delta A(\lambda)$ は光波長 λ における吸光度変化, I は入射光量, ΔI_o は検出光量変化, $\varepsilon(\lambda)$ は光波長 λ における吸光係数, Δc は濃度変化, l は光が生体内を通ってきた光路長, Δs は生体散乱による影響変化を表している. 今, 吸光物質として Oxy-Hb と Deoxy-Hb の 2 つだけを想定すると式 (1.1) は以下ようになる.

$$\Delta A(\lambda) = \varepsilon(\lambda) \times (\Delta c_{\text{oxy}} + \Delta c_{\text{deoxy}}) \times l + \Delta s. \quad (1.2)$$

吸光係数 $\varepsilon(\lambda)$ の値は既知であるため, 生体散乱の影響が十分小さいものとして $\Delta s = 0$ とみなし, 2 波長以上の吸光度変化 $\Delta A(\lambda)$ を計測すると, ヘモグロビン濃度変化 Δc_{oxy} と

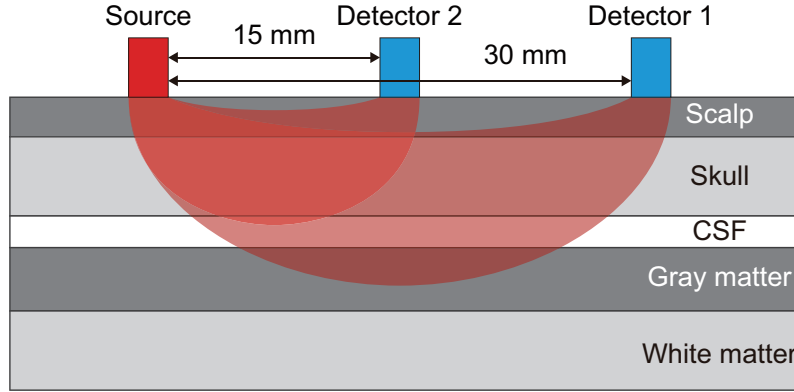


図 1.1 ソース-ディテクター間距離に応じた空間感度. Source-Ditector1 は脳血流を計測するための通常の長距離チャンネル, Source-Ditector2 は頭皮血流のみを計測するための短距離チャンネルを表す.

Δc_{deoxy} は式 (1.3) のような単純な連立方程式で求めることが出来る.

$$\begin{pmatrix} \Delta c_{\text{oxy}} \\ \Delta c_{\text{deoxy}} \end{pmatrix} = \frac{1}{l} \begin{pmatrix} \Delta \varepsilon_{\text{oxy}}(\lambda_1) & \Delta \varepsilon_{\text{deoxy}}(\lambda_1) \\ \Delta \varepsilon_{\text{oxy}}(\lambda_2) & \Delta \varepsilon_{\text{deoxy}}(\lambda_2) \\ \vdots & \vdots \\ \Delta \varepsilon_{\text{oxy}}(\lambda_N) & \Delta \varepsilon_{\text{deoxy}}(\lambda_N) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \Delta A(\lambda_1) \\ \Delta A(\lambda_2) \\ \vdots \\ \Delta A(\lambda_N) \end{pmatrix}. \quad (1.3)$$

このように, $\Delta \text{Oxy-Hb}$ と $\Delta \text{Deoxy-Hb}$ (Δc_{oxy} と Δc_{deoxy}) は 2 波長以上の吸光度を計測することにより算出することが可能である.

実際の fNIRS 計測では, 光がどのような経路を通過して頭皮上に出てくるかわからないため, 光路長 l の値を知ることは出来ない (Hoshi, 2005). そのため, ヘモグロビン濃度変化 [mM]¹ の代わりに, 光路長を掛けたままのヘモグロビン濃度長変化 [mM·mm または mM·cm] が一般に使用されている. 本論文中では, ヘモグロビン濃度変化も, fNIRS 装置で計測したヘモグロビン濃度長変化も共に $\Delta \text{Oxy-Hb}$, $\Delta \text{Deoxy-Hb}$ と表記する.

この装置は他の脳機能計測装置と比較して, 装置が小型であることから可搬性に優れ, 頭部にプローブ (ソースとディテクター) キャップを被るだけで計測可能であるため身体的拘束も少なく, 非常に簡便に計測が可能である. そのため, 大脳皮質での脳機能計測に限れば, 広範囲な脳部位に対して実験的制限およびストレスの少ない計測が可能である. このような利点を持つことから, fNIRS は日常生活や臨床現場での使用が期待されている (Hoshi, 2005; Kato et al., 2002; Takeda et al., 2007; Vernieri et al., 2006).

¹M は mol/l の略

1.2 fNIRS の問題点

多くの利点がある一方で、fNIRS 計測ではしばしば、身体の動きや頭位変化、頭皮血流などの、課題に関連した脳機能とは無関係な望ましくないアーティファクトが混入することが問題とされている (Cui et al., 2010; Hoshi et al., 2005; Kohno et al., 2007; Sato et al., 2006; Takahashi et al., 2011; Yamada et al., 2009). 特に全身性の生理的变化 (呼吸, 心拍, 血圧等) は自律神経系の活性化に影響され (Bauer et al., 2006; Lee et al., 2002; Scremin and Kenney, 2004), 課題実行とともに容易に増加するため、頭皮血流を実験的に抑制することはできない. また、頭皮血流の一部は脳血流と同様に課題に関連して変化する時間構造を持つことが知られている. Minati et al. (2011) は、2 種類の空間感度を持つチャネルを使用した fNIRS 計測において、腕を振り上げる課題中に全身性の血圧が一過性に上昇し、その変化が脳内外組織から計測された fNIRS 信号の両方に反映されたことを報告している. また別の研究では、言語流暢性課題中に計測された課題に関連して変化する $\Delta\text{Oxy-Hb}$ のほとんどが頭皮血流である可能性を報告している (Takahashi et al., 2011). 課題に関連して変化する頭皮血流は fNIRS 信号の信号対雑音比 (signal to noise ratio: SNR) を著しく低下させ、本来は活動していない脳部位を活動しているかのように誤って評価してしまう (偽陽性) ことがある. 更に、頭皮血流は課題に関連した脳血流と相関するため、通常利用されるフィルタリング (移動平均やバターワースフィルタ等) や加算平均処理では除去することは出来ない.

このような問題を解決するために、ソース-ディテクター間の距離間隔が 30 mm である通常のチャネル (長距離チャネル) のデータから、頭皮血流として、空間的に一様に変化する成分を推定する解析的手法が提案されている. Zhang et al. (2005) は、頭皮血流はグローバルに影響し、ベースラインデータ (レスト期間の信号) のほとんどは頭皮血流であるという仮定の下で、主成分分析 (principal component analysis: PCA) を利用してベースラインデータから作成する固有空間フィルタを提案している. また、(Kohno et al., 2007) は独立成分分析 (independent component analysis: ICA) を使用することで、レーザードップラー組織血流計で同時に計測された頭皮血流と高い相関を示した、最も空間的に一様な fNIRS 信号の成分を抽出した. どちらの手法も、グローバルな頭皮血流アーティファクトとして $\Delta\text{Oxy-Hb}$ の空間的に一様な成分を除去することで、課題に関連した脳活動の空間的局在性が増したと報告している. これらの結果は、グローバルな頭皮血流が fNIRS 計測における SNR を著しく低下させる主要なアーティファクトの一つであることを示唆している. これらの解析的手法は非常に簡単に実装することができる一方で、全ての長距離チャネルの fNIRS 信号は脳血流と頭皮血流の両方を含んでいるため、脳血流と頭皮血流とがお互いに

強く相関する場合には、頭皮血流アーティファクトは過大に推定され、脳活動を過小評価してしまう可能性がある。そのため、頭皮血流は長距離チャンネルの fNIRS 信号とは別に測定できることが望ましい。

一方、近年、通常より短い距離間隔のプロープ配置 (短距離チャンネル) を用いて脳外のアーティファクトを除去する研究も幾つか報告されている (Gagnon et al., 2012; Saager et al., 2011; Yamada et al., 2009; Zhang et al., 2009, 2011)。これらの手法では、短距離チャンネルから主に頭皮血流に由来するとされる脳外のアーティファクトを局所的に計測し (図 1.1), より高精度なアーティファクト推定を可能としている。特に, Yamada et al. (2009) は, 指タッピング課題において, それぞれの長距離チャンネルに対応する短距離チャンネルをペアで用意し, 長距離チャンネルの信号から短距離チャンネルの信号を減算した。その結果, fNIRS の局在化した脳賦活部位が functional magnetic resonance imaging (fMRI) で計測された脳賦活部位と一致することを確認している。この手法は頭皮血流アーティファクトを除去するための有効な手法の一つであるが, 長距離チャンネルと同数の短距離チャンネルを必要とするため, 広範囲を計測するためには非常に多くのプロープが必要となる。例えば, 通常のプロープ間隔の配置で両半球の感覚運動野をカバーするために, '4 × 4' のプロープ配置 2 つで fNIRS 計測を行う場合には, 市販されているほとんどの fNIRS 装置における標準仕様である 32 個のプロープ (16 個のソースと 16 個のディテクター) が必要である。もし, 全ての長距離チャンネルに対して短距離チャンネルを追加することを考えると, 追加で 48 個のプロープが必要となる。従って, 上記の手法で使用するプロープ数は最低でも 80 個は必要であり, これは現在市販されている fNIRS 装置の最大スペックに等しい。追加の fNIRS プロープは高価であり, 被験者にプロープを設置する際には多くの時間と労力を必要とする上, fNIRS キャップ自体が非常に重くなってしまう。従って, 全ての長距離チャンネルに短距離チャンネルを割り当てることは実用的ではなく, 特に fNIRS の臨床使用を検討すると現実的ではない。

1.3 本研究の目的

上述のように, fNIRS では簡便に広範囲の脳活動計測を行うことができる点が大きな利点の一つである。従って, この利点を損なうことなく, 広範囲の脳活動計測においてもシンプルな手法によりアーティファクト除去を行えることが望ましい。例えば, 脳卒中患者を対象としたリハビリテーションで使用する場合には, 患者では健常者よりも広い部位が賦活し, また賦活部位自体異なる可能性がある (Calautti and Baron, 2003; Takeda et al., 2007; Teasell et al., 2005)。このような場面においては, 事前に計測範囲を限定できないため, できるだけ広い部位を計測できることが求められる。

計測領域をできるだけ広く維持しながら、できるだけ多くのアーティファクトを除去するために、本研究では先行研究で提案されている2つの要素を組み合わせた新しい手法を提案する。一つは、頭皮血流アーティファクトの主要な成分はグローバルに分布すると仮定すること、もう一つは、短距離チャンネルを使用して主に頭皮血流に由来する脳外のアーティファクトを独立して計測することである。もし少数の短距離チャンネルからグローバルな頭皮血流を推定することが可能であれば、プローブ数の増加を伴わずに、より良い脳活動の推定と広域計測の両立が可能であると考えられる。本論文では、4つの短距離チャンネルからグローバルな頭皮血流を推定し、推定した頭皮血流アーティファクトと機能的な脳血流モデルで構成される一般線形モデル (general linear model: GLM) を使用して脳活動を推定する手法を提案する (第2章)。この提案手法はシンプルでありながら、長距離チャンネルだけを使用した場合のグローバルな頭皮血流アーティファクトの過大推定の問題と、広い脳部位を計測する場合に多くの短距離チャンネルを使用する必要があることから計測が困難になるという問題の両方を克服するために効果的であると考えられる。

提案手法の実用性を検討するために、本研究では16個のソースと16個のディテクターを持つ標準的な商用fNIRS装置を使用して以下の検討を行った。最初に、頭皮血流の主要な成分は広域に亘って共通しており、少数の短距離チャンネルを使用した抽出が可能であることを確認するために、両半球の運動関連部位に短距離チャンネルを配置した計測を行った (第3章)。第二に、人工合成データを使用したシミュレーションを通して、提案手法が脳活動の推定を改善することが出来るのかどうかを検討した (第4章)。第三に、脳梗塞患者を含む被験者へ短距離チャンネルと長距離チャンネルの両方を使用したfNIRS計測を行い、長距離チャンネルのみを使用する従来手法と比較した提案手法の有効性を検討した (第5章)。ここで、提案手法によって推定された脳活動の空間的局在は、別に計測されたfMRIの脳活動と比較することにより評価した。最後に、多値分類 brain-computer interface (BCI) に対して提案手法を適用し、fNIRS信号の分類精度改善に効果があるかどうか検討した (第6章)。

第2章 頭皮血流除去手法の提案

提案手法は、グローバルな頭皮血流アーティファクトの推定と、GLM 解析を使用した頭皮血流の除去および脳活動の推定の、2つの処理で構成されている。具体的には、頭皮血流の共通の時間パターンはPCA を使用することで少数の短距離チャンネルから推定される。その後、長距離チャンネル信号へ、抽出された頭皮血流アーティファクトと血流動態モデルで構成される GLM 解析を適用することで、脳活動の推定を行う。

解析の手順は、図 2.1 に示す。

2.0.1 前処理

fNIRS 信号には課題に関連した頭皮血流以外にも、心拍 (0.7-1.5 s)、呼吸 (3-8 s)、Mayer 波 (~ 10 s) やより低周波な成分を含む血圧変化等の課題に関連しない周期的な生理信号の影響が含まれている。このような課題に関連しない周期信号の影響は、通常のフィルタ処理により低減することが出来る。本研究で計測した fNIRS 信号には、全て以下の手順で前処理を適用した。

1. 離散コサイン変換 (discrete cosine transform: DCT) アルゴリズムを使用したトレン

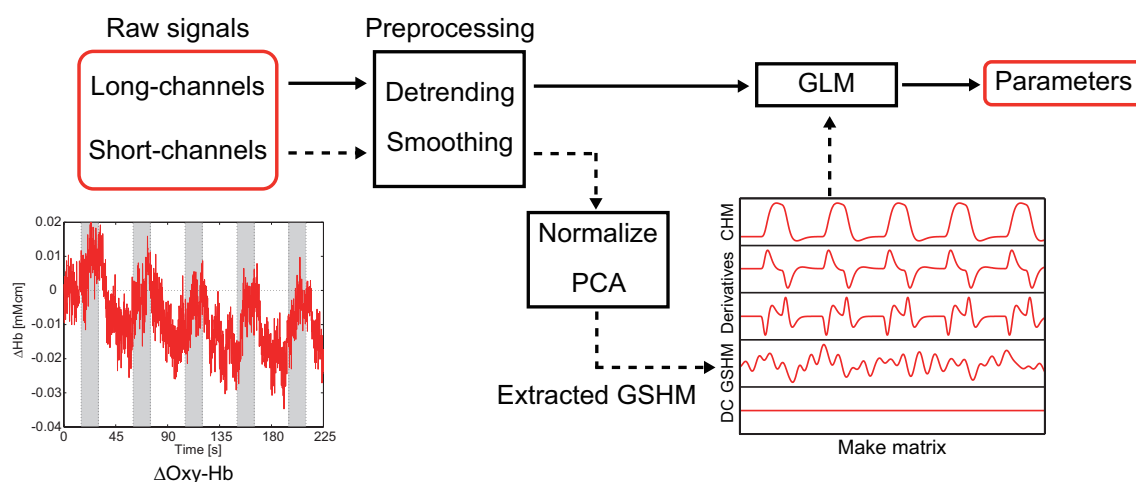


図 2.1 提案手法の解析手順.

ド除去 (カットオフ周期: タスクサイクル $\times 2$)

2. 移動平均を使用した零位相平滑化 (時間窓: 3 s)

3. ベースライン区間の平均値を 0 にするベースライン補正 (ベースライン区間: 前レスト区間)

fNIRS 信号はチャンネルごとに異なる未知の光路長を持つため、チャンネル間のデータを直接比較することは出来ない。そのため、本論文で fNIRS 波形を表示する際には、スムージング前のベースライン区間の平均が 0、標準偏差 (SD) が 1 になるように標準化 (z-score 化) した値を示す。

2.1 グローバルな頭皮血流の推定

Yamada et al. (2009) は、頭皮血流が部位によって異なる可能性を考慮して全ての長距離チャンネルに対して短距離チャンネルをペアで配置し、ローカルな頭皮血流の除去を行った。しかしながら、他の先行研究では、頭皮血流の空間分布はグローバルで、その時間パターンのほとんどは主要な成分のみで説明できると仮定している (Kohno et al., 2007; Takahashi et al., 2011; Zhang et al., 2005)。頭皮血流が全身性の生理的変化 (呼吸, 心拍, 血圧等) を反映する信号であると考えれば、この仮定は妥当であるように思える。このように、部位による頭皮血流の差異が非常に小さければ共通する一つの主要な成分を除去することで信号の SNR を改善することが出来、必要な短距離チャンネルの数も減らすことが出来る。従って、提案手法では、短距離チャンネルから計測した信号から空間的に共通する主要な成分を抽出するために PCA を使用し、複数の短距離チャンネル信号の第一主成分をグローバルな頭皮血流とみなす。ただし、信号の振幅を統一するために、信号は PCA を適用する前に平均値が 0、SD が 1 となるように式 (2.1) で正規化した。

$$\hat{\mathbf{y}}^{\text{Short}} = \frac{\mathbf{y}^{\text{Short}} - \mu}{\sigma}. \quad (2.1)$$

ここで、 $\mathbf{y}^{\text{Short}}$ は短距離チャンネルの計測信号、 μ と σ はそれぞれ計測信号の平均値と標準偏差を表している。

fNIRS 計測におけるソース-ディテクター間距離に応じた光検出空間感度をシミュレートした先行研究では、ソース-ディテクター間距離が 15 mm 以下の時には空間感度は表層 (頭皮と頭蓋骨) に限定することが確認された (Okada et al., 1997)。従って、本研究では短距離チャンネルとして 15 mm の距離間隔を採用した。

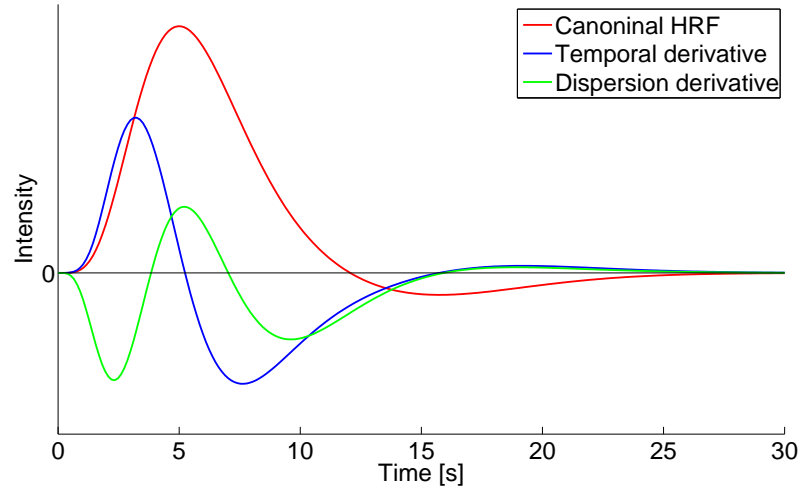


図 2.2 GLM の基底関数.

2.2 GLM を使用した頭皮血流除去

fNIRS 信号はチャンネルごとに未知の光路長を持つ (Hoshi, 2005) ため, 抽出したグローバルな頭皮血流を長距離チャンネル信号から直接減算する事はできない. 従って, 本提案手法では各チャンネルへのグローバルな頭皮血流の寄与を計算するために GLM を使用する.

GLM は説明変数である計画行列 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]$ の線形結合で応答変数 (fNIRS 信号) \mathbf{y} [時間サンプル $N_T \times$ チャンネル数 N_{CH}] を説明するモデルであり, 式 (2.2) で表される.

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}. \quad (2.2)$$

ここで, \mathbf{x}_i は説明変数の i 番目の要素 $[N_T \times 1]$ であり, N は説明変数の要素数を表している. $\boldsymbol{\beta} = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N]^T$ は未知の重みベクトルである. また, $\boldsymbol{\varepsilon}$ は平均 0, 分散 σ^2 の互いに独立な正規分布 $N(0, \sigma^2)$ に従う誤差項である.

各チャンネルに含まれる頭皮血流の重みを算出することが本手法で GLM を使用する目的であるが, 長距離チャンネルには頭皮血流だけではなく脳血流も含まれるため, 計画行列として頭皮血流のみを設定したのでは不十分である. そのため, 本提案手法では fMRI や fNIRS で通常使用される GLM 解析 (Friston et al., 1998; Koh et al., 2007; Plichta et al., 2006, 2007; Ye et al., 2009) の計画行列に抽出したグローバルな頭皮血流を含む新しい fNIRS-GLM を提案する.

提案手法では, 計画行列 \mathbf{X} は次の 5 つの要素で構成される ($N = 5$): 実験デザインから予期される脳血流モデル (cerebral hemodynamic model: CHM), その 2 つの微分成分, 定数項, およびグローバルな頭皮血流モデル (global scalp hemodynamic model: GSHM).

ここで、CHMは課題関数(ブロックデザイン課題の場合にはボックスカー関数)に血流動態関数(hemodynamic response function: HRF)を畳み込むことで計算される。また、2つの微分成分は、個人個人で異なるHRFのピーク応答の潜時と幅の差異をモデル化する要素である(Friston et al., 1998)。脳血流を説明するGLMの基底関数を図2.2に示す。GSHMは長距離チャンネルと同時に計測された短距離チャンネルから抽出する。本研究では、計画行列の各要素は、加算平均データの最大振幅が1となるように正規化した。従って、重み係数 β は計測信号に含まれる各計画行列要素の加算平均波形の最大振幅に対応する。

重み係数 β を推定することで、各長距離チャンネル信号へのグローバルな頭皮血流と脳血流の寄与を知ることが出来る。GLMでは、最適な推定重み係数 $\hat{\beta}$ は最小二乗法により、以下のように算出される。

$$\hat{\beta} = \mathbf{X}^\dagger \mathbf{y}, \quad (2.3)$$

$$\mathbf{X}^\dagger = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T. \quad (2.4)$$

このように推定されたGSHMの重み係数 $\hat{\beta}_{\text{GSHM}}$ で乗じたGSHMを各長距離チャンネル信号から減算することで、グローバルな頭皮血流を除去することが出来る。

一般にfMRIで使用されるSPM(Friston et al., 1998)では、CHMの重み係数 $\hat{\beta}_{\text{CHM}}$ の有意性をt統計量により検定し、脳活動を評価している。GLMにおける重み係数のt値は次式で計算できる。

$$t_{\text{GLM}} = \frac{\mathbf{c}^T \hat{\beta}}{\sqrt{\hat{\sigma}_e^2 (\sigma_x^2)^{-1}}}, \quad (2.5)$$

$$\hat{\sigma}_e^2 = \frac{(\mathbf{y} - \mathbf{X} \hat{\beta})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X} \hat{\beta})}{v_e}, \quad (2.6)$$

$$(\sigma_x^2)^{-1} = \mathbf{c}^T (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{c}, \quad (2.7)$$

$$v_e = N_T - N - 1. \quad (2.8)$$

\mathbf{c} はコントラストベクトルと呼ばれ、t値を算出したい重み係数に対応した行要素が1、それ以外の要素が0である $[N \times 1]$ の行列(例えば、 $\mathbf{c}^T = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$)である。 t_{GLM} は自由度 v_e のt分布に従うことが知られており、算出した t_{GLM} の生じる確率をt分布で調べることで重み係数 $\hat{\beta}_{\text{CHM}}$ の統計的有意性を判定することが出来る。

しかしながら、一般にfNIRS信号は高い時間分解能による未知の時間的な自己相関を持つため、実際に計測された信号は式(2.2)を変形して式(2.9)のように表される。

$$\mathbf{K}^u \mathbf{y} = \mathbf{K}^u \mathbf{X} \beta + \mathbf{K}^u \epsilon. \quad (2.9)$$

ここで、 \mathbf{K}^u は計測時に生じる未知のカーネルを表している。このような未知のカーネルの影響により誤差項が正規分布に従わず、t値は高めに算出されてしまう。この未知のカー

ネルの影響を補正するための手法として, precoloring と呼ばれる補正法が提案されている (Worsley and Friston, 1995). precoloring 補正では, 未知のカーネル \mathbf{K}^u よりも十分に大きい時間的自己相関を持つカーネル \mathbf{K}^2 を計測信号に掛けることによって, 式 (2.9) を式 (2.10) とみなす.

$$\begin{aligned} \mathbf{K}\mathbf{K}^u\mathbf{y} &= \mathbf{K}\mathbf{K}^u\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{K}\mathbf{K}^u\boldsymbol{\varepsilon}, \\ \text{cov}(\mathbf{K}) &\gg \text{cov}(\mathbf{K}^u) \text{ ならば } \mathbf{K}\mathbf{K}^u \approx \mathbf{K}, \\ \therefore \mathbf{K}\mathbf{y} &= \mathbf{K}\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{K}\boldsymbol{\varepsilon}. \end{aligned} \quad (2.10)$$

$\mathbf{K}\mathbf{y} = \mathbf{y}^*$, $\mathbf{K}\mathbf{X} = \mathbf{X}^*$ とすると, 式 (2.10) の最適な重み係数 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ は $\mathbf{y} \xrightarrow{\mathbf{K}} \mathbf{y}^*$, $\mathbf{X} \xrightarrow{\mathbf{K}} \mathbf{X}^*$ と置き換えることによって, 式 (2.3) で計算することが出来る. また, precoloring 補正後の t 値は次式で計算される.

$$t_{\text{GLM}} = \frac{\mathbf{c}^T \hat{\boldsymbol{\beta}}}{\sqrt{\hat{\sigma}_e^{*2} (\sigma_x^{*2})^{-1}}}, \quad (2.11)$$

$$\sigma_e^{*2} = \frac{(\mathbf{R}\mathbf{y})^T (\mathbf{R}\mathbf{y})}{v_e}, \quad (2.12)$$

$$(\sigma_x^{*2})^{-1} = \mathbf{c}^T \mathbf{X}^{*\dagger} \mathbf{V} \mathbf{X}^{*\dagger T} \mathbf{c}, \quad (2.13)$$

$$\mathbf{V} = \mathbf{K}^T \mathbf{K}, \quad (2.14)$$

$$\mathbf{R} = \mathbf{I} - \mathbf{X}^* \mathbf{X}^{*\dagger}, \quad (2.15)$$

$$v_e = \text{trace}(\mathbf{R}\mathbf{V}), \quad (2.16)$$

$$v_t = \frac{\text{trace}(\mathbf{R}\mathbf{V})^2}{\text{trace}(\mathbf{R}\mathbf{V}\mathbf{R}\mathbf{V})}. \quad (2.17)$$

ここで, 式 (2.11) によって計算された t 値は自由度 v_t の t 分布に従う.

本研究では, 上述した precoloring 補正済みの CHM の t 値を用いて, 脳活動の評価を行った. ここで, precoloring 補正では計画行列に計測信号と同じ前処理を施す必要がある ($\mathbf{X} \xrightarrow{\mathbf{K}} \mathbf{X}^*$) が, GSHM は短距離チャネル信号から抽出される前に前処理を適用されている. そのため, カーネル \mathbf{K} による処理は CHM とその微分成分のみに適用した.

²カーネル \mathbf{K} は計測信号の前処理に相当し, 一般にトレンド除去 (ハイパスフィルタ) カーネル \mathbf{K}^d とスムージング (ローパスフィルタ) カーネル \mathbf{K}^s とで $\mathbf{K} = \mathbf{K}^s \mathbf{K}^d$ あるいは $\mathbf{K} = \mathbf{K}^d \mathbf{K}^s$ のように表される.

第3章 頭皮血流計測実験

提案手法では、使用する短距離チャネルの数を削減するために頭皮血流は均一に分布すると仮定した。頭皮血流の均一性については様々に議論されているが、実験的に証明した研究は未だ無い。本章では、短距離チャネルのみを使用したプローブ配置で頭皮血流を計測する実験を行い、提案手法の仮定が妥当であることを実験的に検証した。更に、提案手法で使用する短距離チャネルの個数をどの程度まで削減可能かも検討した。

3.1 実験方法

本実験はヘルシンキ条約に則って実施され、右利きの健常成人 13 名 (男性 12 名, 女性 1 名, 22-34 歳) が参加した。本実験は長岡技術科学大学および ATR の倫理委員会において承認され、すべての被験者から実験手順に対するインフォームドコンセントを得て行った。

実験はレスト期間-タスク期間-レスト期間 (各 15 s) を 6 回連続で繰り返すシンプルなブロックデザインで構成され、被験者はタスク期間中に運動タスクを行った。課題期間の開始は 1 回、終了は 2 回音を鳴らすことによって被験者に提示された。実験中、被験者は快適なリクライニングチェアに座り、両手を膝の上に自然に置いた状態で、顔の正面約 1 m 先のディスプレイに表示された固視点に注目するように指示された。また、レスト期間中は身体を動かさず、タスク期間中は右手人差し指のタッピング (3 名) か左右手でのボール把握運動 (10 名) を出来るだけ速く行うことを要求された。

2 サンプルのデータにはモーションアーティファクトが混入していたため、解析から除外した。従って、計 21 サンプル (左手運動 8 サンプル, 右手運動 13 サンプル) を解析に使用した。

fNIRS 信号はマルチチャネル光イメージングシステム (FOIRE-3000, Shimadzu Corp., Kyoto, Japan; 光波長 780, 805, 830 nm; プローブ 16 組) を使用して計測を行った。本研究では、頭部両半球の運動に関連する脳部位 (一次感覚運動野, 運動前野, 補足運動野) をカバーするように 18 個の短距離チャネルを配置した (図 3.1(a))。サンプリング周期は 100 ms であった。また、頭皮上に設置されたプローブ位置を 3 次元磁気位置計測装置 (FASTRAK, Polhemus, Colchester, VT, U.S.A.) を使用して計測した。

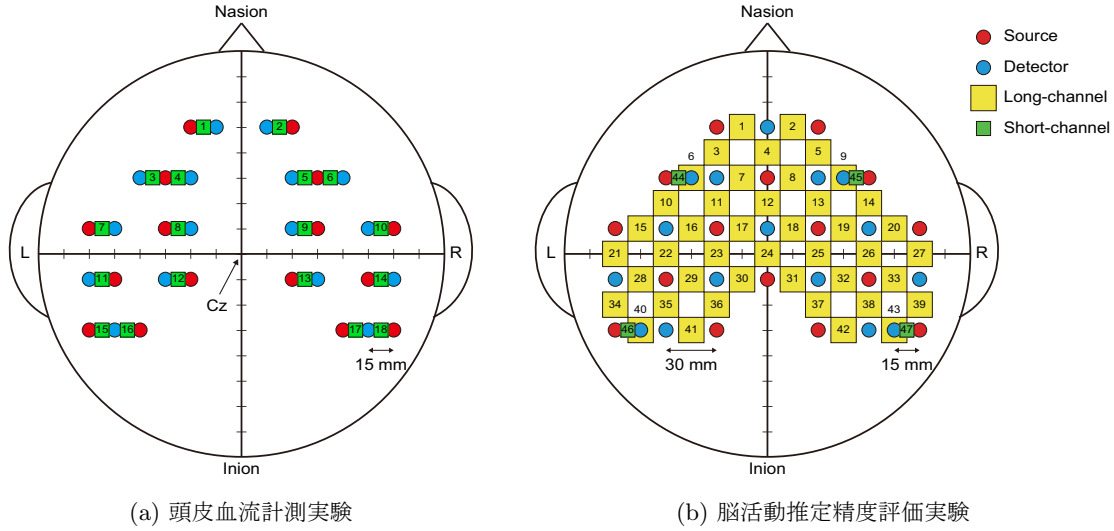


図 3.1 頭皮血流計測実験と脳活動推定精度評価実験における fNIRS チャンネル配置.

3.2 解析方法

前処理後、頭皮血流の空間的共通性を評価するために、サンプルごとに全てのチャンネルペア間の $\Delta\text{Oxy-Hb}$ の相関係数を計算した。また、PCA を使用して頭皮血流の主要な成分として 18 チャンネルの短距離チャンネルから第一主成分を抽出し、その寄与率を計算した。

GSHM を抽出するために必要な短距離チャンネル数を検討するために、以下の CI (correlation index) を計算した。

$$\text{CI}_{\{\mathbf{A}_n\}} = \frac{1}{N_{\text{ch}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{ch}}} \text{Corr} \left(\text{PC1} \left(\mathbf{X}_{\{\mathbf{A}_n\}}^{\text{Short}} \right), \mathbf{X}_i^{\text{Short}} \right). \quad (3.1)$$

ここで、 \mathbf{A}_n は N_{ch} 個の短距離チャンネルから n 個を選ぶ任意の組み合わせを表すチャンネルセット、 $\mathbf{X}_i^{\text{Short}}$ は Ch i で計測した短距離チャンネル信号を表す。また、 $\text{PC1} \left(\mathbf{X}_{\{\mathbf{A}_n\}}^{\text{Short}} \right)$ はチャンネルセット \mathbf{A}_n から抽出された第一主成分、 $\text{Corr} \left(\text{PC1}, \mathbf{X}_i^{\text{Short}} \right)$ は抽出された第一主成分と短距離チャンネル信号の間の相関係数である。サンプルごとに、CI は N_{ch} 個の短距離チャンネルから選ぶ可能な全ての組み合わせのチャンネルセットについて計算し、使用する短距離チャンネル数ごとに中央値を算出した。その後、CI の中央値は全サンプルで平均した。

3.3 結果

代表的なサンプルの $\Delta\text{Oxy-Hb}$ 波形を図 3.2 に示す。全 18 チャンネルの短距離チャンネルで観測された $\Delta\text{Oxy-Hb}$ データは、すべて酷似する時間変化を示していた (図 3.2 破線)。全ての短距離チャンネルペア間の平均相関係数を計算したところ、サンプル平均で 0.838 (SD 0.073) と非常に高相関であった。頭皮血流の主要な成分を抽出するために、全短距離チャネ

ルの $\Delta\text{Oxy-Hb}$ に PCA を適用した．その第一主成分の寄与率はサンプル平均で 0.850 (SD 0.067) となり，全短距離チャンネル信号との平均相関係数はサンプル平均で 0.920 (SD 0.038) であった．これらの結果は，18 チャンネルの短距離チャンネルの $\Delta\text{Oxy-Hb}$ に含まれる成分の大部分が第一主成分のみで説明できることを意味している．

課題実行に起因するグローバルな頭皮血流増加の時間的特徴を調べるために，全短距離チャンネルから抽出された第一主成分の加算平均波形をサンプル平均し，CHM と比較した．CHM (実線) と比較すると，第一主成分は課題オンセット後速く立ち上がり，CHM よりも 5 s 程度早くピークに達し，その後徐々に減少する特徴がみえた．

PCA に使用する短距離チャンネル数ごとの CI のサンプル平均を図 3.4 に示す．PCA に使用する短距離チャンネル数の増加に対して，CI は指数関数的に増加した．しかしながら，チャンネル数が 2, 3, 4 チャンネルであっても，全 18 チャンネルの時と比較した差は 0.031 (SD 0.016), 0.020 (SD 0.010), 0.014 (SD 0.007) と僅かであった．本研究ではまた，第一主成分の代わりに $\Delta\text{Oxy-Hb}$ の平均を使用しても同様の傾向を示すことを確認した．

3.4 考察

16 個のプロープペアを持つ最低限の fNIRS 設備において，限られた数の短距離チャンネルを使用して頭皮血流を抽出するために，本研究では過去の文献 (Kohn et al., 2007; Takahashi et al., 2011; Zhang et al., 2005) を基に，頭皮血流の時間パターンのほとんどが頭皮全体で共通しており，一つの成分のみで説明できると仮定した．頭皮血流計測実験の結果 (実験 1, 図 3.2) は，短距離チャンネルから計測された $\Delta\text{Oxy-Hb}$ は計測領域全体で非常に似ており，その時間パターンのほとんどが一つの成分 (第一主成分) で説明できることを示しており，この仮定を支持している．

グローバルな頭皮血流を推定するために，いくつの短距離チャンネルが必要だろうか？頭皮血流の主要な成分は頭皮全体で共通しているものの，各短距離チャンネル信号には僅かにローカルなアーティファクトも含まれている．加えて fNIRS 計測では，プローブと頭皮との間の接触不良が原因でいくつかの短距離チャンネルが正常に計測できなくなる可能性もある．従って，本研究では複数のチャンネルが必要であることを想定した．

グローバルな頭皮血流を抽出するために使用する短距離チャンネル数が多ければ多いほど，CI は高い値を示した (図 3.4)．しかしながら，より少数の短距離チャンネルを使用した場合でも，CI は非常に高い値を示している．プローブ数が限られる場合には，アーティファクトの推定を改善するために短距離チャンネルを多く配置すると，長距離チャンネルのためのプローブが不足し，広い脳領域をカバーするように長距離チャンネルを配置することが出来な

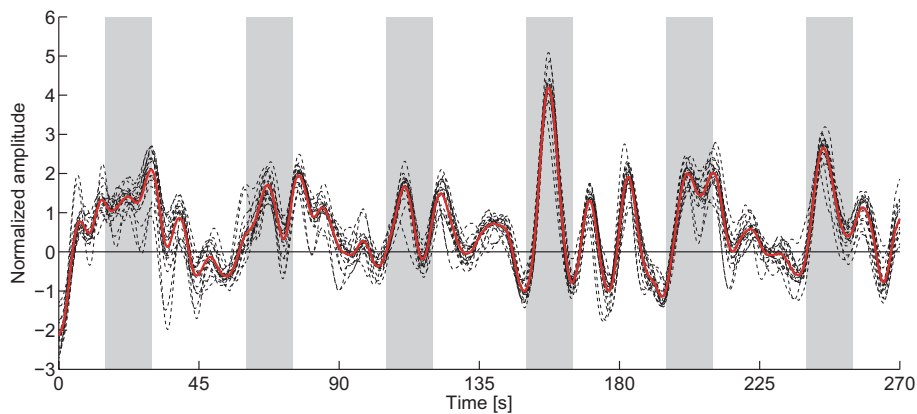


図 3.2 頭皮血流計測実験で計測された、全 18 ch の短距離チャンネルの $\Delta\text{Oxy-Hb}$ データ (黒色の破線) とその第一主成分 (赤色の実線). 灰色の影はタスク実行期間を表している.

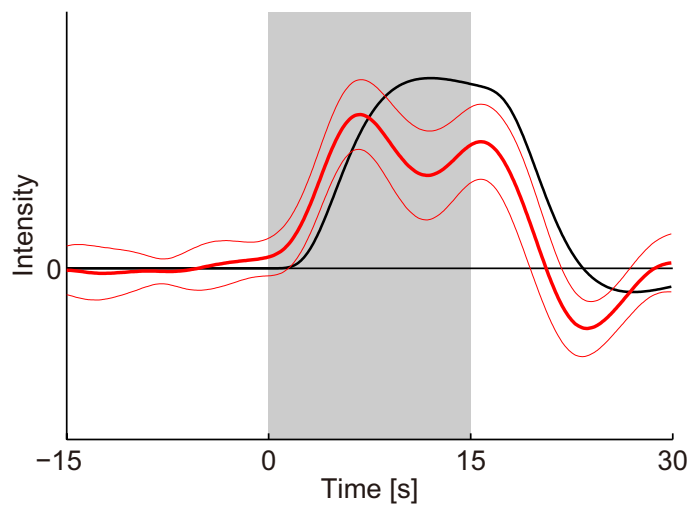


図 3.3 第一主成分の加算平均データ (赤色の太い実線: サンプル平均, 細い実線: SD) と CHM (黒色の実線).

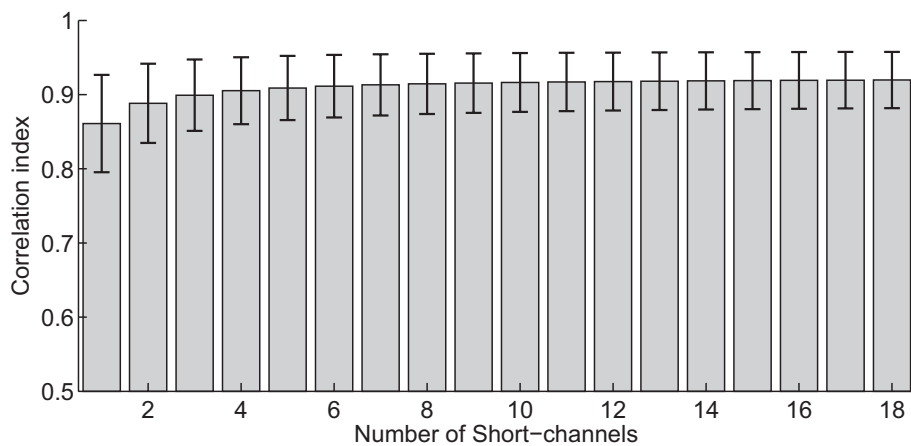


図 3.4 CI のサンプル平均. エラーバーは SD を表している.

いかかもしれない。従って、最小限の短距離チャンネル数を選ぶことは、ターゲットの脳領域全体を計測するためにはより望ましい。本研究では、16 個のプロープペアで運動関連部位をカバーするために、図 3.1(b), 6.2 に示すように 4 つの短距離チャンネルを使用した。ただし、短距離チャンネルの最適な数は実験条件ごとに異なる可能性があるため、今後異なる課題、異なる実験条件についても本実験と同様の検討を行う必要がある。

第4章 シミュレーションによる提案手法の妥当性の検討

提案手法の妥当性を検討するために、コンピューターシミュレーションを実施した。本シミュレーションでは、GSHM を少数の短距離チャンネルから推定することが出来るのか、もし出来るのであれば GSHM を長距離チャンネル信号のみから推定した時と比較して推定精度は優れているのかを検証した。加えて、短距離チャンネル信号の平均が、第一主成分の代わりに GSHM として機能することを確認した。

4.1 fNIRS 合成データ

本シミュレーションでは、第 3.1 章と同じ実験プロトコルで、図 3.1(b) のプローブ配置で実験を行ったと仮定して、43 チャンネルの長距離チャンネルと 4 チャンネルの短距離チャンネルの fNIRS 信号を作成した。また、fNIRS 信号は脳血流、頭皮血流、白色ノイズの線形結合で構成されていると仮定した。

脳血流のテンプレートは、課題期間に応じたボックスカー関数に HRF を畳み込むことで作成した。また、単純化のために、脳活動が含まれるチャンネルには同じ脳血流の時間パターンを仮定した。

より現実的な頭皮血流を再現するために、頭皮血流のテンプレートデータは頭皮血流計測実験で計測された各被験者の $\Delta\text{Oxy-Hb}$ データを空間的に補間することで作成した。補間は、計測された 18 チャンネルの短距離チャンネル信号を、計測チャンネル (図 3.1(a)) と合成チャンネル (図 3.1(b)) の間の距離に応じたガウシアン重みで、次のように空間的に平均することで行った：

$$\mathbf{Y}^{\text{scalp}} = \mathbf{X}^{\text{Short}} \mathbf{K}, \quad (4.1)$$

$$K(m, n) = \frac{G(\mu, r; \|\mathbf{p}_1(m) - \mathbf{p}_2(n)\|)}{\sum_{i=1}^{18} G(\mu, r; \|\mathbf{p}_1(i) - \mathbf{p}_2(n)\|)}. \quad (4.2)$$

$\mathbf{X}^{\text{Short}}$ は頭皮血流計測実験で計測された 18 チャンネルの短距離チャンネルの $\Delta\text{Oxy-Hb}$ データ [時間サンプル \times 18 チャンネル]、 $\mathbf{Y}^{\text{scalp}}$ は合成頭皮血流データ [時間サンプル \times 47 チャンネル]

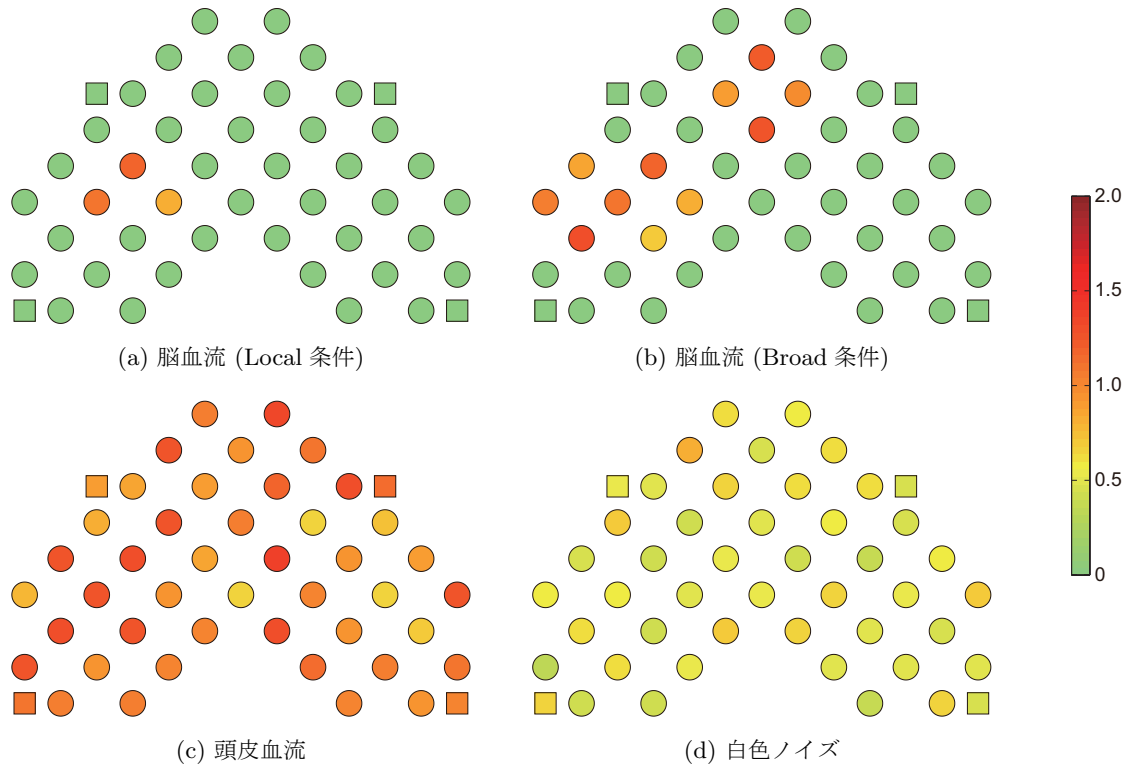


図 4.1 シミュレーションで使用した各要素の混合重みのカラーマップ. (a) ~ (c) は加算平均データのピーク値, (d) は SD を示している. また, 丸と四角はそれぞれ, 長距離チャンネルと短距離チャンネルに対応している.

ネル] を表している. \mathbf{K} は空間平均の重み行列 [18 チャンネル \times 47 チャンネル] を表しており, 各要素 $K(m, n)$ は合成チャンネル n を計算する際の, 測定された短距離チャンネル m の重みである. $\mathbf{p}_1(m)$ は計測された短距離チャンネル m の, $\mathbf{p}_2(n)$ は合成チャンネル n の 2 次元位置ベクトルをそれぞれ表している. $G(\mu, r; x)$ は平均 μ mm, 半径 r mm のガウシアン関数であり, ローカルな頭皮血流成分の空間的分布を表している. このガウシアン関数の半径 r が小さいほど, 作成された合成頭皮血流データはローカルな頭皮血流成分を含む. 合成データが計測された頭皮血流の時空間分布を出来るだけ反映するように, シミュレーションではガウシアン関数のパラメータは $\mu = 0$, $r = 15$ に設定した. 従って, 作成した頭皮血流は脳血流とは異なり, 各チャンネルで異なる時間パターンを持っている.

合成データは, 脳活動が限られた脳領域に局在する Local 条件 (3 個の長距離チャンネルで検出されると仮定; 図 4.1(a)) と, 広い領域に分布する Broad 条件 (11 個の長距離チャンネルで検出されると仮定; 図 4.1(b)) の 2 つの条件で用意した. この時, 頭皮血流と白色ノイズは両方の条件で共通に設定した. 脳血流はヒト脳機能の局在性から特定のチャンネルで観測される, 頭皮血流はすべてのチャンネルにある程度一様に含まれる, 白色ノイズはすべてのチャンネルでランダムに混入するすると考え, 各要素の混合重みは以下のように決定した

(図 4.1). 実際の fNIRS 計測における計測値のスケールを基に, 脳血流のピーク振幅は, 脳活動を仮定する長距離チャンネル (Local 条件では 3 チャンネル, Broad 条件では 11 チャンネル) では正規分布 $N(1, 0.2^2)$ から選択し, それ以外のチャンネルでは 0 に設定した. この時, 共通の 3 チャンネルは同じ値に設定した. 全チャンネルの頭皮血流のピーク振幅も脳血流と同様の方法により決定した. 白色ノイズの SD は $N(0.5, 0.1^2)$ からランダムに決定した.

実際の fNIRS 信号に含まれる脳血流と頭皮血流との比率は未知のため, Broad 条件において異なる振幅比のデータも作成した. 上述した脳血流と頭皮血流の振幅に倍数を乗算することにより, 頭皮血流の振幅を固定して脳血流の振幅を 1 から 5 まで 0.5 刻みで変化させた条件と, その逆の条件において合成データを作成した. これらすべての条件で, 白色雑音は固定である.

4.2 シミュレーション方法

4.2.1 シミュレーション 1 : GSHM の抽出方法の比較

本シミュレーションでは, GSHM を除去することで脳活動の推定が改善されることの確認と, 短距離チャンネルから推定した GSHM が長距離チャンネルから推定した場合よりも優れていることを確認した. 具体的には, 5 つの異なる手法 (RAW, ShortPCA, ShortAve, LongPCA, AllPCA) を合成データに適用し比較した. RAW はアーティファクト成分を含まないモデル (CHM + 2 つの微分成分 + 定数項: Standard 計画行列) である. 提案手法 (以下, ShortPCA と呼ぶ) は, 4 チャンネルの短距離チャンネル信号から PCA により推定された GSHM を含むモデル (CHM + 2 つの微分成分 + 定数項 + GSHM) である. また, ShortAve は PCA の第一主成分の代わりに平均値を GSHM として使用するモデルである. LongPCA と AllPCA もまた GSHM を持つモデルであるが, GSHM はそれぞれ, 43 チャンネルの長距離チャンネル信号, あるいは 43 チャンネルの長距離チャンネル信号と 4 チャンネルの短距離チャンネル信号の両方から PCA により推定する.

脳活動の推定誤差として, 推定された重み係数 $\hat{\beta}_{\text{CHM}}$ から脳血流の理論振幅の差 (推定値-理論値) の長距離チャンネル平均をサンプルごとに計算した. ここで, 二乗平均ではなく単純平均を使用しているのは, 誤差の符号から推定の偽陽性・偽陰性を判断するためである. また, Local 条件および Broad 条件時において, 各 GLM の推定誤差のサンプル平均値が有意に 0 から異なるかどうかを評価するために, 1 標本 t 検定 ($p < 0.05/10$, $n = 10$ の Bonferroni 補正) を行った.

4.2.2 シミュレーション2：頭皮血流・脳血流の同時推定と個別推定との比較

本シミュレーションでは、頭皮血流の除去を脳活動の推定と同時に行う提案手法が、脳活動推定の前に頭皮血流のみを除去する手法よりも優れていることを確認した。GSHM と CHM の両方を同時に推定する提案手法を Multiple, 事前に GSHM で単回帰分析を行い、その残差成分に再び CHM による回帰分析を行う手法を Simple とする。両手法を Broad 条件の合成データに適用し比較した。

脳活動の推定誤差は、脳活動のないチャンネルとあるチャンネルとに分けて計算した。また、手法間での推定誤差のサンプル平均値に有意な差があるかどうかを検討するため、対応のある t 検定 ($p < 0.05/2$, $n = 2$ の Bonferroni 補正) を行った。

4.3 結果

4.3.1 シミュレーション1：GSHM の抽出方法の比較

各手法 (RAW, ShortPCA, ShortAve, LongPCA, AllPCA) での脳活動推定精度を評価するために、脳活動の推定誤差を比較した。頭皮血流と脳血流の振幅比が等しい時の、推定誤差の平均と SD を図 4.2 に示す。各条件、各手法の推定誤差の平均値が有意に 0 から異なるかどうかを評価するために、1 標本 t 検定 ($p < 0.05/10$, $n = 10$ の Bonferroni 補正) を行った。頭皮血流成分をモデルに含まない RAW では、推定誤差は Local 条件と Broad 条件の両方で有意に正の値であり、脳活動を過大に推定 (偽陽性) していることを示唆している。ShortPCA と ShortAve の推定誤差は統計的に有意であるとはいえず、その大きさは Local 条件と Broad 条件の両方で小さかった。これは、GSHM をモデルに含めることで偽陽性の推定誤差が減少することと、脳活動が広く分布している時でも 4 チャンネルの短距離チャンネル信号だけを使用することで GSHM の推定に成功したことを示唆している。一方 LongPCA と AllPCA では、推定誤差は両条件で有意に負の値であり、また、Broad 条件での誤差の絶対値は Local 条件よりも大きかった。この負の推定誤差は、脳が広く賦活している場合に長距離チャンネルを含む信号の第一主成分は GSHM の過大推定を引き起こし、脳血流の過小推定 (偽陰性) を引き起こすことを示している。

本シミュレーションでは、頭皮血流と脳血流の振幅比が異なる合成データについてもシミュレーションを行った。RAW, ShortPCA, LongPCA の推定誤差を図 4.3 に示す。頭皮血流の振幅を固定し脳血流の振幅を増加させた場合、RAW, ShortPCA では推定誤差は変化しなかったが、LongPCA では負の推定誤差が増加した (図 4.3(a))。また、脳血流の振幅が 0 の場合、LongPCA の推定誤差は ShortPCA と同程度であった。これは、GSHM の推定に長距離チャンネルを使用した場合、脳活動の増加は SNR の増加につながらないことを意

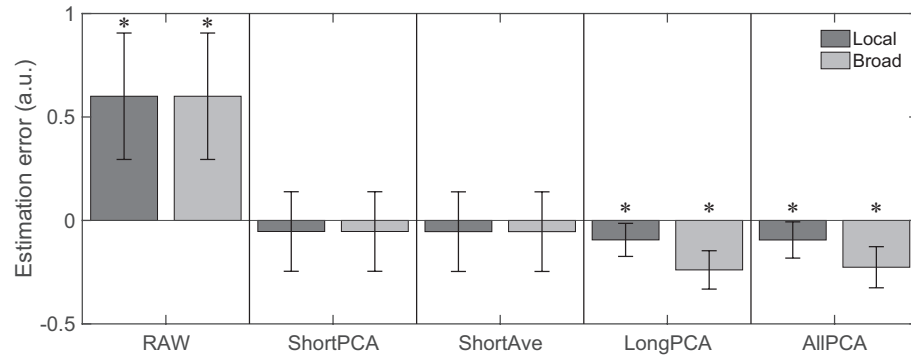


図 4.2 頭皮血流と脳血流の振幅比が等しい時の、推定誤差の平均と SD. 区切られた各プロットは、各 GLM (RAW, ShortPCA, ShortAve, LongPCA, AllPCA) に対応している. アスタリスクは、平均値の 0 からの統計的有意性 (1 標本 t 検定, $p < 0.05/10$, $n = 10$ の Bonferroni 補正) を表している.

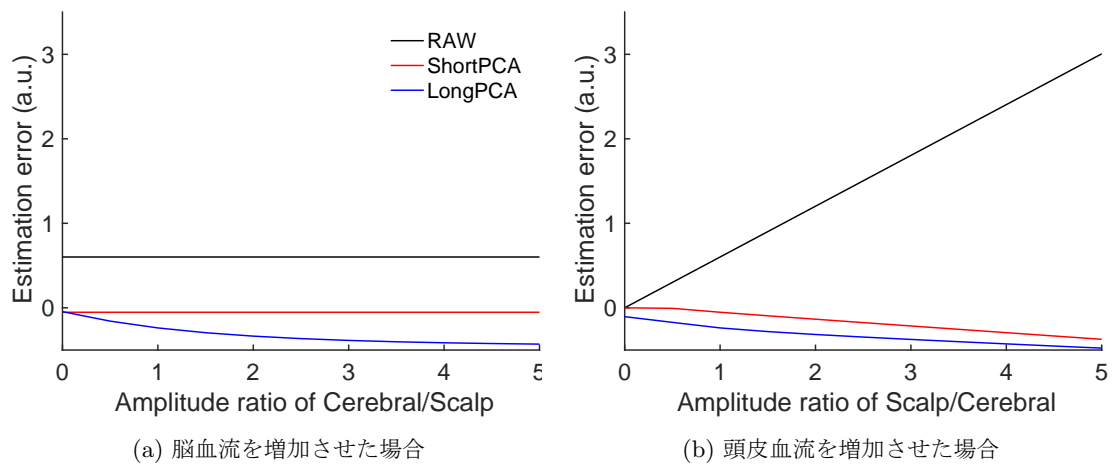


図 4.3 頭皮血流と脳血流の振幅比を変化させた時の推定誤差.

味している. 脳血流の振幅を固定し頭皮血流の振幅を増加させた場合には、全ての手法で推定誤差は線形に増加した (図 4.3(b)). ただし、頭皮血流を除去しない RAW における推定誤差の増加率は、GSHM をモデルに含む他の 2 つの手法と比較して非常に大きく、fNIRS 信号処理における頭皮血流の影響が大きいことを実証している. また、頭皮血流の振幅が 0 の場合、RAW と ShortPCA の推定誤差は 0 であったのに対して、LongPCA は負の推定誤差を示している. なお、ShortAve は ShortPCA と、AllPCA は LongPCA と同様の傾向を示した.

以上の結果から、本シミュレーションは、短距離チャンネルだけから抽出した GSHM を使用した提案手法が、脳活動の分布と大きさが変化したとしても、最も安定して脳活動を精度良く推定することができることを実証した.

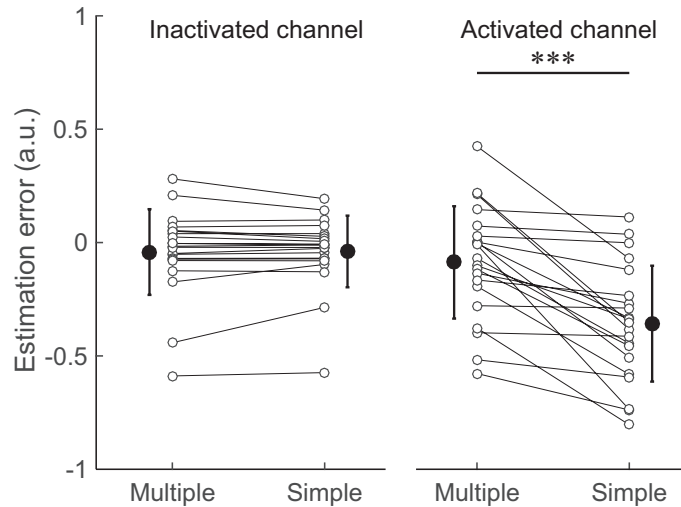


図 4.4 重回帰と単回帰の推定誤差の比較. 白丸は各サンプルの値を示しており, 黒丸とエラーバーは平均と SD を表している. アスタリスクは両者の間の統計的な有意差 (対応のある t 検定, $***: p < 0.001/2, n = 2$ の Bonferroni 補正) を表している.

4.3.2 シミュレーション 2 : 頭皮血流・脳血流の同時推定と個別推定との比較

頭皮血流と脳血流を同時に推定する提案手法の方法がより正確に両者の寄与を推定するために重要であることを確認するために, 事前に頭皮血流のみを除去する手法 (Simple) との推定誤差の比較を行った. 図 4.4 に両手法の推定誤差の比較を示す. 非賦活チャンネルでは両手法間の推定誤差に有意な差 (対応のある t 検定, $p < 0.05/2, n = 2$ の Bonferroni 補正) は見られなかったが, 賦活チャンネルでは Simple は Multiple と比較して有意に大きな負の推定誤差を示した. これは, 事前に頭皮血流のみを除去する手法では, 脳血流が計測されたチャンネルで偽陽性の推定を引き起こすことを示唆している.

4.4 考察

本研究では, シミュレーションで頭皮血流を抽出するための 4 つの手法を比較した (図 4.2, 4.3). 観測信号の数が多い LongPCA (43 チャンネル) と AllPCA (47 チャンネル) よりも, 僅か 4 チャンネルしか使用しない ShortPCA と ShortAve の推定誤差がより低いことは非常に興味深い. 一般に PCA や平均法で真の成分を推定する際には, 観測信号の数は多いほど有利であると考えられるが, 本シミュレーションでは反対の結果が得られた. さらに, LongPCA と AllPCA は Local 条件よりも Broad 条件の方がより推定誤差が大きく, また頭皮血流と脳血流の振幅比に大きく影響された. これらの結果は, グローバルな頭皮血流の推定精度は, グローバルな頭皮血流と相関する他の成分が観測信号にどの程度含まれているかに依存することを示している. いくつかの長距離チャンネルは課題に関連した頭皮血流と相関する脳

血流を含むため、LongPCA や AllPCA の第一主成分にはグローバルな頭皮血流だけではなく、脳血流も含んでいる可能性がある。結果として、長距離チャンネルからは第一主成分に含まれる脳血流の分だけ過大に血流が除去され、脳活動は理論値よりも過小に評価されてしまう。一方、短距離チャンネル信号は主に頭皮血流成分から成るため、ShortPCA や ShortAve では正確にグローバルな頭皮血流を抽出することが出来る。従って、広い脳部位での賦活が予想される場合には特に、短距離チャンネルを配置して、その信号からグローバルな頭皮血流を抽出することが不可欠である。ShortPCA と ShortAve においては、脳血流の振幅の増加に関係なく脳活動の推定精度は良かったが、頭皮血流の振幅が増加した場合には直線的に低下した。この推定誤差の増大は、現在のシミュレーションの設定ではグローバルな頭皮血流の増加に伴いローカルな頭皮血流もまた増加することが原因であると考えられる。しかしながら、グローバルな頭皮血流とローカルな頭皮血流の信号源は異なる可能性があるため、実際のデータではこのような悪化は生じないかもしれない。

本シミュレーションでは、脳活動を推定する能力はPCA と平均を使用した場合の両方で同程度であった (図 4.2)。しかしながら、例えば計測した短距離チャンネルのどれかが接触不良等により正常に計測できなかった場合には、PCA の方が平均よりも優れた性能を示すことが期待できるため、本研究では ShortPCA を採用した。全ての短距離チャンネルが正しく計測できている場合には平均法でも同様の効果が期待でき、PCA よりも容易であるため、実装の面ではこちらのほうが適しているかもしれない。

脳血流の振幅が 0 の場合 (図 4.3(a))、長距離チャンネル信号も短距離チャンネルと同様に頭皮血流信号のみで構成されるため、LongPCA は 43 チャンネルを使用した ShortPCA に等しい。しかしながら、その推定誤差は 4 チャンネルしか使用していない ShortPCA と同程度で、かつ推定誤差は 0 にはならなかった。これは、提案手法では使用する短距離チャンネル数がある程度以上に増やしても推定誤差の改善には繋がらず、また手法の制限上除去できないローカルな頭皮血流が僅かに存在していることを示唆している。

提案手法では、計画行列に GSHM と CHM の両方のモデルを含む同時推定を採用している。しかしながら、従来の頭皮血流除去手法の多くは、脳活動を評価するよりも前に頭皮血流のみの除去を行っている。頭皮血流の除去と脳活動の評価を同時に行うことの利点を確認するために、事前に頭皮血流のみを除去した後に脳活動を評価する手法 (Simple) と提案手法 (Multiple) との推定誤差を比較した (図 ??)。脳血流を含まない非賦活チャンネルでは両手法の推定誤差に差は見られなかったのに対し、脳血流を含む賦活チャンネルでは Simple は Multiple よりも有意に大きな負の推定誤差を示した。これは、頭皮血流のみの計画行列で GLM 解析をした場合には、脳血流が頭皮血流モデルで回帰され余分に除去されてしまうため、結果として脳血流を含むチャンネルでは偽陰性の推定となるためであると考えられる。

従って、頭皮血流と脳血流は別々に推定するのではなく、同時に推定すべきである。

第5章 運動課題データによる脳活動推定精度の評価

前章では、提案手法が頭皮血流と脳血流を分離可能であることをシミュレーションデータにより検証した。本章では、実際に運動課題を行った際の fNIRS データを対象に、提案手法の脳活動推定精度を評価する。

5.1 実験方法

本実験はヘルシンキ条約に則って実施され、右利きの健常成人 15 名 (男性 7 名, 女性 8 名, 22-67 歳) および右利きの脳梗塞成人男性患者 1 名 (60 歳) が参加した。患者は右放線冠に梗塞を持ち、軽度の左片麻痺を発症していた。本実験は ATR および東京湾岸リハビリテーション病院の倫理委員会において承認され、すべての被験者から実験手順に対するインフォームドコンセントを得て行った。

実験は頭皮血流計測実験 (第 3 章) と同じデザインで行った。2 名の被験者は右手人差し指のタッピング運動、14 名の被験者は左右手でのボール把握運動を行った。

1 サンプルのデータにはモーションアーティファクトが混入していたため、解析から除外した。また、2 名の被験者は fMRI 実験で緊張のため一般的な局在とは異なる両側の脳活動が観測されたため、解析から除外した。従って、計 25 サンプル (左手運動 12 サンプル, 右手運動 13 サンプル) を解析に使用した。

fNIRS 信号はシミュレーションと同じ脳部位をカバーする図 3.1(b) のプローブ配置で計測した。サンプリング周期は 130 ms であった。

fNIRS 実験に参加した被験者は fMRI 実験にも参加し、fNIRS 実験と同じ運動課題を行った。1.5 T あるいは 3.0 T MRI スキャナーを使用して、T1 強調構造画像と T2* 強調機能画像を計測した。

5.2 解析方法

本実験では、提案手法は 3 つの従来手法 (RAW, MS-ICA, RestEV) と比較した。RAW は前処理後の fNIRS 信号に直接、第 4.2.1 章で定義した Standard 計画行列の GLM を適用

する方法である。MS-ICA と RestEV は、長距離チャンネルのみを使用してグローバルなアーティファクトを推定し、fNIRS 信号から除去する手法である (第 5.2.1 章, 第 5.2.2 章参照)。ただし、脳活動を推定するために Standard 計画行列の GLM を処理後の信号に適用する。

GLM 解析の結果を評価するために、まずサンプルを頭皮血流と脳血流との相関度をもとに以下の 2 つの群に分けた。

- 無相関群：頭皮血流が脳血流に相関しない (頭皮血流の影響が小さい)
- 相関群：頭皮血流が脳血流に有意に相関 (頭皮血流の影響が大きい)

相関の有意性は並べ替え検定によって評価した。検定の帰無仮説は「頭皮血流はタスクに関連した脳血流に対して無相関である」である。相関の帰無分布は以下の手順で計算した。

1. サンプルごとに 100 個のランダム脳血流 (タスク期間が重ならないようにタスクオンセットをランダムマイズした Boxcar 関数に HRF を畳み込むことで作成) を作成
2. ランダム脳血流と頭皮血流 (短距離チャンネル信号の第一主成分) との相関係数を計算

サンプルを分類する相関係数の閾値は、2500 個の相関係数 (25 サンプル × 100) の帰無分布の 95 パーセンタイル (片側検定) とした。

GLM のデータへのあてはまりの良さを評価するために、手法ごとに自由度調整済みの決定係数を計算した。

$$\text{Adjusted } R^2 = 1 - \frac{(\mathbf{R}\mathbf{y})^T(\mathbf{R}\mathbf{y})}{(\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})^T(\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})} \frac{N_T - 1}{N_T - N - 1}. \quad (5.1)$$

ここで、 \mathbf{y} は計測信号、 \mathbf{R} は式 (2.15) の残差行列、 N_T および N は時間サンプル数と計画行列要素数である。また、提案手法と各従来手法間での決定係数の平均値に有意な差があるかどうかを検討するため、対応のある t 検定 ($p < 0.05/3$, $n = 3$ の Bonferroni 補正) を行った。

5.2.1 MS-ICA

Kohno et al. (2007) は、 $\Delta\text{Oxy-Hb}$ を MS-ICA (Molgedey and Schuster, 1994) で分離された独立成分の中で、空間的均一性の指標である CSU (coefficient of spatial uniformity) が最も高い成分をグローバルな頭皮血流成分として除去した。MS-ICA は時刻 t における成分と複数の遅延時刻 $t + \tau$ における他の成分との間の相互相関の二乗和を最小化することにより分離行列を探索する (Cardoso and Souloumiac, 1996)。アルゴリズムの詳細については文献 (Kohno et al., 2007) を参照のこと。このアーティファクト除去アルゴリズムは、本

研究で使用した fNIRS 計測装置の解析ソフトウェアに実装されている。本研究では、この装置内に実装されているソフトウェアを使用して、計測された長距離チャンネルの $\Delta\text{Oxy-Hb}$ データに対して MS-ICA のアーティファクト除去を適用した。ここで、遅延時間セッテは [Kohno et al. \(2007\)](#) と同じく 20 サンプルとし、最も CSU の高い成分のみ除外した。アーティファクト除去後、提案手法との比較のため、同じ手順で前処理を行い、Standard 計画行列の GLM を適用した。

5.2.2 RestEV

[Zhang et al. \(2005\)](#) は、PCA によりベースラインデータから計算された固有ベクトルの初めの r 個を除去する空間フィルタを提案している。アルゴリズムの詳細については文献 ([Zhang et al., 2005](#)) を参照のこと。空間フィルタは提案手法と同じ前処理後の長距離チャンネルの $\Delta\text{Oxy-Hb}$ データに適用され、その後 Standard 計画行列の GLM を適用した。ここで、空間フィルタを作成するために最初のレスト期間 (15 s) を使用した。[Zhang et al. \(2005\)](#) は固有ベクトルの空間分布をもとに除去する成分数 r を決定しているが、その明確な基準は示していない。本研究では異なる r の数 (1-3) を検討し、結果がほとんど変わらないことを確認したため、 $r = 1$ として解析を行った。

5.2.3 fMRI と fNIRS の比較

fNIRS チャンネル位置に対応した fMRI データの抽出

fMRI は fNIRS と比較して空間分解能が非常に高い。そのため、fNIRS と fMRI の脳活動マップを比較するために、fNIRS のチャンネル位置に合わせて fMRI の t 値をダウンサンプルした。

まず初めに、fNIRS データと fMRI データとの位置合わせを行った。FASTRAK で計測した fNIRS プローブの位置と 3 つの基準点 (鼻骨点と左右の耳介前点) の位置データを使用して、3 つの基準点を構造画像上の基準点位置にマップするように、fNIRS プローブの位置を各被験者の構造画像へ合わせた。次に、fNIRS と fMRI の同時計測を行った先行研究 ([Cui et al., 2011](#)) と同様の方法で、fNIRS チャンネルに対応する関心領域 (regions of interest: ROI) を決定した。具体的には、各 fNIRS チャンネルのソースとディテクターの間接点を計算し、中間点から最小二乗距離の皮質表面の位置を fNIRS-ROI の中心として同定した。本研究では、fNIRS 信号に含まれる脳活動は同定した ROI の中心の周りの灰白質の活性化を反映していると仮定し、fNIRS 信号の ROI として ROI の中心から半径 16 mm の球内の灰白質領域を定義した。個人の灰白質画像は SPM8 に実装されているセグメンテーション

を使用することで計算し、灰白質画像の散乱ノイズを低減するために MRIcron ソフトウェア (<http://www.mccauslandcenter.sc.edu/mricro/mricron/>) を使用してスムージング (半値幅 4 mm のガウシアンフィルタ, 強度閾値 0.7) を行った. 最後に, 各 fNIRS-ROI 内の fMRI の t 値を抽出し, 平均することによって空間的にダウンサンプルした fMRI の t 値を取得した.

fMRI と fNIRS を比較するための評価量

本研究では, fMRI で観測された脳活動が正しい脳活動を反映していると仮定して, fMRI と比較した fNIRS の脳活動の推定誤差を計算した. まず, t 値の補正 (precoloring) や異なる自由度の影響があるため, 各 t 値は誤差を計算される前に長距離チャンネル数による Bonferroni 補正された有意水準 ($p = 0.05/43$) における t 値で割ることで正規化した. その後, 推定誤差として, 各長距離チャンネルごとに fNIRS の t 値と fNIRS チャンネル位置にダウンサンプルされた fMRI の t 値の差の二乗平均誤差 (root-mean-squared error; RMSE) を計算した. また, 提案手法と各従来手法間での推定誤差の平均値に有意な差があるかどうかを検討するため, 対応のある t 検定 ($p < 0.05/3$, $n = 3$ の Bonferroni 補正) を行った.

fNIRS 信号からは偽陽性の脳活動が推定される傾向にあることが知られているため, fMRI が正しい脳活動を検出していることを仮定して, 提案手法と従来手法の脳活動検出特性を検討した. 本研究では, 感度 (Sensitivity), 特異度 (Specificity), および両方の相乗平均である G-mean を以下のように計算した.

$$\text{Sensitivity} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}. \quad (5.2)$$

$$\text{Specificity} = \frac{\text{TN}}{\text{FP} + \text{TN}}. \quad (5.3)$$

$$\text{G-mean} = \sqrt{\text{Sensitivity} \times \text{Specificity}}. \quad (5.4)$$

TP, TN, FP, FN はそれぞれ, 真陽性, 真陰性, 偽陽性, 偽陰性と評価されたデータの数を表している. ここで, 真陽性は脳活動が fNIRS と fMRI の両方で有意に増加を示したチャンネルの数を, 真陰性は反対に両方で有意な増加を示さなかったチャンネルの数をカウントする. 偽陽性は fMRI では有意な増加を示していないにもかかわらず fNIRS で有意な増加を示すチャンネルの数をカウントし, 偽陰性はその逆である. 感度は実際の脳活動を正しく検出する能力, 特異度は誤って偽陽性の活動を検出しない能力を表しており, どちらも脳の活性化部位を検出する上で重要な評価量である. G-mean は2つの評価量を組み合わせた量であり, 陽性サンプルと陰性サンプルの数のバランスが悪い時に適した評価量である. 正しい陽性サンプル数 (fMRI で有意なチャンネル数) は非常に限られているため, 各手法の

各評価量は全サンプル分のデータ (43 チャンネル × 25 サンプル) を使用して計算した。

5.3 結果

5.3.1 実データに対するモデル評価

ShortPCA で解析された典型的な時間波形を図 5.1 に示す。4 チャンネルの短距離チャンネルから推定された GSHM は、頭皮血流計測実験で観測されたものと同様に課題に関連した時間的特徴を示した (図 5.1(a))。PCA における GSHM (第一主成分) のサンプル平均寄与率は 0.853 (SD 0.082) であった。

説明変数間に高い相関が存在する場合には多重共線性の問題が生じ、重み係数の推定が正常に行えないことがある。従って、多重共線性の影響を調べるために、VIF (variance inflation factor) を計算した。一般に、VIF が 10 よりも高い場合に、多重共線性の有意な問題が生じるとされている (Kutner et al., 2004)。全サンプルで最も高い VIF は 5.96 であり、これは提案手法に多重共線性の問題が生じていないことを示している。

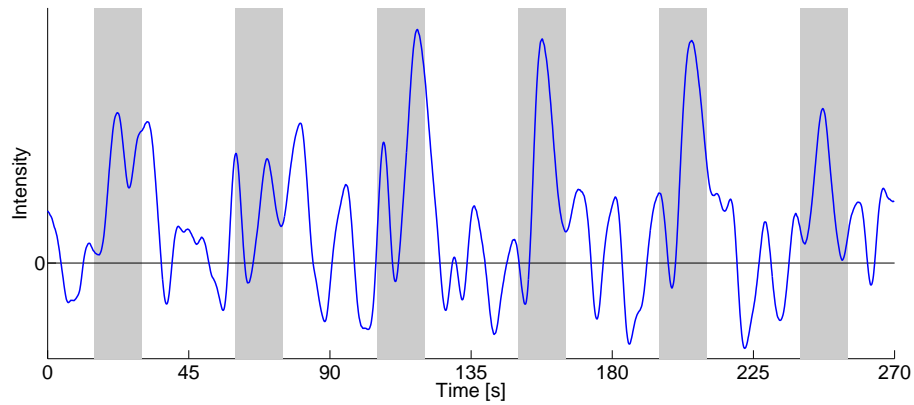
左右の一次感覚運動野に位置する対照的なチャンネル (Ch 21: 運動と同側, Ch 27: 運動の反側) において推定された脳血流とグローバルな頭皮血流の例を図 5.1(b), 5.1(c) に示す。運動と同側の Ch 21 では $\Delta\text{Oxy-Hb}$ データのほとんどは、GSHM のみで説明できた (図 5.1(b)) のに対し、反側の Ch 27 では CHM と GSHM の両方が含まれていた。他のチャンネルでも同様に、GSHM は全てのチャンネルで推定されたのに対し、CHM は賦活した脳領域でのみ推定された。

次に、データを無相関群と相関群とに分けて結果を比較していく。並べ替え検定によって決定された相関係数閾値は 0.314 であった。また、この閾値によって分けられたサンプル数は無相関群 7 サンプル、相関群 18 サンプルであった。

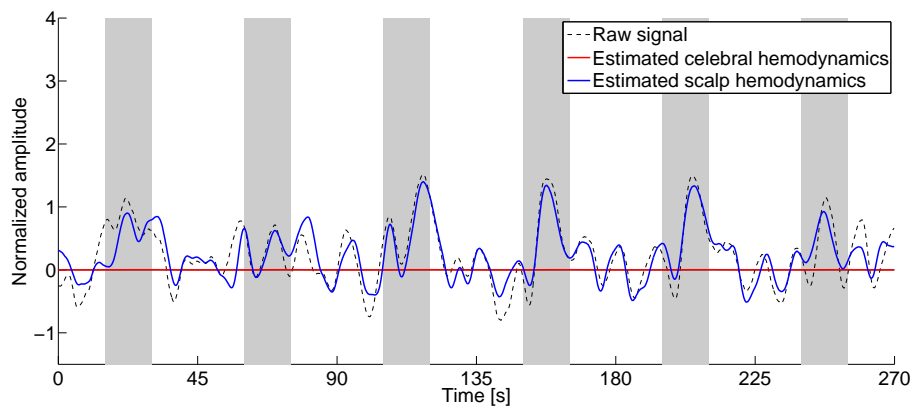
手法間で GLM のあてはまりの良さを比較するために、自由度調整済みの決定係数を計算した (図 5.2)。ShortPCA の決定係数は全ての他手法と比較して有意に高い値 (対応のある t 検定, $p < 0.05/3$, $n = 3$ の Bonferroni 補正) を示した。この結果は、提案する計画行列が、ブロックデザインの運動課題中における $\Delta\text{Oxy-Hb}$ データをフィットするために最も適していることを示唆している。

5.3.2 fMRI との比較による推定精度

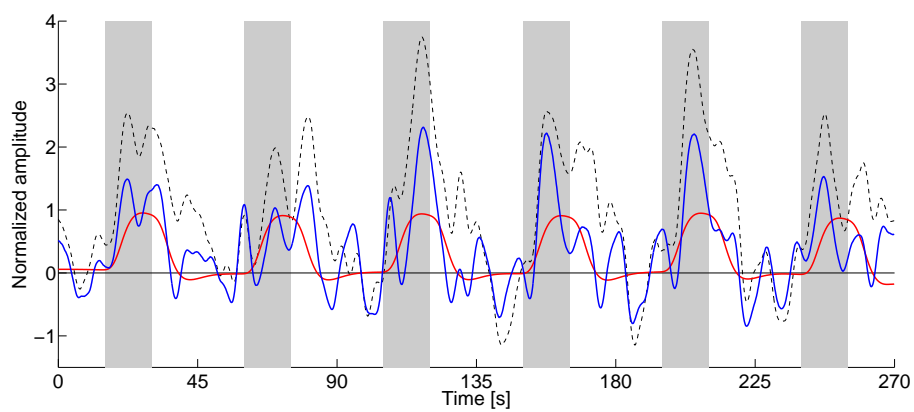
$\Delta\text{Oxy-Hb}$ から推定された脳活動の t マップと、fNIRS チャンネル位置に空間的にダウンサンプルされた fMRI の t マップを図 5.3 に示す。43 チャンネルの長距離チャンネルから推定された脳活動の t 値は、fNIRS データ MRI 画像重ね合わせソフトウェア (Fusion, Shimadzu



(a) 推定された GSHM



(b) GLM の推定結果 (Ch 21, 運動と同側)



(c) GLM の推定結果 (Ch 27, 運動の反側)

図 5.1 代表的なサンプル (左手運動) における, 提案手法で推定された典型的な時間波形. (a) 4つの短距離チャンネルから推定された GSHM. (b) と (c) は, 左右の一次感覚運動野に位置する対照的な Ch 21 と Ch27 における推定結果.

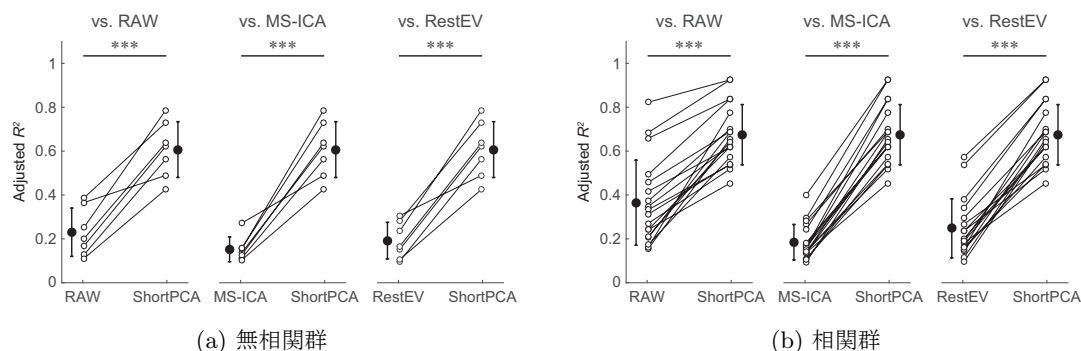


図 5.2 推定手法ごとの決定係数の比較. 白丸は各サンプルの値を示しており, 黒丸とエラーバーは平均と SD を表している. アスタリスクは ShortPCA と他手法間に統計的な有意差 (対応のある t 検定, $***: p < 0.001/3$, $n = 3$ の Bonferroni 補正) が存在することを表している.

Corp, Japan; Okamoto et al. 2004; Takeuchi et al. 2009) を使用して, FASTRAK で記録された fNIRS プローブ位置情報を基に, 個人の MR 構造画像から作成した脳表上にマップした.

RAW では広範囲のチャンネルで有意な活動が観測され局在化した脳活動を確認することが出来なかった. しかしながら, fMRI の結果は脳活動が運動と対側の感覚運動野に局在していることを示している. 従って, RAW で推定された脳活動は, 課題実行に起因する頭皮血流の増加による偽陽性の脳活動である. これは, シミュレーション結果で実証したのと同様に, 頭皮血流の除去なしでは脳活動が過大に推定されてしまうことを意味している. MS-ICA や RestEV で前処理として頭皮血流を除去した場合には脳活動の局在性は改善された. しかしながら, いくつかのケースでは推定された脳活動が対側半球の一次感覚運動野に局在しなかった. また, いくつかのチャンネルで大きな負の値が推定されることもあった. 一方, 提案手法である ShortPCA は予想される脳活動 (対側半球の一次感覚運動野に局在) を良く推定できていると思われる. このように, 各 fNIRS 手法と fMRI の t マップを比較すると, ShortPCA の空間マップが最も fMRI と似た賦活パターンを示した.

ShortPCA で推定された脳活動が他の従来手法よりも fMRI の結果に近いことを定量的に評価するために, fMRI と比較した fNIRS の脳活動推定誤差と脳活動検出精度を計算した. 相関群ごとの結果を図 5.4, 5.5 に示す. 無相関群において, ShortPCA の推定誤差と他手法との間には有意な差 (対応のある t 検定, $p < 0.05/3$, $n = 3$ の Bonferroni 補正) は見られなかった (図 5.4(a)). 脳活動検出精度でも同様に手法間で差は見られない (図 5.5(a)). 対して相関群では, ShortPCA は他手法よりも有意に低い推定精度を示した (図 5.4(b)). RAW の脳活動検出精度は, 高い感度と低い特異度を示した (図 5.5(b)). 3 つの頭皮血流除去手法は RAW と比較して特異度を大きく改善した. 中でも ShortPCA が最も高い感度と特異

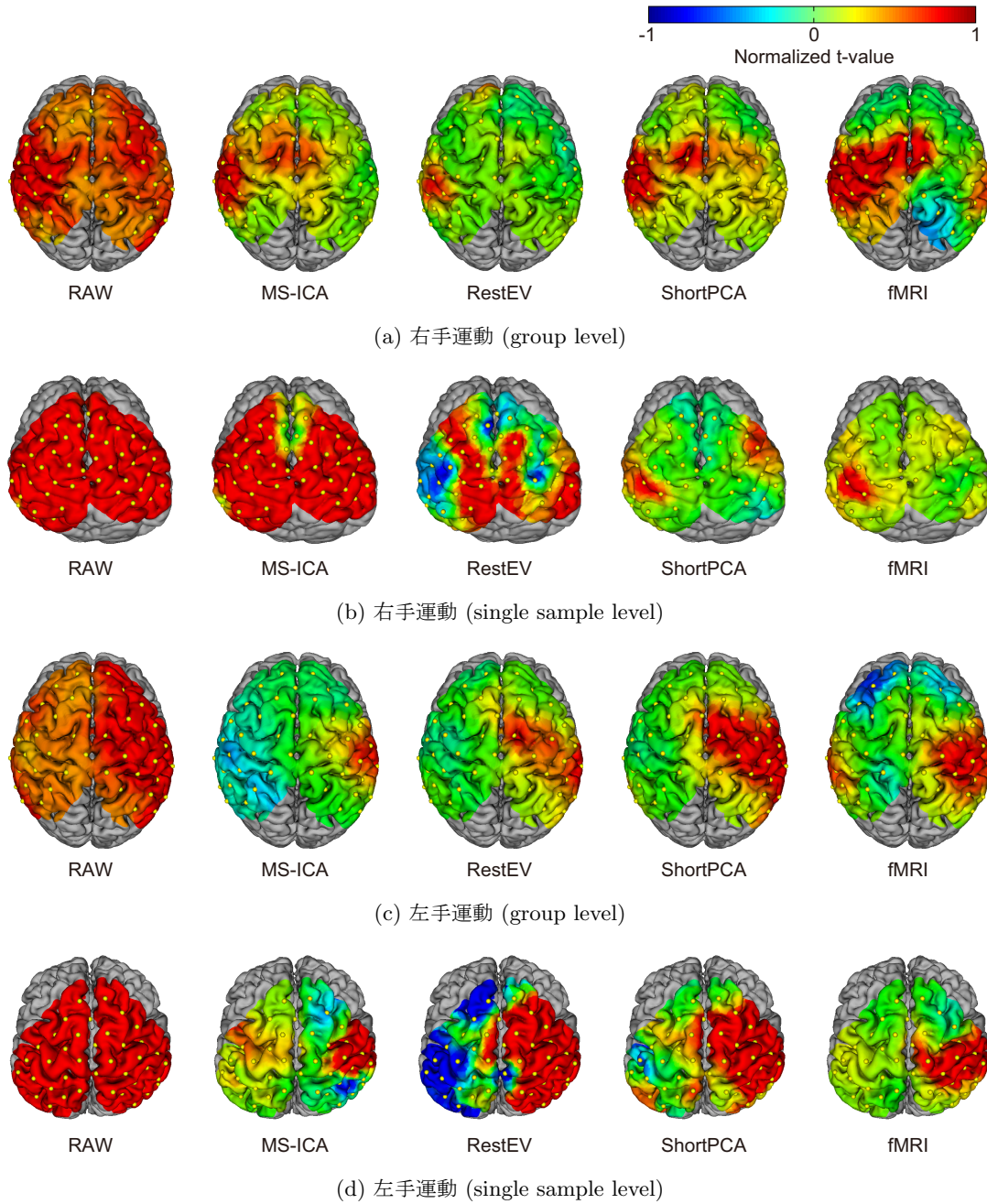


図 5.3 $\Delta\text{Oxy-Hb}$ と fMRI から推定された脳活動の t マップ. group level は全サンプルの $\hat{\beta}_{\text{CHM}}$ の 1 標本 t 検定の結果を, single sample level は代表的なサンプルの結果を示している. 脳活動の t 値は有意水準 ($p = 0.05/43$, $n = 43$ による Bonferroni 補正) の t 値で割ることによって正規化され, 個人脳表上に推定された各 fNIRS チャンネル位置 (黄色の点) にマッピングされた.

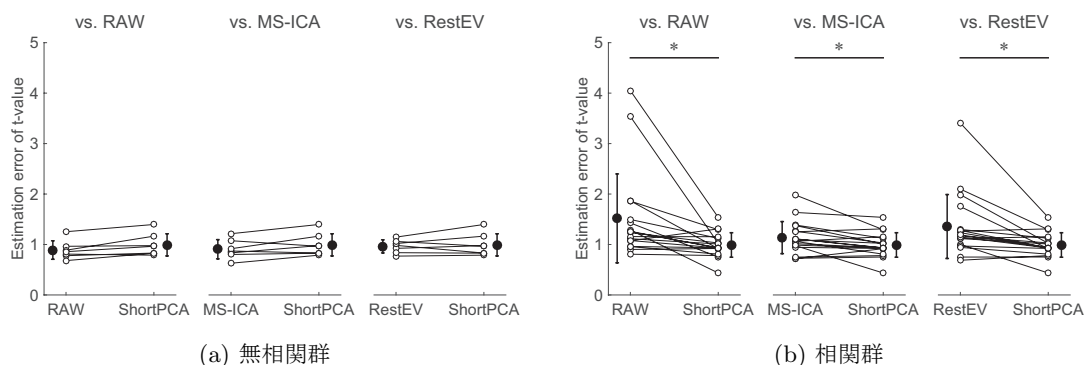


図 5.4 推定手法ごとの脳活動推定誤差の比較. 白丸は各サンプルの値を示しており, 黒丸とエラーバーは平均と SD を表している. アスタリスクは ShortPCA と他手法間に統計的な有意差 (対応のある t 検定, $*$: $p < 0.05/3$, $n = 3$ の Bonferroni 補正) が存在することを表している.

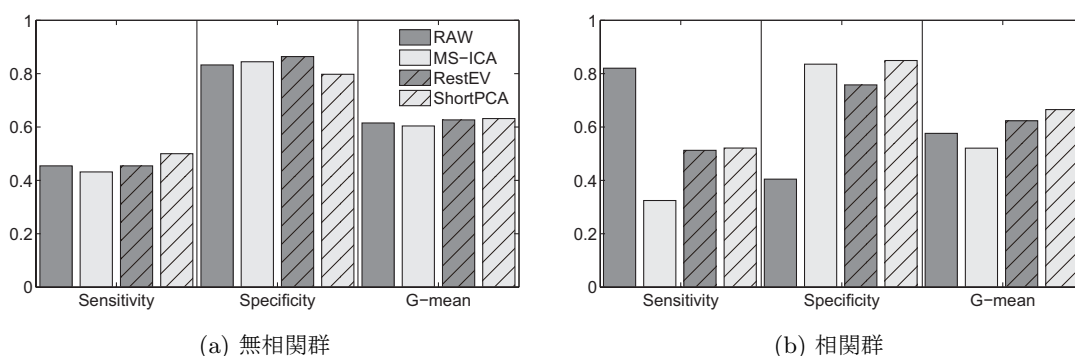


図 5.5 推定手法ごとの脳活動検出精度の比較.

度を示し, 全手法中最も高い G-mean を示した.

5.4 考察

GLM 解析を行う上で重要な問題の一つは, 観測信号を説明することが出来る適切なモデルを決定することである. ShortPCA は全ての被験者で他の 3 つの従来手法 (RAW, MS-ICA, RestEV) と比較して有意に高い決定係数を示した (図 5.2) ことから, CHM と GSHM の両方を含む提案モデルが, fNIRS 信号を説明するためにより適していることが分かる. MS-ICA と RestEV では GLM を適用する前に頭皮血流アーティファクトの除去を行っており, モデルには頭皮血流を含んでいない. もしもこれらの手法で正しく頭皮血流が除去されたならば, 残りの信号 (脳血流) は CHM でよくフィッティングされるはずである. 従って, これらの低い決定係数は, 頭皮血流アーティファクトが適切に除去されていない可能性と, 計画行列に頭皮血流成分を組み込むことの利点を示唆している. RAW の決定係数は 2 番目に高

かったが、これは計画行列の CHM が長距離チャンネルに重畳する頭皮血流の課題関連成分と関連するためである。そのため、長距離チャンネルに含まれる頭皮血流は誤って CHM で説明され、その結果広範囲のチャンネルで偽陽性の脳活動が推定された (図 5.3)。

実データに対する ShortPCA と従来手法との脳活動推定精度を、脳活動推定誤差 (図 5.4) と脳活動検出精度 (図 5.5) の点で比較した。結果として、無相関群では手法間で推定精度に差は見られなかったが、相関群では ShortPCA が最も高い精度を示した。相関群において RAW の精度が低いのは、計画行列内の CHM がタスクに関連する頭皮血流も回帰してしまい、偽陽性の推定をしてしまうためである。また、MS-ICA と RestEV の精度が低いのは、脳血流と頭皮血流との相関の影響で頭皮血流のみを高精度に分離できないためであると考えられる。一方、提案手法は頭皮血流の推定に短距離チャンネルを使用していることから高精度に頭皮血流成分のみを推定可能であるため、脳血流との相関に影響されず無相関群と同水準の推定精度を保てていると考えられる。

第6章 BCIへの効果の検討

第4章および第5章では、提案手法が頭皮血流の除去に効果的であることをシミュレーションデータ、実データの両方で実証した。本章では、提案手法の応用的な利用として、運動課題を分類するBCIを対象に提案手法が分類精度を改善できるか検討した。

6.1 実験方法

本実験はヘルシンキ条約に則って実施され、健常な被験者9名(右利き男性8名, 左利き女性1名, 21-26歳)が参加した。本実験は長岡技術科学大学の倫理委員会において承認され、すべての被験者から実験手順に対するインフォームドコンセントを得て行った。

本実験において、被験者は右手, 左手, あるいは両手による1 Hzの頻度でのボール把握運動か安静状態を保つ, 4つのタスクを行った。実験中、被験者は快適なリクライニングチェアに座り、両手はボールを軽く握った状態で上向きに両膝の上に置くよう指示された。また、タスクの視覚提示のために、被験者の正面約50 cmの位置にディスプレイを配置した。図6.1にタスク手順と提示タイミングを示す。1試行は、安静(5秒) - タスク(10秒) - 安静(15秒)のブロックデザインで構成されている。タスクの開始と終了は、1回および2回のクリック音で提示された。まず安静時間では‘Resting’の文字がディスプレイに表示され、被験者は安静時間中に出来るだけ身体を動かさないように指示された。次にタスク時間では‘Right’, ‘Left’, ‘Both’, あるいは‘Resting’の文字のいずれかが表示され、被験者は表示された文字に対応する手(Right: 右手のみ, Left: 左手のみ, Both: 両手同時)に

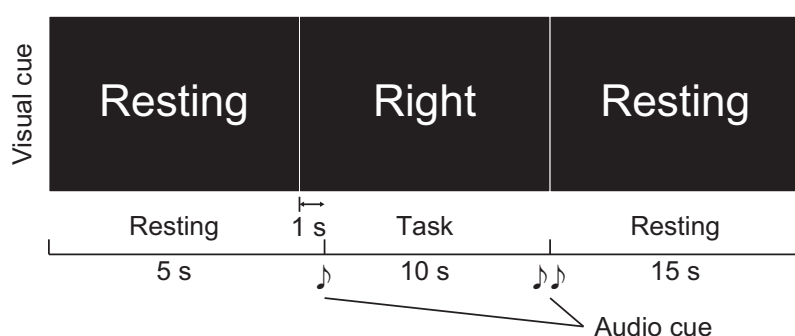


図 6.1 タスク手順と提示タイミング。

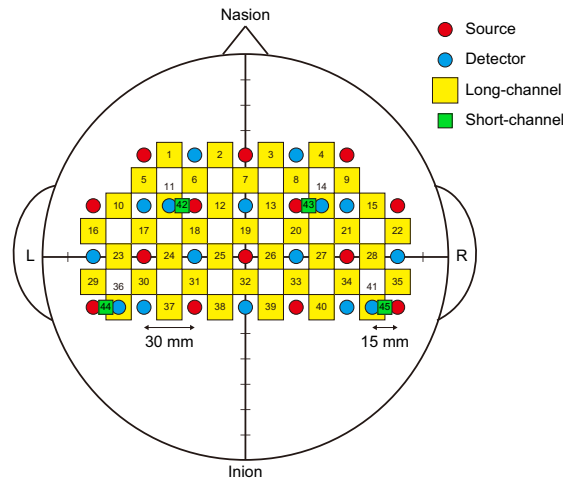


図 6.2 BCI 実験における fNIRS チャンネル配置.

よるボール把握運動を行うか、安静状態を保ち続けた。ここで、予め被験者に次のタスクを知らせるために、タスク内容の視覚提示はタスク開始の 1 秒前から行われた。4 つのタスクはランダムな順序で提示され、各被験者は各タスク 4 試行ずつ計 16 試行から構成されるセッションを合計 5 セッション行った。

fNIRS 信号は図 6.2 のプローブ配置で計測した。サンプリング周期は 100 ms であった。

モーションアーティファクトの原因となる頭部の動きをモニタリングするために、Ch 2 の位置を 3 次元位置計測装置 (OPTOTRAK Certus, Northern Digital Inc., Waterloo, Canada) で計測した。また、9 名中 6 名の被験者では正常にタスクを実行できているかを確認するために、左右手指の運動に関連する筋肉の筋活動を筋電センサ (Trigno, Delsys Inc., Massachusetts, USA) で計測した。結果として、全ての被験者でモーションアーティファクトは確認されず、タスクも正常に行われていることを確認した。

6.2 解析方法

4 つのタスクを分類するために、本研究では分類器として一般に利用されている SVM (Friedman et al., 2001) を使用した。SVM は 2 値分類器であるが、本研究では複数の 2 値分類器を組み合わせた二分木法を使用することで多値の分類を行った (Fei and Liu, 2006; Madzarov et al., 2009)。図 6.3 は、二分木法を使用して 4 つのタスクを分類するための多値分類器の構造を示している。本研究で使用した多値分類器は、以下の 3 つの 2 値分類器から構成されている。

- 全データをボール把握運動 (右手, 左手, 両手) と安静とに分ける分類器 (Grasping v.s. Resting)

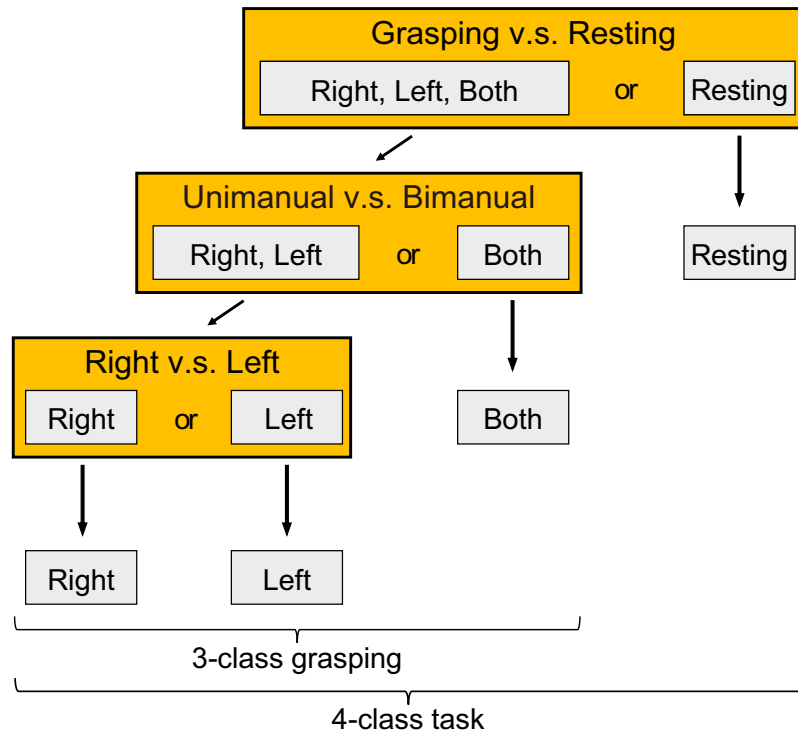


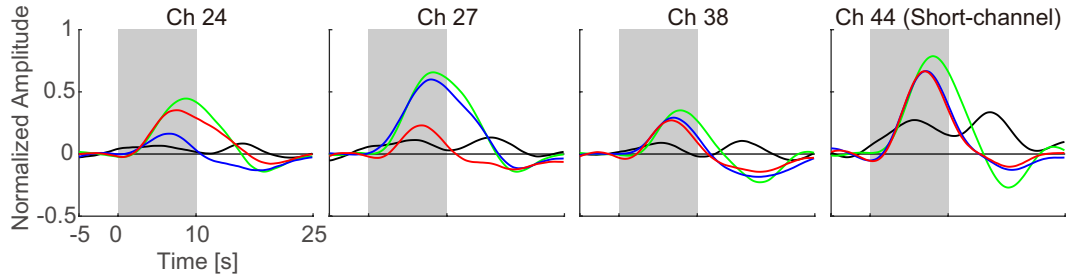
図 6.3 二分木法を使用した多値分類器の構造.

- ボール把握データを片手 (右手, 左手) と両手とに分ける分類器 (Unimanual v.s. Bimanual)
- 片手データを右手と左手とに分ける分類器 (Right v.s. Left)

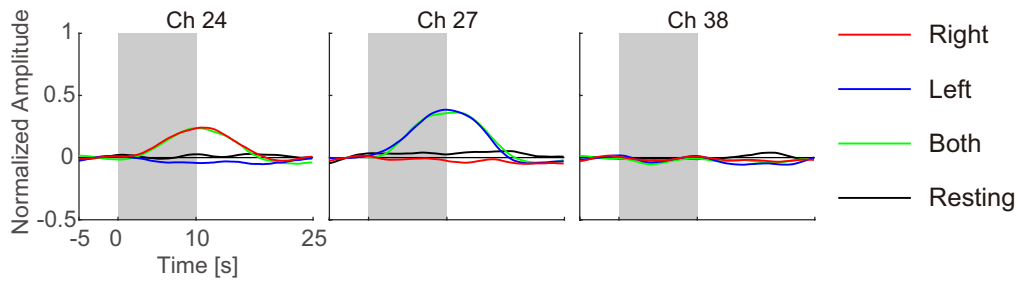
本研究では, 全ての 2 値分類器を組み合わせる全データを 4 つのタスクに分ける多値分類 (4-class task) と, Unimanual v.s. Bimanual と Right v.s. Left 分類器を組み合わせるボール把握データを右手, 左手, 両手に分ける多値分類 (3-class grasping) との 2 つを評価した.

各分類器の分類精度は, 10-fold cross-validation を 10 回繰り返して得られた平均値で評価した. また, SVM パラメータ (カーネルタイプ, ペナルティパラメータ, ガウスパラメータ) はグリッド検索を行うことで決定した. 具体的には, 各パラメータの組み合わせごとにトレーニングデータセット内で 9-fold cross-validation を行い, 全ての組み合わせの中で最も cross-validation 精度の高い組み合わせを最適なパラメータとして選択した. 以下に各パラメータの探索範囲を示す.

- 線形カーネル
 - ペナルティパラメータ c : $2^{-20} \sim 2^0$ まで 0.5 乗刻み
- ガウスカーネル



(a) 頭皮血流除去前



(b) 頭皮血流除去後

図 6.4 頭皮血流除去前後のタスクごとの加算平均 $\Delta\text{Oxy-Hb}$ 信号の被験者平均波形. 灰色の区間はタスク実行期間を表している. Ch 24, 27, 38 は左右半球での一次運動野, および本タスクでは賦活が見られなかった部位に位置する代表的なチャンネルである. また, Ch 44 は Ch 38 の最も近くに位置する短距離チャンネルである.

- ペナルティパラメータ c : $2^0 \sim 2^{10}$ まで 0.5 乗刻み
- ガウスパラメータ σ : $2^0 \sim 2^{10}$ まで 0.5 乗刻み

fNIRS-BCI の研究では, 特徴量として $\Delta\text{Oxy-Hb}$ のみを使用するもの (Coyle et al., 2007; Holper and Wolf, 2011) と $\Delta\text{Oxy-Hb} + \Delta\text{Deoxy-Hb}$ の両方を使用するもの (Naseer et al., 2014; Sitaram et al., 2007) の両者が散見される. 従って本研究では, それぞれに対する頭皮血流除去の効果を検討した. また, 過去論文では分類精度を向上させるために様々な特徴変換・抽出が検討されてきた (Cui et al., 2010; Holper and Wolf, 2011) が, 本研究では純粋な頭皮血流除去の効果のみを検討するために頭皮血流除去前 (Raw; \mathbf{y}) と除去後 (Descalp; $\mathbf{y} - \mathbf{X}_{\text{GSHM}}\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\text{GSHM}}$) の時系列データをそのまま分類に使用し比較した. 頭皮血流除去前後の判定精度の差が有意であるかどうかは, 対応のある t 検定 ($p < 0.05$) により検定した.

6.3 結果

6.3.1 fNIRS データ

図 6.4 にタスクごとの加算平均 $\Delta\text{Oxy-Hb}$ 信号の被験者平均波形を示す。ただし、被験者毎の信号対雑音比や振幅の違いを正規化するために、予め前レスト区間での標準偏差を 1 に正規化してから平均化した。頭皮血流除去前の信号 (図 6.4(a)) では、全ての運動タスクは、対側半球の一次運動野に限らず全てのチャンネルでタスクに関連した増加を示した。特に一次運動野から外れた部位に位置する Ch 38 の信号は、短距離チャンネル Ch 44 の信号に酷似していた。これは、全チャンネルの $\Delta\text{Oxy-Hb}$ 信号に頭皮血流アーティファクトが重畳していることを示している。対して、提案手法により頭皮血流アーティファクトを除去した場合には、対側半球以外でのタスクに関連した増加を除去することに成功した (図 6.4(b))。結果として、頭皮血流アーティファクトを除去することにより、除去前と比較して対側半球での増加がより明確になった。この結果は、提案手法による頭皮血流除去が $\Delta\text{Oxy-Hb}$ の脳活動検出精度を大きく改善することを示唆している。

6.3.2 分類結果

図 6.5, 6.6 に、 $\Delta\text{Oxy-Hb}$ および $\Delta\text{Oxy-Hb} + \Delta\text{Deoxy-Hb}$ の頭皮血流除去前後での分類精度の比較を示す。2 値分類では Unimanual v.s. Bimanual と Right v.s. Left で精度の向上が見られ、特に Right v.s. Left では頭皮血流除去の有意な効果が見られた。反面, Grasping v.s. Resting では精度の向上は見られなかった。多値分類ではどちらも精度の向上が見られ、3-class grasping では両方で、4-class task では $\Delta\text{Oxy-Hb} + \Delta\text{Deoxy-Hb}$ のみで有意な効果が見られた。

なお、頭皮血流除去後の $\Delta\text{Oxy-Hb}$ と $\Delta\text{Oxy-Hb} + \Delta\text{Deoxy-Hb}$ の分類精度を 1 標本 t 検定 ($p < 0.05$) によって比較した結果、どの分類でも有意な差は見られなかった。

6.4 考察

本章では、fNIRS-BCI に対する頭皮血流除去の効果を検討するため、3 種のボール把握運動および安静状態の分類に対して提案手法を適用した。提案手法は、グローバルな頭皮血流成分を除去することによってボール把握運動時の $\Delta\text{Oxy-Hb}$ の脳活動検出精度を改善することに成功した (図 6.4)。また、頭皮血流除去前と比較して、左右手の 2 値分類 (Right v.s. Left) および多値分類において頭皮血流除去後の分類精度が有意に向上した (図 6.5, 6.6)。この結果は、頭皮血流除去が fNIRS 計測における脳機能評価を改善するだけでなく、fNIRS

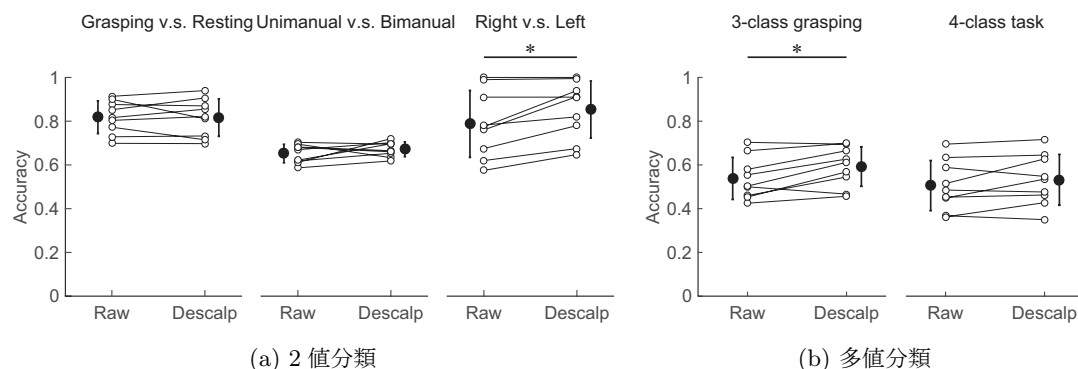


図 6.5 $\Delta\text{Oxy-Hb}$ を使用した分類精度. 白丸は各サンプルの値を示しており, 黒丸とエラーバーは平均と SD を表している. アスタリスクは Descalp と Raw との間に統計的な有意差 (対応のある t 検定, $p < 0.05$) が存在することを表している.

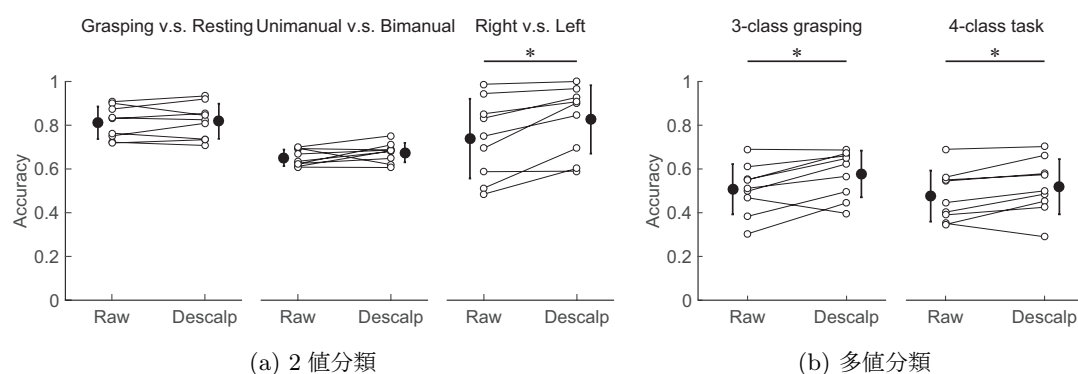


図 6.6 $\Delta\text{Oxy-Hb} + \Delta\text{Deoxy-Hb}$ を使用した分類精度.

信号の分類精度を向上させ, より高精度な多値分類 BCI の実現にも効果的であることを示唆している.

ボール把握運動のような単純なタスク実行はロバストな脳活動を誘発することが知られており, その信号は試行間で強い一貫性を持つ. 一方, 頭皮血流は脳機能とは全く無関係に血圧等の生理的変化によって誘発されるため, その信号は試行間で一貫せず様々に変動すると予想される. 従って, fNIRS 信号は頭皮血流の分だけより大きく試行間でばらつくことになる. このばらつきが分類したいタスク同士の差と比較して大きい場合, 分類精度は大きく低下する. 上記を踏まえ, 本研究で行った 3 種類の 2 値分類への頭皮血流除去の効果は以下のように予想される.

Grasping v.s. Resting 頭皮血流の有無に依らずボール把握運動時にのみ fNIRS 信号の増加が生じるため分類は容易で, 頭皮血流除去の効果はない.

Unimanual v.s. Bimanual 脳賦活部位が重複するため分類難度は高く, 頭皮血流除去の

効果は高い。

Right v.s. Left 脳賦活部位は左右半球で異なる局在を示すが，頭皮血流により両半球で偽陽性の活動が見られるため，頭皮血流除去の効果は高い。

本実験で得られた結果 (図 6.5, 6.6) では，予想と同様に Grasping v.s. Resting では頭皮血流除去前後で分類精度の変化は見られなかった。また，Right v.s. Left では頭皮血流除去によって有意な精度向上が見られた。左右手の分類は最も単純で高精度に分類可能な BCI の一つとして知られているが，このような単純な分類でも頭皮血流の影響を受けており，除去することによって有意な精度の向上が見られるというのは非常に重要な知見である。一方，同様に頭皮血流除去の効果が高いと予想した Unimanual v.s. Bimanual では，判定精度の改善は見られたもののその値は有意ではなかった。分類精度自体も 3 種類の中で最も低い値を示しており，この結果は頭皮血流が除去されて脳活動の検出精度が改善された上で，なおも脳活動自体の分類が困難であることを示唆している。

第7章 結論

本研究では、頭皮血流アーティファクトの主要な成分はグローバルに分布すると仮定し、少数の短距離チャンネルからグローバルな頭皮血流を抽出し、推定した頭皮血流アーティファクトと機能的な脳血流モデルで構成される GLM を使用して脳活動を推定する手法を提案した。また、この手法の妥当性を検討するために実験とシミュレーションを行った。

まず、頭皮血流の特性を調べるために 18 チャンネルの短距離チャンネルを運動関連部位に広く配置し、手指運動課題中の fNIRS 信号を 13 名の被験者で計測した。頭皮血流の空間的相関が高いことを確認するために各チャンネルペアの $\Delta\text{Oxy-Hb}$ の相関係数を計算したところ、平均して 0.85 近い高い相関係数が得られた。さらに、PCA の第一主成分と全短距離チャンネル信号との相関係数も平均して 0.9 近い高い値を示した。これは、 $\Delta\text{Oxy-Hb}$ に含まれる頭皮血流がグローバルに分布し、その大部分が第一主成分のみで説明できることを意味しており、提案手法の仮定を支持する結果である。また、第一主成分を計算するために使用する短距離チャンネルの数を減らした場合でも、第一主成分と短距離チャンネル信号との相関係数は十分に高かったため、グローバルな頭皮血流の抽出は少数の短距離チャンネルでも十分に可能であると考えられる。

次に、提案手法の脳活動推定性能を評価するために、43 チャンネルの長距離チャンネルに対して 4 チャンネルの短距離チャンネルを持つ合成データを使用した 2 つのシミュレーションを行った。1 つ目のシミュレーションでは、GSHM を除去することで脳活動の推定が改善されることと、短距離チャンネルから推定した GSHM が長距離チャンネルから推定した場合よりも優れていることを確認するために、RAW, ShortPCA, ShortAve, LongPCA, AllPCA の 5 つの手法を比較した。頭皮血流アーティファクトをモデルに含まない RAW では大きな正の推定誤差が生じ、頭皮血流が偽陽性の脳活動を引き起こす原因となり得ることが示唆された。対して、ShortPCA と ShortAve では非常に推定誤差が小さく、たった 4 チャンネルの短距離チャンネルを使用するだけで偽陽性の脳活動を減少することに成功した。一方 LongPCA と AllPCA では負の推定誤差が生じ、長距離チャンネルから推定された GSHM を使用すると頭皮血流が過大に除去され、脳活動を過小に評価することが示された。これは、長距離チャンネル内に含まれる脳血流が、GSHM の抽出に悪影響を及ぼしていると考えられる。以上から、短距離チャンネルのみから抽出した GSHM を使用する提案手法が、最もよい脳活動推定

性能を示すことがわかった。2つ目のシミュレーションでは、頭皮血流の除去を脳活動の推定と同時に行う提案手法が、脳活動推定の前に頭皮血流のみを除去する手法よりも優れていることを確認するために、Multiple と Simple の2つの手法を比較した。脳血流を含まない非賦活チャンネルでは両手法の推定誤差に差は見られなかったのに対し、脳血流を含む賦活チャンネルでは Simple は Multiple よりも有意に大きな負の推定誤差を示した。これは、脳血流と頭皮血流との相関関係が、それぞれの個別推定で悪影響を及ぼしていると考えられる。従って、頭皮血流と脳血流は別々に推定するのではなく、同時に推定するべきである。

提案手法の性能を実際の実験データでも評価するために、43 チャンネルの長距離チャンネルと4チャンネルの短距離チャンネルを運動関連部位に広く配置し、15名の健常被験者と1名の左方麻痺患者で手指運動課題中の fNIRS 信号を計測した。シミュレーションにおいて高い性能を示した提案手法 (ShortPCA) と、fNIRS の従来手法 (RAW, MS-ICA, RestEV) を実際の実験データで比較した。ΔOxy-Hb へのモデルのフィッティングを評価するために自由度調整済みの決定係数を計算したところ、ShortPCA が他の従来手法よりも有意に高い値を示した。この結果は、GSHM と CHM を含む提案モデルが、ΔOxy-Hb を説明するために最も適したモデルであることを示唆している。fMRI との比較では、脳血流と頭皮血流との相関に影響されず、提案手法が最も脳活動推定精度が高かった。これらの結果から、従来手法と比較しても提案手法が最も安定して脳活動を推定することが可能であることが示唆された。

最後に、提案手法が BCI のような応用的な問題に対しても効果があるかを確認するために、41 チャンネルの長距離チャンネルと4チャンネルの短距離チャンネルを運動関連部位に広く配置し、9名の健常被験者で3種のボール把握運動および安静状態の fNIRS 信号を計測した。頭皮血流除去前後の時系列データを特徴量として分類を行ったところ、運動状態と安静状態の分類 (Grasping vs. Resting) で分類精度の向上が見られた。この結果は、頭皮血流除去が fNIRS 計測における脳機能評価を改善するだけでなく、fNIRS 信号の分類精度を向上させ、より高精度な多値分類 BCI の実現にも効果的であることを示唆している。

提案手法は非常に単純なアルゴリズム (PCA と GLM) を使用し、また必要とする短距離チャンネル数も少数であるため、従来使用している fNIRS 装置に比較的容易に実装することが出来る。手法の単純化のためにおいた仮定 (頭皮血流はグローバルに分布する) のために、ローカルなアーティファクトは除去することが出来ないが、モーションに起因するローカルアーティファクトのほとんどは計測を工夫することで回避可能であるため、提案手法は多くの fNIRS 研究で有用であると考えられる。

謝辞

本研究を行うにあたり，本学電気系 和田安弘 教授，南部功夫 助教，および国際電気通信基礎技術研究所 大須理英子 様，村山医療センター 生体機能制御解析室 武田湖太郎 室長には丁寧かつ熱心な御指導を賜りました．ここに，感謝の意を表します．

本論文の審査にあたり貴重なご意見をいただきました本学 電気電子情報工学専攻 岩橋政宏 教授，坪根正 准教授，杉田泰則 准教授，情報・経営システム工学専攻 野村収作 准教授に，心より感謝いたします．

また，学術論文作成に当たり多大なご助力をいただきました共著の皆様に，深く感謝いたします．

最後に，本研究を進めるにあたり，実験に参加していただいた被験者の皆様，御協力いただきました和田研究室各位に感謝いたします．

参考文献

- Bauer, D., Grebe, R., and Ehrlacher, A., “A new method to model change in cutaneous blood flow due to mechanical skin irritation part I: comparison between experimental and numerical data,” *Journal of Theoretical Biology*, Vol. 238, No. 3, pp. 575–587, 2006.
- Calautti, C. and Baron, J. C., “Functional neuroimaging studies of motor recovery after stroke in adults: a review,” *Stroke*, Vol. 34, No. 6, pp. 1553–1566, 2003.
- Cardoso, J.-F. and Souloumiac, A., “Jacobi Angles for Simultaneous Diagonalization,” *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, Vol. 17, No. 1, pp. 161–164, 1996.
- Coyle, S. M., Ward, T. E., and Markham, C. M., “Brain-computer interface using a simplified functional near-infrared spectroscopy system,” *Journal of neural engineering*, Vol. 4, No. 3, pp. 219–226, 2007.
- Cui, X., Bray, S., and Reiss, A. L., “Functional near infrared spectroscopy (NIRS) signal improvement based on negative correlation between oxygenated and deoxygenated hemoglobin dynamics,” *Neuroimage*, Vol. 49, No. 4, pp. 3039–3046, 2010.
- Cui, X., Bray, S., Bryant, D. M., Glover, G. H., and Reiss, A. L., “A quantitative comparison of NIRS and fMRI across multiple cognitive tasks,” *Neuroimage*, Vol. 54, No. 4, pp. 2808–2821, 2011.
- Cui, X., Bray, S., and Reiss, A. L., “Speeded near infrared spectroscopy (NIRS) response detection,” *PloS one*, Vol. 5, No. 11, p. e15474, 2010.
- Fei, B. and Liu, J., “Binary tree of SVM: a new fast multiclass training and classification algorithm,” *IEEE transactions on neural networks / a publication of the IEEE Neural Networks Council*, Vol. 17, No. 3, pp. 696–704, 2006.
- Fox, P. T. and Raichle, M. E., “Focal physiological uncoupling of cerebral blood flow and oxidative metabolism during somatosensory stimulation in human subjects,” *Proceedings*

of the National Academy of Sciences of the United States of America, Vol. 83, No. 4, pp. 1140–1144, 1986.

Friedman, J., Hastie, T., and Tibshirani, R., *The elements of statistical learning*: Springer-Verlag, New York, 2001.

Friston, K. J., Fletcher, P., Josephs, O., Holmes, A., Rugg, M. D., and Turner, R., “Event-related fMRI: characterizing differential responses,” *Neuroimage*, Vol. 7, No. 1, pp. 30–40, 1998.

Gagnon, L., Cooper, R. J., Yücel, M. A., Perdue, K. L., Greve, D. N., and Boas, D. A., “Short separation channel location impacts the performance of short channel regression in NIRS,” *Neuroimage*, Vol. 59, No. 3, pp. 2518–2528, 2012.

Holper, L. and Wolf, M., “Single-trial classification of motor imagery differing in task complexity: a functional near-infrared spectroscopy study,” *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Vol. 8, p. 34, 2011.

Hoshi, Y., “Functional near-infrared spectroscopy: potential and limitations in neuroimaging studies,” *International Review of Neurobiology*, Vol. 66, pp. 237–266, 2005.

Hoshi, Y., Shimada, M., Sato, C., and Iguchi, Y., “Reevaluation of near-infrared light propagation in the adult human head: implications for functional near-infrared spectroscopy,” *Journal of Biomedical Optics*, Vol. 10, No. 6, p. 064032, 2005.

Kato, H., Izumiyama, M., Koizumi, H., Takahashi, A., and Itoyama, Y., “Near-infrared spectroscopic topography as a tool to monitor motor reorganization after hemiparetic stroke: a comparison with functional MRI,” *Stroke*, Vol. 33, No. 8, pp. 2032–2036, 2002.

Kleinschmidt, A., Obrig, H., Requardt, M., Merboldt, K. D., Dirnagl, U., Villringer, A., and Frahm, J., “Simultaneous recording of cerebral blood oxygenation changes during human brain activation by magnetic resonance imaging and near-infrared spectroscopy,” *Journal of Cerebral Blood Flow and Metabolism*, Vol. 16, No. 5, pp. 817–826, 1996.

Koh, P. H., Glaser, D. E., Flandin, G., Kiebel, S., Butterworth, B., Maki, A., Delpy, D. T., and Elwell, C. E., “Functional optical signal analysis: a software tool for near-infrared spectroscopy data processing incorporating statistical parametric mapping,” *Journal of Biomedical Optics*, Vol. 12, No. 6, p. 064010, 2007.

- Kohno, S., Miyai, I., Seiyama, A., Oda, I., Ishikawa, A., Tsuneishi, S., Amita, T., and Shimizu, K., "Removal of the skin blood flow artifact in functional near-infrared spectroscopic imaging data through independent component analysis," *Journal of Biomedical Optics*, Vol. 12, No. 6, p. 062111, 2007.
- Kutner, M., Nachtsheim, C., and Neter, J., eds. *Applied Linear Regression Models*: McGraw-Hill/Irwin, 2004.
- Lee, S. M., Williams, W. J., and Schneider, S. M., "Role of skin blood flow and sweating rate in exercise thermoregulation after bed rest," *Journal of Applied Physiology: Respiratory, Environmental and Exercise Physiology*, Vol. 92, No. 5, pp. 2026–2034, 2002.
- Madzarov, G., Gjorgjevikj, D., and Chorbev, I., "A Multi-class SVM Classifier Utilizing Binary Decision Tree," *Informatica (Slovenia)*, Vol. 33, No. 2, pp. 225–233, 2009.
- Minati, L., Kress, I. U., Visani, E., Medford, N., and Critchley, H. D., "Intra- and extra-cranial effects of transient blood pressure changes on brain near-infrared spectroscopy (NIRS) measurements," *Journal of Neuroscience Methods*, Vol. 197, No. 2, pp. 283–288, 2011.
- Molgedey, L. and Schuster, H. G., "Separation of a mixture of independent signals using time delayed correlations," *Physical Review Letters*, Vol. 72, No. 23, pp. 3634–3637, 1994.
- Naseer, N., Hong, M. J., and Hong, K.-S., "Online binary decision decoding using functional near-infrared spectroscopy for the development of brain-computer interface," *Experimental brain research*, Vol. 232, No. 2, pp. 555–564, 2014.
- Okada, E., Firbank, M., Schweiger, M., Arridge, S. R., Cope, M., and Delpy, D. T., "Theoretical and experimental investigation of near-infrared light propagation in a model of the adult head," *Applied Optics*, Vol. 36, No. 1, pp. 21–31, 1997.
- Okamoto, M., Dan, H., Sakamoto, K., Takeo, K., Shimizu, K., Kohno, S., Oda, I., Isobe, S., Suzuki, T., Kohyama, K., and Dan, I., "Three-dimensional probabilistic anatomical cranio-cerebral correlation via the international 10-20 system oriented for transcranial functional brain mapping," *Neuroimage*, Vol. 21, No. 1, pp. 99–111, 2004.
- Plichta, M. M., Herrmann, M. J., Baehne, C. G., Ehlis, A. C., Richter, M. M., Pauli, P., and Fallgatter, A. J., "Event-related functional near-infrared spectroscopy (fNIRS): are the measurements reliable?," *Neuroimage*, Vol. 31, No. 1, pp. 116–124, 2006.

- Plichta, M. M., Heinzel, S., Ehlis, A. C., Pauli, P., and Fallgatter, A. J., "Model-based analysis of rapid event-related functional near-infrared spectroscopy (NIRS) data: a parametric validation study," *Neuroimage*, Vol. 35, No. 2, pp. 625–634, 2007.
- Saager, R. B., Telleri, N. L., and Berger, A. J., "Two-detector Corrected Near Infrared Spectroscopy (C-NIRS) detects hemodynamic activation responses more robustly than single-detector NIRS," *Neuroimage*, Vol. 55, No. 4, pp. 1679–1685, 2011.
- Sato, H., Takeuchi, T., and Sakai, K. L., "Temporal cortex activation during speech recognition: an optical topography study," *Cognition*, Vol. 73, No. 3, pp. 55–66, 1999.
- Sato, H., Tanaka, N., Uchida, M., Hirabayashi, Y., Kanai, M., Ashida, T., Konishi, I., and Maki, A., "Wavelet analysis for detecting body-movement artifacts in optical topography signals," *Neuroimage*, Vol. 33, No. 2, pp. 580–587, 2006.
- Scremin, G. and Kenney, W. L., "Aging and the skin blood flow response to the unloading of baroreceptors during heat and cold stress," *Journal of Applied Physiology: Respiratory, Environmental and Exercise Physiology*, Vol. 96, No. 3, pp. 1019–1025, 2004.
- Sitaram, R., Zhang, H., Guan, C., Thulasidas, M., Hoshi, Y., Ishikawa, A., Shimizu, K., and Birbaumer, N., "Temporal classification of multichannel near-infrared spectroscopy signals of motor imagery for developing a brain-computer interface," *NeuroImage*, Vol. 34, No. 4, pp. 1416–1427, 2007.
- Takahashi, T., Takikawa, Y., Kawagoe, R., Shibuya, S., Iwano, T., and Kitazawa, S., "Influence of skin blood flow on near-infrared spectroscopy signals measured on the forehead during a verbal fluency task," *Neuroimage*, Vol. 57, No. 3, pp. 991–1002, 2011.
- Takeda, K., Gomi, Y., Imai, I., Shimoda, N., Hiwatari, M., and Kato, H., "Shift of motor activation areas during recovery from hemiparesis after cerebral infarction: a longitudinal study with near-infrared spectroscopy," *Neuroscience Research*, Vol. 59, No. 2, pp. 136–144, 2007.
- Takeuchi, M., Hori, E., Takamoto, K., Tran, A. H., Satoru, K., Ishikawa, A., Ono, T., Endo, S., and Nishijo, H., "Brain cortical mapping by simultaneous recording of functional near infrared spectroscopy and electroencephalograms from the whole brain

during right median nerve stimulation,” *Brain Topography*, Vol. 22, No. 3, pp. 197–214, 2009.

Tanosaki, M., Hoshi, Y., Iguchi, Y., Oikawa, Y., Oda, I., and Oda, M., “Variation of temporal characteristics in human cerebral hemodynamic responses to electric median nerve stimulation: a near-infrared spectroscopic study,” *Neuroscience Letters*, Vol. 316, No. 2, pp. 75–78, 2001.

Teasell, R., Bayona, N. A., and Bitensky, J., “Plasticity and reorganization of the brain post stroke,” *Topics in Stroke Rehabilitation*, Vol. 12, No. 3, pp. 11–26, 2005.

Vernieri, F., Silvestrini, M., Tibuzzi, F., Pasqualetti, P., Altamura, C., Passarelli, F., Matteis, M., and Rossini, P. M., “Hemoglobin oxygen saturation as a marker of cerebral hemodynamics in carotid artery occlusion: an integrated transcranial doppler and near-infrared spectroscopy study,” *Journal of Neurology*, Vol. 253, No. 11, pp. 1459–1465, 2006.

Worsley, K. J. and Friston, K. J., “Analysis of fMRI time-series revisited—again,” *Neuroimage*, Vol. 2, No. 3, pp. 173–181, 1995.

Yamada, T., Umeyama, S., and Matsuda, K., “Multidistance probe arrangement to eliminate artifacts in functional near-infrared spectroscopy,” *Journal of Biomedical Optics*, Vol. 14, No. 6, p. 064034, 2009.

Ye, J. C., Tak, S., Jang, K. E., Jung, J., and Jang, J., “NIRS-SPM: statistical parametric mapping for near-infrared spectroscopy,” *Neuroimage*, Vol. 44, No. 2, pp. 428–447, 2009.

Zhang, Q., Strangman, G. E., and Ganis, G., “Adaptive filtering to reduce global interference in non-invasive NIRS measures of brain activation: how well and when does it work?,” *Neuroimage*, Vol. 45, No. 3, pp. 788–794, 2009.

Zhang, Y., Brooks, D. H., Franceschini, M. A., and Boas, D. A., “Eigenvector-based spatial filtering for reduction of physiological interference in diffuse optical imaging,” *Journal of Biomedical Optics*, Vol. 10, No. 1, p. 11014, 2005.

Zhang, Y., Sun, J., and Rolfe, P., “Reduction of global interference in functional multidistance near-infrared spectroscopy using empirical mode decomposition and recursive least squares: a Monte Carlo study,” *Journal of the European Optical Society Rapid publications*, Vol. 6, p. 11033, 2011.

研究業績

学術雑誌 (査読有り)

- (1) Takatsugu Aihara, Yusuke Takeda, Kotaro Takeda, Wataru Yasuda, Takanori Sato, Yohei Otaka, Takashi Hanakawa, Manabu Honda, Meigen Liu, Mitsuo Kawato, Masa-aki Sato, Rieko Osu, “Cortical current source estimation from electroencephalography in combination with near-infrared spectroscopy as a hierarchical prior,” *NeuroImage*, Volume 59, Issue 4, pp. 4006–4021, 2012
- (2) Takanori Sato, Isao Nambu, Kotaro Takeda, Takatsugu Aihara, Okito Yamashita, Yuko Isogaya, Yoshihiro Inoue, Yohei Otaka, Yasuhiro Wada, Mitsuo Kawato, Masa-aki Sato, Rieko Osu, “Reduction of global interference of scalp-hemodynamics in functional near-infrared spectroscopy using short distance probes,” *NeuroImage*, Volume 141, Issue 1, pp. 120–132, 2016
- (3) Isao Nambu, Takahiro Imai, Shota Saito, Takanori Sato, Yasuhiro Wada, “Detecting motor learning-related fNIRS activity by applying removal of systemic interferences,” *IEICE Transactions on Information and Systems*, Volume E100-D, No.1, pp. 242–245, 2017
- (4) 佐藤貴紀, 南部功夫, 和田安弘, 「機能的近赤外分光法を用いたブレイン・コンピュータ・インターフェースに対する頭皮血流除去の効果」, 電気学会論文誌 (印刷中)
- (5) Isao Nambu, Takuya Ozawa, Takanori Sato, Takatsugu Aihara, Yusuke Fujiwara, Yohei Otaka, Rieko Osu, Jun Izawa, Yasuhiro Wada, “Influence of scalp hemodynamic artifacts on event-related motor tasks: a functional near-infrared spectroscopy study,” *Journal of Biomedical Optics* (in press)

学術雑誌等における解説, 総説

- (6) 武田湖太郎, 佐藤貴紀, 南部功夫, 山田亨, 梅山伸二, 大高洋平, 井上芳浩, 大須理英子, 和田安弘, 加藤宏之, 「脳卒中片麻痺のリハビリテーションと Near-infrared Spectroscopy,」 認知神経科学, Volume 14, No. 3, pp. 157–161, 2013

国際会議 (査読有り)

- (7) Takanori Sato, Yasuhiro Wada, “Consideration of motor representation in complex human arm movement,” Progress in Motor Control VIII, 241, Cincinnati, OH, USA, July 2011
- (8) Takanori Sato, Yasuyuki Muto, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, “Estimation of force direction from functional near-infrared spectroscopy signals using sparse logistic regression,” 34th Annual International IEEE EMBS Conference, 553, San Diego, USA, August 2012
- (9) Takahiro Imai, Takanori Sato, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, “Estimating Brain Activity of Motor Learning by Using fNIRS-GLM Analysis,” 19th International Conference on Neural Information Processing, Volume 7663, pp. 401–408, Doha, Qatar, November 2012
- (10) Shota Saito, Takahiro Imai, Takanori Sato, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, “Evaluation of Motor Learning by fNIRS signal analysis using a general linear model,” 6th International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering (NER2013), pp. 529–532, San Diego, USA, November 2013
- (11) Takanori Sato, Kyoko Sugai, Isao Nambu and Yasuhiro Wada, “Classification of functional near-infrared spectroscopy signals applying reduction of scalp hemodynamic artifact,” UKACC 10th International Conference on Control (CONTROL2014), pp. 715–720, Loughborough, U.K., July 2014

国際会議 (査読無し)

- (12) Takanori Sato, Kotaro Takeda, Rieko Osu, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, “Simple method to remove skin blood flow artifact in functional near-infrared spectroscopy by multidistance probe measurements,” Neuroscience 2012, 6883, New Orleans, USA, October 2012

国内会議 (査読有り)

- (13) 佐藤貴紀, 穂刈治英, 和田安弘, 「fNIRS に含まれる頭皮血流を除去するための ICA 手法の検討」, 日本神経回路学会, P3-04, 沖縄県, 2011 年 12 月
- (14) 今井貴弘, 佐藤貴紀, 南部功夫, 和田安弘, 「fNIRS-GLM 解析を用いた脳活動における頭皮血流分離の検討」, 日本神経回路学会, P1-13, 愛知県, 2012 年 9 月

国内会議 (査読無し)

- (15) 佐藤貴紀, 松崎周一, 和田安弘, 「ヒト腕運動獲得学習モデルのための運動表現の考察」, 電子情報通信学会 信越支部大会, p. 133, 新潟県, 2010 年 10 月
- (16) 佐藤貴紀, 武田湖太郎, 山下宙人, 井上芳浩, 大高洋平, 和田安弘, 川人光男, 佐藤雅昭, 大須理英子, 「近赤外分光法 (NIRS) における頭皮血流の影響と除去手法の提案」, 脳機能とリハビリテーション研究会, K1, 東京都, 2011 年 4 月
- (17) 佐藤貴紀, 武田湖太郎, 山下宙人, 井上芳浩, 大高洋平, 和田安弘, 川人光男, 佐藤雅昭, 大須理英子, 「NIRS データにおける頭皮血流成分の除去」, 日本神経科学学会, P3-u02, 神奈川県, 2011 年 9 月
- (18) 佐藤貴紀, 穂刈治英, 和田安弘, 「ICA を用いた fNIRS アーティファクト分離の検討」, 電子情報通信学会 ME とバイオサイバネティックス研究会, pp. 9-14, 新潟県, 2011 年 9 月
- (19) 佐藤貴紀, 穂刈治英, 和田安弘, 「ICA を用いた fNIRS アーティファクト除去性能の評価」, 電子情報通信学会 信越支部大会, p. 131, 新潟県, 2011 年 10 月
- (20) 佐藤貴紀, 武田湖太郎, 大須理英子, 南部功夫, 和田安弘, 「fNIRS 信号における短距離プローブを用いた頭皮血流アーティファクト除去手法のシミュレーションによる検討」, 第 27 回生体・生理工学シンポジウム, 2B2-05, 北海道, 2012 年 9 月

- (21) 今井貴弘, 佐藤貴紀, 南部功夫, 和田安弘, 「fNIRS-GLM 解析を用いた回転変換運動タスクにおける学習の考察」, 電子情報通信学会 ME とバイオサイバネティックス研究会, pp. 9–14, 長野県, 2012 年 9 月
- (22) 今井貴弘, 佐藤貴紀, 南部功夫, 和田安弘, 「fNIRS-GLM 解析を用いた運動学習評価の可能性」, 電子情報通信学会 信越支部大会, p. 124, 新潟県, 2012 年 10 月
- (23) 佐藤貴紀, 武田湖太郎, 南部功夫, 大須理英子, 和田安弘, 「fNIRS における頭皮血流のグローバルな干渉の低減: 短距離プローブと一般線形モデルを用いた解析の検討」, Neuro2013, P1-2-229, 京都府, 2013 年 6 月
- (24) 南部功夫, 今井貴弘, 齊藤翔太, 佐藤貴紀, 和田安弘, 「機能的近赤外分光法で測定された視覚運動追従課題時の脳活動に対する頭皮血流変化成分除去の検討」, Neuro2013, P1-2-235, 京都府, 2013 年 6 月
- (25) 佐藤貴紀, 武田湖太郎, 南部功夫, 相原孝次, 山下宙人, 井上芳浩, 大高洋平, 和田安弘, 川人光男, 佐藤雅昭, 大須理英子, 「短距離プローブを使用した fNIRS 信号に含まれる頭皮血流のグローバルな影響の低減」, 第 16 回日本光脳機能イメージング学会, p. 21, 東京都, 2013 年 7 月
- (26) 齊藤翔太, 今井貴弘, 佐藤貴紀, 南部功夫, 和田安弘, 「トラッキング課題時の fNIRS 信号に対する運動学習成分の検討」, 電子情報通信学会 信越支部大会, p. 105, 新潟県, 2013 年 10 月
- (27) 佐藤貴紀, 菅井杏子, 南部功夫, 和田安弘, 「fNIRS 信号を用いた運動タスク判別における頭皮血流除去の効果」, 電子情報通信学会 ME とバイオサイバネティックス研究会, pp. 145–150, 東京都, 2014 年 3 月
- (28) 齊藤翔太, 今井貴弘, 佐藤貴紀, 南部功夫, 和田安弘, 「fNIRS を用いた利き手及び非利き手での運動学習時の脳活動の検討」, 電子情報通信学会 信越支部大会, p. 119, 長野県, 2014 年 10 月
- (29) 中村大輝, 佐藤貴紀, 南部功夫, 和田安弘, 「fNIRS 計測時の頭部運動アーチファクトを除去する GLM 解析の検討」, 電子情報通信学会 信越支部大会, p. 80, 新潟県, 2016 年 10 月
- (30) Octavio Kazuyoshi Saito Junior, Takanori Sato, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, “Neurofeedback training for a 4-class fNIRS-based BCI,” IEEE Shin-etsu Session, p. 151, Nigata, October 2016

付 録 A 頭皮血流計測実験

A.1 個別波形データ

図 A.1 ~ A.21 に、頭皮血流計測実験 (第 3 章) で計測された各サンプルごとのデータを示す。

頭皮血流波形に何らかの一貫性が見られる場合、HRF のように基底関数によるモデル化が可能となるかもしれない。しかしながら、本実験データでは被験者間だけではなく、試行間でも波形は一貫していないように見える。このことから、少なくとも一つの単純な基底関数では頭皮血流をモデル化することは困難であり、短距離チャンネルによる計測が必要不可欠であるといえる。

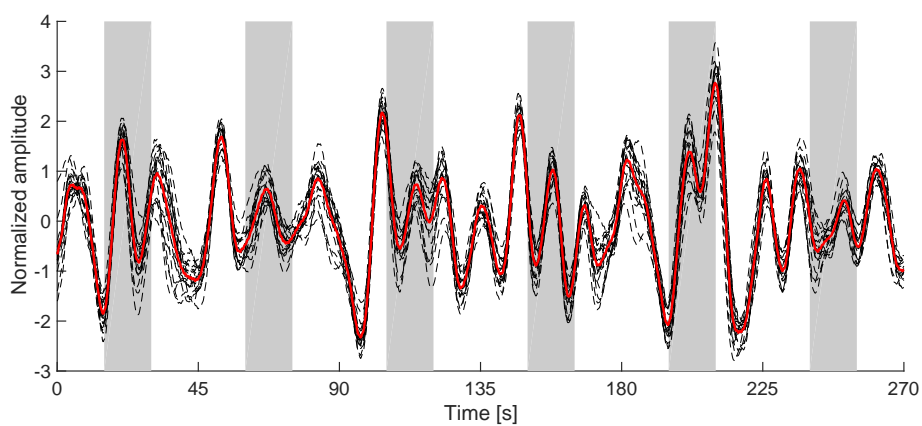


図 A.1 被験者 S1, 右手運動時に計測された, 全 18 ch の短距離チャンネルの $\Delta\text{Oxy-Hb}$ データ (黒色の破線) とその第一主成分 (赤色の実線). 灰色の影はタスク実行期間を表している.

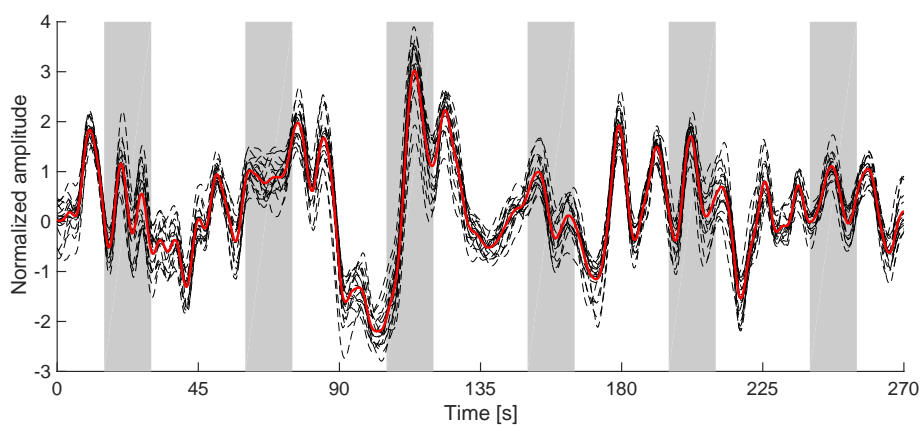


図 A.2 被験者 S2, 右手運動データ.

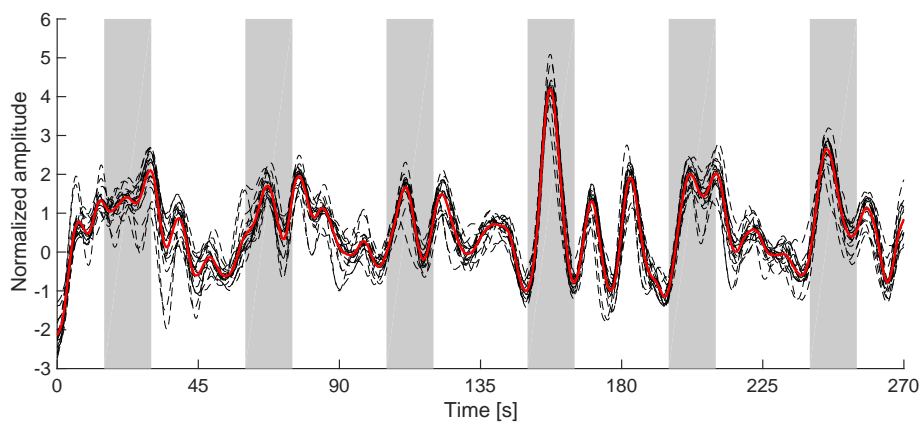


図 A.3 被験者 S3, 右手運動データ.

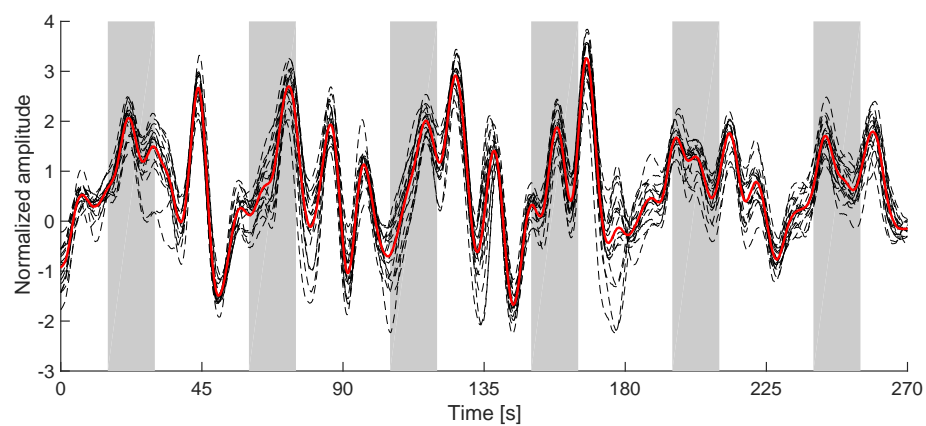


図 A.4 被験者 S4, 右手運動データ.

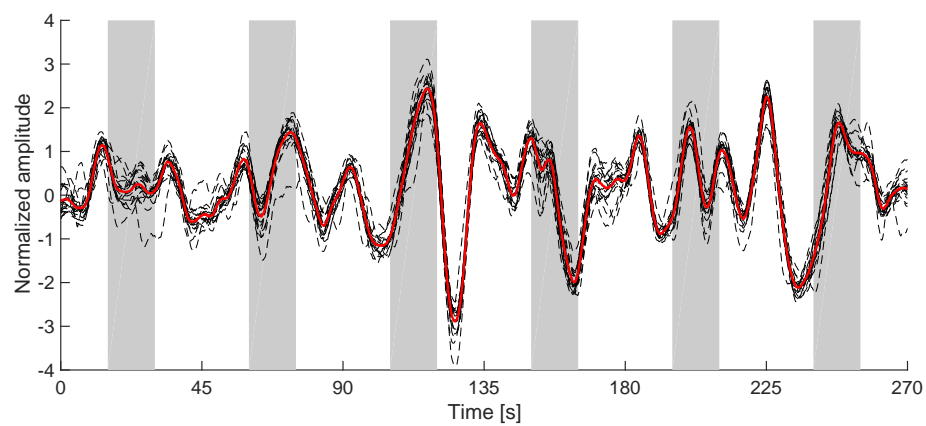


図 A.5 被験者 S5, 右手運動データ.

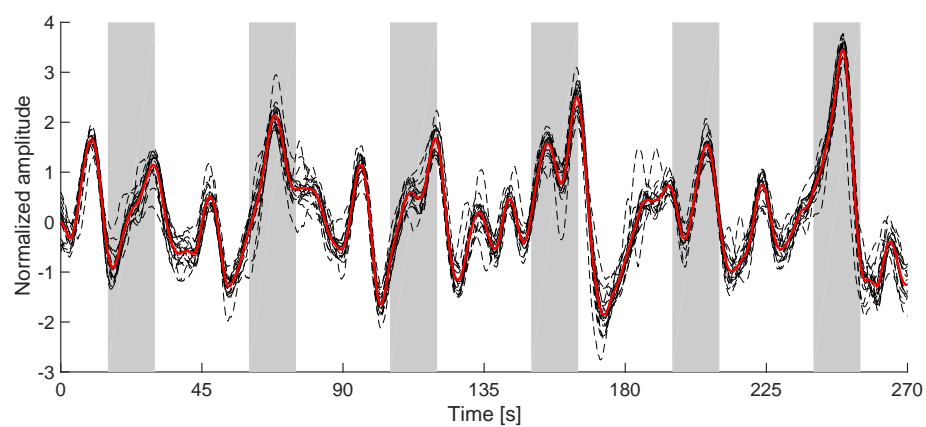


図 A.6 被験者 S5, 左手運動データ.

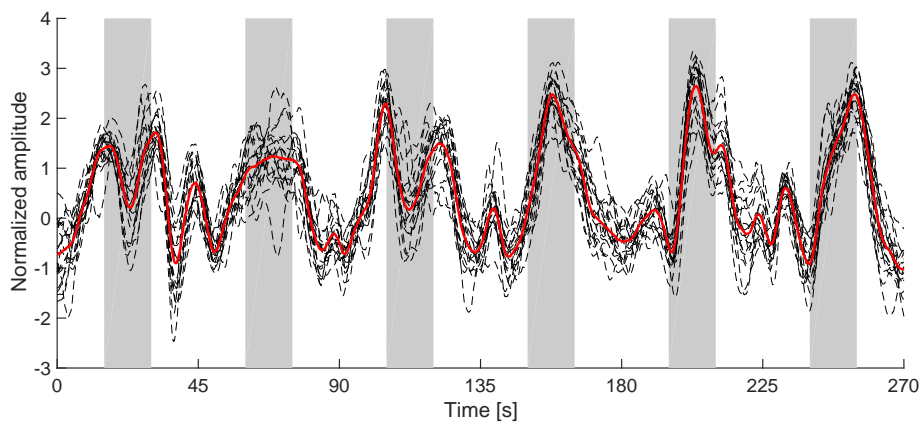


図 A.7 被験者 S6, 右手運動データ.

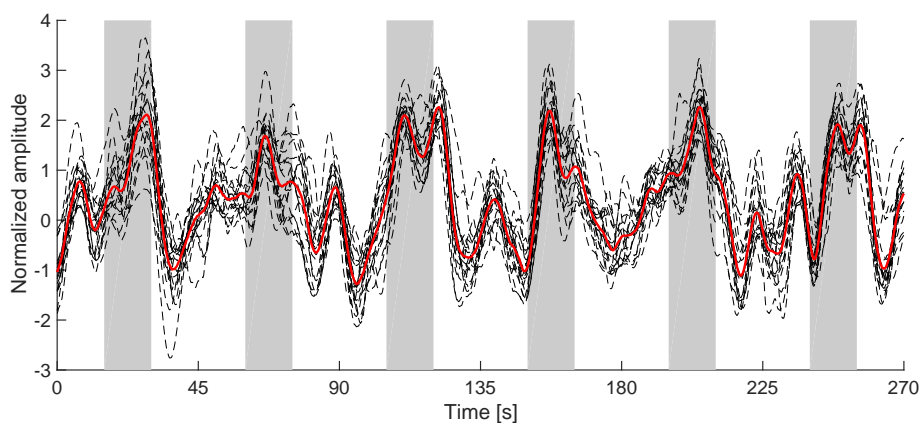


図 A.8 被験者 S6, 左手運動データ.

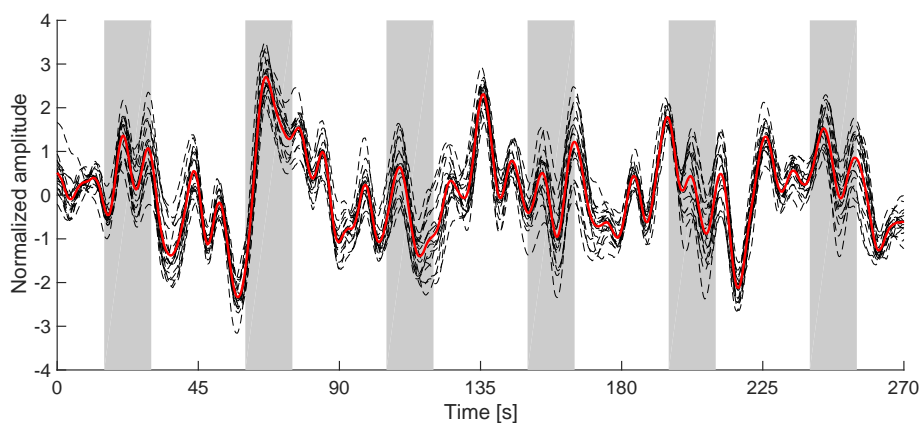


図 A.9 被験者 S7, 右手運動データ.

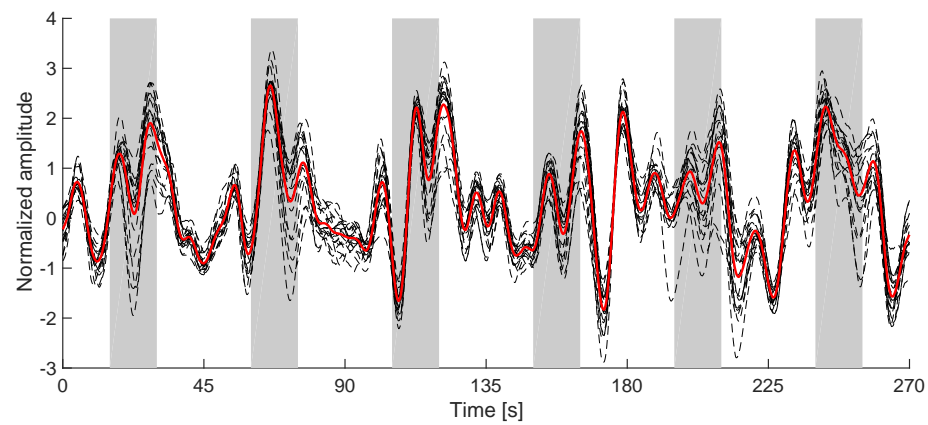


図 A.10 被験者 S7, 左手運動データ.

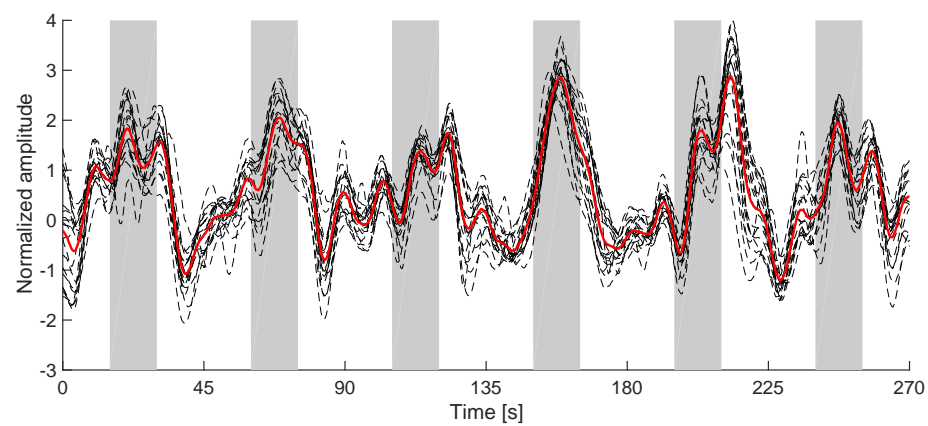


図 A.11 被験者 S8, 右手運動データ.

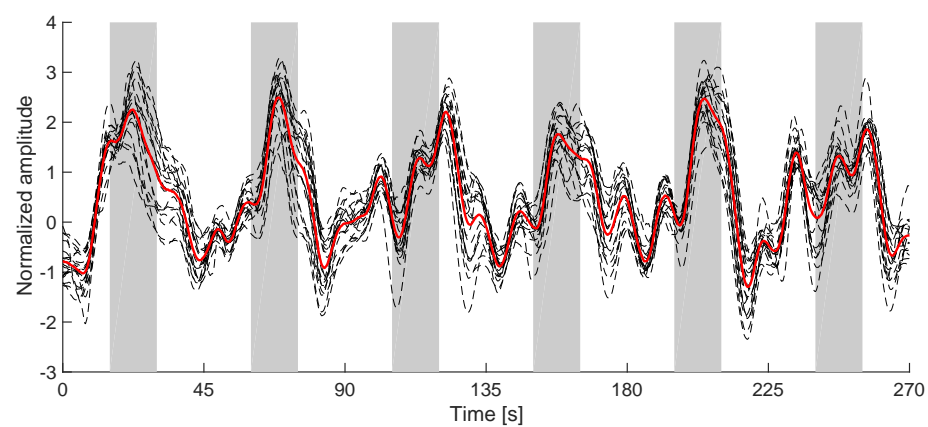


図 A.12 被験者 S8, 左手運動データ.

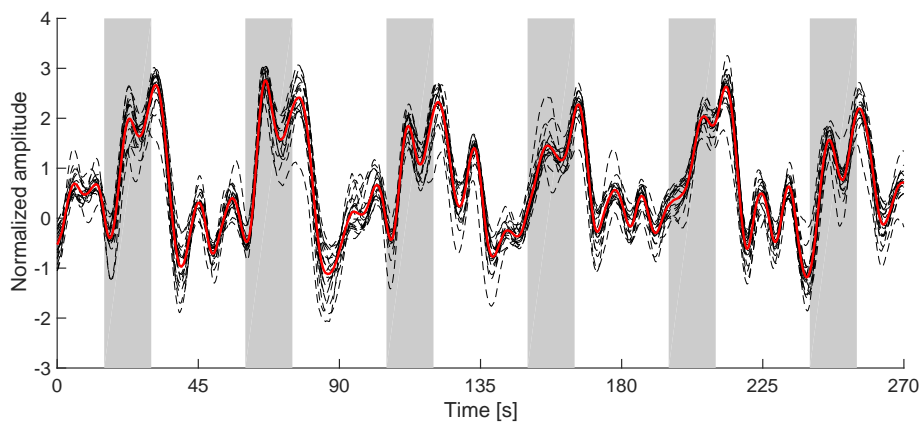


図 A.13 被験者 S9, 右手運動データ.

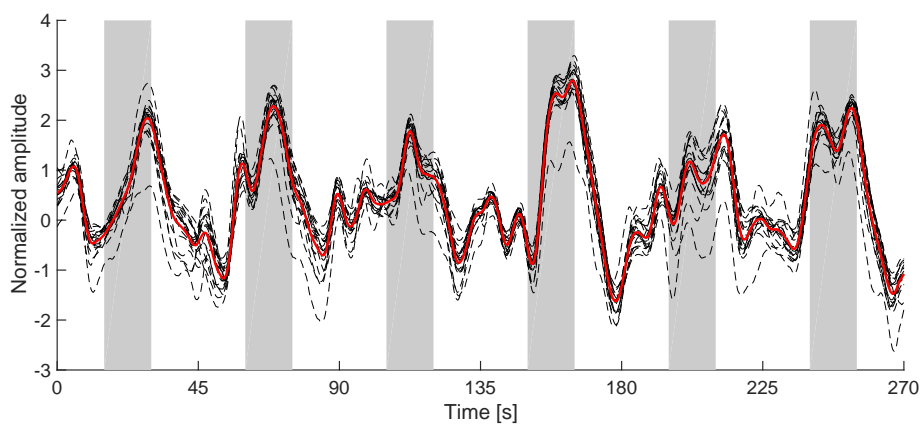


図 A.14 被験者 S9, 左手運動データ.

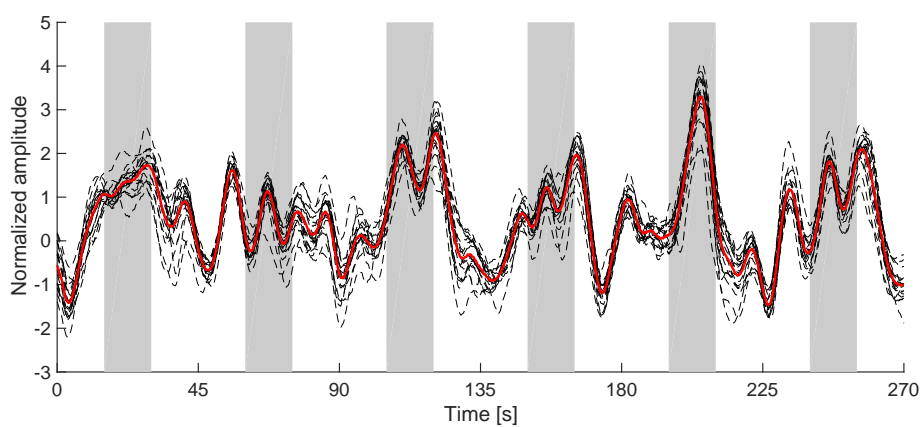


図 A.15 被験者 S10, 右手運動データ.

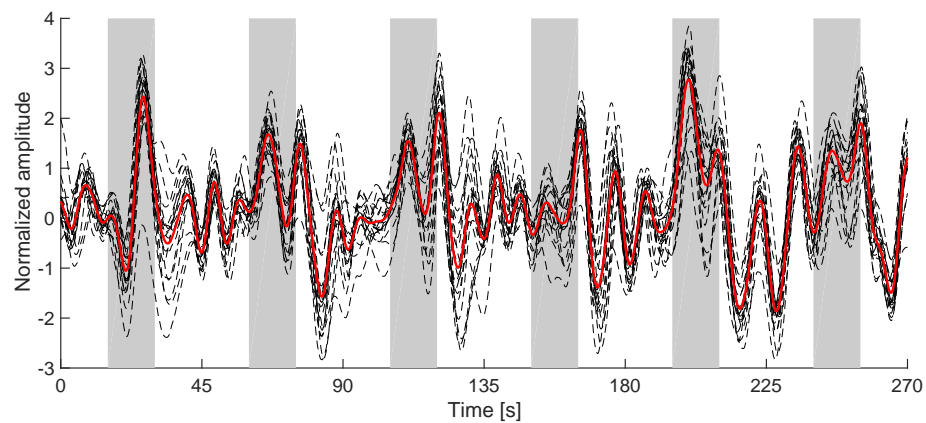


図 A.16 被験者 S11, 右手運動データ.

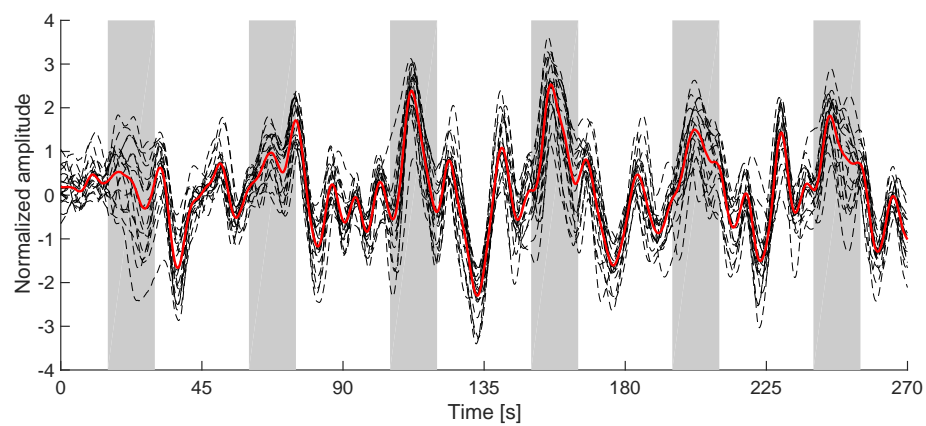


図 A.17 被験者 S11, 左手運動データ.

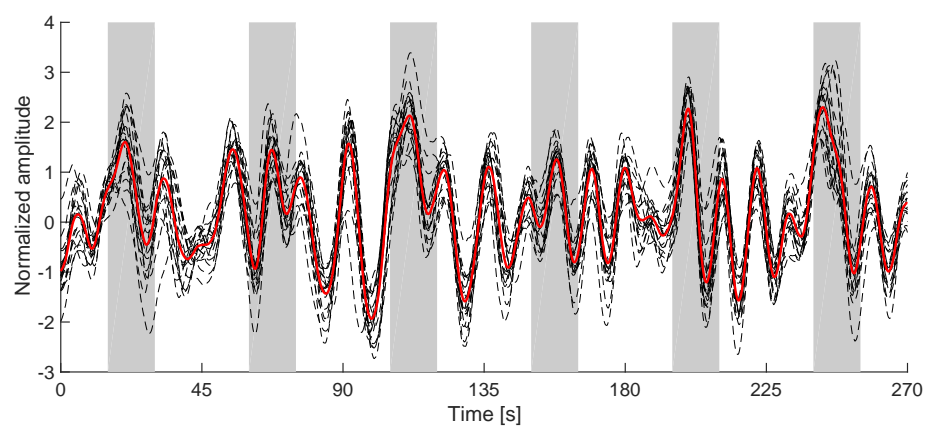


図 A.18 被験者 S12, 右手運動データ.

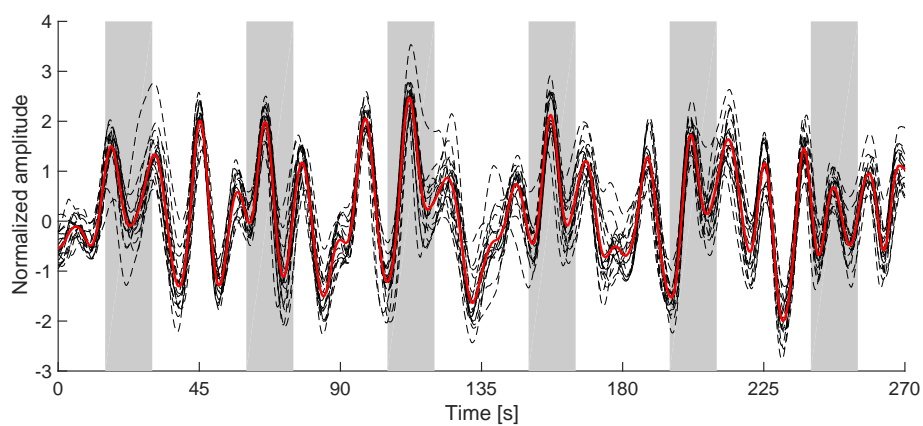


図 A.19 被験者 S12, 左手運動データ.

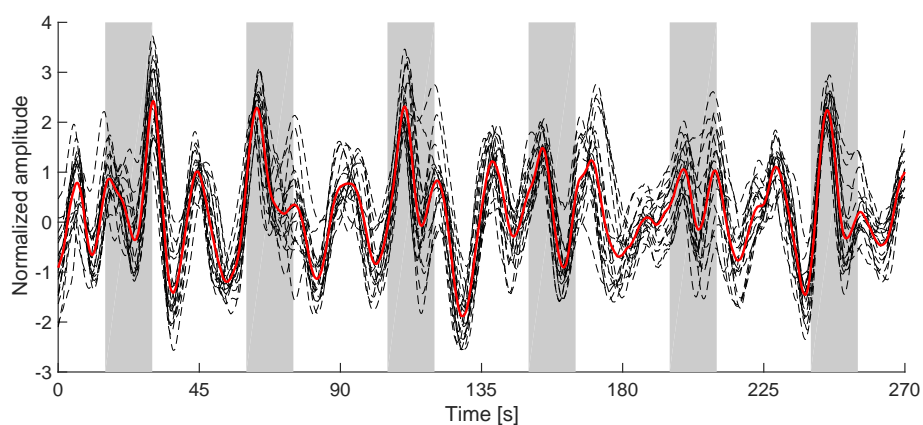


図 A.20 被験者 S13, 右手運動データ.

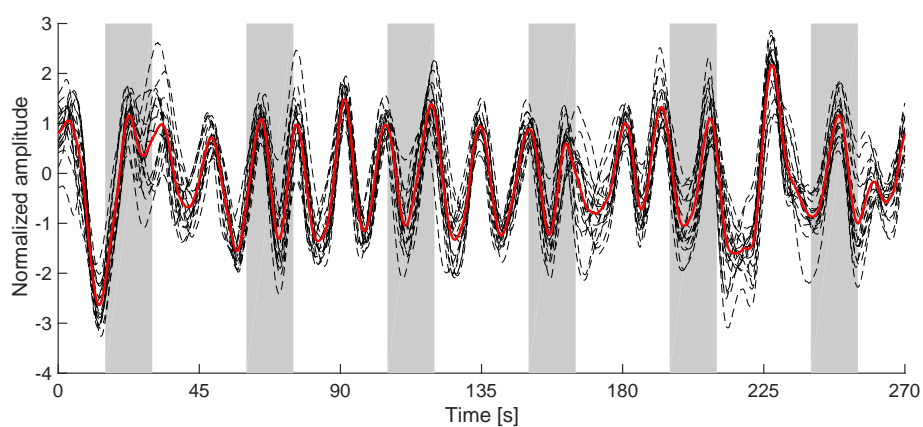


図 A.21 被験者 S13, 左手運動データ.

A.2 $\Delta\text{Deoxy-Hb}$ の結果

第 3 章において、運動実行中の $\Delta\text{Oxy-Hb}$ に含まれる頭皮血流が運動関連領域全体でグローバルに分布することを確認した。ここでは、本文中では検討しなかった $\Delta\text{Deoxy-Hb}$ について同様の解析を行った結果を示す。

代表的なサンプルの $\Delta\text{Deoxy-Hb}$ 波形を図 A.22 に示す。全 18 チャンネルの短距離チャンネルで観測された $\Delta\text{Deoxy-Hb}$ データは、似た時間変化を示していた (図 A.22 破線) が、そのバラつきは $\Delta\text{Oxy-Hb}$ (図 3.2 破線) よりも大きいことがわかる。全ての短距離チャンネルペア間の平均相関係数を計算したところ、サンプル平均で 0.502 (SD 0.129) であった。また、第一主成分の寄与率はサンプル平均で 0.553 (SD 0.110)、全短距離チャンネル信号との平均相関係数はサンプル平均で 0.720 (SD 0.080) であった。これらの値は全て $\Delta\text{Oxy-Hb}$ よりも低く、チャンネル間の信号の差が大きいことを意味している。

課題実行に起因するグローバルな頭皮血流増加の時間的特徴を調べるために、全短距離チャンネルから抽出された第一主成分の加算平均波形をサンプル平均し、CHM と比較した。CHM (実線) と比較すると、第一主成分は課題オンセット後速く立ち上がり、CHM よりも 5 s 程度早くピークに達し、その後徐々に減少する特徴がみえた。この特徴は $\Delta\text{Oxy-Hb}$ (図 3.3) と同様であるが、 $\Delta\text{Deoxy-Hb}$ の方がピーク後の減少が顕著であった。

PCA に使用する短距離チャンネル数ごとの CI のサンプル平均を図 A.24 に示す。PCA に使用する短距離チャンネル数の増加に対して CI は指数関数的に増加したが、最大でも約 0.7 と $\Delta\text{Oxy-Hb}$ と比較して非常に低い値であった。

これらの結果は、短距離チャンネルで計測され $\Delta\text{Deoxy-Hb}$ 信号はチャンネルごとの差異が比較的大きく、 $\Delta\text{Deoxy-Hb}$ から推定した頭皮血流成分は $\Delta\text{Oxy-Hb}$ から推定したものよりも均一性が低いことを示唆している。

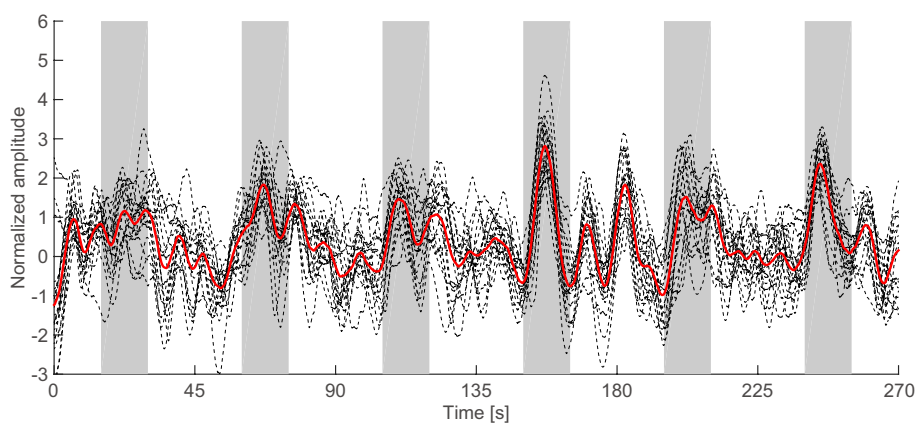


図 A.22 頭皮血流計測実験で計測された、全 18 ch の短距離チャンネルの $\Delta\text{Deoxy-Hb}$ データ (黒色の破線) とその第一主成分 (赤色の実線). 灰色の影はタスク実行期間を表している.

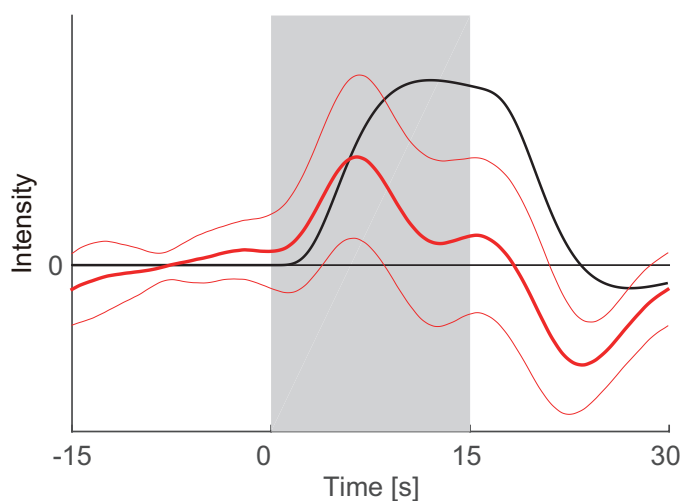


図 A.23 第一主成分の加算平均データ (赤色の太い実線: サンプル平均, 細い実線: SD) と CHM (黒色の実線).

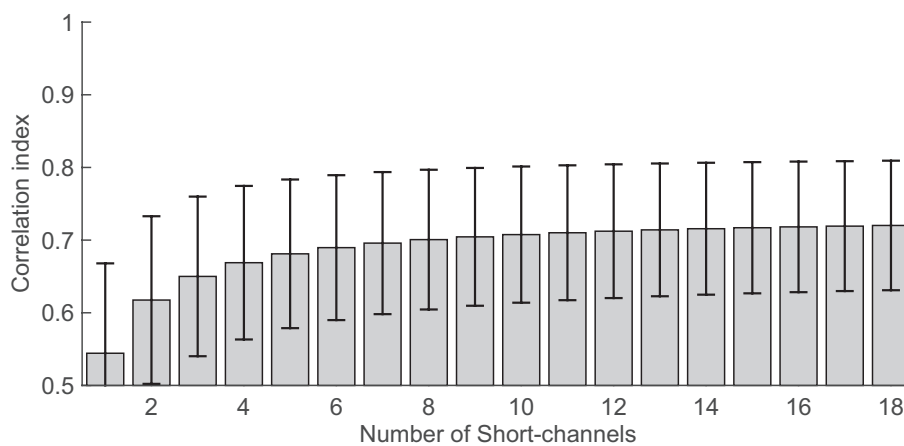


図 A.24 CI のサンプル平均. エラーバーは SD を表している.

A.3 VFT 実験

ここでは、運動実行以外の課題における頭皮血流の均一性を検討するために、言語流暢性課題 (verbal fluency task: VFT) 中の頭皮血流計測実験を行った。本実験では、[Takahashi et al. \(2011\)](#) が使用した実験プロトコルを採用した。前額部をカバーするように 12 個の短距離チャンネルを配置した (図 A.25) が、左右端の 4 チャンネルには顎の開閉によるモーションアーティファクトが混入する傾向があったため、[Takahashi et al. \(2011\)](#) が検証していた領域に位置する 8 チャンネル (図 A.25 の灰色の領域) のみを解析に使用した。サンプリング周期は 100 ms であった。本実験には頭皮血流計測実験 (第 3 章) に参加した被験者のうち 10 名が参加したが、4 名のデータにはモーションアーティファクトが混入していたため解析から除外した。

解析結果を図 A.26 ~ A.28 に示す。全 8 チャンネルの短距離チャンネルで観測された $\Delta\text{Oxy-Hb}$ データは、非常に酷似した時間変化を示していた (図 A.26)。全ての短距離チャンネルペア間の平均相関係数を計算したところ、サンプル平均で 0.838 (SD 0.095) であった。また、第一主成分の寄与率はサンプル平均で 0.853 (SD 0.073)、全短距離チャンネル信号との平均相関係数はサンプル平均で 0.916 (SD 0.052) であった。これらの値は運動実行中の頭皮血流計測実験と同様の値である。また、CI も運動実行中の頭皮血流計測実験と同様の傾向を示している (図 A.28)。

これらの結果は、VFT 中の前額部での頭皮血流が、運動実行中の運動関連領域と同様の均一性を持っていることを示唆している。

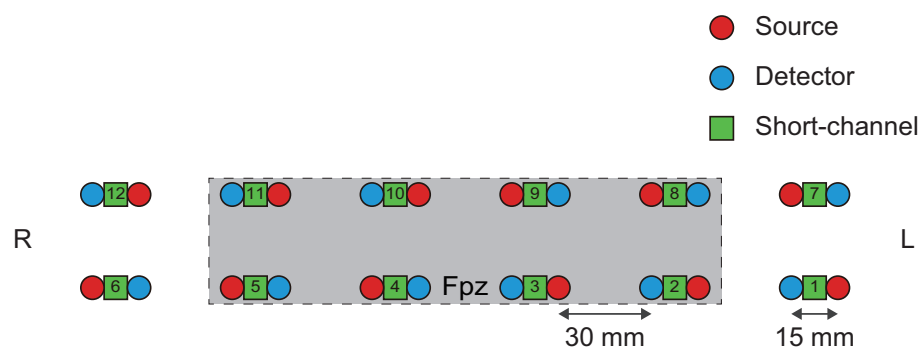


図 A.25 VFT 実験における fNIRS チャンネル配置.

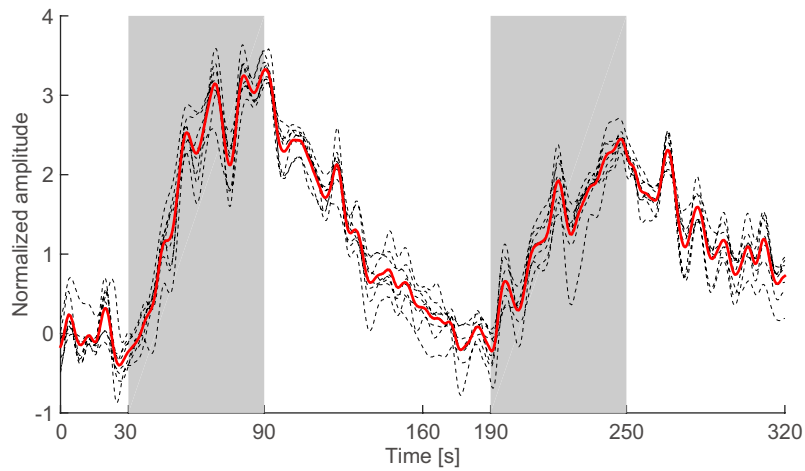


図 A.26 VFT 実験で計測された、全 8 ch の短距離チャンネルの $\Delta\text{Oxy-Hb}$ データ (黒色の破線) とその第一主成分 (赤色の実線). 灰色の影はタスク実行期間を表している.

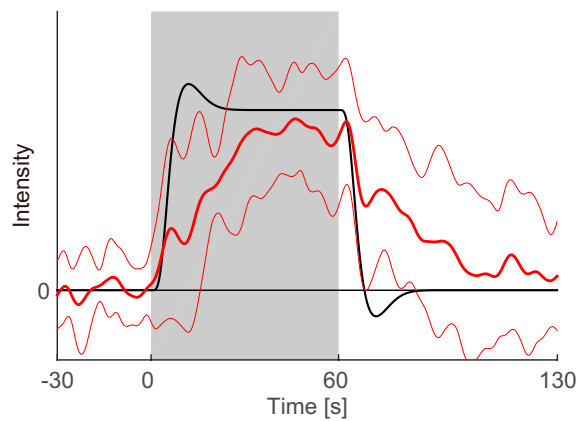


図 A.27 第一主成分の加算平均データ (赤色の太い実線: サンプル平均, 細い実線: SD) と CHM (黒色の実線).

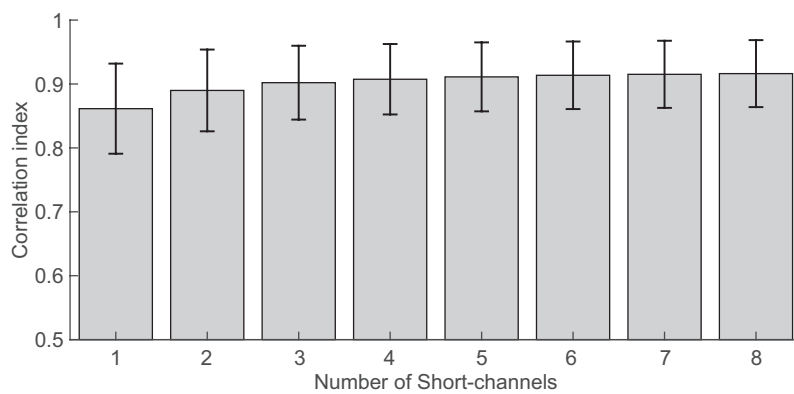


図 A.28 CI のサンプル平均. エラーバーは SD を表している.

A.4 短距離チャンネル配置の検討

図 ??より、少数の短距離チャンネル (4 チャンネル) でも十分に GSHM の抽出が期待できることがわかった。では、短距離チャンネルはどのように配置するのが良いだろうか？少数の短距離チャンネルによって全長距離チャンネルに混入する頭皮血流信号の情報を最大限取得するためには、各長距離チャンネルから最近傍の短距離チャンネルまでの距離が近いほどより良いと予想される。この予想が正しいことを、運動実行中の頭皮血流計測データを使用して検証した。

図 3.1(a) の配置において、各長距離チャンネルから最近傍の短距離チャンネルまでの距離に対応する、以下の指標を算出した。

$$d = \frac{1}{N_{\text{ch}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{ch}}} \| \mathbf{p}_i - \mathbf{p}_{\text{nearest}(i)} \| \quad (\text{A.1})$$

ここで、 N_{ch} は全チャンネル数 (18)、 \mathbf{p}_i はチャンネル i の xy 座標、 $\text{nearest}(i)$ はチャンネル i に最も近い選択チャンネルを表している。

図 A.29 に、18 チャンネルから 4 チャンネルを選ぶ短距離チャンネル配置と CI との関係性を示す。図から、最近傍選択チャンネルまでの平均距離と CI との間に負の相関関係があることがわかる。しかしながら、各チャンネル配置の CI は ± 0.02 の間に収まる程度であり、それほど大きな差は見られなかった。このことから、短距離チャンネル配置と CI との関係性は予想のとおりであるものの、配置の違いによる CI の差は小さいことから短距離チャンネルの配置が提案手法に与える影響は非常に軽微であると考えられる。

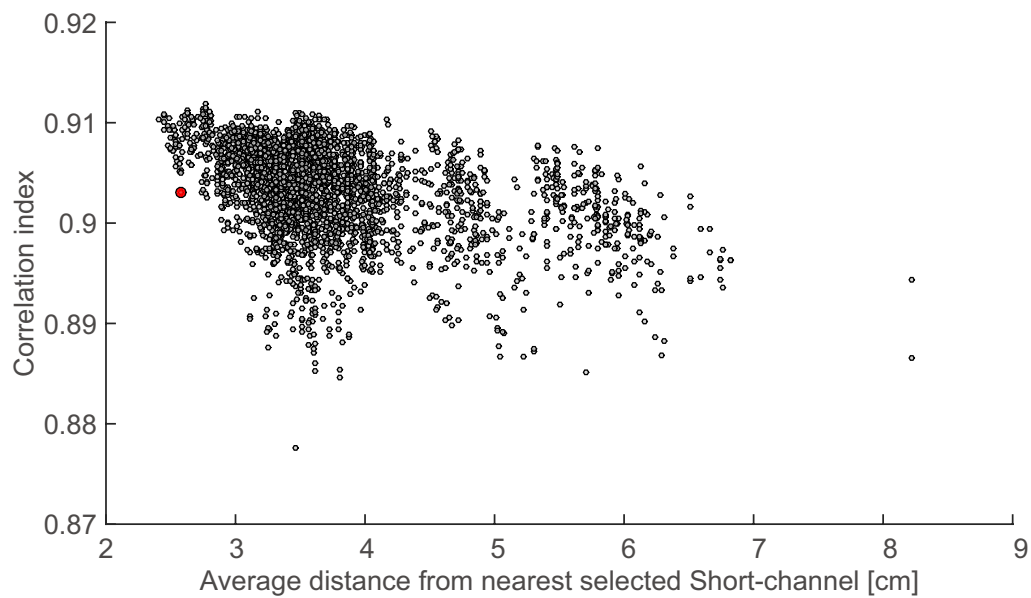


図 A.29 短距離チャンネル配置と CI との関係 (4 チャンネルの組み合わせ). 1 点が任意のチャンネル組み合わせにおけるサンプル平均 CI を表している. また, 赤点は図 3.1(b) での短距離チャンネルの組み合わせ (3, 6, 15, 18) を表している.

付 録 B シミュレーション：ローカルアーティファクトの影響

B.1 ローカルなモーションアーティファクトが混入した合成データの作成

ローカルなアーティファクトが提案手法に与える影響を調べるために、シミュレーション (第 4 章) で作成した合成データに追加で、ボックスカー、インパルス、ステップ状の 3 つのローカルなモーションアーティファクトを与えた。ここで、本シミュレーションでは頭皮血流と脳血流の振幅が等しいケースを用意した。

ボックスカーは課題実行と同期して生じる成分で、そのテンプレートデータは次のようにモデル化される。

$$\text{Boxcar}(t) = \sum_{i=1}^N h_i(t), \text{ where } h_i(t) = \begin{cases} a_i \frac{t-T_i^{\text{on}}}{T^{\text{trans}}} & T_i^{\text{on}} \leq t < T_i^{\text{on}} + T^{\text{trans}} \\ a_i & T_i^{\text{on}} + T^{\text{trans}} \leq t < T_i^{\text{off}} \\ a_i(1 - \frac{t-T_i^{\text{off}}}{T^{\text{trans}}}) & T_i^{\text{off}} \leq t < T_i^{\text{off}} + T^{\text{trans}} \\ 0 & t \in \text{other} \end{cases} . \quad (\text{B.1})$$

ここで、 T_i^{on} と T_i^{off} はそれぞれ i 試行目の課題オンセットおよびオフセットを表す。総試行数 $N = 6$ 、課題オンセット及びオフセット後の線形遷移時間 $T^{\text{trans}} = 1$ s に設定した。また、 i 試行目の振幅 a_i は $N(1, 0.3^2)$ の正規分布からランダムに生成した。

インパルスは課題とは無関係に生じるスパイク状の成分で、そのテンプレートデータは次のようにモデル化される。

$$\text{Impulse}(t) = \sum_{i=1}^N h_i(t), \text{ where } h_i(t) = \begin{cases} 0 & t < T_i^{\text{on}} \\ a_i \exp\left(-\frac{t-T_i^{\text{on}}}{\tau}\right) & t \geq T_i^{\text{on}} \end{cases} . \quad (\text{B.2})$$

ここで、スパイク数 $N = 6$ 、時定数 $\tau = 0.5$ s に設定した。また、 i 番目のスパイクの振幅 a_i とオンセットタイミング T_i^{on} はそれぞれ、 $N(1, 0.2^2)$ の正規分布と実験時間全体の一樣分布からランダムに作成した。

ステップのテンプレートデータは次のようにモデル化される。

$$\text{Step}(t) = \begin{cases} 0 & t < T^{\text{on}} \\ 1 & t \geq T^{\text{on}} \end{cases} . \quad (\text{B.3})$$

ここで、ステップのオンセットタイミング T^{on} は実験時間全体の一様分布から作成した。

合成データは、ローカルなモーションアーティファクトが長距離チャンネルのみに混入する場合 (Long ケース) と長距離チャンネルと短距離チャンネルの両方に混入する場合 (Long+Short ケース) の 2 つの場合で作成した。9 の長距離チャンネルと 1 の短距離チャンネルのローカルなモーションアーティファクトテンプレートのピーク振幅は、頭皮血流や脳血流と同じ方法で作成した (第 4 章)。加えて、ローカルなモーションアーティファクトが fNIRS 信号にどの程度含まれるのかはわからないため、頭皮血流や脳血流に対するローカルなモーションアーティファクトの振幅比を 0 倍から 10 倍まで 0.5 刻みで変化させた場合についても作成した。振幅比が 1 の時のローカルモーションアーティファクトの振幅マップを図 B.1 に、振幅が 2 の時の合成信号の一例を図 B.2 に示す。

B.2 提案手法へのローカルモーションアーティファクトの影響

作成された合成データは、本文のシミュレーションと同様に ShortPCA で解析を行った。本シミュレーションでは、ローカルなモーションアーティファクトの影響を確認するために、各長距離チャンネルの CHM の推定重み係数から、振幅比 0 (ローカルなモーションアーティファクトなしのデータ) の時の CHM の推定重み係数を減算することで、ローカルなモーションアーティファクトに起因する脳活動の推定誤差を計算した。Long ケースでは、混入していないチャンネルではローカルモーションアーティファクトの影響は見られない (RMSE = 0) が、混入したチャンネルでの RMSE はローカルモーションアーティファクトの振幅の大きさに比例して増加した (図 B.3)。この増加率はボックスカー、ステップ、インパルスの順に大きかったが、これは CHM とローカルモーションアーティファクトとの相関係数の絶対値の大きさ順に対応していた (それぞれ 0.559, -0.060, -0.003)。Long+Short ケースでは、混入したチャンネルでは Long ケースと同様の傾向が見られたのに加え、混入していないチャンネルでも推定誤差が生じた (図 B.4)。さらに、短距離チャンネルから推定された第一主成分の寄与率は、ローカルモーションアーティファクトの振幅の増加に応じて減少した (図 B.4(c))。

これらの結果は、提案手法がローカルアーティファクトの影響を除去することが出来ず、さらに短距離チャンネルにもローカルアーティファクトが含まれる場合にはグローバルアーティファクトの除去性能が混入していないチャンネルでも低下することを示唆している。

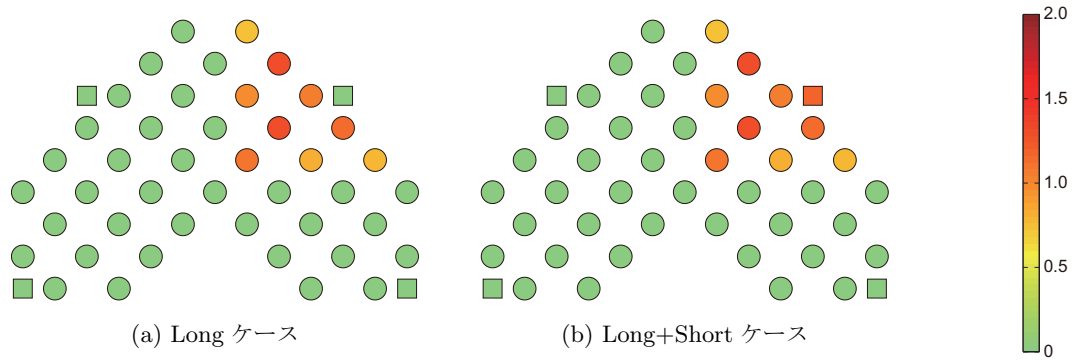


図 B.1 シミュレーションで使したモーションアーティファクトの振幅のカラーマップ (振幅比 1 の時).

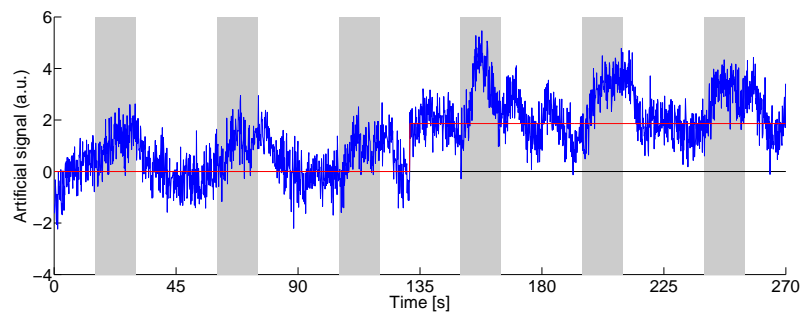
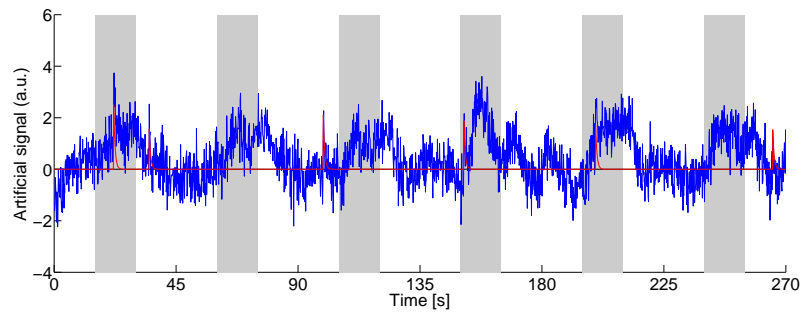
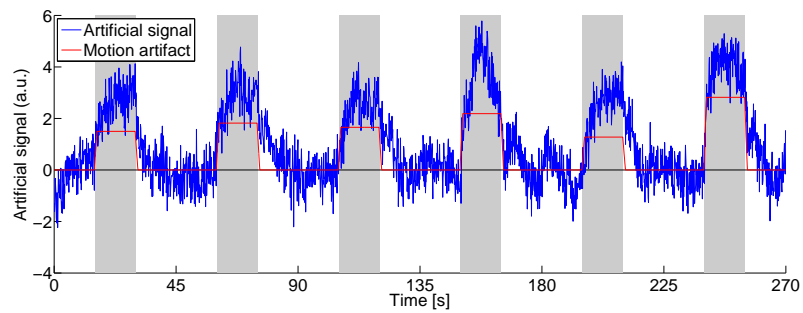


図 B.2 合成データと、それに含まれるローカルなモーションアーティファクトの一例 (振幅比 2 の時の Ch 8).

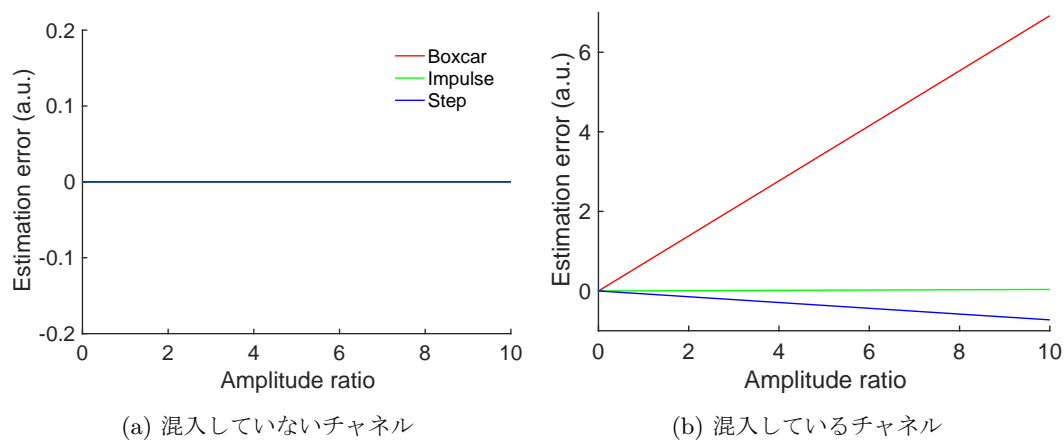
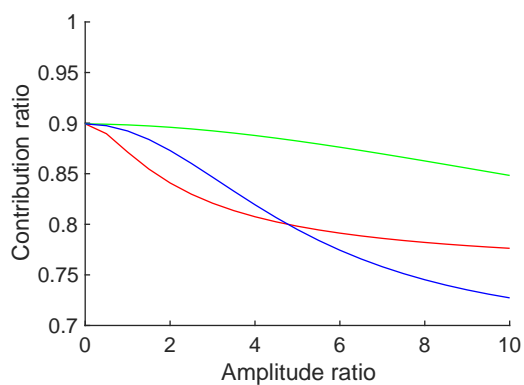
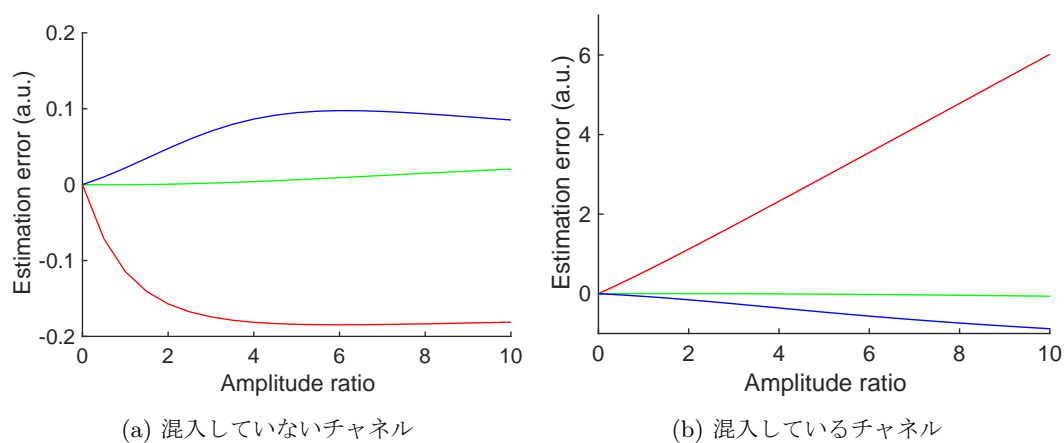


図 B.3 Long ケースにおける解析結果.



(c) 第一主成分の寄与率

図 B.4 Long+Short ケースにおける解析結果.

付 録 C 運動課題データによる脳活動推定精度の評価

C.1 Δ Deoxy-Hb データの解析

ここでは、本文中では解析しなかった Δ Deoxy-Hb データに対する提案手法の効果を検討した。図 C.1 に、 Δ Deoxy-Hb データでの RAW と ShortPCA の比較を示す。両手法間に統計的な有意差 (対応のある t 検定, *: $p < 0.05$) は存在しなかった。この結果は、SNR が低いことから脳血流と頭皮血流の両方が上手く検出できていないことと、 Δ Oxy-Hb と比較して Δ Deoxy-Hb では頭皮血流の影響が比較的小さいことが原因として考えられる。

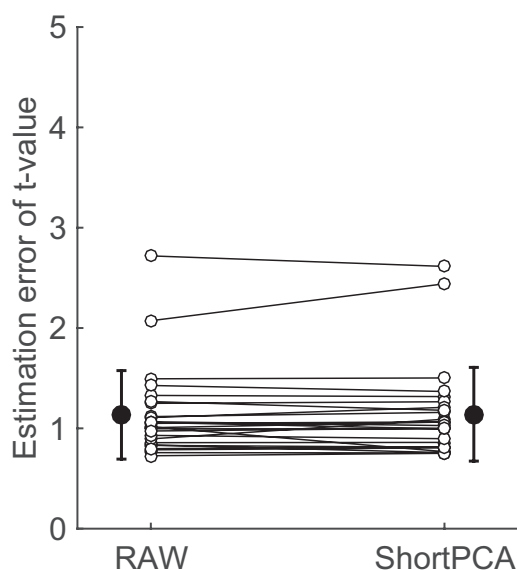


図 C.1 Δ Deoxy-Hb データにおける RAW と ShortPCA の脳活動推定誤差の比較。白丸は各サンプルの値を示しており、黒丸とエラーバーは平均と SD を表している。両手法間に統計的な有意差 (対応のある t 検定, *: $p < 0.05$) は存在しなかった。