

ブレイン - マシン・インタフェースに向けた多チャネル脳波計測による
脳内情報抽出法および識別法に関する研究

笹山 瑛由

2012 年

目次

1	序論	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究の目的	6
1.3	本論文の構成	7
	参考文献	8
2	従来の研究	11
2.1	ブレイン・マシン・インタフェース (BMI)	11
2.2	EEG 信号処理	18
2.3	数値電界計算法	40
	参考文献	41
3	手首屈伸運動時およびそのイメージ時における脳波律動	47
3.1	背景および目的	47
3.2	方法	48
3.3	結果	55
3.4	検討	59
3.5	まとめ	60
	参考文献	62
4	定常体性感覚誘発電位に基づく左右示指への注意識別	65
4.1	背景および目的	65
4.2	実験方法	66
4.3	解析方法	69
4.4	結果	74
4.5	検討	79
4.6	まとめ	81
	参考文献	82
5	EEG 空間フィルタに基づく手首屈伸運動の左右識別	85
5.1	背景および目的	85

目次

5.2	実頭部モデルの作成	86
5.3	シミュレーション	94
5.4	EEG-MRI 統合解析による BMI の検証	102
5.5	まとめ	114
	参考文献	115
6	検討	119
6.1	識別率の向上方法について	119
6.2	2 値出力および多値出力について	120
6.3	電極について	121
6.4	実用化に向けての課題	122
	参考文献	124
7	まとめ	125
A	付録	129
A.1	fMRI 計測	129
A.2	同時対角化の証明	132
A.3	3 次元スプライン	134
A.4	球面座標系のラプラシアンの導出	135
A.5	体性感覚刺激装置の回路	137
A.6	EM アルゴリズム	140
A.7	グリーンの相反定理	141
	参考文献	144

図目次

1.1	脳機能計測法の時空間分解能	2
1.2	BMI システムの基本的な設計および制御	4
2.1	脳の区分	12
2.2	大脳皮質の層構造	13
2.3	脳回および脳溝の名称	14
2.4	大脳機能の局在	14
2.5	運動野の体部位支配を模式的に示した図	15
2.6	ブロードマンの脳地図	16
2.7	主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) の概念図	20
2.8	独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA) の概念図	22
2.9	位置 $\mathbf{r}$ に x , y , z 方向に単位量の信号を配置したときのセンサ出力	26
2.10	線形制約付きミニマムバリエーション空間フィルタの概念図	31
2.11	特異値分解を用いた線形制約付きミニマムバリエーション空間フィルタの概念図	32
3.1	律動変調に基づく BMI の実験課題の概要	49
3.2	電極配置図	50
3.3	前処理およびパラメータの同定, 識別のフローチャート	51
3.4	被験者 A1 の時間-周波数解析結果	56
3.5	被験者 A1 のバンドパスフィルタ通過後の標準化後の時間波形およびその法絡線, 差分波形	57
3.6	各被験者の識別率およびその平均	57
4.1	示指注意による SSSEP の変調に基づく BMI 実験時の電極配置図	67
4.2	予備実験 1 のタイムチャート	67
4.3	SSSEP の変調に基づく BMI の実験課題の概要	69
4.4	視覚・体性感覚刺激のタイムチャート	70
4.5	最適周波数を決定する実験における視覚・体性感覚刺激のタイムチャート	70
4.6	SSSEP の変調に基づく BMI の解析方法	71
4.7	解析に用いる電極セット	73
4.8	SSSEP の 3D マップの例	74
4.9	被験者 B1~B3 の SSSEP の 2D マップ	76
4.10	最適周波数における SSSEP 2D マップ	77
4.11	被験者 B2 の IC マップおよびその IC の時間波形の 1 例	78

5.1	皮膚, 頭蓋骨, 脳組織の三層同心球モデル	86
5.2	ActiveTwo システムの電極配置図	90
5.3	頭部モデルおよび電極配置	90
5.4	$z = 60$ のスライスの 96×120 ピクセルの輝度値のヒストグラム	91
5.5	各 z スライスの MR 画像で同定された閾値	92
5.6	ノイズ閾値によるノイズ除去後の MR 画像	92
5.7	実頭部モデルおよびその断面図	93
5.8	電極 Cz, 基準電極の電位をそれぞれ 1 V, 0 V としたときの電界強度分布	93
5.9	大きさ $1 \mu\text{Am}$ ダイポールをボクセル座標 (72, 50, 79) に y 軸正方向に置いたときの頭表電位分布	94
5.10	IMI と rMI の ECD モーメントの位置及び方向	98
5.11	シミュレーションによって得られた EEG 時間波形	99
5.12	$f_1 = 9 \text{ Hz}$, $f_2 = 11 \text{ Hz}$, $\kappa = 3.98 \times 10^{-1}$ のときの信号強度推定結果	101
5.13	$f_1 = 9 \text{ Hz}$, $f_2 = 11 \text{ Hz}$ のときの rMI クラスと IMI クラスにおける位置バイアス結果	102
5.14	$f_1 = 10 \text{ Hz}$, $f_2 = 10 \text{ Hz}$, $\theta = 0$, $\kappa = 3.98 \times 10^{-1}$ のときの信号強度推定結果	103
5.15	$f_1 = 10 \text{ Hz}$, $f_2 = 10 \text{ Hz}$ のときの rMI クラスと IMI クラスにおける位置バイアス結果	104
5.16	EEG-MRI 統合解析による BMI における EEG 実験の視覚刺激	105
5.17	EEG-MRI 統合解析による BMI における fMRI 実験の視覚刺激	106
5.18	EEG-MRI 統合解析による BMI の学習および識別のフローチャート	107
5.19	LCPW 空間フィルタによる α 律動の ERD および ERS の信号源推定	111
5.20	LCPW 空間フィルタによる β 律動の ERD および ERS の信号源推定	111
5.21	CSP-BMI, SOFIA-BMI, LCPW-BMI を用いた時の各被験者の識別率およびその平均値	112
5.22	LCPW-BMI について α 律動の ERD と β 律動の ERS を特徴量とした場合の各被験者の識別率およびその平均値	113
A.1	BOLD 効果	131
A.2	体性感覚刺激装置の回路図	139
A.3	相反関係の模式図	142

表目次

1.1	BMI で用いられている脳信号	5
3.1	各被験者の有意な ERS が観測されたチャンネルおよび, 時間窓, 周波数帯域	55
3.2	正しく識別された試行および ITR	58
4.1	被験者 B1~B3 の中指体性感覚刺激カウント数正答率	75
4.2	識別率	75
5.1	分類した頭部組織およびその導電率	89
5.2	IMI と rMI の ECD の信号の番号, 中心座標, 方向	97
5.3	有意な β 律動の変動のあった周波数帯域	110

略語リスト

ALS (Amyotrophic lateral sclerosis)	筋萎縮性側索硬化症
BCI (Brain-computer interface)	ブレイン - コンピュータ・インタフェース
BMI (Brain-machine interface)	ブレイン - マシン・インタフェース
BOLD (Blood oxygen level dependent)	血中酸素濃度依存性
CDF (Cumulative distribution function)	累積分布関数
ECD (Equivalent current dipole)	等価電流双極子
ECoG (Electrocorticogram)	皮質脳波
EEG (Electroencephalogram)	脳波
EM (Expectation maximization)	期待値最大化
ERD (Event-related desynchronization)	事象関連脱同期
ERP (Event-related potential)	事象関連電位
ERS (Event-related synchronization)	事象関連同期
fMRI (Functional magnetic resonance imaging)	機能的磁気共鳴画像
IC (Independent component)	独立成分
ICA (Independent component analysis)	独立成分分析
LCMV (Linearly-constrained minimum-variance)	線形制約付きミニマムバリエーション
LCPW (Linearly-constrained Prewhitening)	線形制約付きプリホワイトニング
LDA (Linear discriminant analysis)	線形判別分析
MEG (Magnetoencephalogram)	脳磁図
MRI (Magnetic resonance imaging)	磁気共鳴画像
MV (Minimum variance)	ミニマムバリエーション
NIRS (Near-infrared spectroscopy)	近赤外分光法
PCA (Principal component analysis)	主成分分析
PDF (Probability density function)	確率密度関数
PET (Positron emission tomography)	陽電子放射断層法
PW (Prewhitening)	プリホワイトニング
SNR (Signal-to-noise ratio)	信号対雑音比
SSSEP (Steady-state somatosensory evoked potential)	定常体性感覚誘発電位
SSVEP (Steady-state visual evoked potential)	定常視覚誘発電位
SVM (Support vector machine)	サポートベクトルマシン

1 序論

1.1 研究背景

近年、脳波 (Electroencephalogram, EEG), 機能的磁気共鳴画像 (functional Magnetic Resonance Imaging, fMRI), 脳磁図 (Magnetoencephalogram, MEG), 近赤外分光法 (Near-Infrared Spectroscopy, NIRS) などの非侵襲計測法の進展に伴い, ヒトの脳機能に関する研究が活発に行われるようになってきている。

これらの脳機能イメージング手法は, 時間分解能や空間分解能によって比較されることが多い (Fig. 1.1)。神経活動に伴う電磁気学的物理量の変化は, 頭皮上の電位分布を EEG で, 頭外の磁界分布を MEG で計測することにより捉えることができる。EEG や MEG は 1~10 ms の高時間分解能で計測される。一方, 空間分解能は EEG については 3~4 cm, MEG については 5~10 mm であり, 比較的低い。fMRI や陽電子放射断層撮影 (Positron Emission Tomography, PET) は電磁気学的物理量ではなく, 血行動態の変化を抽出することで脳機能計測を行う方法である。空間分解能は fMRI については 3~5 mm, PET については 1~10 mm であり, 比較的空間分解能が高い。一方, 血行動態の変化が遅いため時間分解能は低い。NIRS は, 他の手法に比べ比較的計測が容易であるが, 血行動態の変化に基づく脳機能計測手法であるため時間分解能が低いほか, 主に頭蓋による光の散乱により低分解能である。

非侵襲計測法の発展によって, ヒトの高次脳機能の解明がされてきている一方, 工学分野ではブレイン・マシン・インタフェース (Brain-Machine Interface, BMI) が注目を集めている。BMI とは, 末梢神経系, 感覚器, 運動器などを介さずに, 脳とコンピュータ間で直接情報を伝達する技術である。BMI を用いて, 運動機能障害者の脳活動の中から目的とする情報を抽出し, その情報を用いて運動器の代わりとなる外部機器を制御する等, 医療・福祉技術としての応用が期待されている。なお, このような脳から機械へ情報を伝達する BMI は「運動出力型 BMI」と呼ばれる。また, 脳からの情報をコンピュータで信号処理することが多いことから, BMI ではなくブレイン・コンピュータ・インタフェース (BCI) と呼ばれることも多い。もし完全に BMI 使用者の意図通り動作する運動出力型 BMI が実現できたならば, BMI 使用者が身体を動かさなくとも脳内で意図するだけでコンピュータの文字入力やカーソル, ロボットアーム, あるいは車椅子の制御を自由にできるのである。

運動出力型 BMI は大きく侵襲型 BMI と非侵襲型 BMI の 2 種類に区別することができる。非侵襲型 BMI は, 電極を脳に直接刺入するような侵襲型 BMI [1], あるいは脳皮質の表面に電極を留置する皮質脳波 (Electrocorticogram, ECoG) による低侵襲型 BMI [2] に比べて, 脳から得られる情報は少ないものの, BMI 使用者に対する負担が小さいことが特長である。非侵襲型 BMI に関する研究では, EEG により脳活動を捉える方法が広く用いられている。MEG [3], fMRI [4] 計測による BMI 研究も行われている。

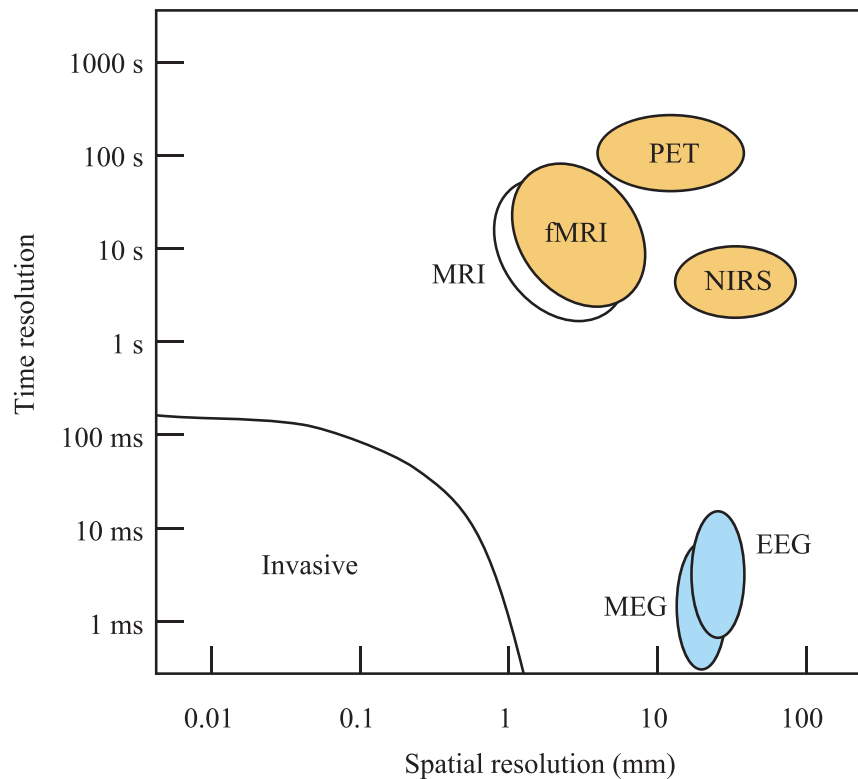


図 1.1 脳機能計測法の時空間分解能. 青色で示されているものは、神経細胞の活動による電磁気的な変化を捉えることにより脳活動を捉える方法であり、黄色で示されているものは、血行動態の変化を捉えることにより脳活動を抽出する方法である. 脳工学 [5] の図を改変.

が、MEG、MRI システムは現地点では大型で移動に支障があり、また、システムそのものが非常に高価なため、個人が日常的に、しかも移動して用いる要望の高い BMI には不向きである。一方、EEG 計測システムは比較的安価かつ小型ゆえに移動が容易であるため、BMI に適していると言える。本研究では、より実用性のある EEG を用いた BMI について検討した。

1.1.1 BMI とは [6]

ブレイン-マシン・インタフェース (Brain-Machine Interface, BMI) は、脳と機械とを直接相互作用させる技術の総称である。ヒトの脳は、通常、末梢神経系を通じて信号を伝達して受容器や効果器を介して外部環境とかかわりを持つが、その仲介となる末梢神経系や受容器、効果器を省き、脳と外部環境を直接作用させようという発想が BMI である。BMI は、完治が困難な身体障害者を対象とした技術で、患者の生活の質 (Quality of Life, QOL) の向上を目的として、研究がすすめられている。

BMI の定義は広く、脳とメカトロニクスが連動するシステム全般を指しており、神経系に対するメカトロニクスの関与の仕方によって、3つの種類に分類でき、機械から脳へ情報を送る「感覚入力型 BMI」、脳内の情報処理過程に機械が関与する「介在型 BMI」、脳から機械へ情報を送る「運動出力型 BMI」があ

る。このうち、感覚入力型 BMI および介在型 BMI に関しては、すでに臨床応用が進んでいる。感覚入力型 BMI では、聴覚障害者の蝸牛に電極を挿入し、マイクロフォンでの集音結果に応じて聴覚神経を電気刺激することで聴覚機能を代替する人工内耳システム [7] についてはすでに臨床応用を果たした感覚入力型 BMI といえる。介在型 BMI では、パーキンソン病やジストニアの患者に対する治療法として、視床下核や淡蒼球をターゲットとした脳深部刺激療法 (Deep Brain Stimulation, DBS) が行われている [8]。

一方、運動出力型 BMI には、Donoghue のグループのように、一次運動野に長期間留置できる剣山状の電極から神経活動電位を計測し、ロボットハンドやマウスカーソルの制御を行っているほか [9]、より低侵襲でありながら多自由度の制御が行える運動出力型 BMI として硬膜下電極を用いたもの [10]、さらに、侵襲性なく簡便に計測できる脳波を用いたものがある。脳波は、大脳皮質の中で電氣的活動によって頭皮上に形成される電位を計測する。

1.1.2 運動出力型 BMI [11]

ヒトが意思伝達や運動制御を行うには、受容器や効果器を必要とする。これらのプロセスは、ヒトが意図することで開始する。この意図によって、特定の脳領域が賦活し、それに対応した効果器に末梢神経系を通じて信号を伝達するという、複雑なプロセスを惹き起こす。

このプロセスによって惹き起こされる活動は、しばしば運動出力もしくは遠心性出力と呼ばれる。遠心性とは、中枢神経系から末梢神経系、効果器（筋肉）へと刺激を伝達することである。逆に、求心性とは、受容器から中枢神経系へ刺激を伝達することである。運動制御においては、運動系の（遠心性の）経路が本質的であるが、感覚の（求心性の）経路も、運動技能の学習や、タイピング、音楽の楽器の演奏等の巧妙な課題において重要となる。

運動出力型 BMI は自然なコミュニケーションや制御の代替機能を提供するものである。運動出力型 BMI はその人の通常の遠心性の経路をバイパスする、人工的なインタフェースである [12]。末梢神経や筋肉の機能に頼る代わりに、運動出力型 BMI はユーザーの意図に関連する脳活動を計測し、その記録された脳活動から BMI アプリケーションのための制御信号へと変換する。この変換は、信号処理やパターン認識技術と関連があり、一般的にはコンピュータでこれらの処理が行われる。末梢神経系や筋肉からではなく、脳から直接活動を計測するため、ブレイン・マシン・インタフェース (BMI) と呼ばれる。

運動出力型 BMI については、計測方法において対象者に侵襲性があるか否かで「侵襲型 BMI (invasive BMI)」, 「非侵襲型 BMI (non-invasive BMI)」とに分けられる。BMI に用いられている脳信号は表 1.1 のように種々ある。侵襲型 BMI については、さらに、脳実質内への刺入電極を用いる BMI と、硬膜下電極から皮質脳波を計測する BMI とに分けることができる。侵襲型 BMI は手術侵襲があるが、それに見合う高性能な BMI が報告されている。

1.1.3 BMI の動作原理 [13]

他のコミュニケーションや制御システムのように、BMI は入力（例えば、ユーザーの電気生理学的活性）と出力（例えば、デバイスのコマンド）を備えており、入力信号を変換して出力する部分や、オン

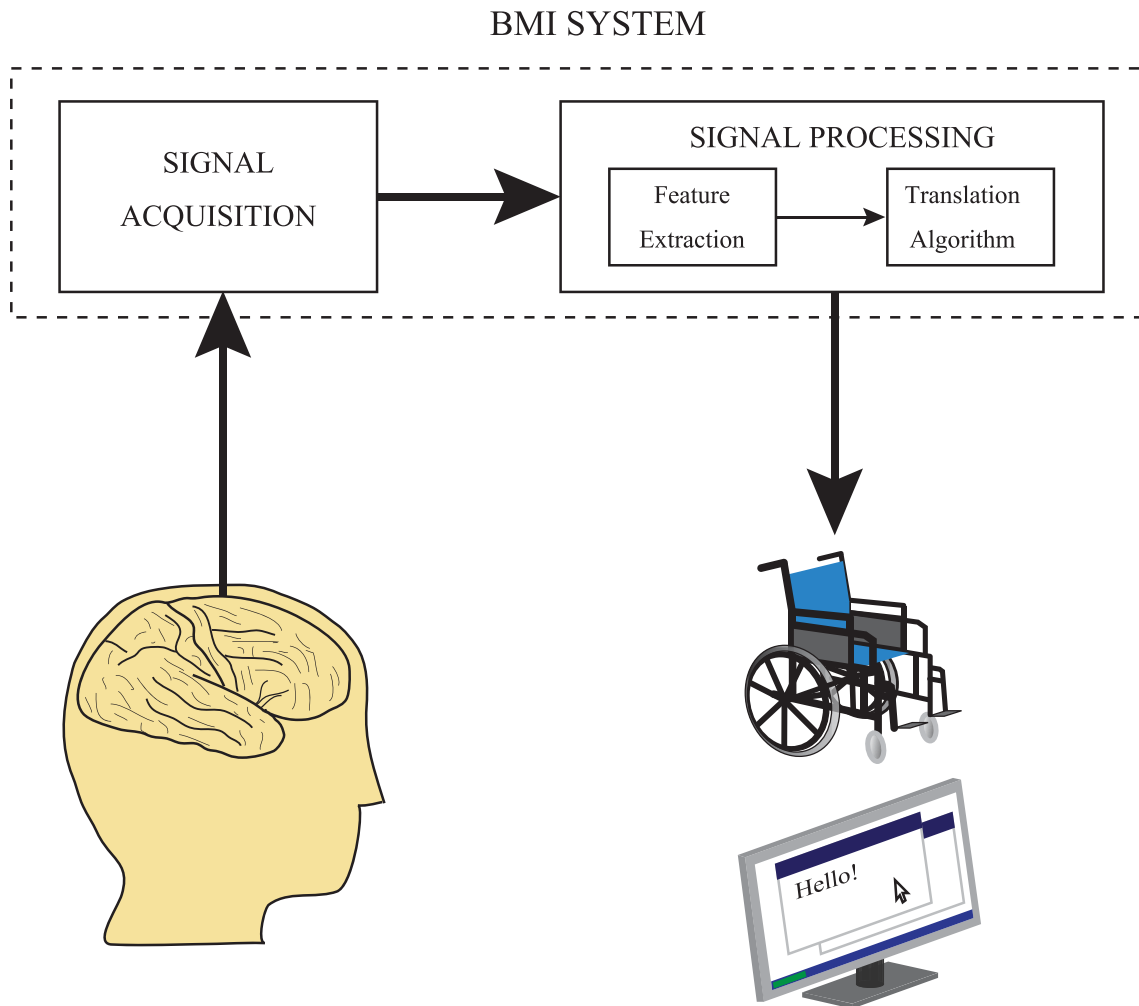


図 1.2 BMI システムの基本的な設計および制御. 脳からの信号は頭皮上の電極や頭部内の電極を用いて計測し、ユーザーの意図を反映する特定の信号の特徴量を抽出する（例えば、誘発反応の振幅や体性感覚野の律動、大脳新皮質のニューロンの発火頻度など）。これらの特徴量はデバイス（例えば、単純なワードプロセッサプログラムや車椅子等）を制御するコマンドに変換する。BMI が正常に動作するかは、ユーザーと BMI の両者がうまく相互作用するかによる。ユーザーは、自分自身の意図と BCI で抽出する信号の特徴量と相関を持つよう維持する必要がある。一方、BMI はユーザーの意図する特徴量を選択、抽出し、それより、正確にかつ効果的にデバイスにコマンドを送る必要がある、

セットやオフセット、制御のタイミングを定めるプロトコルから成る。図 1.2 に BMI システムの基本的な設計および制御を示している。

刺入電極からは個々の神経細胞のスパイク活動や複数個の神経細胞の集合電位である local field potential (LFP) が計測される。上肢の運動野の神経細胞は、神経細胞毎に反応しやすい運動方向 (directional tuning) があり [15]、これを利用することで 100 個程度のスパイク活動を計測するだけで、サルを用いた動物実験でロボットアームの 3 次元リアルタイム制御やヒトでコンピュータのカーソル制御

表 1.1 BMI で用いられている脳信号. (平田 他, ブレイン・マシン・インタフェース特集 脳表電極を用いたブレイン・マシン・インタフェースの展望 [11], P. M. Mattbews, An introduction to functional magnetic resonance imaging of the brain [14] を基に作成.)

	計測対象	空間分解能	時間分解能	時間遅れ	侵襲性	長時間計測 安定性	可搬性
fMRI	脳血流	○ 3~5 mm	× 4~5 s	× 4~5 s	◎ なし	○ 高	× なし
NIRS	脳血流	× 2 cm	× 4~5 s	× 4~5 s	◎ なし	○ 高	○ 良
PET	脳血流	○ 1~10 mm	× > 30 s	× > 30 s	○ 低	× 低	× なし
EEG	脳活動	× 3~4 cm	○ 1 ms	◎ なし	◎ なし	○ 高	○ 良
MEG	脳活動	△ 5~10 mm	◎ 0.1 ms	◎ なし	◎ なし	○ 高	× なし
ECoG	脳活動	○ 2~3 mm	◎ 0.1 ms	◎ なし	△ 中	◎ 高	◎ 良
LFP	脳活動	○ 1 mm	◎ 0.1 ms 以下	◎ なし	× 高	△ 中	◎ 良
spike	脳活動	○ 0.2 mm	◎ 0.1 ms 以下	◎ なし	× 高	× 低	◎ 良

ができることが報告されている [9, 16]. しかし, 刺入電極は脳実質に対して侵襲性があり, 電極の刺入により炎症反応により惹起される炎症反応により数カ月単位で計測効率が低下するため, 信号が劣化しにくい電極の研究が行われている.

一方, 非侵襲型 BMI については, 頭皮上に電極を配置し, 電位を計測する脳波計測が一般的である. 脳波は, 視覚誘発電位, P300 誘発電位, 緩変動電位, 律動変動といった神経生理学的特徴量を利用して研究が行われてきた [12]. しかし, 脳波計測では, 脳脊髄液, 硬膜, 頭蓋骨, 皮膚等の複数の介在組織が存在するため, 脳信号が 1/5~1/10 に減衰し, また, 空間分解能も低下する.

ECoG 計測は, 脳実質への侵襲が比較的少なく, 長時間にわたる信号安定性に優れている特徴がある. また, 脳神経外科での長年の臨床経験もあり, 硬膜下電極より計測される皮質脳波は臨床応用可能な脳信号として期待されている.

近年では, 非侵襲計測法である fMRI や NIRS 等脳血流変化を運動出力型 BMI の信号として用いる研究も行われている. 脳血流変化は脳機能発現に 4~5 s 遅れるため, 脳波計測に比べリアルタイム性に劣る. fMRI は可搬性がないが, 空間分解能が優れており, 主に研究用に用いられている [4]. (なお, 本論文の EEG-MRI 統合解析による BMI でも, EEG 計測に加え MRI および fMRI 計測も行っている. 付録 A.1 節に MRI および fMRI の計測原理を示す.)

運動出力型 BMI は 4 つのコンポーネントからなる. 一つ目は, 侵襲, 非侵襲いずれの方法でもよいが, 脳から直接活動を記録する必要がある. 二つ目は, ユーザーにフィードバックする必要がある. 三つ目は, リアルタイムで機能しなければならない. 四つ目は, ユーザーが制御を意図したときにはいつでもユーザーがメンタルタスクを選択できる必要がある. メンタルタスクには, 運動イメージを行う, 計算課題を行う, 図形の回転をイメージするなどが挙げられる. 疲労, 覚醒, 睡眠等, ユーザーの意図によって変化させることができない脳活動の変化を計測するものは, BMI とは呼ばない.

多くの研究者は「BMI」という用語およびその定義を容認している. 一方, BMI に関連する文献で,

BMI 以外にも別の用語が定義されている。

- Donoghue et al., “A major goal of a brain-machine interface (BMI) is to provide a command signal from the cortex. This command serves as a new functional output to control disabled body parts or physical devices, such as computers or robotic limbs.” [17]
- Wolpaw et al., “A direct brain-computer interface (BCI) is a device that provides the brain with a new, non-muscular communication and control channel.” [12]
- Levine et al., “A direct brain interface (DBI) accepts voluntary commands directly from the human brain without requiring physical movement and can be used to operate a computer or other technologies.” [18]

以上の用語 (BMI, BCI, DBI) は、同一のシステムのことをさしており、同義語として扱われることが多い。本論文では BMI として統一することにする。

運動出力型 BMI の対象となるユーザーは、運動機能の不全があるものの、感覚や知性、認知機能には影響を及ぼさない病気の患者が挙げられる事が多い。このような病気の一例として、筋萎縮性側索硬化症 (Amyotrophic lateral sclerosis, ALS) がある。初期症状は筋力の低下と筋の萎縮である。数年後に全ての随意運動が消失し、歩行や発声、嚥下、呼吸ができなくなる。一方、感覚や知性、認知機能には影響を及ぼさないため、この病気の患者は見る、聞く、あるいは自分自身の周りで何が起きているか理解することができる。

人工呼吸器や、人工栄養等の生命維持装置によって、寿命を引き伸ばすことはできる。しかし、このことは、閉じ込め状態の生活を強いることになる。運動経路を失うと、周辺へのコミュニケーション方法がなくなることになる。このような状況においては、BMI のみがコミュニケーション手段となる。

ここで注意すべきは、運動出力型 BMI は運動機能が不全の患者にしか役に立たないシステムであると捉えてはならない。運動機能に障害が無い健常者でも使用できるシステムである。また、運動出力型 BMI で培われた脳情報抽出技術は、未だ解明されていない脳機能を研究する道具となりうる点で、運動出力型 BMI の研究は学術的にも重要な研究であるといえる。以降、BMI は特に断りがない限り運動出力型 BMI のことを指すものとする。

1.2 研究の目的

BCI Competition [19] という会が 2001 年に発足し、それ以降も約 2 年おきに開催されており、また、参加研究室も増加していることから、BMI 研究が活発になってきていることを裏付けている。しかし、近年の BMI 研究は、得ようとしている信号が識別に適した信号であるか否かを検討していないものが多い。また、情報学的な識別問題の立場からの検討のみで、生理学的な知見に基づいた検討がされていないように思われる。

そこで本論文では、まず、2 種類の EEG に基づく BMI に関する検討を、生理学的な立場に立ち戻って行った。一つは、手首屈伸運動時およびそのイメージ時における脳波律動、もう一つは、定常体性感覚

誘発電位に基づく左右示指への注意識別である．この 2 種類について，EEG 計測における信号抽出法を提案し，その方法を用いて識別を試みた．その後，律動変動に基づく BMI について，特定の脳部位の信号を高精度に抽出するため，fMRI 賦活部位を線形制約条件とする EEG 空間フィルタに基づく手首屈伸運動の左右識別を行った．

1.3 本論文の構成

本論文は全 7 章で構成される．また，各章の内容は次のとおりである．

- 第 1 章は序論である．
- 第 2 章では，従来の BMI 研究，本論文で用いた基本的な EEG の信号処理の方法および空間フィルタ法，数値電界計算法について述べる．
- 第 3 章では，手首屈伸運動時およびそのイメージ時における脳波律動について述べる．律動変動は，左右手首屈伸運動時およびその運動イメージによって誘発させた．
- 第 4 章では，定常体性感覚誘発電位に基づく左右示指への注意識別について述べる．SSSEP は，左右示指に機械振動刺激を呈示することで誘発させた．
- 第 5 章では，fMRI 賦活部位を線形制約条件とする EEG 空間フィルタに基づく手首屈伸運動の左右識別について述べる．対象とした脳信号は，左右手首屈伸運動時によって誘発させた脳波律動である．
- 第 6 章では，第 3～5 章で述べた BMI に関する総括的な考察および今後の展開について述べる．
- 第 7 章は本論文のまとめである．

参考文献

- [1] M. A. Nicolelis. Actions from thoughts. *Nature*, Vol. 409, pp. 403–407, 2001.
- [2] E. C. Leuthardt. Electrocoricography–based brain computer interface–the Seattle experience. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 14, pp. 194–198, 2006.
- [3] Jürgen Mellinger, Gerwin Schalk, Christoph Braun, Hubert Preissl, Wolfgang Rosenstiel, Niels Birbaumer, and Andrea Kübler. An MEG-based brain-computer interface (BCI). *NeuroImage*, Vol. 36, No. 3, pp. 581–593, 2007.
- [4] Y. Miyawaki, H. Uchida, O. Yamashita, M. Sato, Y. Morito, H. C. Tanabe, N. Sadato, and Y. Kamitani. Visual image reconstruction from human brain activity using a combination of multiscale local image decoders. *Neuron*, Vol. 60, No. 5, pp. 915–929, 2008.
- [5] 武田常広. 脳工学. コロナ社, 2003.
- [6] 牛場潤一. ブレイン・マシン・インタフェースによる神経リハビリテーション. ヒューマンインタフェース学会誌, Vol. 13, pp. 125–130, 2011.
- [7] B. S. Wilson and M. F. Dorman. Cochlear implants: Current designs and future possibilities. *Journal of Rehabilitation Research & Development*, Vol. 45, pp. 695–730, 2008.
- [8] 横地房子. パーキンソン病とジストニアに対する脳深部刺激療法. *Brain Nerve*, Vol. 61, pp. 473–483, 2009.
- [9] L. R. Hochberg, M. D. Serruya, G. M. Friehs, J. A. Mukand, M. Saleh, A. H. Caplan, A. Branner, D. Chen, R. D. Penn, and J. P. Donoghue. Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia. *Nature*, Vol. 442, pp. 164–171, 2006.
- [10] 平田雅之, 吉峰俊樹. Brain-machine interface. *Clinical Neuroscience*, Vol. 29, pp. 384–387, 2011.
- [11] 平田雅之, 松下光次郎, 柳澤琢史, 後藤哲, モリスシェイン, 影山悠, 齋藤洋一, 貴島晴彦, 吉峰俊樹. 脳表電極を用いたブレイン・マシン・インタフェースの展望. ヒューマンインタフェース学会誌, Vol. 13, pp. 131–135, 2011.
- [12] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. M. Vaughan. Brain–computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 113, No. 6, pp. 767–791, 2002.
- [13] B. Graimann, B. Allison, and G. Pfurtscheller. *Brain-computer interfaces*. Springer, 2010.
- [14] P. M. Matthews. *An introduction to functional magnetic resonance imaging of the brain Functional MRI*. In P. Jezzard, P. M. Matthews, & S. M. Smith (Eds), *functional MRI—an introduction to methods*. Oxford University Press, 2001.
- [15] A. P. Georgopoulos, A. B. Schwartz, and R. E. Kettner. Neuronal population coding of movement direction. *Science*, Vol. 233, pp. 1416–1419, 1986.

- [16] M. Velliste¹, S. Perel, M. C. Spalding, A. S. Whitford, and A. B. Schwartz. Cortical control of a prosthetic arm for self-feeding. *Nature*, Vol. 453, pp. 1098–1101, 2008.
- [17] J. P. Donoghue. Connecting cortex to machines: recent advances in brain interfaces. *Nat. Neurosci.*, Vol. 5, pp. 1085–1088, 2002.
- [18] S. P. Levine, J. E. Huggins, S. L. BeMent, R. K. Kushwaha, L. A. Schuh, E. A. Passaro, M. M. Rohde, and D. A. Ross. Identification of electrocorticogram patterns as the basis for a direct brain interface. *Journal of Clinical Neurophysiology*, Vol. 16, No. 5, pp. 439–447, 1999.
- [19] P. Sajda, A. Gerson, K.-R. Muller, B. Blankertz, and L. Parra. A data analysis competition to evaluate machine learning algorithms for use in brain-computer interfaces. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 11, No. 2, pp. 184–185, 2003.

2 従来の研究

本章では、まず、BMI について動作原理を述べた後、従来の BMI 研究について述べる。次に、本論文で用いた EEG の基本的な信号処理の方法および空間フィルタ法について述べる。最後に、空間フィルタ法で用いた数値電界計算法について述べる。

2.1 ブレイン - マシン・インタフェース (BMI)

脳活動は、電氣的、磁氣的な活動を発生させる。それゆえ、脳活動を研究する上で、異なる脳の部位、異なる時間における電氣的、磁氣的活動の変化の違いをセンサによって捉えることができる。これを、侵襲あるいは非侵襲計測によって計測することで、脳活動を捉える。

非侵襲型 BMI は EEG 計測を用いるのが一般的である。EEG は頭皮上に配置した電極によって電氣的な脳活動を計測するものである。この方法は洗練された方法であり、医療、研究分野で数十年利用されているものである。EEG 計測装置は、比較的安価で、移動が容易であり、かつ実用的である。さらに、時間分解能は非常に高いという長所がある。一方、空間分解能が低いという短所がある。また、アーチファクトと呼ばれる、他の電氣的活動によるものによる影響を受けやすい。そのような電氣的活動の典型的なものとしては、眼球運動や瞬目などによる眼電 (Electro-oculogram, EOG) や、計測箇所に近い部位の筋電 (Electromyogram, EMG) である。さらに、生体の電氣的活動以外からも影響を受ける。例えば、商用電源からのノイズがある。

EEG は技術的要求は少ない反面、EEG の計測準備には MEG や MRI 等の他の計測法に比べて手間がかかる。EEG を導出するための計測用電極として、円盤型の Ag-AgCl 電極が一般的に用いられ、十分な質の信号を取得するには、Ag-AgCl 電極と接触する部分の頭皮を、特殊な研磨剤によって擦って頭皮上の汚れを落として、インピーダンスを下げる必要がある。電極に高入力インピーダンスの計装アンプを内蔵したアクティブ電極を用いれば、その特殊な研磨剤で擦ることが不要となるが、皮膚と電極との間を電氣的に接続させるために特殊な導電性の電極ゲルを用いる必要がある。このことは、電極ゲルが乾燥する度に、装着準備を行わなければならないことを意味する。また、現行の BMI システムで用いる電極数は数個から 100 個を超えるものまでである。以上のことは、実用上における EEG に基づく BMI の大きな欠点である。そのため、いくつかの BMI 研究グループは、実験の準備時間や負担を軽減するために、電極数を減らす努力をしている [1, 2]。

先述のとおり、EEG 計測による BMI が一般的だが、脳活動の計測には別の計測手法もよく用いられる [3]。その代表的なものには、磁場的活動を計測する MEG や、脳活動に関わる BOLD (Blood Oxygenation Level-Dependent) 信号の変化を捉える fMRI がある。そのほか、fMRI のように脳活動に

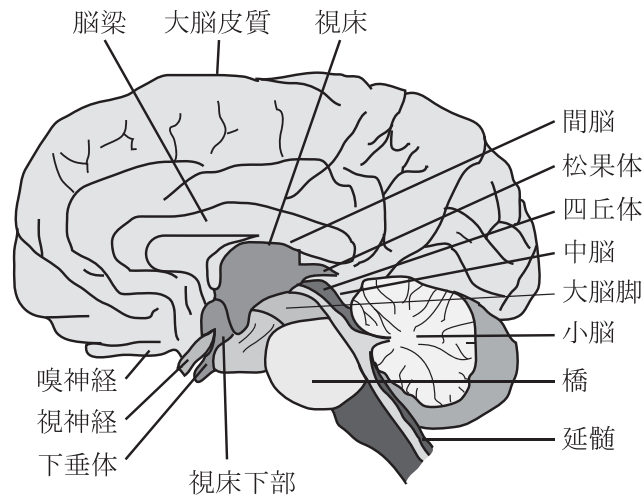


図 2.1 脳の区分. この図には大脳基底核は現れていない. (藤森 他, 小生理学 [7] の図を改変)

伴う血行動態の変化を捉える方法として NIRS がある. これは, 血液の酸化の度合いによって光学的特性の変化が起きるという原理に基づく. これら計測原理に基づく BMI はすでに全て報告されているが, 実用上の欠点をそれぞれ持っている. MEG や MRI は巨大な装置であり, 非常に高価な装置であること, NIRS は現段階では計測方法が確立していないこと, NIRS や fMRI 計測では時間分解能が低いこと等が挙げられる [3–5].

2.1.1 BMI で用いられる脳信号およびその起源 [6]

この節では, 現在 BMI でよく用いられる脳信号およびその起源について述べる.

脳は, 左右の大脳半球, 小脳, および脳幹より構成されている. 脳幹は中脳, 橋, 網様体等を含む. 中脳と大脳半球間には細胞核の集団である視床がある (図 2.1). 大脳半球の表面の組織は大脳皮質と呼ばれ, 神経細胞 (ニューロン) によってつくられている. 大脳皮質は 6 層構造から成っている (図 2.2) [7].

大脳皮質には多数の溝があり, それを脳溝 (sulcus) と呼ぶ. また, それらに囲まれた隆起している部分を脳回 (gyrus) と呼ぶ. 主要な脳回や脳溝をそれぞれ図 2.3(a), (b) に示す. 代表的な脳溝である中心溝, 外側溝, 頭頂後頭溝によって 4 つの葉に分けられ, それぞれ前頭葉, 頭頂葉, 後頭葉, 側頭葉と呼ばれる (図 2.4). 大脳皮質は部位ごとにある程度機能が局在していることが知られており, 運動野, 体性感覚野, 視覚野, 聴覚野, 言語野などに分けられる (図 2.4) [8].

後述するように, 本論文で注目するのは運動野, 体性感覚野であり, これらは中心溝を挟んだ前後に存在している. これらの領域は, さらに身体部位に対応した領域に分けることができる (図 2.5) [9]. この図は, カナダの脳神経外科医の Penfield が癲癇患者の脳手術に先立って, 同意の下硬膜を切開し大脳皮質に電気刺激を与えて得たものである. Penfield は, 様々な皮質領域に対して電気刺激を与え, それによって起きる運動や体験感覚等を詳しく観察, あるいは患者から聞き取った. 一次運動野を刺激すると運動が

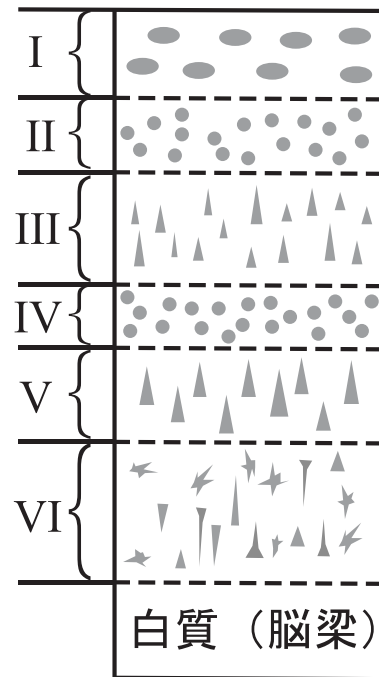


図 2.2 大脳皮質の層構造. 第 1 層から順に分子層, 外顆粒層, 外錐体細胞層, 内顆粒層, 内錐体細胞層, 多型細胞層から成る.

生じ, 一次体性感覚野を刺激すると, その刺激部位によって刺激感覚が生じた. この現象を基に脳の中の小人, すなわちホムンクルス (homunculus) を描き, 身体部位再現地図を表した (ただし, 例えば一次運動野でも身体各部は多重再現性が見られることがあり, 明確に身体部位に脳領域が分かれているわけではない [10]).

また, 大脳皮質の別の区分の仕方として, ブロードマンの脳地図がよく用いられる (図 2.6). これは, 大脳皮質組織の構造によって 1 から 52 の番号で区分しているものである. これに従うと, 一次運動野は 4 野に対応し, 一次体性感覚野は 3, 1, 2 野に対応している [11].

受容器への刺激やその他のイベントによって惹き起こされる脳活動により, 正負の振れを含む時間同期した時系列が EEG や MEG によって計測される [12]. これらの事象関連電位 (Event-Related Potentials, ERPs) の成分は頭皮上の位置や潜時によって区別される. 潜時 100 ms 未満に誘発される初期成分は主に一次感覚野で惹き起こされるものであり, 誘発する刺激の特性によって大部分は決定付けられる. 潜時 100~500 ms あるいはそれ以上の後期の ERP 成分は, 持続している脳の処理を反映しており, 潜時もまちまちである. この ERP の起源は, 高次の脳の部位であり, より複雑な処理が行われている. 最も潜時の長い ERP, 緩変動電位は, 数秒あるいは数分の潜時であり, しばしば脳活動の応答を反映している.

BMI に有用と考えられる ERP は複数の種類が存在するが, 現在のところ数種類のみ成功している. BMI で用いられている ERP について次に述べる.

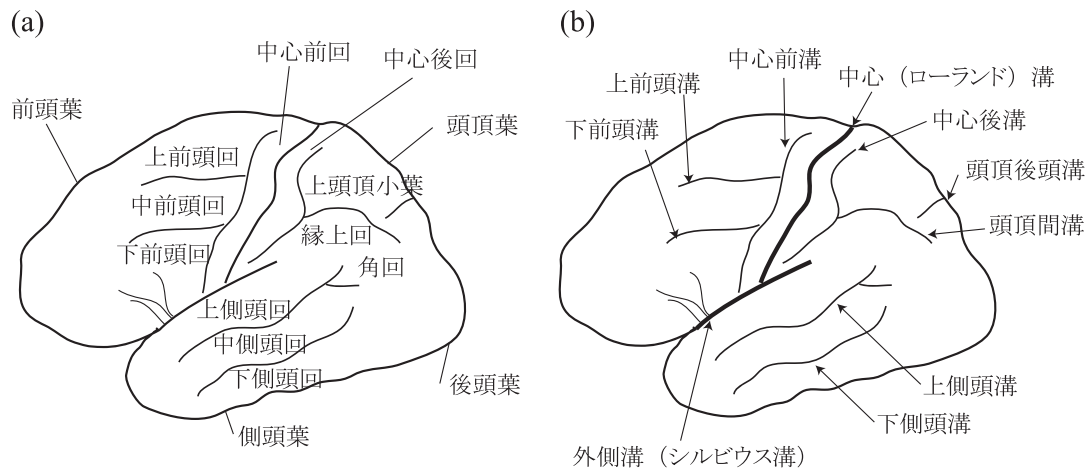


図 2.3 脳回および脳溝の名称. (a) 脳回, (b) 脳溝.

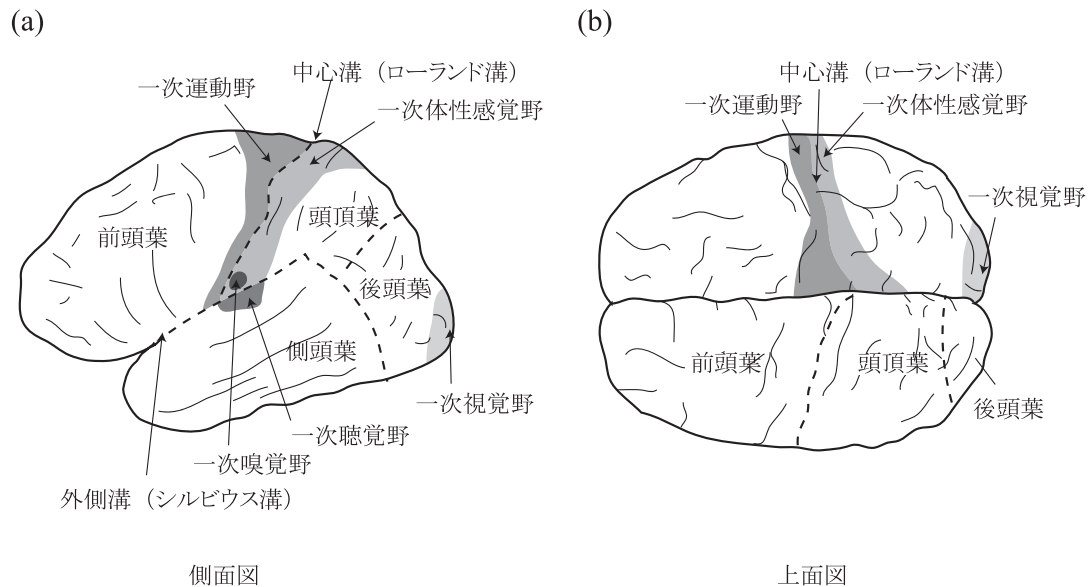


図 2.4 大脳皮質の機能局在

視覚誘発電位

最もよく研究がなされている ERP としては、視覚誘発電位 (Visual Evoked Potential, VEP) がある [13]. VEP は視覚刺激後の数百 ms に惹き起こされる成分からなる. その極性や潜時, 皮質上の起源は呈示される刺激により異なる. 典型的には, 75 ms に現れる, 初めの負の成分は, 一次視覚野 (V1) から発生する. その後, 100 ms 後に P1 もしくは P100 と呼ばれる正の成分が現れ, さらに約 145 ms 後に N1 や N145 と呼ばれる負の成分が現れる. 定常視覚誘発電位 (Steady-State Visual Evoked Potential, SSVEP) は, 繰り返しのパターンの反転刺激によって誘発される [14]. これは, VEP を生成するのとの

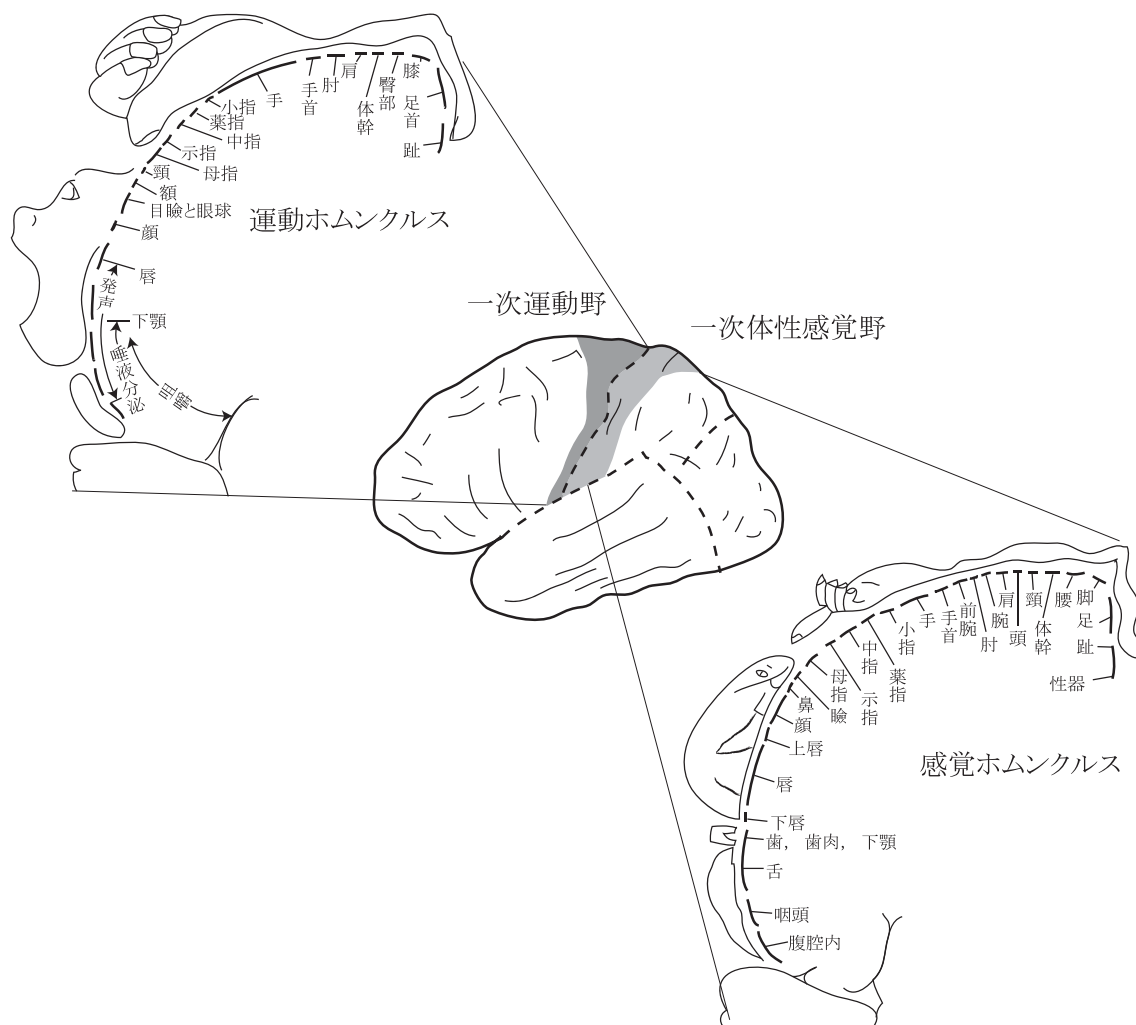


図 2.5 運動野の体部位支配を模式的に示した図. 手, 顔面などが大きく描かれているのは, それらの部位に対する神経支配が多いことを示す. (W. Penfield & T. Rasmussen: The cerebral cortex of man. McMillan Co., New York, 1950, 脳工学 [11] の図を改変.)

同じ脳部位に加え、動きに関連する部位である MT/V5 に由来する。

VEP や SSVEP は主に視覚刺激の特性により、意図によって試行間で差異が生まれるものではないとされていた。しかし、初期の BMI [15–17] や、現在でもいくつかの BMI [18,19] は、VEP や SSVEP に基づくものである。例えば、BMI のユーザーは複数の異なる刺激の中（例えば、異なる点滅周波数等）からある特定の視覚刺激を注視することで SSVEP を変調することができる。視覚刺激の特性や、ユーザーが注視しているターゲットによって、SSVEP の特性は変化する。このコミュニケーションシステムは、眼球自身がどの方向を向いているかを検出するシステムと同等である。このシステムは、ユーザーが視線を変化させることができるか否かによる。すなわち、VEP および SSVEP に基づく BMI は、ユーザーが眼球を動かすための筋肉が機能することを要請しているため、依存型 BMI システムに分類される。一方、

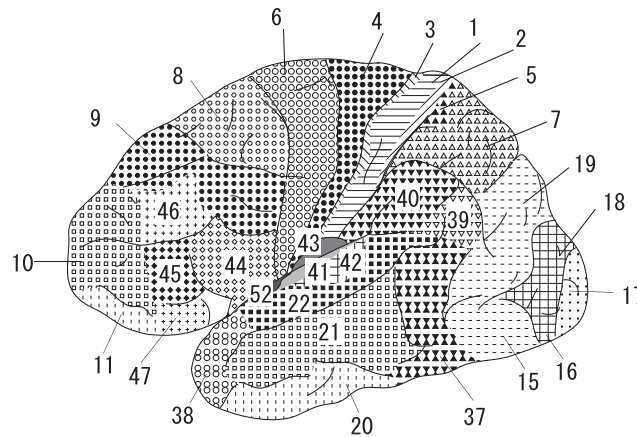


図 2.6 ブロードマンの脳地図. 数字は, Brodmann の領野を示す.

近年の研究では, 注視する方向を変えずとも, 注意を向けるか否かで SSVEP が変調される可能性を示唆しており, SSVEP は非依存型 BMI (筋機能に依存しない BMI) の制御信号となりうる [18, 20, 21].

P300

聴覚, 視覚, 触覚刺激について, 一定の刺激の中に頻繁に起きないものが混じっている場合, その刺激後 300 ms に, 頭頂中央部に正の誘発成分が現れる (P300 ERP) [22–24]. このような刺激呈示は, 「オドボール」課題として知られている [25]. オドボール課題による P300 を誘発するには, ターゲット刺激に注意を向けている必要がある. P300 の信号の起源が未だ議論されているが, P300 は, 継続中の活動の抑制を反映しており, 前頭葉から側頭葉への刺激, タスクの情報の伝達を抑制するものだと考えられている [26].

P300 に基づく BMI システムでは, ユーザーは, 聴覚, 視覚, 触覚等の刺激が複数呈示されており, その中の特定の出力 (例えば, スペルしたいと考えている特定の文字) に注意を向ける. P300 は, 注意を向けている刺激に対してのみ出現する. BMI はその P300 を検出し, それを誘発した刺激に対応して出力する. ユーザーは注意を向けるのみであり, 筋肉の出力を伴わないため, P300 は非依存型 BMI に属する.

初めての P300 に基づく BMI システムは, Donchin 等により構築された [25]. ユーザーには 6×6 行列の文字, 数字, その他の記号を呈示する. 独立した行と列が連続して点滅し, ユーザーはその中で特定のアイテムに注意を向ける. ユーザーが注意を向けていたものと, 点滅で行と列が重なったものと一致したときに, 大きな P300 の成分が現れる. BMI は, それを検出することで, ユーザーが何に注意を向けていたかが分かる.

P300 に基づく BMI は重要な長所をいくつか持っている. 多くのユーザーで P300 を検出することができること, (SCP と比べると) 比較的潜時が短いことによる高速な情報伝達ができること, 有意に抑制する必要が無い適切な刺激呈示 [27], 1 時間未満のキャリブレーション時間, ユーザーのトレーニングが

少なくても済む、等である。もし視覚障害のユーザーであれば、代わりに聴覚や触覚刺激を用いることができる [28]。

緩変動電位

0.5～10.0 s の時間をかけて非常にゆっくりと変化する EEG は、緩変動電位 (Slow Cortical Potentials, SCP) と呼ばれ、大脳新皮質で生成される。通常の脳機能では、負の SCP は精神の準備を反映しており、正の SCP は精神の抑制を反映している。負、あるいは正の SCP はそれぞれ大脳新皮質の神経細胞の活動の増加および減少を反映していると考えられている [29]。脳活動によるこの変化は、さらにドーパミンやコリン系によって変調されうる。例えば、随伴陰性変動は、警戒すべき刺激と反応すべき刺激の間で起きる、ゆっくりと大きくなる負の SCP である [24]。

皮質の同期活動

脳活動は、EEG で計測される様々な同期活動、律動に反映される。各々の律動は、周波数帯域、頭皮上の場所、継続中の脳活動や行動状態によって区別される。かつては単に脳活動を反映しているものと考えられていたが、機能的役割がある可能性が示唆されている (例えば、皮質での同期活動等)。運動出力とは独立して変調される律動は BMI 応用に有用である可能性を秘めている。現在まで、感覚運動野の律動が主に BMI 応用に用いられている。

安静状態においては、一次感覚運動野上で EEG を計測すると、8～13 Hz (α 律動)*¹や 16 Hz 以上の β 律動*²の活動を示す。これらの感覚運動野の律動は、視床皮質の回路によって惹き起こされていると考えられている [30]。感覚運動野の活動には位置や周波数、体性感覚の入力と運動出力との関係などによって区別される、異なる律動が多種にわたって存在する。いくつかの β 律動は、 α 律動の高調波であるが、それ以外は、トポグラフィあるいは潜時においては α 律動と区別でき、独立した EEG の特性である [31]。

いくつかの理由で、感覚運動野の律動は EEG に基づく BMI における良い特徴量と言える。脳の神経から筋肉への出力と、皮質部位に直接関連している。運動やその準備によって、特に対側において、感覚運動野の律動が減衰する。その減衰のことは、事象関連脱同期 (Event-Related Desynchronization, ERD) と呼ばれる [32]。逆に、律動が増大することを、事象関連同期 (Event-Related Synchronization, ERS) と呼ばれ、運動終了後に安静状態となった時に観測される [32]。さらに、ERD や ERS は、実際に運動を行わなくても、そのイメージをすることでも惹き起こされる。それゆえ、非依存型 BMI を指示するものと考えられ、1980 年中頃より α 、 β 律動に基づく BMI が構築されてきた [33]。いくつかの研究室において、運動や感覚刺激が無くても α 、 β 律動を制御することができることを示している [6, 34]。

*¹ 8～13 Hz の律動について、信号源に応じて「 α 律動」、「 μ 律動」、「 τ 律動」等区別することがあるが、本論文では 8～13 Hz の周波数帯域と律動を全て「 α 律動」と呼ぶことにする。

*² β の周波数帯域は、 α の周波数帯域よりも高い周波数とされるが、その厳密な周波数帯域については研究分野によって異なり、定まっていない。本論文では 16～40 Hz の周波数帯域を指すものとする。

2.1.2 EEG 計測による BMI の応用例

EEG 計測は非侵襲性ゆえに装脱着が容易であることから適用範囲も広く、BMI 応用への活路が開かれている。例えば、米国 Wolpaw らのグループは、閉じ込め症候群の患者に対して在宅利用可能な BMI システムを開発し、その運用について検討している [35]。また、Pfurtscheller のグループは、頸髄損傷患者に対する BMI システムを開発し、パーソナルコンピュータ上に構築された仮想空間のキャラクタ制御 [36] や、電動把持装具 [37] および経皮的筋電気刺激の制御 [38] に成功している。

近年、このような応用例に加え、神経リハビリテーションへの応用可能性が言及されるようになってきた。BMI は、ユーザー手足の運動を意図した際の脳活動に基づいて外部機器を動作させることができるため、これを応用して患者の運動訓練を実施し、麻痺肢の運動機能の回復を行おうというものがある。

随意運動や随意筋電図が発現しないほど重篤な片麻痺の場合、BMI を用いて、大脳皮質の体性感覚運動野からその状態を推定することができれば、随意運動の意図に応じて筋電気刺激や電動把持装具による動作介助を行うことができるこれにより、随意運動の意図、実行、動作結果のフィードバックという、体性感覚運動系のサイクルを通じて、中枢神経系の再学習を期待することができる [39]。

このような運動訓練による方法とは別に、BMI による脳活動状態の視覚的フィードバック訓練が神経リハビリテーション効果を誘導するという考え方もある [39]。脳波変化を棒グラフなどの視覚情報に変換して被験者にその状態を認識させ、脳波の制御を促すニューロフィードバック訓練は、脳活動状態の自発的な変調の仕方を顕在的に学習させる手法として、癲癇、注意欠陥多動性障害、自閉症、チック、不安障害に対して試みられている [40]。

2.2 EEG 信号処理

2.2.1 主成分分析

主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) は、次元削減、非可逆データ圧縮、特徴抽出、データの可視化などに広く適用される手法である [41]。脳の信号処理においては、EEG の信号成分とノイズ成分とに分離するのに主成分分析を用いられることがある [42]。

主成分分析を定義するには 2 つの異なる一般的な方法があるが [43]、両者とも結局は同じアルゴリズムを与える。一つの方法として、主成分分析は、主部分空間 (principal subspace) と呼ばれる低次元の線形空間の上への、データ点の直交射影として定義するというものがある。この直交射影は、射影されたデータの分散が最大化されるように定める [44]。もう一つの方法として、結局は等価であるが、主成分分析はまた、もともとのデータ点と射影した点の間の 2 乗距離の平均値で定義される射影のコスト関数の期待値を最小化するような線形射影としても定義するというものがある [45]。直交射影の様子を図 2.7 に示す。ここでは、初めの定義によるものを考える。

時刻 t におけるセンサ番号 n の計測電位を $v_n(t)$ と定義し、縦ベクトル $\mathbf{v}(t)$ を次式の通り定義する。

$$\mathbf{v}(t) = \begin{bmatrix} v_1(t) \\ v_2(t) \\ \vdots \\ v_N(t) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

ここで、 N はセンサの総数である。

我々の目的は、射影されたデータ点の分散を最大化しながら、データを次元 $D < N$ をもつ空間の上に射影することである。ここでは、次元 D は与えられていると仮定する。初めに、1 次元空間 ($D = 1$) の上への射影を考える [46]。この空間の方向を N 次元ベクトル $\mathbf{u}_1$ として表す。話を簡潔にするため（しかし一般性を失うことなく）このベクトルを単位ベクトルと仮定する。すなわち、 $\mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_1 = 1$ である。（興味があるのは、 $\mathbf{u}_1$ で定義される方向だけであって、 $\mathbf{u}_1$ の大きさ自体ではないことに注意）。したがって、各データ点 $\mathbf{v}(t)$ はスカラー値 $\mathbf{u}_1^T \mathbf{v}(t)$ の上に射影される。射影されたデータの平均値は $\mathbf{u}_1^T \langle \mathbf{v}(t) \rangle_t$ と表される。ここで、 $\langle \cdot \rangle_t$ は t に関する平均の演算子である。実際には、特定の時間範囲において、時間平均を計算するのが一般的である。本論文では、 $\langle \mathbf{v}(t) \rangle_t \approx \mathbf{0}$ と仮定する^{*3}。この場合、射影されたデータの分散は、

$$\left\langle (\mathbf{u}_1^T \mathbf{v}(t))^2 \right\rangle_t = \mathbf{u}_1^T \mathbf{C} \mathbf{u}_1 \quad (2.2)$$

で与えられる。 $\mathbf{C}$ は計測データ共分散行列であり、次のように定義される^{*4}。

$$\mathbf{C} = \langle \mathbf{v}(t) \mathbf{v}^T(t) \rangle_t = \begin{bmatrix} \langle v_1^2(t) \rangle_t & \langle v_1(t) v_2(t) \rangle_t & \cdots & \langle v_1(t) v_N(t) \rangle_t \\ \langle v_2(t) v_1(t) \rangle_t & \langle v_2^2(t) \rangle_t & \cdots & \langle v_2(t) v_N(t) \rangle_t \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \langle v_N(t) v_1(t) \rangle_t & \langle v_N(t) v_2(t) \rangle_t & \cdots & \langle v_N^2(t) \rangle_t \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

ここで、射影された分散 $\mathbf{u}_1^T \mathbf{C} \mathbf{u}_1$ を $\mathbf{u}_1$ について最大化する。明らかに、この最大化は $\|\mathbf{u}_1\| \rightarrow \infty$ を避けるような制約付き最大化にならねばならない。そのような制約として、先述の正規化条件 $\mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_1 = 1$ を与える。この制約を課すため、ラグランジュ乗数 λ_1 を導入し、

$$\mathbf{u}_1^T \mathbf{C} \mathbf{u}_1 + \lambda_1 (1 - \mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_1) \quad (2.4)$$

を最大化することを考える。 $\mathbf{u}_1$ に関する微分を 0 とおくことにより、

$$\mathbf{C} \mathbf{u}_1 = \lambda_1 \mathbf{u}_1 \quad (2.5)$$

において停留点を持つことがわかる。これは $\mathbf{u}_1$ が $\mathbf{C}$ の固有ベクトルであることを示している。式 (2.5) の両辺に左から $\mathbf{u}_1^T$ を掛けて、 $\mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_1 = 1$ を用いれば、分散は

$$\mathbf{u}_1^T \mathbf{C} \mathbf{u}_1 = \lambda_1 \quad (2.6)$$

^{*3} この仮定は、EEG 信号がバンドパスフィルタやハイパスフィルタに通過している場合満たされ、多くの場合はこれらのフィルタに通過した後の EEG 信号が用いられる。

^{*4} EEG 計測信号の平均値を 0 と仮定しているため、 $\mathbf{C} = \langle \mathbf{v}(t) \mathbf{v}^T(t) \rangle_t$ は共分散行列となる。一般には、 $\mathbf{v}(t)$ からその平均値を差分する必要がある。

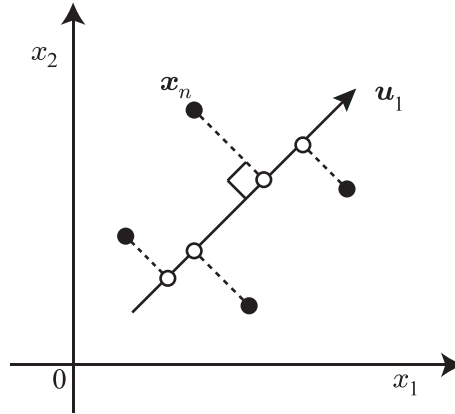


図 2.7 主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) の概念. PCA は, データ点 (黒丸) の部分空間への直交射影 (白丸) の分散が最大になるような低次元の空間を探す. そのような空間は主部分空間と呼ばれ, 図では矢印で表されている. 主成分分析はまた, 射影誤差 (点線) の 2 乗和の最小化に基づいて定義することもできる.

で与えられることが分かる. したがって, 分散は $\mathbf{u}_1$ を最大固有値 λ_1 に属する固有ベクトルに選んだときに最大となる. この固有ベクトルは第 1 主成分と呼ばれる.

その他の主成分も, すでに得られている主成分ベクトルに直交するという条件の下で, 射影分散を最大にするような方向を選ぶことで逐次的に得ることができる. もし一般の場合として M 次元の射影空間を考えれば, データ分散行列 $\mathbf{C}$ の, 大きい順に M 個の固有値 $\lambda_1, \dots, \lambda_M$ に対応する M 個の固有ベクトル $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_M$ により, 射影されたデータの分散を最大にする最適な線形射影が定義される.

各主成分が元のデータに含まれる特徴をどの程度表現しているのか, あるいは何個の主成分を用いれば元のデータに含まれる特徴を十分に表現できるかを示す指標として, 寄与率および累積寄与率がある.

第 m 主成分が元のデータに含まれる特徴をどの程度表現しているかを示す指標として, 次式のように, 第 m 主成分の分散と分散の総和の比で表すものがある.

$$P_m = \frac{\lambda_m}{\sum_{j=1}^M \lambda_j} = \frac{\lambda_m}{\text{tr}(\mathbf{C})} \quad (2.7)$$

P_m は寄与率 (proportion) と呼ばれ, 通常 % を用いて表される. また, 第 m 主成分までの分散の和が分散の総和に占める割合

$$\text{CP}_m = \sum_{j=1}^m P_j = \frac{\sum_{j=1}^m \lambda_j}{\text{tr}(\mathbf{C})} \quad (2.8)$$

は累積寄与率 (Cumulative Proportion) と呼ばれる. 通常, 累積寄与率が 80% 程度となるように主成分数が決められる. しかし, 80% という数値に特別な意味はなく, 常にこの基準が妥当であるとは限らない. そのため, PCA の目的や適用対象に応じて採用する主成分数を適切に決定する必要がある.

2.2.2 独立成分分析

PCA は互いに直交する特徴空間になるよう信号分離するのに対し，独立成分分析（Independent Component Analysis, ICA）は，互いに最も独立になるよう信号分離するものである．ICA は混合信号を分離するブラインドソースセパレーションの一種であり，脳の信号処理においても，EEG の特定の信号成分を分離・抽出するのに用いられることがある [47]．EEG や MEG の信号分離のほか，画像処理等，様々な分野で用いられている [48]．

ICA のモデルは次のとおりである．時間 t における D 次元の信号を $s_i(t)$ ($i = 1, \dots, D$) と置く．この D 個の信号をベクトル $\mathbf{s}(t)$ と置き，簡略化するため， $\mathbf{s}(t)$ の平均は $\mathbf{0}$ とする．信号が互いに独立であることと，ノイズが無いことを仮定すると，多変量の確率密度関数は次式のように表される．

$$p(\mathbf{s}(t)) = \prod_{i=1}^D p(s_i(t)) \quad (2.9)$$

N 次元のデータ（もしくはセンサ）ベクトル $\mathbf{v}(t)$ が逐次観測されるとすると， $\mathbf{v}(t)$ は次式のように表される．

$$\mathbf{v}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (2.10)$$

ここで $\mathbf{A}$ は $N \times D$ 行列である．もし $\mathbf{s}(t)$ が音源であり， $\mathbf{v}(t)$ が N マイクロフォンの出力信号である場合， $\mathbf{A}$ は混合係数を表す．ICA の目的は，独立な D 個の $\mathbf{s}(t)$ の成分を抽出することである．すなわち， $\mathbf{s}(t)$ の推定量 $\hat{\mathbf{s}}(t)$ を適当な荷重行列 $\mathbf{W}$ と $\mathbf{v}(t)$ を用いて次式のように表すことを考える．

$$\hat{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{W}\mathbf{v}(t) \quad (2.11)$$

ここで $\mathbf{W}$ は $D \times N$ 行列である． $\mathbf{W}$ は $\mathbf{s}(t)$ の第 i 成分に対する荷重ベクトル $\mathbf{w}_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iN})$ から成る行列とも見ることができる．なお，ハット (^) は推定量を表し，真値と区別するために付している．もし式 (2.9) で表されるように $\mathbf{s}(t)$ の成分が互いに独立であれば，ICA は信号分離できる (図 2.8)．

問題を単純にするために，センサの数と互いに独立な信号の数とが等しい場合を考える．すなわち，以下では $N = D$ とする．確率密度分布は，次式のように表される．以降，簡略化するために時間関数 (t) を省略する．

$$p(\hat{\mathbf{s}}) = \frac{p(\mathbf{v})}{\|\mathbf{J}\|} \quad (2.12)$$

ここで， $\mathbf{J}$ はヤコビ行列 [48] であり，次式のように表される．

$$\mathbf{J} = \begin{pmatrix} \frac{\partial \hat{s}_1}{\partial v_1} & \cdots & \frac{\partial \hat{s}_D}{\partial v_1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \hat{s}_1}{\partial v_D} & \cdots & \frac{\partial \hat{s}_D}{\partial v_D} \end{pmatrix} \quad (2.13)$$

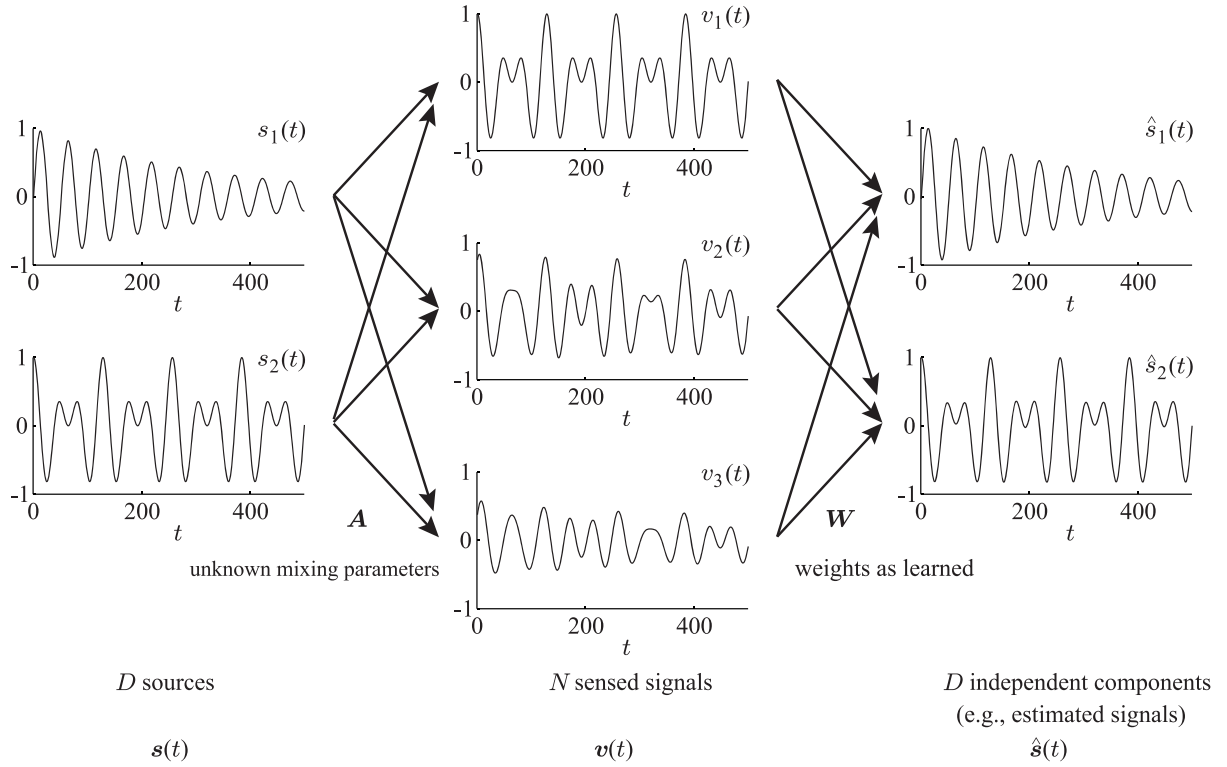


図 2.8 独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA) の概念図. ICA は, ブラインドソースセパレーションの問題に適用できる教師無し学習法である. この問題においては, (独立と仮定された) 2 つ以上の信号 $s_1(t), s_2(t), \dots, s_D(t)$ が線形的に混合して信号 $v_1(t), v_2(t), \dots, v_N(t)$ が出力されることを想定する. ただし, $N \geq D$ とする. この図においては, $D = 2, N = 3$ としている. 信号 v が D 個の成分からなるとする. ICA は独立成分 $s(t)$ を抽出することである. ブラインドソースセパレーションの問題であれば, 独立成分は信号に対応する.

そして, J の行列式は次式のように表せる.

$$|J| = \left| W \prod_{i=1}^D \frac{\partial \hat{s}_i}{\partial v_i} \right| \quad (2.14)$$

信号について, 次式のような線形モデルを考える.

$$\hat{s} = f[Wv + w_0] \quad (2.15)$$

ここで, w_0 はバイアスベクトル, $f[\cdot]$ は典型的にはシグモイド関数が選ばれる. ICA の目標は, 出力 $\hat{s}_i$ ができるだけ独立になるよう W と w_0 を定めることである. そのような独立性を図る指標として次式に表される結合エントロピーがあり, これを最大化することを考える.

$$H(\hat{s}) = -\mathbb{E}[\ln p(\hat{s})] \quad (2.16)$$

$$= \mathbb{E}[\ln |J|] - \mathbb{E}[\ln p(v)] \quad (2.17)$$

ここで、 $\mathbb{E}[\cdot]$ は期待値を表す。

したがって、式 (2.17) で表される指標の勾配降下に基づく重み行列の学習規則は、次式のように表される。

$$\Delta \mathbf{W} \propto \frac{\partial H(\hat{\mathbf{s}})}{\partial \mathbf{W}} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{W}} \ln |\mathbf{J}| = \frac{\partial}{\partial \mathbf{W}} \ln |\mathbf{W}| + \frac{\partial}{\partial \mathbf{W}} \ln \prod_{i=1}^D \left| \frac{\partial \hat{s}_i}{\partial v_i} \right| \quad (2.18)$$

ここで、式 (2.14) を用いた。式 (2.18) の右辺の第一項は、次式のように表される。

$$\frac{\partial}{\partial W_{ij}} \ln |\mathbf{W}| = \frac{\text{adj}(\mathbf{W})}{|\mathbf{W}|} \quad (2.19)$$

ここで、 $\text{adj}(\cdot)$ は余因子行列を表す。従って、次式を得る。

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{W}} \ln |\mathbf{W}| = [\mathbf{W}^T]^{-1} \quad (2.20)$$

シグモイドのような非線形を仮定すると、式 (2.19) より次式のような $\mathbf{W}$ を更新する規則を得られる。

$$\Delta \mathbf{W} \propto [\mathbf{W}^T]^{-1} + (\mathbf{1} - 2\hat{\mathbf{s}})\mathbf{v}^T \quad (2.21)$$

ここで、 $\mathbf{1}$ は成分に 1 を持つ D 次元のベクトルである。同様に、バイアスベクトルは次式より得られる。

$$\Delta \mathbf{w}_0 \propto \mathbf{1} - 2\hat{\mathbf{s}} \quad (2.22)$$

先述の $\mathbf{W}$ の導出法は、評価関数として情報量を最大化する、Infomax [49] と呼ばれる手法である。そのほかにも、 $\mathbf{W}$ を導出する方法は複数あり、評価関数として尖度の最大化、最小化を行う FastICA [50]、4 次クロスコキュメントの除去を行う JADE [51] などがある。

2.2.3 Common Spatial Pattern (CSP)

運動イメージによる律動変調に基づく BMI の 2 クラスの分類問題において、特徴量を抽出する手法として多用されているものに、Common Spatial Pattern (CSP) [52] がある。

k 回目の試行の共分散行列を $\mathbf{C}_k$ としたとき、各試行で全チャンネルのパワーの総和で規格化した行列は、

$$\mathbf{R}_k = \frac{\mathbf{C}_k}{\text{tr}(\mathbf{C}_k)} \quad (2.23)$$

と表され、規格化した共分散行列の平均はそれぞれ、

$$\bar{\mathbf{R}}_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{k \in \mathcal{C}_1} \mathbf{R}_k \quad (2.24)$$

$$\bar{\mathbf{R}}_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{k \in \mathcal{C}_2} \mathbf{R}_k \quad (2.25)$$

と表される。ここで、クラス $\mathcal{C}_1$, $\mathcal{C}_2$ における試行回数をそれぞれ N_1 , N_2 と置いた。その和を固有値分解すると、

$$\bar{\mathbf{R}} = \bar{\mathbf{R}}_1 + \bar{\mathbf{R}}_2 = \mathbf{U}_0 \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}_0^T \quad (2.26)$$

と表される．ここで、 $\mathbf{U}_0$ は固有ベクトルを並べた行列で、 $\mathbf{\Lambda}$ は固有値を対角成分に持つ対角行列である．白色化行列

$$\mathbf{P} = \mathbf{\Lambda}^{-1/2} \mathbf{U}_0^T \quad (2.27)$$

を用いて、

$$\mathbf{S}_1 = \mathbf{P} \bar{\mathbf{R}}_1 \mathbf{P}^T \quad (2.28)$$

$$\mathbf{S}_2 = \mathbf{P} \bar{\mathbf{R}}_2 \mathbf{P}^T \quad (2.29)$$

と白色化（ホワイトニング, whitening）^{*5}する．ここで、式 (2.26), 式 (2.27) より、

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_1 + \mathbf{S}_2 &= \mathbf{P}(\bar{\mathbf{R}}_1 + \bar{\mathbf{R}}_2) \mathbf{P}^T \\ &= \mathbf{P} \bar{\mathbf{R}} \mathbf{P}^T \\ &= \mathbf{\Lambda}^{-1/2} \mathbf{U}_0^T \mathbf{U}_0 \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}_0^T \left(\mathbf{\Lambda}^{-1/2} \mathbf{U}_0^T \right)^T \\ &= \mathbf{\Lambda}^{-1/2} (\mathbf{U}_0^T \mathbf{U}_0) \mathbf{\Lambda} (\mathbf{U}_0^T \mathbf{U}_0) \mathbf{\Lambda}^{-1/2} \\ &= \mathbf{I} \end{aligned} \quad (2.30)$$

$$= \mathbf{I} \quad (2.31)$$

が成り立つ．式 (2.28), (2.29) を固有値分解すれば、

$$\mathbf{S}_1 = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda}_1 \mathbf{U}^T, \mathbf{S}_2 = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda}_2 \mathbf{U}^T \quad (2.32)$$

と表される．すなわち、共通の固有ベクトルで固有値分解することができる．共通の固有ベクトルで固有値分解できることの証明については、付録 A.2 節に示す．

式 (2.31) に式 (2.32) を代入し、その両辺に右から $\mathbf{U}^T$ 、左から $\mathbf{U}$ を掛けることにより、

$$\mathbf{\Lambda}_1 + \mathbf{\Lambda}_2 = \mathbf{I} \quad (2.33)$$

を満たすことが分かる．すなわち、 $\mathbf{\Lambda}_1$ で最も大きい固有値に対応する固有ベクトルは、 $\mathbf{\Lambda}_2$ で最も小さい固有値に対応する固有ベクトルに対応する．以降、 $\mathbf{\Lambda}_1$ の固有値は降順（ $\mathbf{\Lambda}_2$ の固有値は昇順）に並んでいるものとする．射影行列 $\mathbf{W} = \mathbf{U}^T \mathbf{P}$ を用いて、

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{W} \mathbf{v}(t) \quad (2.34)$$

と分解できる． $\mathbf{W}^{-1}$ の列が Common Spatial Pattern である． $\mathbf{W}$ の初めの m 行と、最後の m 行を抜き出したものより生成される時系列データを $\mathbf{z}_p(t)$ ($p = 1, \dots, 2m$) とする．最後に、

$$f_p = \log \left(\frac{\text{var}(\mathbf{z}_p)}{\sum_{i=1}^{2m} \text{var}(\mathbf{z}_i)} \right) \quad (2.35)$$

と計算される f_p により構成される特徴ベクトル $\mathbf{f}$ を得る．なお、 $\text{var}(\cdot)$ は分散を表す．

近年ではこの CSP から派生したフィルタが数多く報告されている．例えば、CSP に正則化を導入した方法 [53] や、カーネル法を導入した方法 [54] などが挙げられ、盛んに研究がなされている．

^{*5} 本論文では無相関かつ分散が 1 に正規化することを言う．球面化 (sphering) とも呼ばれる．

2.2.4 スプライン・ラプラシアン解析

人間の頭を球と仮定して電極の位置を定め、電位分布を 3 次元スプライン補間 [55] を用いて補間した。デカルト座標系において、電位の測定点の座標を (x_n, y_n, z_n) とおくと、頭皮上の座標 (x, y, z) における電位 $U_m(x, y, z)$ は次式のように表される。

$$U_m(x, y, z) = \sum_{n=1}^N p_n K_{m-1}(x - x_n, y - y_n, z - z_n) + Q_{m-1}(x, y, z) \quad (2.36)$$

ただし、

$$Q_{m-1} = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^i \sum_{k=0}^j q_{ijk} x^{i-j} y^{j-k} z^k \quad (2.37)$$

$$K_{m-1}(s, t, r) = (s^2 + t^2 + u^2)^{m-1} \log(s^2 + t^2 + u^2 + w^2),$$

$$s = x - x_n, t = y - y_n, u = z - z_n \quad (2.38)$$

K_{m-1} は基底関数 (basis function) であり、 Q_{m-1} は接触関数 (osculating function) と呼ばれる。 p_n や q_{ijk} は、測定点の座標 (x_n, y_n, z_n) およびその位置での電位から求められる定数である。 m はスプラインの次数で、0.5～3.0 が選択される。また、 w は電極や導電性ペースト、ゲルによって影響を与える領域の半径であり、およそ $w = 1.0$ [cm] で良い結果となることが報告されている (K_{m-1} や Q_{m-1} , p_n , q_{ijk} の導出法の簡単な説明は付録 A.3 に示す)。電位をトポグラフィで示すと、複数の信号源が同時に活動する場合にそれらの位置を推定するのは困難である。そこで、これは、任意部位でラプラシアンを計算する。物理的意味を簡単に説明すると、頭皮を $x - y$ 平面とすれば、頭皮上でのラプラシアンとは $\partial^2 v / \partial x^2 + \partial^2 v / \partial y^2$ のことであり、頭皮面上ではラプラスの方程式 $\partial^2 v / \partial x^2 + \partial^2 v / \partial y^2 + \partial^2 v / \partial z^2 = 0$ が成り立っているから、

$$\frac{\partial^2 v}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 v}{\partial y^2} = -\frac{\partial^2 v}{\partial z^2} = -\frac{1}{\rho} \cdot \frac{\partial J_z}{\partial z} \quad (2.39)$$

となることがわかる。ここで、 v は電位、 ρ は導電率であり、 J_z は z 軸方向の電流密度である。スプライン・ラプラシアン分布は電位分布に比べ基準電極の影響を受けにくく、信号源からの電流密度の勾配を限局して表示できるという特徴がある。3 次元球面上でのラプラシアンの導出は付録 A.4 に示す。このようにスプライン補間した後、ラプラシアンを行う解析法はスプライン・ラプラシアン法 [55] と呼ばれる。

2.2.5 空間フィルタ法

空間フィルタ法は、ある特定の領域のみに感度を持たせ、この領域以外の部分には感度を持たないようセンサアレイの感度を制御することで、特定の領域の信号のみを検出する。すなわち、空間フィルタ法とは、ある部分の近傍にのみ感度を持つような仮想的なセンサを構成する技術と考えることができる。そして、仮想的なセンサを信号源空間内（例えば、大脳皮質）で移動させることにより、信号源分布の再構成

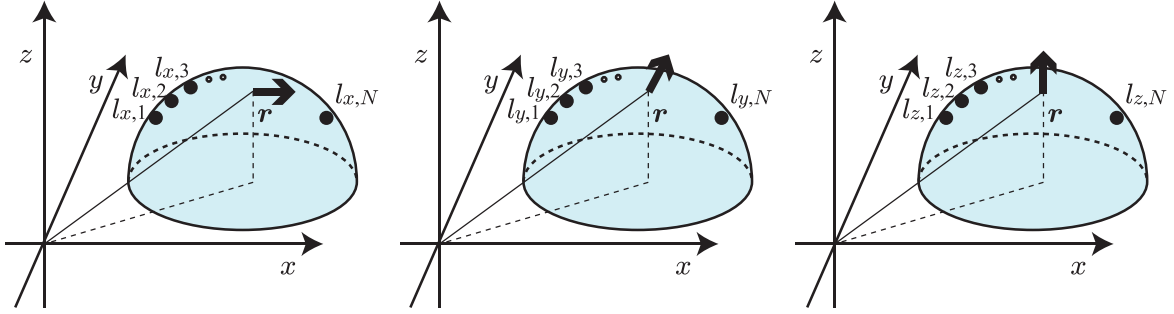


図 2.9 位置 $\mathbf{r}$ に x, y, z 方向に単位量の信号を配置したときのセンサ出力. 水色の半球は頭部, 黒丸はセンサを表している.

を行うことができる. 仮想的なセンサについて, 位置を動かして信号源の 3 次元再構成を行うことができる [56].

初めに, 空間フィルタで必要となる記号の定義を行い, その次に各種空間フィルタについて述べる.

定義

空間座標を 3×1 の縦ベクトル $\mathbf{r} = (x, y, z)^T$ で表す. 時刻 t における, 位置 $\mathbf{r}$ の信号を, 3×1 の縦ベクトル $\mathbf{s}(\mathbf{r}, t)$ で表し, 次式のように定義される.

$$\mathbf{s}(\mathbf{r}, t) = \begin{bmatrix} s_x(\mathbf{r}, t) \\ s_y(\mathbf{r}, t) \\ s_z(\mathbf{r}, t) \end{bmatrix} \quad (2.40)$$

ここで, $s_x(\mathbf{r}, t)$, $s_y(\mathbf{r}, t)$, $s_z(\mathbf{r}, t)$ はそれぞれ信号 $\mathbf{s}(\mathbf{r}, t)$ の x, y, z 成分である. また, 信号ベクトルの大きさをスカラー $s(\mathbf{r}, t)$ で表し, 信号の方向を 3×1 の縦ベクトル $\boldsymbol{\eta}(\mathbf{r}) = [\eta_x(\mathbf{r}), \eta_y(\mathbf{r}), \eta_z(\mathbf{r})]^T$ で表す. このとき, 次式のような関係式を得る.

$$\mathbf{s}(\mathbf{r}, t) = s(\mathbf{r}, t) \boldsymbol{\eta}(\mathbf{r}) \quad (2.41)$$

この論文では, 信号の方向 $\boldsymbol{\eta}(\mathbf{r})$ が時間に依存しないと仮定する.

位置 $\mathbf{r}$ に単位量の信号を x, y, z 軸方向に向けて配置したときのセンサ出力を図 2.9 に示す. x, y, z 方向に単位量の信号を配置したときに取得されるセンサ n の信号出力をそれぞれ $l_{x,n}(\mathbf{r})$, $l_{y,n}(\mathbf{r})$, $l_{z,n}(\mathbf{r})$ と置く. このとき, 三次元の横ベクトル

$$\mathbf{l}_n(\mathbf{r}) = [l_{x,n}(\mathbf{r}), l_{y,n}(\mathbf{r}), l_{z,n}(\mathbf{r})] \quad (2.42)$$

は, 位置 $\mathbf{r}$ の信号によって計測されるセンサ n の計測値を表す. $N \times 1$ の縦ベクトル $\mathbf{l}_x(\mathbf{r})$, $\mathbf{l}_y(\mathbf{r})$, $\mathbf{l}_z(\mathbf{r})$ は次式のとおりに定義される.

$$\mathbf{l}_x(\mathbf{r}) = [l_{x,1}(\mathbf{r}), l_{x,2}(\mathbf{r}), \dots, l_{x,N}(\mathbf{r})]^T \quad (2.43)$$

$$\mathbf{l}_y(\mathbf{r}) = [l_{y,1}(\mathbf{r}), l_{y,2}(\mathbf{r}), \dots, l_{y,N}(\mathbf{r})]^T \quad (2.44)$$

$$\mathbf{l}_z(\mathbf{r}) = [l_{z,1}(\mathbf{r}), l_{z,2}(\mathbf{r}), \dots, l_{z,N}(\mathbf{r})]^T \quad (2.45)$$

これらのベクトルは、それぞれ x , y , z 軸方向を向いた位置 $\mathbf{r}$ の信号に対するセンサアレイの感度を示している。そして、これらの縦ベクトルを用いて、位置 $\mathbf{r}$ の信号に対する全体の感度を $N \times 3$ の行列で表すことができる。

$$\mathbf{L}(\mathbf{r}) = [l_x(\mathbf{r}), l_y(\mathbf{r}), l_z(\mathbf{r})] \quad (2.46)$$

この行列 $\mathbf{L}(\mathbf{r})$ はリードフィールド行列と呼ばれる。また、特定の方向 $\boldsymbol{\eta}(\mathbf{r})$ に対する感度を表すリードフィールドベクトル $\mathbf{l}(\mathbf{r})$ を次式の通り定義する。

$$\mathbf{l}(\mathbf{r}) = \mathbf{L}(\mathbf{r})\boldsymbol{\eta}(\mathbf{r}) \quad (2.47)$$

式 (2.1) で与えられる計測ベクトル $\mathbf{v}(t)$ は式 (2.46) のリードフィールド行列および三次元の信号ベクトル $\mathbf{s}(\mathbf{r}, t)$ を用いて、次式のように表される。

$$\mathbf{v}(t) = \iiint_{\Omega} \mathbf{L}(\mathbf{r})\mathbf{s}(\mathbf{r}, t) dV \quad (2.48)$$

式 (2.47) で定義されるリードフィールドベクトル $\mathbf{l}(\mathbf{r})$ を用いて、式 (2.48) が次式のように書き換えることができる。

$$\mathbf{v}(t) = \iiint_{\Omega} \mathbf{L}(\mathbf{r})\mathbf{s}(\mathbf{r}, t) dV \quad (2.49)$$

$$= \iiint_{\Omega} \mathbf{l}(\mathbf{r})\mathbf{s}(\mathbf{r}, t) dV \quad (2.50)$$

ここで、 dV は体積積分を示しており、信号を含む領域 Ω で積分する。

空間フィルタの種類

空間フィルタは、信号の方向が既知か未知によって、スカラ型、ベクトル型と分類することができる。既知の場合、信号方向が分かるため、推定すべきものは信号強度のみ、すなわちスカラとなる。MEG において信号の方向を予め推定することができる場合は、このスカラ型空間フィルタを用いることができる。一方、信号方向が不明の場合、信号方向の情報を知る必要があるため、推定すべきものはベクトルとなる。EEG においては信号の方向が一般に不明で、このベクトル型空間フィルタを用いる必要がある。

また、空間フィルタは、空間フィルタの導出過程において EEG, MEG 等の計測データを用いるか否かでアダプティブ空間フィルタ、ノンアダプティブ空間フィルタと分類することができる。アダプティブ空間フィルタとは、計測データを用いて設計した空間フィルタのことをいい、後述するミニマムバリエーション空間フィルタなどが該当する。一方、計測データを用いずに設計した空間フィルタのことをノンアダプティブ空間フィルタといい、LORETA [57] や sLORETA [58] などが当てはまる。アダプティブ空間フィルタは、ノンアダプティブ空間フィルタと比べ、空間分解能に優れ、深さの異なる信号源を正確に再構成できるなど、多くの利点がある [56]。本論文では、アダプティブ空間フィルタを中心に述べる。

スカラ型空間フィルタは、センサアレイの出力 $\mathbf{v}(t)$ を用いて、次式のように信号 $s(\mathbf{r}, t)$ を再構成する。

$$\hat{s}(\mathbf{r}, t) = \mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{v}(t) \quad (2.51)$$

$\mathbf{r}$ における推定信号強度は、式 (2.51) を用いて次式のように定義される.

$$\langle \hat{s}^2(\mathbf{r}, t) \rangle_t = \mathbf{w}^T(\mathbf{r}) \langle \mathbf{v}(t) \mathbf{v}^T(t) \rangle_t \mathbf{w}(\mathbf{r}) = \mathbf{w}^T(\mathbf{r}) \mathbf{C} \mathbf{w}(\mathbf{r}) \quad (2.52)$$

ベクトル型空間フィルタは、信号ベクトル $\mathbf{s}(\mathbf{r}, t)$ の x , y , z 成分を検出するための $\mathbf{w}_x(\mathbf{r})$, $\mathbf{w}_y(\mathbf{r})$, $\mathbf{w}_z(\mathbf{r})$ の 3 つの重みベクトルの組からなる. すなわち、次式で用いられる重み行列 $\mathbf{W}(\mathbf{r})$,

$$\mathbf{W} = [\mathbf{w}_x(\mathbf{r}), \mathbf{w}_y(\mathbf{r}), \mathbf{w}_z(\mathbf{r})] \quad (2.53)$$

を用いて、位置 $\mathbf{r}$ における推定信号強度は次式の通り定義される.

$$\hat{\mathbf{s}}(\mathbf{r}, t) = [\hat{s}_x(\mathbf{r}, t), \hat{s}_y(\mathbf{r}, t), \hat{s}_z(\mathbf{r}, t)]^T \quad (2.54)$$

$$= [\mathbf{w}_x(\mathbf{r}), \mathbf{w}_y(\mathbf{r}), \mathbf{w}_z(\mathbf{r})]^T \mathbf{v}(t) \quad (2.55)$$

$$= \mathbf{W}^T(\mathbf{r}) \mathbf{v}(t) \quad (2.56)$$

信号強度行列 $\hat{\mathbf{P}}(\mathbf{r}, \mathbf{C})$ は次式の通り定義される.

$$\hat{\mathbf{P}}(\mathbf{r}, \mathbf{C}) = \langle \hat{\mathbf{s}}(\mathbf{r}, t) \hat{\mathbf{s}}^T(\mathbf{r}, t) \rangle_t \quad (2.57)$$

$$= \mathbf{W}^T(\mathbf{r}) \mathbf{C} \mathbf{W}(\mathbf{r}) \quad (2.58)$$

ベクトル型においては、信号強度推定量 $\langle \hat{s}^2(\mathbf{r}, t) \rangle_t$ を計算方法する方法が二種類ある. 最も自然な方法としては、次式のように $\hat{\mathbf{P}}(\mathbf{r}, \mathbf{C})$ のトレースを計算するものである.

$$\langle \hat{s}^2(\mathbf{r}, t) \rangle_t = \text{tr} \left\{ \hat{\mathbf{P}}(\mathbf{r}, \mathbf{C}) \right\} = \langle \hat{s}_x^2(\mathbf{r}, t) \rangle_t + \langle \hat{s}_y^2(\mathbf{r}, t) \rangle_t + \langle \hat{s}_z^2(\mathbf{r}, t) \rangle_t \quad (2.59)$$

ベクトル型におけるこの信号推定量を第一種推定信号強度と呼ばれ、 $\hat{P}^{(I)}(\mathbf{r}, \mathbf{C})$ と記述し、次式の通り定義される.

$$\hat{P}^{(I)}(\mathbf{r}, \mathbf{C}) = \text{tr} \left\{ \hat{\mathbf{P}}(\mathbf{r}, \mathbf{C}) \right\} \quad (2.60)$$

本論文において、ベクトル型空間フィルタでの推定信号強度は、特に断りの無い限り第一種推定信号強度を指すものとし、上添え字の (I) を省略して、 $\hat{P}(\mathbf{r}, \mathbf{C})$ と表記することにする.

別の方法として、最大信号強度を与える方向に向けた時の信号強度を計算する方法である. この方法による推定信号強度は第二種推定信号強度と呼ばれる. 最適な方向は次式のように得られる.

$$\bar{\boldsymbol{\eta}}_{\text{opt}}(\mathbf{r}) = \arg \max_{\boldsymbol{\eta}(\mathbf{r})} \langle (\boldsymbol{\eta}^T \hat{\mathbf{s}}(\mathbf{r}, t))^2 \rangle_t = \arg \max_{\boldsymbol{\eta}(\mathbf{r})} \left[\boldsymbol{\eta}^T \hat{\mathbf{P}}(\mathbf{r}, \mathbf{C}) \boldsymbol{\eta} \right] \quad (2.61)$$

そして、第二種推定信号強度は次式のように表される.

$$\hat{P}^{(II)}(\mathbf{r}, \mathbf{C}) = \langle (\bar{\boldsymbol{\eta}}_{\text{opt}}^T \hat{\mathbf{s}}(\mathbf{r}, t))^2 \rangle_t = \bar{\boldsymbol{\eta}}_{\text{opt}}^T \hat{\mathbf{P}}(\mathbf{r}, \mathbf{C}) \bar{\boldsymbol{\eta}}_{\text{opt}} \quad (2.62)$$

これらの二種類の推定量は一般に同じではない. 一方、数値計算上では、実用上、これらの推定量の間の差は一般に小さいことが知られている.

ユニットゲインミニマムバリエーションフィルタ

最もよく知られているアダプティブ空間フィルタである、ミニマムバリエーション空間フィルタの重み行列を導出する。重みベクトルは、 $\mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{l}(\mathbf{r})$ の制約の下、信号強度 $\mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}\mathbf{w}(\mathbf{r})$ を最小化することで得られる。

$$\mathbf{w}(\mathbf{r}) = \arg \min_{\mathbf{w}(\mathbf{r})} \mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}\mathbf{w}(\mathbf{r}), \quad \text{subject to } \mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{l}(\mathbf{r}) = 1 \quad (2.63)$$

この内積は、位置 $\mathbf{r}$ に存在する単位量の信号による空間フィルタの出力を表す。 $\mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{l}(\mathbf{r})$ は、空間フィルタは信号をゲイン 1 で通過することを保証する（すなわち、ユニットゲイン）。空間フィルタの信号出力はノイズ成分だけでなく、位置 $\mathbf{r}$ とは異なる別の場所からの影響も受ける。従って、ユニットゲイン制約付きで信号出力を最小化することで、位置 $\mathbf{r}$ からの信号に影響を与えることなく、そのような不必要な干渉信号の影響を最小化する重みベクトルを取得することができる。

次に、式 (2.63) の最小化問題を解いて、重み行列を導出する。この制約付き最小化問題は、ラグランジュ未定乗数法によって解くことができる。ラグランジュ乗数をスカラー κ と置き、ラグランジアン $\mathbb{L}$ を次式の通り定義する。

$$\mathbb{L}(\mathbf{w}, \kappa) = \mathbf{w}^T\mathbf{C}\mathbf{w} + \kappa (\mathbf{w}^T\mathbf{l}(\mathbf{r}) - 1) \quad (2.64)$$

ここで、簡略化のために $\mathbf{w}(\mathbf{r})$ の $(\mathbf{r})$ を省略した。

$\mathbf{w}$ について偏微分して、次式を得る。

$$\frac{\partial \mathbb{L}(\mathbf{w}, \kappa)}{\partial \mathbf{w}} = 2\mathbf{C}\mathbf{w} + \kappa \mathbf{l}(\mathbf{r}) \quad (2.65)$$

以上の式の右辺を 0 と置くと、次式を得る。

$$\mathbf{w} = -\kappa \mathbf{C}^{-1}\mathbf{l}(\mathbf{r})/2 \quad (2.66)$$

この関係式を制約式 $\mathbf{w}^T\mathbf{l}(\mathbf{r}) = 1$ に代入して、 $\kappa = -2/[\mathbf{l}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}^{-1}\mathbf{l}(\mathbf{r})]$ を得る。この κ を式 (2.66) に代入して、式 (2.63) を満たす重みベクトルは次式のようにになる。

$$\mathbf{w}(\mathbf{r}) = \frac{\mathbf{C}^{-1}\mathbf{l}(\mathbf{r})}{\mathbf{l}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}^{-1}\mathbf{l}(\mathbf{r})} \quad (2.67)$$

式 (2.67), (2.51) を用いて、空間フィルタの出力信号は次式のように表される。

$$\hat{s}(\mathbf{r}, t) = \frac{\mathbf{l}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}^{-1}}{\mathbf{l}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}^{-1}\mathbf{l}(\mathbf{r})} \mathbf{v}(t) \quad (2.68)$$

式 (2.52) を用いて、空間フィルタの出力信号強度は次式のように表される。

$$\langle \hat{s}^2(\mathbf{r}, t) \rangle_t = \mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}\mathbf{w}(\mathbf{r}) = \frac{1}{\mathbf{l}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}^{-1}\mathbf{l}(\mathbf{r})} \quad (2.69)$$

アレイゲインミニмумバリエンス空間フィルタ

先述の制約条件は特別なもので、解く問題の特性によって他の選択肢もある。リードフィールドベクトルを計算するのに球状導電性モデルを用いる場合、 $\|\mathbf{l}(\mathbf{r})\|$ は球の中心で 0 となる。このことは、ユニットゲインミニмумバリエンスフィルタを用いた時に、球中心近傍で感度が高いという誤った結果を返すことになる。これは、重みが球中心で無限大となることによる。このような $\|\mathbf{l}(\mathbf{r})\|$ の不均一性による誤った感度の増大のことを、リードフィールドノルムアーチファクトと呼ぶ。

そこで、 $\mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{l}(\mathbf{r}) = 1$ の制約条件の代わりに、 $\mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{l}(\mathbf{r}) = \|\mathbf{l}(\mathbf{r})\|$ の制約条件を考える。 $\|\mathbf{l}(\mathbf{r})\|$ はセンサアレイのゲインを表すので、 $\mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{l}(\mathbf{r}) = \|\mathbf{l}(\mathbf{r})\|$ の制約条件下で解くと、センサアレイのゲインと一致する空間フィルタが得られる。式 (2.67) と同様に導出すれば、次式のような重みベクトルが得られる。

$$\mathbf{w}(\mathbf{r}) = \frac{\mathbf{C}^{-1}\tilde{\mathbf{l}}(\mathbf{r})}{\tilde{\mathbf{l}}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}^{-1}\tilde{\mathbf{l}}(\mathbf{r})} \quad (2.70)$$

ここで、 $\tilde{\mathbf{l}}(\mathbf{r}) = \mathbf{l}(\mathbf{r}) / \|\mathbf{l}(\mathbf{r})\|$ は規格化リードフィールドベクトルである。この論文では、この種類の空間フィルタをアレイゲイン（制約）ミニмумバリエンスフィルタと呼ぶ。この空間フィルタの出力信号強度は次式のようにになる。

$$\langle \hat{s}^2(\mathbf{r}, t) \rangle_t = \frac{1}{\tilde{\mathbf{l}}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}^{-1}\tilde{\mathbf{l}}(\mathbf{r})} = \frac{\mathbf{l}^T(\mathbf{r})\mathbf{l}(\mathbf{r})}{\mathbf{l}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}^{-1}\mathbf{l}(\mathbf{r})} \quad (2.71)$$

線形制約付きミニмумバリエンス空間フィルタ

一つの線形制約条件の元で先述のミニмумバリエンス空間フィルタを導出したが、さらに線形制約条件を付加することができる。このような線形制約を付加した空間フィルタは線形制約付きミニмумバリエンス (Linearly-Constrained Minimum-Variance, LCMV) 空間フィルタと呼ばれる [59]。ミニмумバリエンス空間フィルタは、着目している信号源の他に、相関の高い信号源が存在した場合、着目している信号源の活動が検出できなくなるという現象が知られている [60, 61]。LCMV 空間フィルタは、その干渉信号源の寄与をなくすことで、着目している信号源の活動への影響を抑えるのに用いられる [62, 63]。干渉信号源の位置については、fMRI を用いて推定し、その部分の信号の寄与をなくす方法が報告されている [63]。そのほか、詳細については 2.2.5 節で述べるが特異値分解により干渉信号源のリードフィールド行列を求める方法がある。

図 2.10 のように、干渉信号源が位置 $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_D$ に存在し、これらの信号ゲインを 0 にしながら、位置 $\mathbf{r}$ での信号強度を推定することを考える。LCMV 空間フィルタは重みベクトルは次式より得られる。

$$\mathbf{w}(\mathbf{r}) = \arg \min_{\mathbf{w}(\mathbf{r})} \mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}\mathbf{w}(\mathbf{r})$$

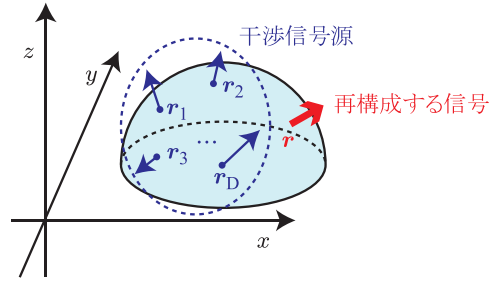


図 2.10 線形制約付きミニマムバリエンス空間フィルタの概念図. 水色の半球は頭部を表している. 青のドットは干渉信号源の位置を表し, 矢印の長さおよび方向で ECD の信号強度および方向を表している. (なお, 矢印, ドットは一部省略して描いている.) また, 赤のドットは信号強度を推定したい位置を表し, 矢印の長さおよび方向で推定された ECD の信号強度および方向を表している. 干渉信号源が位置 $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_D$ に存在し, これらの信号ゲインを 0 にしながら, 位置 $\mathbf{r}$ での信号強度を推定する.

subject to

$$\begin{aligned} \mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{l}(\mathbf{r}) &= 1 \\ \mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{l}(\mathbf{r}_1) &= 0 \\ &\vdots \\ \mathbf{w}^T(\mathbf{r})\mathbf{l}(\mathbf{r}_D) &= 0 \end{aligned} \quad (2.72)$$

この重みベクトルは, 位置 $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_D$ からの信号ゲインを 0 にし, 位置 $\mathbf{r}$ のみの信号が通過するという制約のもとで得られる. すなわち, 位置 $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_D$ の信号は通過しない. LCMV 空間フィルタは, そもそも既知の場所にある創刊の高い干渉信号源の影響を抑えるために設計されたものであり, 上記の式について, $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_D$ は干渉信号源の位置として用いる.

LCMV 空間フィルタの簡素化された重みベクトルは, 式 (2.64)-(2.67) と同様の方法で導くことができる. すなわち, 式 (2.72) を満たす重みベクトルを導出するために, ラグランジュ乗数を成分とする $(J+1) \times 1$ の縦ベクトルを $\boldsymbol{\kappa}$ として定義し, ラグランジアン $\mathbb{L}(\mathbf{w}, \boldsymbol{\kappa})$ を次式のように定義する.

$$\mathbb{L}(\mathbf{w}, \boldsymbol{\kappa}) = \mathbf{w}^T \mathbf{C} \mathbf{w} + \boldsymbol{\kappa} \left((\mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}))^T \mathbf{w} - \mathbf{e} \right) \quad (2.73)$$

ここで, 再び重みベクトルの $(\mathbf{r})$ を省略した. また, $\mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r})$ は次式の通りである.

$$\mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}) = [\mathbf{l}(\mathbf{r}), \mathbf{l}(\mathbf{r}_1), \dots, \mathbf{l}(\mathbf{r}_D)] \quad (2.74)$$

$\mathbf{e}$ は制約条件に対する応答を表現するベクトルであり, 次式の通りである.

$$\mathbf{e} = [1, \overbrace{0, \dots, 0}^D]^T \quad (2.75)$$

式 (2.73) のラグランジアンを $\mathbf{w}$ で偏微分し, それを 0 と置くと, 次式を得る.

$$\mathbf{w} = -\frac{1}{2} \mathbf{C}^{-1} \mathbf{L}^{\text{LC}} \boldsymbol{\kappa} \quad (2.76)$$

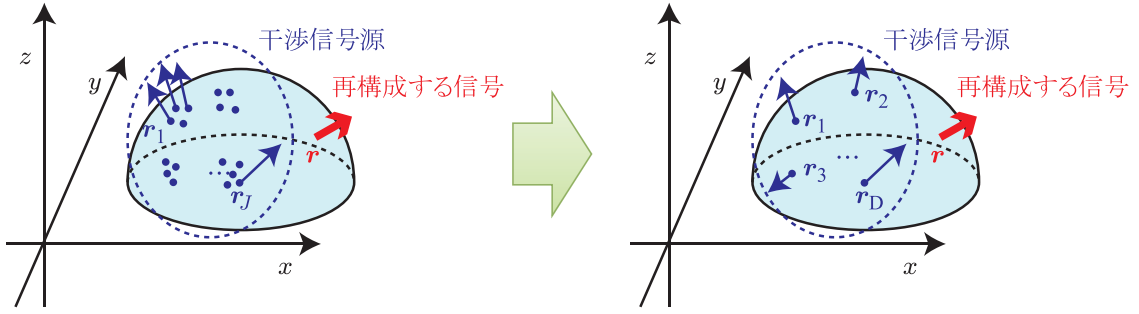


図 2.11 特異値分解を用いた線形制約付きミニマムバリエンス空間フィルタの概念図. 水色の半球は頭部を表している. 青のドットは干渉信号源の位置を表し, 矢印の長さおよび方向で ECD の信号強度および方向を表している. (なお, 矢印, ドットは一部省略して描いている.) また, 赤のドットは信号強度を推定したい位置を表し, 矢印の長さおよび方向で推定された ECD の信号強度および方向を表している. 位置 $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_J$ に存在する J 個の ECD の信号を, D 個の ECD が, 改めた位置 $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_D$ に存在するとし, これらの信号ゲインを 0 にしながら, 位置 $\mathbf{r}$ での信号強度を推定する.

式 (2.76) を制約式 $(\mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}))^T \mathbf{w} = \mathbf{e}$ に代入すれば, 次式を得る.

$$\kappa = 2 \left[(\mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}))^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \right]^{-1} \mathbf{e} \quad (2.77)$$

上記の式を式 (2.76) に代入して, 最終的に次式の重みベクトルが得られる.

$$\mathbf{w}(\mathbf{r}) = \mathbf{C}^{-1} \mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \left[(\mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}))^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \right]^{-1} \mathbf{e} \quad (2.78)$$

特異値分解を用いた LCMV 空間フィルタ

LCMV 空間フィルタの線形制約条件において, ECD の数 D が大きくなることもありうる. しかし, D が大きな値であると, $N - D - 1$ と定義される自由度が足りなくなる可能性がある [64]. すなわち, 大きな D を用いると, 行列 $[(\mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}))^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r})]$ は特異な行列に近づき, 逆行列の計算で誤りが生じやすくなる. それゆえ, 重みベクトルは少数の線形制約下で導出すべきである. このような重みベクトルは, 次のように導出することができる [65].

ここでは, 線形制約を加えたい場所が J 箇所存在し, また, 自由度の問題から J 個全ての線形制約条件を付加できない事を仮定する. J 個の線形制約条件を付加する代わりに, 自由度が確保できるほど十分小さい D 個の線形制約条件を付加することを考える. これは, 位置 $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_J$ に存在する J 個の ECD の信号を, D 個の ECD が, 改めた位置 $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_D$ に存在するとし^{*6}, その D 個の ECD の信号出力を 0 にすることに対応する (図 2.11). その上で, 位置 $\mathbf{r}$ での信号強度を推定することを考える.

^{*6} 必ずしも対応する位置が物理的に存在するとは限らないことに注意.

まず、位置 $\mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_J$ のゲインを 0 にする線形制約条件を考える。ここで、 J は線形制約条件に用いるボクセルの数を表す。また、

$$\mathbf{L}^{\text{ext}} = [\mathbf{L}(\mathbf{r}_1), \dots, \mathbf{L}(\mathbf{r}_J)] \quad (2.79)$$

を定義し、次式のように特異値分解する。

$$\mathbf{L}^{\text{ext}} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N] \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{y}_N^T \end{bmatrix} \quad (2.80)$$

ここで、 $\mathbf{x}_j$ は $N \times 1$ の左特異ベクトル、 $\mathbf{y}_j$ は $D \times 1$ の右特異ベクトル、 σ_j は特異値を表す（特異値は降順とする）。

$\mathbf{L}^{\text{ext}}$ について、最も大きな特異値から D 番目の特異値までを用いて、次式のように近似することを考える。

$$\mathbf{L}^{\text{ext}} \approx [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_D] \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{y}_D^T \end{bmatrix} \quad (2.81)$$

なお、 D は実験的、あるいは経験的に決定する。

LCMV 空間フィルタの重みベクトルは、次式のように表される。

$$\mathbf{w}(\mathbf{r}) = \arg \min_{\mathbf{w}(\mathbf{r})} \mathbf{w}^T(\mathbf{r}) \mathbf{C} \mathbf{w}(\mathbf{r})$$

subject to

$$\mathbf{w}^T(\mathbf{r}) \mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}) = [1, \overbrace{0, \dots, 0}^D] \quad (2.82)$$

where

$$\mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}) = [\mathbf{l}(\mathbf{r}), \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_D] \quad (2.83)$$

式 (2.83) を解いて、重み行列は次式のようになる。

$$\mathbf{W}(\mathbf{r}) = \mathbf{C}^{-1} \mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \left[(\mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}))^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \right]^{-1} \cdot [1, \overbrace{0, \dots, 0}^D] \quad (2.84)$$

LCMV 空間フィルタによる位置 $\mathbf{r} = (x, y, z)^T$ の推定信号強度 $\hat{P}(\mathbf{r}, \mathbf{C})$ は次のようになる。

$$\hat{P}(\mathbf{r}, \mathbf{C}) = \text{tr} \left\{ \mathbf{e}^T \left[(\mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}))^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{L}^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \right]^{-1} \mathbf{e} \right\} \quad (2.85)$$

ベクトル型アダプティブ空間フィルタの定式化

この節では、ミニマムバリエンス空間フィルタをベクトル型に拡張する。2.2.5 節で述べたように、ベクトル型空間フィルタ 3 は、信号ベクトルの x, y, z 方向成分を検出する、3 種類の重みベクトル $\mathbf{w}_x(\mathbf{r})$, $\mathbf{w}_y(\mathbf{r})$, $\mathbf{w}_z(\mathbf{r})$ の組からなる。位置 $\mathbf{r}$ に振幅の大きさと方向がそれぞれ $s(\mathbf{r}, t)$, $\boldsymbol{\eta} = [\eta_x, \eta_y, \eta_z]^T$ の信号源が存在するという単純な場合を考える。ノイズ成分を無視すると、センサアレイで計測される電位 $\mathbf{v}(t)$ は次式のように表される。

$$\mathbf{v}(t) = s(\mathbf{r}, t)\eta_x \mathbf{l}_x(\mathbf{r}) + s(\mathbf{r}, t)\eta_y \mathbf{l}_y(\mathbf{r}) + s(\mathbf{r}, t)\eta_z \mathbf{l}_z(\mathbf{r}) \quad (2.86)$$

ここで重要なことは、センサアレイで計測される、信号の x, y, z 成分の時間波形は、 $s(\mathbf{r}, t)\eta_x$, $s(\mathbf{r}, t)\eta_y$, $s(\mathbf{r}, t)\eta_z$ となるが、これら 3 種類は完全相関なことである。それゆえ、アダプティブ空間フィルタの重みを導出するためには、この相関を考慮する必要がある。そして、この相関の問題に対処するには、前節の LCMV 空間フィルタを用いればよい。

- ユニットゲイン空間フィルタ

信号ベクトルの x 成分を検出するための重みベクトル $\mathbf{w}_x$ は次式のように表される。

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_x(\mathbf{r}) &= \arg \min_{\mathbf{w}_x(\mathbf{r})} \mathbf{w}_x^T(\mathbf{r}) \mathbf{C} \mathbf{w}_x(\mathbf{r}) \\ \text{subject to} \quad & \mathbf{w}_x^T(\mathbf{r}) \mathbf{l}_x(\mathbf{r}) = 1, \mathbf{w}_y^T(\mathbf{r}) \mathbf{l}_y(\mathbf{r}) = 0, \mathbf{w}_z^T(\mathbf{r}) \mathbf{l}_z(\mathbf{r}) = 0 \end{aligned} \quad (2.87)$$

すなわち、重みベクトル $\mathbf{w}_x(\mathbf{r})$ は、 $\mathbf{r}$ の位置の信号について x 方向の成分はゲイン 1 で通過し、 y, z 方向の成分は通過しないものとして定式化している。同様に、 $\mathbf{w}_y(\mathbf{r})$, $\mathbf{w}_z(\mathbf{r})$ は次式のように表される。

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_y(\mathbf{r}) &= \arg \min_{\mathbf{w}_y(\mathbf{r})} \mathbf{w}_y^T(\mathbf{r}) \mathbf{C} \mathbf{w}_y(\mathbf{r}) \\ \text{subject to} \quad & \mathbf{w}_x^T(\mathbf{r}) \mathbf{l}_x(\mathbf{r}) = 0, \mathbf{w}_y^T(\mathbf{r}) \mathbf{l}_y(\mathbf{r}) = 1, \mathbf{w}_z^T(\mathbf{r}) \mathbf{l}_z(\mathbf{r}) = 0 \end{aligned} \quad (2.88)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_z(\mathbf{r}) &= \arg \min_{\mathbf{w}_z(\mathbf{r})} \mathbf{w}_z^T(\mathbf{r}) \mathbf{C} \mathbf{w}_z(\mathbf{r}) \\ \text{subject to} \quad & \mathbf{w}_x^T(\mathbf{r}) \mathbf{l}_x(\mathbf{r}) = 0, \mathbf{w}_y^T(\mathbf{r}) \mathbf{l}_y(\mathbf{r}) = 0, \mathbf{w}_z^T(\mathbf{r}) \mathbf{l}_z(\mathbf{r}) = 1 \end{aligned} \quad (2.89)$$

重み行列 $\mathbf{W}(\mathbf{r})$ を $\mathbf{W}(\mathbf{r}) = [\mathbf{w}_x(\mathbf{r}), \mathbf{w}_y(\mathbf{r}), \mathbf{w}_z(\mathbf{r})]$ と置くと、式 (2.87) - (2.89) は次のような簡略化した形式で表すことができる [59, 66]。

$$\mathbf{W}(\mathbf{r}) = \arg \min_{\mathbf{W}(\mathbf{r})} \text{tr} \{ \mathbf{W}^T(\mathbf{r}) \mathbf{C} \mathbf{W}(\mathbf{r}) \} \quad \text{subject to} \quad \mathbf{W}^T(\mathbf{r}) \mathbf{L}(\mathbf{r}) = \mathbf{I} \quad (2.90)$$

重み行列 $\mathbf{W}(\mathbf{r})$ は、式 (2.78) の $\mathbf{L}^{\text{LC}}$ を $\mathbf{L}(\mathbf{r})$ に置き換えるとよく、次式のようになる [66, 67]。

$$\mathbf{W}(\mathbf{r}) = \mathbf{C}^{-1} \mathbf{L}(\mathbf{r}) [\mathbf{L}^T(\mathbf{r}) \mathbf{C}^{-1} \mathbf{L}(\mathbf{r})]^{-1} \quad (2.91)$$

従って、ベクトル型ミニマムバリエーション空間フィルタは次式のように表される。

$$\hat{\mathbf{s}}(\mathbf{r}, t) = [\hat{s}_x(\mathbf{r}, t), \hat{s}_y(\mathbf{r}, t), \hat{s}_z(\mathbf{r}, t)] = [\mathbf{L}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}^{-1}\mathbf{L}(\mathbf{r})]^{-1} \mathbf{L}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}^{-1}\mathbf{v}(t) \quad (2.92)$$

上記の式を用いて、式 (2.58) で定義される推定信号強度行列は次式のように表される。

$$\hat{\mathbf{P}}(\mathbf{r}, \mathbf{C}) = \langle \hat{\mathbf{s}}(\mathbf{r}, t) \hat{\mathbf{s}}^T(\mathbf{r}, t) \rangle_t = [\mathbf{L}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}^{-1}\mathbf{L}(\mathbf{r})]^{-1} \quad (2.93)$$

式 (2.60) を用いて、推定信号強度は次式のようになる。

$$\hat{P}(\mathbf{r}, \mathbf{C}) = \langle \hat{s}^2(\mathbf{r}, t) \rangle_t = \text{tr} \left\{ [\mathbf{L}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}^{-1}\mathbf{L}(\mathbf{r})]^{-1} \right\} \quad (2.94)$$

- アレイゲイン空間フィルタ

アレイゲイン制約を用いる場合、重みベクトルを次式のように定式化する。

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_x(\mathbf{r}) &= \arg \min_{\mathbf{w}_x(\mathbf{r})} \mathbf{w}_x^T(\mathbf{r})\mathbf{C}\mathbf{w}_x(\mathbf{r}) \\ \text{subject to} \quad \mathbf{w}_x^T(\mathbf{r})\mathbf{l}_x(\mathbf{r}) &= \|\mathbf{l}_x(\mathbf{r})\|, \mathbf{w}_y^T(\mathbf{r})\mathbf{l}_y(\mathbf{r}) = 0, \mathbf{w}_z^T(\mathbf{r})\mathbf{l}_z(\mathbf{r}) = 0 \end{aligned} \quad (2.95)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_y(\mathbf{r}) &= \arg \min_{\mathbf{w}_y(\mathbf{r})} \mathbf{w}_y^T(\mathbf{r})\mathbf{C}\mathbf{w}_y(\mathbf{r}) \\ \text{subject to} \quad \mathbf{w}_x^T(\mathbf{r})\mathbf{l}_x(\mathbf{r}) &= 0, \mathbf{w}_y^T(\mathbf{r})\mathbf{l}_y(\mathbf{r}) = \|\mathbf{l}_y(\mathbf{r})\|, \mathbf{w}_z^T(\mathbf{r})\mathbf{l}_z(\mathbf{r}) = 0 \end{aligned} \quad (2.96)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_z(\mathbf{r}) &= \arg \min_{\mathbf{w}_z(\mathbf{r})} \mathbf{w}_z^T(\mathbf{r})\mathbf{C}\mathbf{w}_z(\mathbf{r}) \\ \text{subject to} \quad \mathbf{w}_x^T(\mathbf{r})\mathbf{l}_x(\mathbf{r}) &= 0, \mathbf{w}_y^T(\mathbf{r})\mathbf{l}_y(\mathbf{r}) = 0, \mathbf{w}_z^T(\mathbf{r})\mathbf{l}_z(\mathbf{r}) = \|\mathbf{l}_z(\mathbf{r})\| \end{aligned} \quad (2.97)$$

重み行列 $\mathbf{W}(\mathbf{r})$ を用いて、式 (2.95) - (2.97) は次式のように書き換えられる。

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(\mathbf{r}) &= \arg \min_{\mathbf{W}(\mathbf{r})} \text{tr} \{ \mathbf{W}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}\mathbf{W}(\mathbf{r}) \}, \\ \text{subject to} \quad \mathbf{W}^T(\mathbf{r})\mathbf{L}(\mathbf{r}) &= \begin{bmatrix} \|\mathbf{l}_x(\mathbf{r})\| & 0 & 0 \\ 0 & \|\mathbf{l}_y(\mathbf{r})\| & 0 \\ 0 & 0 & \|\mathbf{l}_z(\mathbf{r})\| \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.98)$$

式 (2.91) と同様の導出を行うことで、次式のようなベクトル型のアレイゲインミニマムバリエーション空間フィルタを得ることができる。

$$\mathbf{W}(\mathbf{r}) = \mathbf{C}^{-1}\mathbf{L}(\mathbf{r}) [\mathbf{L}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}^{-1}\mathbf{L}(\mathbf{r})]^{-1} \begin{bmatrix} \|\mathbf{l}_x(\mathbf{r})\| & 0 & 0 \\ 0 & \|\mathbf{l}_y(\mathbf{r})\| & 0 \\ 0 & 0 & \|\mathbf{l}_z(\mathbf{r})\| \end{bmatrix} \quad (2.99)$$

推定信号強度行列は次式のようになる。

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{P}}(\mathbf{r}, \mathbf{C}) &= \langle \hat{\mathbf{s}}(\mathbf{r}, t) \hat{\mathbf{s}}^T(\mathbf{r}, t) \rangle_t \\ &= \begin{bmatrix} \|\mathbf{l}_x(\mathbf{r})\| & 0 & 0 \\ 0 & \|\mathbf{l}_y(\mathbf{r})\| & 0 \\ 0 & 0 & \|\mathbf{l}_z(\mathbf{r})\| \end{bmatrix} [\mathbf{L}^T(\mathbf{r})\mathbf{C}^{-1}\mathbf{L}(\mathbf{r})]^{-1} \begin{bmatrix} \|\mathbf{l}_x(\mathbf{r})\| & 0 & 0 \\ 0 & \|\mathbf{l}_y(\mathbf{r})\| & 0 \\ 0 & 0 & \|\mathbf{l}_z(\mathbf{r})\| \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.100)$$

この推定信号強度行列は、次式のように簡略化した形式で表すことができる。

$$\hat{\mathbf{P}}(\mathbf{r}, \mathbf{C}) = \left[\tilde{\mathbf{L}}^T \mathbf{C}^{-1} \tilde{\mathbf{L}} \right]^{-1} \quad (2.101)$$

ここで、 $\tilde{\mathbf{L}}(\mathbf{r})$ は次式に表すように、リードフィールドベクトルのノルムで規格化したリードフィールドベクトルを並べた行列である。

$$\tilde{\mathbf{L}}(\mathbf{r}) = \left[\frac{l_x(\mathbf{r})}{\|l_x(\mathbf{r})\|}, \frac{l_y(\mathbf{r})}{\|l_y(\mathbf{r})\|}, \frac{l_z(\mathbf{r})}{\|l_z(\mathbf{r})\|} \right] \quad (2.102)$$

式 (2.60) を用いて、推定信号強度は次式のようになる。

$$\hat{\mathbf{P}}(\mathbf{r}, \mathbf{C}) = \langle \hat{s}^2(\mathbf{r}, t) \rangle_t = \text{tr} \left\{ \left[\tilde{\mathbf{L}}^T \mathbf{C}^{-1} \tilde{\mathbf{L}} \right]^{-1} \right\} \quad (2.103)$$

正則化パラメータ

本論文で取り扱っている空間フィルタは、信号源とセンサとの関係を表すリードフィールドベクトルを用いている。しかし、リードフィールドベクトルが真値とは異なる場合、信号対雑音比 (SNR) が再構成の過程で大きく劣化することが知られている。アレイ mismatch (array mismatch) [68] と呼ばれ、アレイ mismatch は空間フィルタの SNR の劣化を引き起こす。そこで、アレイ mismatch による SNR の劣化を回避する一つの方法として正則化を挙げる。

正則化は、共分散行列 $\mathbf{C}$ に $\epsilon \mathbf{I}$ を加えることで達成される。ここで、 ϵ は人工的に加えるノイズの大きさを制御するパラメータである。この手法は、数値計算の分野では、Tikhonov の正則化として知られており、逆問題の安定化のために用いられる [69]。なお、数値計算の分野では、 ϵ は正則化パラメータと呼ばれる。一方、同手法は、レーダ等の信号処理の分野ではダイアゴナルローディング (diagonal loading) と呼ばれ、広く用いられている [70]。正則化は、空間分解能と信号対雑音比のトレードを行う手法であり、空間分解能を犠牲にして SNR を向上させる手法である。

特定の周波数帯域の信号源推定

アダプティブ空間フィルタに対して特定の周波数帯域のみ通過した信号 $\mathbf{v}(t)$ より得られる共分散行列を用いれば特定の周波数帯域の信号を観測できる [62]。例えば、 α 律動や β 律動、あるいは定常誘発電位など、特定の周波数帯域に信号がある場合に有効な方法である。 $f_{\min}$ と $f_{\max}$ をそれぞれ周波数帯域の下限と上限とし、周波数帯域 $F_b = [f_{\min}, f_{\max}]$ 通過のバンドパスフィルタ適用後の信号の共分散行列を $\mathbf{\Gamma}(F_b)$ と表す。以降、簡略化のために (F_b) を省略して表記する。

位置 $\mathbf{r} = (x, y, z)^T$ の周波数帯域 F_b の推定信号強度 $\hat{\mathbf{P}}(\mathbf{r}, \mathbf{\Gamma})$ は次式のように表される。

$$\hat{\mathbf{P}}(\mathbf{r}, \mathbf{\Gamma}) = \text{tr} \left\{ \left[\tilde{\mathbf{L}}^T(\mathbf{r}) \mathbf{\Gamma}^{-1} \tilde{\mathbf{L}}(\mathbf{r}) \right]^{-1} \right\} \quad (2.104)$$

さらに、2.2.5 節で述べた正則化を行えば、次式のように書き換えられる。

$$\hat{\mathbf{P}}(\mathbf{r}, \mathbf{\Gamma}) = \text{tr} \left\{ \left[\tilde{\mathbf{L}}^T(\mathbf{r}) (\mathbf{\Gamma} + \epsilon \mathbf{I})^{-1} \tilde{\mathbf{L}}(\mathbf{r}) \right]^{-1} \right\} \quad (2.105)$$

以降、正則化を行って信号強度の推定を行う場合は、式 (2.105) を用いることとする。

プリホワイトニング空間フィルタ

ここではプリホワイトニング空間フィルタについて、Sekihara 等の文献 [62, 71] に従って簡単に記述する。プリホワイトニング空間フィルタの発想は、コントロール条件およびタスク条件の 2 つの条件下の計測データを用い、タスク条件の計測信号中に含まれるノイズ成分（背景脳波）を、コントロール条件の計測信号を用いて取り除くというものである。その際、コントロール条件もしくはタスク条件の計測データの共分散行列を前処理として白色化するので、プリホワイトニング空間フィルタという名前となっている。

計測電位 $\mathbf{v}(t)$ は、信号成分 $\mathbf{v}_S(t)$ 、ノイズ成分 $\mathbf{v}_N(t)$ として次式のように表すことができる。

$$\mathbf{v}(t) = \mathbf{v}_S(t) + \mathbf{v}_N(t) \quad (2.106)$$

ここで、コントロール、タスク条件で計測される時系列の共分散行列をそれぞれ $\mathbf{C}'$ 、 $\mathbf{C}$ と置く。また、コントロールとタスクにおける信号成分の共分散行列を $\mathbf{C}'_S$ 、 $\mathbf{C}_S$ と置く。さらに、ノイズ成分共分散行列を $\mathbf{C}_N$ と置く。信号とノイズが無相関であると仮定すると、次式を満たす。

$$\text{Control : } \mathbf{C}' = \mathbf{C}'_S + \mathbf{C}_N \quad (2.107)$$

$$\text{Task : } \mathbf{C} = \mathbf{C}_S + \mathbf{C}_N \quad (2.108)$$

コントロール条件およびタスク条件における、 j 番目の信号源のパワーをそれぞれ $(\sigma'_j)^2$ 、 σ_j^2 と置く。信号源 $j = 1, \dots, p$ は $\sigma_j^2 > (\sigma'_j)^2$ 、信号源 $j = p+1, \dots, p+q$ は $\sigma_j^2 < (\sigma'_j)^2$ の関係が成り立つと仮定する。すなわち、信号成分の共分散行列は次式のように表される。

$$\mathbf{C}'_S = \sum_{j=1}^{p+q} (\sigma'_j)^2 \mathbf{l}(\mathbf{r}_j) \mathbf{l}^T(\mathbf{r}_j) \quad (2.109)$$

$$\mathbf{C}_S = \sum_{j=1}^{p+q} \sigma_j^2 \mathbf{l}(\mathbf{r}_j) \mathbf{l}^T(\mathbf{r}_j) \quad (2.110)$$

ここで、 $\mathbf{l}(\mathbf{r}_j)$ は位置 $\mathbf{r}_j$ にある信号源のリードフィールドベクトルを表す。ここでは、信号源同士は無相関であることを仮定する。

次に、 $(\Delta\sigma_j)^2$ を $|\sigma_j^2 - (\sigma'_j)^2|$ と定義することで、次式を得る。

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_S - \mathbf{C}'_S &= \sum_{j=1}^p (\Delta\sigma_j)^2 \mathbf{l}(\mathbf{r}_j) \mathbf{l}^T(\mathbf{r}_j) \\ &\quad - \sum_{j=p+1}^{p+q} (\Delta\sigma_j)^2 \mathbf{l}(\mathbf{r}_j) \mathbf{l}^T(\mathbf{r}_j) \\ &= \mathbf{D}_p - \mathbf{D}_n \end{aligned} \quad (2.111)$$

ここで,

$$\mathbf{D}_p \equiv \sum_{j=1}^p (\Delta\sigma_j)^2 \mathbf{l}(\mathbf{r}_j) \mathbf{l}^T(\mathbf{r}_j) \quad (2.112)$$

$$\mathbf{D}_n \equiv \sum_{j=p+1}^{p+q} (\Delta\sigma_j)^2 \mathbf{l}(\mathbf{r}_j) \mathbf{l}^T(\mathbf{r}_j) \quad (2.113)$$

と定義した. $\mathbf{D}_p$ は信号が増大した成分の共分散行列に対応し, $\mathbf{D}_n$ は信号が減衰した成分の共分散行列に対応する. $\mathbf{l}(\mathbf{r}_j)$ ($j = 1, \dots, p+q$) は線形独立であるから, $\mathbf{D}_p$ と $\mathbf{D}_n$ のランクは p, q である [62].

一方, 式 (2.107), (2.108) より, 次式が得られる.

$$\mathbf{C} = \mathbf{C}_S - \mathbf{C}'_S + \mathbf{C}' \quad (2.114)$$

また, 式 (2.111), (2.114) より, 次式が得られる.

$$\mathbf{C} = \mathbf{D}_p - \mathbf{D}_n + \mathbf{C}' \quad (2.115)$$

白色化行列 $(\mathbf{C}')^{-1/2}$ を両辺の左右から掛けて, 次式を得る.

$$\tilde{\mathbf{C}} = \tilde{\mathbf{D}}_p - \tilde{\mathbf{D}}_n + \mathbf{I} \quad (2.116)$$

ここで,

$$\tilde{\mathbf{C}} \equiv (\mathbf{C}')^{-1/2} \mathbf{C} (\mathbf{C}')^{-1/2} \quad (2.117)$$

$$\tilde{\mathbf{D}}_p \equiv (\mathbf{C}')^{-1/2} \mathbf{D}_p (\mathbf{C}')^{-1/2} \quad (2.118)$$

$$\tilde{\mathbf{D}}_n \equiv (\mathbf{C}')^{-1/2} \mathbf{D}_n (\mathbf{C}')^{-1/2} \quad (2.119)$$

なお, チルダ ($\sim$) で白色化行列を作用させた後の変数であることを示している. $\lambda_1, \dots, \lambda_N$ および $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_N$ はそれぞれ $\tilde{\mathbf{D}}_p$ の固有値および固有ベクトルと置く. $\mathbf{D}_p$ はランク p の正定値行列であり, $(\mathbf{C}')^{-1/2}$ は正則行列であるから, $\tilde{\mathbf{D}}_p$ もまたランク p の行列である. ゆえに, 固有値 $\lambda_1, \dots, \lambda_p$ は正の値であり, 他の固有値 $\lambda_{p+1}, \dots, \lambda_N$ は 0 である. なお, 固有値は降順になっているものと仮定した. その結果, 次式が得られる.

$$\tilde{\mathbf{D}}_p = \sum_{j=1}^p \lambda_j \mathbf{u}_j \mathbf{u}_j^T \quad (2.120)$$

同様にして, 次式が得られる.

$$\tilde{\mathbf{D}}_n = \sum_{j=1}^q \lambda'_j \mathbf{u}'_j (\mathbf{u}'_j)^T \quad (2.121)$$

ここで, $\lambda'_1, \dots, \lambda'_q$ および $\mathbf{u}'_1, \dots, \mathbf{u}'_q$ はそれぞれ $\tilde{\mathbf{D}}_n$ の固有値および固有ベクトルと置いた. また, 固有値は降順になっているものと仮定した.

式 (2.116) より, 次式が得られる.

$$\begin{aligned}
\tilde{C} &= \sum_{j=1}^p \lambda_j \mathbf{u}_j \mathbf{u}_j^T - \sum_{j=1}^q \lambda'_j \mathbf{u}'_j (\mathbf{u}'_j)^T + \mathbf{I} \\
&= \sum_{j=1}^p \lambda_j \mathbf{u}_j \mathbf{u}_j^T - \sum_{j=1}^q \lambda'_j \mathbf{u}'_j (\mathbf{u}'_j)^T + \sum_{j=1}^N \mathbf{u}'_j (\mathbf{u}'_j)^T \\
&= \sum_{j=1}^p \lambda_j \mathbf{u}_j \mathbf{u}_j^T + \sum_{j=q+1}^N \mathbf{u}'_j (\mathbf{u}'_j)^T + \sum_{j=1}^q (1 - \lambda'_j) \mathbf{u}'_j (\mathbf{u}'_j)^T
\end{aligned} \tag{2.122}$$

文献 [71] で述べられているとおり, $\mathbf{u}_j \notin \text{span}\{\mathbf{u}'_1, \dots, \mathbf{u}'_q\}$, $\mathbf{u}_j \in \text{span}\{\mathbf{u}'_{q+1}, \dots, \mathbf{u}'_N\}$ ($j = 1, \dots, p$) の関係があるので, $(\sum_{j=q+1}^N \mathbf{u}'_j (\mathbf{u}'_j)^T) \mathbf{u}_k = \mathbf{u}_k$ ($k = 1, \dots, p$) が成り立つ. さらに, 部分空間 $\text{span}\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_p\}$, $\text{span}\{\mathbf{u}'_1, \dots, \mathbf{u}'_q\}$ の成す角が十分に大きい場合, 式 (2.122) の両辺に右から $\mathbf{u}_k$ ($k = 1, \dots, p$) を掛けると, 次式のような関係式が得られる.

$$\tilde{C} \mathbf{u}_k \simeq (\lambda_k + 1) \mathbf{u}_k \text{ for } k = 1, \dots, p \tag{2.123}$$

$U_S = [\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_p]$ とし, 式 (2.122) の両辺に $U_S U_S^T$ を左から掛けて, また, 式 (2.120), (2.123) を用いれば, 次式を得る.

$$U_S U_S^T \tilde{C} \simeq U_S U_S^T (\tilde{D}_p + \mathbf{I}) \tag{2.124}$$

ゆえに,

$$\tilde{D}_p \simeq U_S U_S^T (\tilde{C} - \mathbf{I}) \tag{2.125}$$

U_S に式 (2.125) で定義される $\tilde{C}$ の固有ベクトルを p 個並べた行列 $\hat{U}_S = [\hat{\mathbf{u}}_1, \dots, \hat{\mathbf{u}}_p]$ を用いて, $\tilde{D}_p$ を次式のように推定できる.

$$\hat{\tilde{D}}_p = \hat{U}_S \hat{U}_S^T (\tilde{C} - \mathbf{I}) \tag{2.126}$$

式 (2.127) の両辺に左右から $(C')^{1/2}$ を掛けて, D_p を次式のように推定できる.

$$\hat{D}_p = (C')^{1/2} \hat{U}_S \hat{U}_S^T (\tilde{C} - \mathbf{I}) (C')^{1/2} \tag{2.127}$$

また, D_n は C と C' を入れ替えることにより推定できる. まず, $\tilde{C}'$ を $\tilde{C}' = C^{-1/2} C' C^{-1/2}$ として計算し, 次に, D_n を次式のように推定する.

$$\hat{D}_n = C^{1/2} \hat{U}'_S (\hat{U}'_S)^T (\tilde{C}' - \mathbf{I}) C^{1/2} \tag{2.128}$$

ここで, $\hat{U}'_S = [\hat{\mathbf{u}}'_1, \dots, \hat{\mathbf{u}}'_q]$ は $\tilde{C}'$ の q 個の固有ベクトルから成る行列である.

コントロール条件よりタスク条件でより活動する信号は, 次式を用いて信号再構成する.

$$\hat{P}(\mathbf{r}, \hat{D}_p) = \text{tr} \left\{ \left[\tilde{L}^T(\mathbf{r}) (\hat{D}_p + \epsilon \mathbf{I})^{-1} \tilde{L}(\mathbf{r}) \right]^{-1} \right\} \tag{2.129}$$

タスク条件よりコントロール条件でより活動する信号は、次式を用いて信号再構成する．

$$\hat{P}(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_n) = \text{tr} \left\{ \left[\tilde{\mathbf{L}}^T(\mathbf{r}) \left(\hat{\mathbf{D}}_n + \epsilon \mathbf{I} \right)^{-1} \tilde{\mathbf{L}}(\mathbf{r}) \right]^{-1} \right\} \quad (2.130)$$

特定の周波数帯域に着目する場合は、 $\mathbf{\Gamma}$ を、 $\mathbf{C}'$ 、 $\mathbf{C}$ の代わりに、周波数帯域 F_b 通過後のコントロール条件およびタスク条件の共分散行列 $\mathbf{\Gamma}'$ 、 $\mathbf{\Gamma}$ を用いて行列 $\hat{\mathbf{D}}_p$ 、 $\hat{\mathbf{D}}_n$ の計算を行う [71, 72].

2.3 数値電界計算法 [73, 74]

2.2.5 節において、空間フィルタを計算するためには、あらかじめリードフィールド行列を計算する必要がある．MEG においてリードフィールド行列を求める場合は、頭部を均一球導体と仮定して Sarvas の式 [75] を用いることが多い．

EEG においてリードフィールド行列を求める場合、頭表電位分布は導電率や頭部組織の構造に大きく影響を受けるため、均一導体球によるモデルよりも MRI などから作成した実頭部モデルを用いた方が信号源推定の信頼性向上を期待できる [76]．実頭部モデルを用いてリードフィールド行列を求める際、実頭部モデルは一般に複雑な形状で解析的には計算できないため、数値電界計算法が用いられる．主な数値電界計算法には、差分法、有限要素法、境界要素法、電荷重畳法が挙げられる．差分法、有限要素法は領域を有限個に分割し分割点の電位を未知数とする方法である．一方、境界要素法、電荷重畳法は境界と境界上に存在する電荷を分割して電界を求める方法である．本論文では、境界要素法の一種であるボクセルモデル用高速多重極表面電荷法 [74] を用いてリードフィールド行列を計算した．

2.3.1 ボクセルデータ用高速多重極表面電荷法 [74]

表面電荷法は「間接型の境界要素法」とも呼ばれ、面要素上の表面電荷密度を未知数とし、これを決定することでラプラス場を求める数値計算法である．一方、高速多重極法 (FMM) は減衰的 N 体間相互作用の $O(N)$ 高速数値計算アルゴリズムであり、表面電荷法、境界要素法に適用すると、未知数の個数を N として計算量、必要メモリ容量を $O(N)$ に削減できる．高速多重極表面電荷法をボクセルモデルに特化した数値計算法として、ボクセルデータ用高速多重極表面電荷法がある．ボクセルデータ用高速多重極表面電荷法は、要素形状をボクセルの四角形壁面形状に限定し、要素上の表面電荷表現には零次要素を採用する．ただし、面の裏表で媒質の定数が異なる境界面のみで要素を定義する．境界条件のマッチングを数値積分に基づくモーメント法 (又はガラーキン法) で表現しながら、ボクセルデータ構造の規則性を利用してこの数値積分を一回のみの準備計算で完了させることで、演算量の削減と境界条件表現精度との向上とを同時に実現している．

表面電荷法や境界要素法は、積分方程式型の境界値問題を取り扱うので 3 次元問題を 2 次元問題化できるので、系の一次元分割数を D として N が $O(D^2)$ となる特徴がある．それに加えて、FMM の $O(N)$ 性能とを兼ね備えることから、 $O(D^2)$ の演算量、メモリ容量性能が得られる．

参考文献

- [1] T. N. Lal, M. Schroder, T. Hinterberger, J. Weston, M. Bogdan, N. Birbaumer, and B. Scholkopf. Support vector channel selection in BCI. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 51, No. 6, pp. 1003–1010, 2004.
- [2] M. Arvaneh, C. Guan, K. K. Ang, and C. Quek. Optimizing the channel selection and classification accuracy in EEG-based BCI. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 58, No. 6, pp. 1865–1873, 2011.
- [3] J. R. Wolpaw, G. E. Loeb, B. Z. Allison, E. Donchin, O. F. doNascimento, W. J. Heetderks, F. Nijboer, W. G. Shain, and J. N. Turner. Bci meeting 2005—workshop on signals and recording methods. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 14, No. 5, pp. 138–141, 2006.
- [4] G. Bauernfeind, R. Leeb, S. C. Wriessnegger, and G. Pfurtscheller. Set-up and first results for a one-channel near-infrared spectroscopy system. *Biomed. Tech. (Berl)*, Vol. 53, No. 1, pp. 36–43, 2008.
- [5] G. Dornhege, J. D. R. Millán, T. Hinterberger, D. J. McFarland, K.-R. Müller, and T. J. Sejnowski. *Toward Brain–Computer Interfacing*. The MIT Press, Camnridge, MA, 2007.
- [6] B. Graimann, B. Allison, and G. Pfurtscheller. *Brain-computer interfaces*. Springer, 2010.
- [7] 広重力, 加藤正道. 小生理学. 南山堂, 1988.
- [8] R. Cooper, J. W. Osselton, J. C. Shaw 著, 石崎博, 斎藤正己, 畑田 耕志訳. EEG テクノロジー. 星和書店, 1984.
- [9] W. Penfield and T. Rasmussen. *The Cerebral Cortex of Man*. Macmillan, New York, 1950.
- [10] 森岡周. リハビリテーションのための脳・神経科学入門. 協同医書出版社, 2005.
- [11] 武田常広. 脳工学. コロナ社, 2003.
- [12] F. H. L. da Silva. *Event-related potentials: Methodology and quantification*. In E. Niedermeyer and F. H. L. da Silva (Eds) *Electroencephalography: Basic principles, clinical applications, and related fields*, pp. 991–1002. Williams and Wilkins, Baltimore, MD, 2004.
- [13] G. G. Celesia and N. S. Peachey. *Visual Evoked Potentials and Electroretinograms*. In E. Niedermeyer and F. H. L. da Silva (Eds), *Electroencephalography: Basic principles, clinical applications, and related fields*, pp. 1017–1043. Williams and Wilkins, Baltimore, MD, 2004.
- [14] D. Regan. Steady-state evoked potentials. *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. 67, No. 11, pp. 1475–1489, 1977.
- [15] E. E. Sutter. The brain response interface: communication. *J. Microcomput. Appl.*, Vol. 15, No. 1, pp. 31–45, 1992.
- [16] J. J. Vidal. Toward direct brain-computer communication. *Annu. Rev. Biophys. Bioeng.*, Vol. 2,

- No. 1, pp. 157–180, 1973.
- [17] J. J. Vidal. Real-time detection of brain events in EEG. *Proceedings of the IEEE: Special Issue on Biol. Signal Processing and Analysis*, Vol. 65, No. 5, pp. 633–664, 1977.
- [18] B. Z. Allison, D. J. McFarland, G. Schalk, S. D. Zheng, M. M. Jackson, and J. R. Wolpaw. Towards an independent brain-computer interface using steady state visual evoked potentials. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 119, No. 2, pp. 399–408, 2008.
- [19] G. R. Muller-Putz and G. Pfurtscheller. Control of an electrical prosthesis with an SSVEP-based BCI. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 55, No. 1, pp. 361–364, 2008.
- [20] P. Malinowski, S. Fuchs, and M. M. Müller. Sustained division of spatial attention to multiple locations within one hemifield. *Neuroscience Letters*, Vol. 414, No. 1, pp. 65–70, 2007.
- [21] A. Nijholt and D. Tan. Brain-computer interfacing for intelligent systems. *Intelligent Systems, IEEE*, Vol. 23, No. 3, pp. 72–79, 2008.
- [22] J. Polich. Updating P300: An integrative theory of P3a and P3b. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 118, No. 10, pp. 2128–2148, 2007.
- [23] S. Sutton, M. Braren, J. Zubin, and E. R. John. Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty. *Science*, Vol. 150, No. 3700, pp. 1187–1188, 1965.
- [24] W. G. Walter, R. Cooper, V. J. Aldridge, W. C. McCallum, and A. L. Winter. Contingent negative variation: An electric sign of sensorimotor association and expectancy in the human brain. *Nature*, Vol. 203, pp. 380–384, 1964.
- [25] L. A. Farwell and E. Donchin. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, Vol. 203, pp. 510–523, 1988.
- [26] J. Polich and J. R. Criado. Neuropsychology and neuropharmacology of P3a and P3b. *International Journal of Psychophysiology*, Vol. 60, No. 2, pp. 172–185, 2006.
- [27] E. W. Sellers, D. J. Krusienski, D. J. McFarland, T. M. Vaughan, and J. R. Wolpaw. A P300 event-related potential brain-computer interface (BCI): the effects of matrix size and inter stimulus interval on performance. *Biol Psychol*, Vol. 73, No. 3, pp. 242–252, 2006.
- [28] B. Roder, F. Rosler, E. Hennighausen, and F. Nacker. Event-related potentials during auditory and somatosensory discrimination in sighted and blind human subjects. *Cognitive Brain Research*, Vol. 4, No. 2, pp. 77–93, 1996.
- [29] N. Birbaumer, T. Elbert, A. G. Canavan, and B. Rockstroh. Slow potentials of the cerebral cortex and behavior. *Physiological Reviews*, Vol. 70, No. 1, pp. 1–41, 1990.
- [30] 鶴 紀子他. 臨床脳波と脳波解析. 新興医学出版会, 2000.
- [31] D. McFarland, L. Miner, T. Vaughan, and J. Wolpaw. Mu and Beta rhythm topographies during motor imagery and actual movements. *Brain Topography*, Vol. 12, pp. 177–186, 2000.
- [32] G. Pfurtscheller and F. H. L. da Silva. Event-related EEG/MEG synchronization and desyn-

- chronization: Basic principles. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 110, No. 11, pp. 1842–1857, 1999.
- [33] J. A. Pineda, D. S. Silverman, A. Vankov, and J. Hestenes. Learning to control brain rhythms: Making a brain-computer interface possible. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 11, No. 2, pp. 181–184, 2003.
- [34] G. Dornhege, J. del R. Millán, T. Hinterberger, D.J. McFarland, and K.-R. Muller. *Toward brain-computer interfacing*. The MIT Press, 2007.
- [35] T. M. Vaughan, D. J. McFarland, G. Schalk, W. A. Sarnacki, D. J. Krusienski, E. W. Sellers, and J. R. Wolpaw. The Wadsworth BCI research and development program: at home with BCI. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 14, pp. 229–233, 2006.
- [36] G. Pfurtscheller, R. Leeb, C. Keinrath, D. Friedman, C. Neuper, Gugerm C., and M. Slater. Walking from thought. *Brain Research*, Vol. 1071, pp. 145–152, 2006.
- [37] G. Pfurtscheller, C. Guger, G. Muller, G. Krausz, and C. Neuper. Brain oscillations control hand orthosis in a tetraplegic. *Neuroscience Letter*, Vol. 292, pp. 211–214, 2000.
- [38] G. Pfurtscheller, G. R. Muller, J. Pfurtscheller, H. J. Gerner, and R. Rupp. ‘thought’-control of functional electrical stimulation to restore hand grasp in a patient with tetraplegia. *Neuroscience Letter*, Vol. 351, pp. 33–36, 2003.
- [39] J. J. Daly and J. R. Wolpaw. Brain-computer interfaces in neurological rehabilitation. *The Lancet Neurology*, Vol. 7, pp. 1032–1043, 2008.
- [40] H. Heinrich, H. Gevensleben, and U. Strehl. Annotation: Neurofeedback – train your brain to train behaviour. *Child Psychol Psychiatry*, Vol. 48, pp. 3–16, 2007.
- [41] I. T. Jolliffe. *Principal Component Analysis, Second ed.* Springer, 2002.
- [42] T. Kobayashi and S. Kuriki. Principal component elimination method for the improvement of S/N in evoked neuromagnetic field measurements. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 46, No. 8, pp. 951–958, 1999.
- [43] C. M. Bishop. *Pattern recognition and machine learning*. Springer, 2006.
- [44] H. Hotelling. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of Educational Psychology*, Vol. 24, No. 6, pp. 417–441, 1933.
- [45] K. Pearson. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *Philosophical Magazine*, Vol. 2, No. 6, pp. 559–572, 1901.
- [46] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork. *Pattern Classification, 2nd Edition*. John Wiley & Sons, 2001.
- [47] J. Hori and N. Aoki. Equivalent dipole sources localization using cortical dipole layer imaging and independent component analysis. *International Journal of Bioelectromagnetism*, Vol. 10, No. 2, pp. 100–110, 2008.
- [48] A. Hyvärinen, A. Karhunen, E. Oja 著, 根本幾, 川勝真喜訳. 詳解 独立成分分析. 東京電機大学出

- 版局, 2005.
- [49] A. J. Bell and T. J. Sejnowski. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Computation*, Vol. 7, No. 6, pp. 1129–1159, 1995.
 - [50] A. Hyvärinen and E. Oja. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis. *Neural Computation*, Vol. 9, pp. 1483–1492, 1997.
 - [51] J.-F. Cardoso and A. Souloumiac. Blind beamforming for non Gaussian signals. *IEEE Proceedings F*, Vol. 140, pp. 362–370, 1993.
 - [52] J. Müller-Gerking, G. Pfurtscheller, and H. Flyvbjerg. Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 110, No. 5, pp. 787–798, 1999.
 - [53] F. Lotte and C. Guan. Regularizing common spatial patterns to improve BCI designs: Unified theory and new algorithms. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 58, No. 2, pp. 355–362, 2011.
 - [54] N. Behrooz, B. Reza, and J. M. Zolghadri. An efficient hybrid linear and kernel CSP approach for EEG feature extraction. *Neurocomputing*, Vol. 73, pp. 432–437, 2009.
 - [55] S. K. Law, P. L. Nunez, and R. S. Wijesinghe. High-resolution EEG using spline generated surface Laplacians on spherical and ellipsoidal surfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 40, No. 2, pp. 145–153, 1993.
 - [56] 関原謙介. アダプティブビームフォーマーを用いた信号源の再構成. 日本生体磁気学会論文誌, Vol. 17, No. 2, pp. 1–24, 2004.
 - [57] R. D. Pascual-Marqui, M. Esslen, K. Kochi, and D. Lehmann. Functional imaging with low resolution brain electromagnetic tomography (LORETA): a review. *Methods & Findings in Experimental & Clinical Pharmacology*, Vol. 24C, pp. 91–95, 2002.
 - [58] R. D. Pascual-Marqui. Standardized low resolution brain electromagnetic tomography (sLORETA): technical details. *Methods & Findings in Experimental & Clinical Pharmacology*, Vol. 24D, pp. 5–12, 2002.
 - [59] Frost, O. L., III. An algorithm for linearly constrained adaptive array processing. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 60, No. 8, pp. 926–935, 1972.
 - [60] B. D. Van Veen, W. Van Drongelen, M. Yuchtman, and A. Suzuki. Localization of brain electrical activity via linearly constrained minimum variance spatial filtering. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 44, No. 9, pp. 867–880, 1997.
 - [61] K. Sekihara, S. S. Nagarajan, D. Poeppel, and A. Marantz. Performance of an MEG adaptive-beamformer technique in the presence of correlated neural activities: effects on signal intensity and time-course estimates. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 49, No. 12, pp. 1534–1546, 2002.
 - [62] K. Sekihara and S. S. Nagarajan. *Adaptive Spatial Filters for Electromagnetic Brain Imaging*.

- Springer, 2008.
- [63] 大橋俊平, 隠浪康行, 鄭址旭, 濱田昌司, 小林哲生. fMRI-MEG 統合解析への線形制約付きアダプティブビームフォーマの適用に関する検討. 生体医工学, Vol. 45, No. 1, pp. 722–727, 2007.
 - [64] B. D. Van Veen and K. M. Buckley. Beamforming: a versatile approach to spatial filtering. *ASSP Magazine, IEEE*, Vol. 5, No. 2, pp. 4–24, 1988.
 - [65] S. S. Dalal, K. Sekihara, and S. S. Nagarajan. Modified beamformers for coherent source region suppression. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 53, No. 7, pp. 1357–1363, 2006.
 - [66] B. D. Van Veen, W. Van Drongelen, M. Yuchtman, and A. Suzuki. Localization of brain electrical activity via linearly constrained minimum variance spatial filtering. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 44, No. 9, pp. 867–880, 1997.
 - [67] M. E. Spencer, R. M. Leahy, J. C. Mosher, and P. S. Lewis. Adaptive filters for monitoring localized brain activity from surface potential time series. In *Signals, Systems and Computers, 1992. 1992 Conference Record of The Twenty-Sixth Asilomar Conference on*, Vol. 1, pp. 156–161, 1992.
 - [68] H. Cox. Resolving power and sensitivity to mismatch of optimum array processors. *Acoustical Society of America Journal*, Vol. 54, pp. 771–785, 1973.
 - [69] W. Menke 著, 柳谷俊, 塚田和彦訳. 離散インバース理論—逆問題とデータ解析. 古今書院, 1999.
 - [70] B. D. Carlson. Covariance matrix estimation errors and diagonal loading in adaptive arrays. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 24, No. 4, pp. 397–401, 1988.
 - [71] K. Sekihara, K. E. Hild, S. S. Dalal, and S. S. Nagarajan. Performance of prewhitening beamforming in MEG dual experimental conditions. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 55, No. 3, pp. 1112–1121, 2008.
 - [72] K. Sekihara, K. E. Hild, and S. S. Nagarajan. A novel adaptive beamformer for MEG source reconstruction effective when large background brain activities exist. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 53, No. 9, pp. 1755–1764, 2006.
 - [73] 宅間薫, 濱田昌司. 数値電界計算の基礎と応用. 東京電機大学出版局, 2006.
 - [74] 濱田昌司, 小林哲生. ボクセルデータ用高速多重極表面電荷法による低周波磁界誘導電界計算. 電気学会論文誌 A, Vol. 126, No. 5, pp. 355–362, 2006.
 - [75] J. Sarvas. Basic mathematical and electromagnetic concepts of the biomagnetic inverse problem. *Physics in Medicine and Biology*, Vol. 32, No. 1, pp. 11–22, 1987.
 - [76] B. Yvert, O. Bertrand, M. Thévenet, J. F. Echallier, and J. Pernier. A systematic evaluation of the spherical model accuracy in EEG dipole localization. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 102, No. 5, pp. 452–459, 1997.

3 手首屈伸運動時およびそのイメージ時における脳波律動

3.1 背景および目的

非侵襲計測の発展により、ヒトが運動イメージを想起した時の脳活動を捉えることが可能となった。運動イメージの研究の応用例は、先に述べた運動イメージに基づく BMI だけではなく、医療現場で運動機能のリハビリテーションの分野へと広がっている。また、運動のイメージは、運動のトレーニング法としても知られている。

本論文中での運動イメージは、他者が運動を行っている様子を観察するような三人称的イメージ（視覚的運動イメージ; visuo-motor imagery）ではなく、自分自身が運動を行っているかのような一人称的イメージ（筋感覚的運動イメージ; kinesthetic motor imagery）を指している。この二つのイメージ間では脳の賦活部位が異なることが報告されている [1]。

運動を行う前には必ず準備が先行する。運動イメージは運動を遂行するための脳内シミュレーション過程である。Jeannerod は運動準備と運動イメージは異なる脳内過程ではなく、運動に関する脳内処理過程においては程度の相違に過ぎないと述べている。それを裏付ける研究が、PET や fMRI, EEG, MEG 等の非侵襲計測を用いて行われている [2]。ただし、筋肉へ直接投射する運動野に関しては同じ計測法を用いても賦活するか否かは意見が分かれている [3]。したがって、運動イメージそのものに関する研究自体は未だ発展途上である。

運動ニューロンの障害により運動機能を失う ALS では、そのニューロン以外で、運動に関わる脳機能（運動野、体性感覚野等）が健全ならば、その機能を抽出することにより BMI の操作が可能であると考えられる。実際、そのような障害者が BMI を使用した報告もなされている。

運動イメージではなく、実際に運動を行って動作させる BMI 研究もある。これは、患者が運動しようとしている時の脳活動について、健常者の運動イメージ時よりも運動時の方が脳活動は類似しているという報告を元に行っている。しかし、タイピング等の実験課題ではタイプしたときに体性感覚刺激を受け、それにより体性感覚野が賦活し、その信号が運動野よりも大きい。したがって、この体性感覚野の信号により BMI が動作している可能性は否定できない。そこで、本章では、実際の運動のみではなく、その運動イメージも検討した。

ヒトが手や指、足等の運動およびそのイメージを行うと、 α 律動や β 律動の ERD および ERS が惹き起こされる [4]。運動イメージに基づく BMI はすでに多数報告されている [5–12]。運動イメージに基づく BMI は右手および左手の運動イメージ期間中の α 律動や β 律動の ERD および ERS を特徴量として抽出することにより動作する。しかし、 α 律動の変動は β 律動の変動に比べ、比較的遅い [4,13]。このことは、情報伝達率 (Information Transfer Rate, ITR) を向上させるのに障害となりうる。

β 律動の ERD/ERS による右手および左手の運動イメージの識別を行うには、一般にサポートベクトルマシン (Support Vector Machine, SVM) 等の機械学習の方法によるものが多い [6, 7]. しかし、機械学習による BMI は、学習データが多数必要である。すなわち、被験者は長時間にわたって試行を多数行わなければならない。長時間の計測のために、被験者が疲労するという問題がある。また、実験に不慣れた被験者の場合、特に運動イメージの試行について、必ずしも課題を的確に遂行できるとは限らない。結果として、誤った学習データを学習することになり、判別時も誤った結果を返すことになる。

運動イメージに基づく BMI において ERD/ERS の特徴抽出を目的とした、識別率が高い識別率が得られるフィルタとして、2.2.3 節で述べた CSP がある [8]. CSP を用いると識別率が高くなることが多いが、多くの電極を用いないと識別率が高くなることが知られている [14]. また、大きなアーチファクトがあった場合に正常に動作しなくなることが問題であった [15]. BMI の要請する電極数が少ないほど、システムとして頑健であり、また、BMI の使用準備が容易になる。

そのほかの運動イメージに基づく BMI として、運動イメージ終了後の β 律動の ERS を抽出することで動作する BMI がある [5]. これは、運動およびそのイメージ終了後に、 β 律動の ERS が大きく、かつ早い変動を引き起こすことに基づいている [4, 13]. そこで、本章においても運動およびそのイメージ終了後の β 律動の ERS を特徴量として、左右判別を行った。

本章の目標は、機械学習によらずに、運動イメージに基づく BMI を設計することである。ただし、事前情報として、 β 律動の ERS が有意に増加する場所や時間窓などの生理学的な情報を用いた。 β 律動が有意に増加したか否かについては、計測 EEG ノイズの (累積) 分布関数 (Cumulative Distribution Function, CDF) を用いて判別した。

3.2 方法

3.2.1 被験者

8 人の右利き男性 (21~24 歳) が実験に参加した。全被験者よりインフォームドコンセントを得た。被験者は全員、運動およびそのイメージの実験は初めての被験者である。

3.2.2 実験課題

被験者は 21 インチディスプレイ (CPP-21GS2, Sony Corp.) の 0.50 m 前に座った。図 3.1 に実験課題の手続きを示している。

ディスプレイに固視点を常に呈示し、被験者は常にそれを固視した。視覚刺激として、「右手」もしくは「左手」の文字を呈示した。3.0 秒間その視覚刺激を呈示し、その後、1.5~2.5 秒間のランダムな時間間隔でその視覚刺激を消去した。視覚刺激が呈示されたときに、被験者は呈示されている方の手首を屈伸、もしくはそのイメージを行った。これを 1 試行とし、連続して 50 回の試行を行った。50 回の試行を 1 セットとして、各被験者に対し、2 セット行った。すなわち、右、左手の屈伸、右、左手の屈伸のイメージをそれぞれ 100 回の試行を行った。1 セット毎に休憩を取り、疲れや眠気のない状態で実験を遂行した。

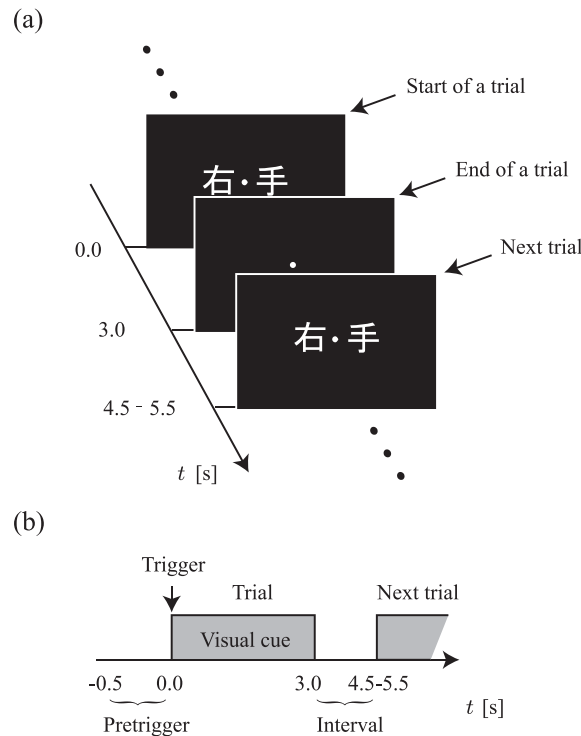


図 3.1 律動変調に基づく BMI の実験課題の概要. (a) 視覚刺激, (b) 視覚刺激およびトリガ, プリトリガ期間.

視覚刺激提示を行うパーソナルコンピュータからは, 視覚刺激提示のほか TTL (Transistor-transistor logic) 信号レベルの出力ができる PC カード (KPCMCIA-PIO24-C) を用いて, TTL レベルの信号を出力し, その信号を脳波計に取り込んだ. 視覚刺激「右手」, 「左手」を提示する瞬間に, 出力をハイレベル (5 V) に変化させ, さらに 50 ms 後にローレベル (0 V) に変化させた. この立ち上がり時間をトリガの時間とする. その信号を脳波計は脳波と同時にそのトリガを記録する. 脳波の解析をするときには, このトリガを元に解析を行うことで, 視覚刺激の時間を基準とした脳波解析を行うことができる.

3.2.3 データセット

オフライン解析では, 初めの半分の試行をトレーニングデータ, 後の半分の試行をテストデータとした.

3.2.4 EEG 計測

96 チャンネルデジタル EEG システム (Bio-logic, Inc., USA) を用いて, 8 人の被験者について, 頭部全体を覆う 63 箇所 EEG を記録した (図 3.2). 電極配置は拡張式 10-20 法に従うものである [16]. すべての電極インピーダンスを 10 k Ω 以下とした. 基準電極は左右耳朶に配置し (REF_R, REF_L), 設置電極は左乳様突起に配置して計測した. また, 上下および左右の眼電 (Electro-oculograms, EOG) を計測した (図 3.2 中の EOGL1, EOGL2, EOGR2, FP1. FP1 は EEG 電極としても使用した). EEG と

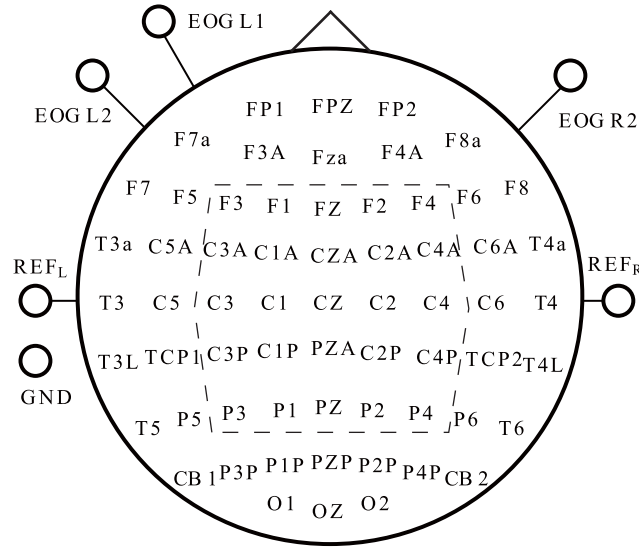


図 3.2 電極配置図. 基準電極は左右耳朶に配置し (REF_R , REF_L), 設置電極は左乳様突起に配置した. 上下および左右の眼電は $EOGL1$, $EOGL2$, $EOGR2$, $FP1$ で計測した. なお, $FP1$ は EEG 電極としても使用した. 四角で囲んだ部分は, 識別に用いる領域を示している. 点線で囲んだ部分は, CSP で用いた電極を示している.

EOG は EEG システムのアナログフィルタ (0.1~100 Hz) を通過後, サンプル周波数 256 Hz でサンプリングした.

3.2.5 データ処理

図 3.3 にデータ処理の方法及び識別方法のフローチャートを示す. その詳細を次に述べる.

前処理

まず, 長時間に及ぶドリフト成分を除去するため, ハイパスフィルタ (0.1 Hz) を施した. また, $\pm 150 \mu V$ を超える EOG を含む試行には瞬目があるものとし, PCA および ICA を用いた瞬目自動同定・除去法 [17] を適用した. 次に, 信号源を限局するためにスプライン・ラプラシアン法 [18] を用い, 信号 v_k (k は EEG のチャンネル名: $k \in \{FP1, FPZ, \dots, O2\}$) を得た.

スプライン・ラプラシアン法は, スプライン補間によって頭皮上の電位を計算し, 空間的にラプラシアンを計算する方法である [19]. スプライン・ラプラシアン法の物理的意味は, 頭皮垂直方向の電流密度の勾配を求めていることに相当する [19].

パラメータの同定

有意な β 律動の ERS の時間窓 $[t_S, t_E]$ および周波数帯域 $[f_L, f_H]$ の同定は, ウェーブレットによる時間-周波数解析 [20] によって行った. ウェーブレット解析には, 次式に示す複素モルレーウェーブレット

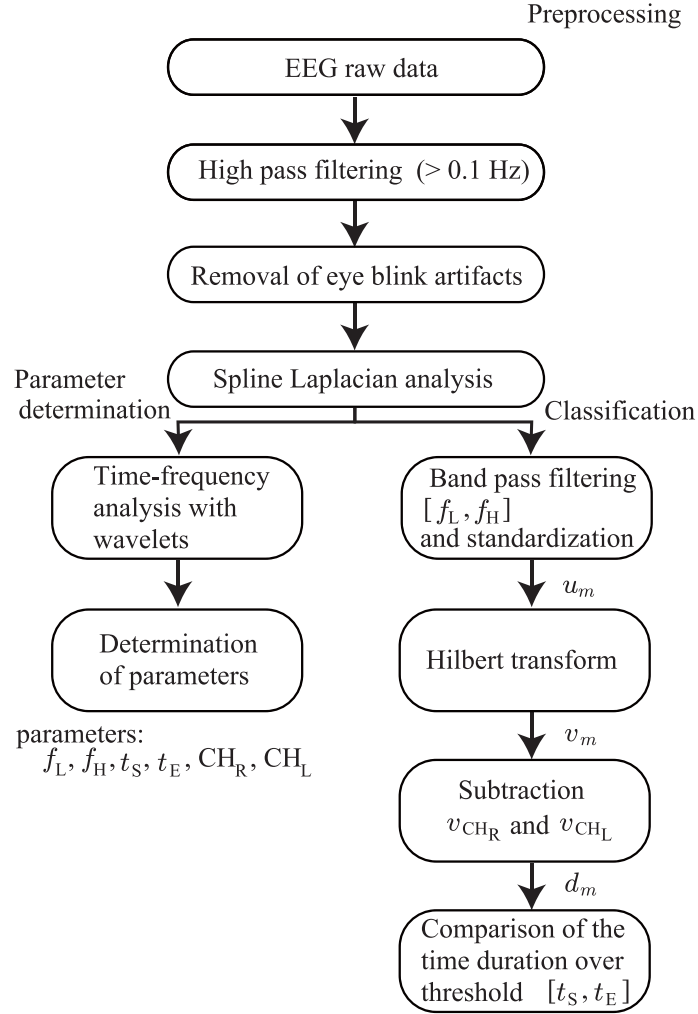


図 3.3 前処理およびパラメータの同定、識別のフローチャート

を用いた.

$$\Psi(t, f) = A \cdot \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma_t^2}\right) \times \exp(2\pi i f t) \quad (3.1)$$

ここで, $A = (\sigma_t \sqrt{\pi})^{-1/2}$, $2\pi\sigma_t \cdot f = 7$, $i = \sqrt{-1}$ である. 周波数 f 周辺の信号 $v_k(t)$ の時変エネルギー $E_k(t, f)$ は次式のように, 信号とウェーブレットとの畳み込みの絶対値の二乗で計算することができる.

$$E_k(t, f) = |\Psi(t, f) * v_k(t)|^2 \quad (3.2)$$

アスタリスク (*) は畳み込みを示しており, $|\cdot|$ は絶対値を示す.

次に, $E_k(t, f)$ を試行間で平均し, それを $\bar{E}_k(t, f)$ と置いた. $\bar{E}_k(t, f)$ をプリトリガ期間 (トリガ, すなわち視覚刺激呈示時間前 500~0 ms) の平均値および標準偏差 (Standard Deviation, SD) で標準化

すると、次式を得る.

$$z_k(t, f) = \frac{\bar{E}_k(t, f) - \mu_k(f)}{\sigma_k(f)} \quad (3.3)$$

本論文では、 $z_k(t, f)$ を $f = 1, 2, \dots, 60$ について計算した. 時間窓及び周波数帯域のパラメータ f_L, f_H, t_S, t_E は、 z_k のマップについて、有意な増大 ($z_k(t, f) > 2.58, p < 0.005$) がある領域から同定した.

特定の周波数帯域 $[f_L, f_H]$ に着目するために、次式に示す指標を導入した.

$$Z_k(t; f_L, f_H) = \frac{1}{f_H - f_L + 1} \sum_{f_L \leq f \leq f_H} z_k(t, f) \quad (3.4)$$

この指標について、トポグラフィ法を用いて示した. 有意な ERS が観測されるチャンネルについて、トポグラフィを元に同定し、右手に有意な ERS が観測されたチャンネルを CH_R 、左手に有意な ERS が観測されたチャンネルを CH_L とした ($CH_R, CH_L \in \{FP1, FP2, \dots, O2\}$).

識別

テストデータの EEG について、スプライン・ラプラシアン法適用後にバンドパスフィルタ ($f_L \sim f_H$ Hz) を通過させ、 $\tilde{v}_m(t)$ ($m \in \{CH_R, CH_L\}$) を得た. プリトリガ期間の EEG が白色ノイズに従っていると仮定し、 $\tilde{v}_m(t)$ を平均 $\tilde{\mu}_m$, SD $\tilde{\sigma}_m$ で標準化し、次式に示す $u_m(t)$ を得る.

$$u_m(t) = \frac{\tilde{v}_m(t) - \tilde{\mu}_m}{\tilde{\sigma}_m} \quad (3.5)$$

その後、ヒルベルト変換 [21] によって包絡線を計算した. ヒルベルト変換を用いた BMI は、他の研究にもいくつか報告されている [22, 23]. ヒルベルト変換 $\hat{u}_m(t)$ は演算子 $\mathcal{H}$ を用いて次式のように表される.

$$\mathcal{H}[u_m(t)] = \hat{u}_m(t) = \frac{1}{\pi} \mathcal{P} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{u_m(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (3.6)$$

ここで、 $\mathcal{P}$ はコーシーの主値を表す. そして、 $u_m(t)$ の包絡線は次式のように表される.

$$h_m(t) = \sqrt{u_m^2(t) + \hat{u}_m^2(t)} \quad (3.7)$$

次に、 $h_{CH_R}(t)$ と $h_{CH_L}(t)$ の差分信号を計算し、 $d_{CH_R}(t) = h_{CH_R}(t) - h_{CH_L}(t)$, $d_{CH_L}(t) = h_{CH_L}(t) - h_{CH_R}(t)$ を得た.

最後に、 d_{CH_R} と d_{CH_L} について、後に述べる閾値を同定した時間窓 $[t_S, t_E]$ で超えた時間長さを比較する. 超えた時間長さが長いほうを有意に変化があったとする. もし、ある試行で CH_R で有意な変化があったとすると、その試行では右手の運動もしくはそのイメージが行われたと識別する.

もし CH_R と CH_L についてともに閾値を超えなかった場合、その試行については、「中立」と識別する. BMI-CDF はそれゆえ、3 つのクラス、「右手」、「左手」、「中立」に識別する.

閾値の設定

白色ガウスノイズの（確率）密度関数（Probability Density Function, PDF）は平均 μ , 標準偏差 σ の正規分布 $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ に従う。白色ガウスノイズ $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ の包絡線の PDF は次式のレイリー分布に従う。

$$\text{Rayleigh}(x; \sigma) = \begin{cases} \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) & \text{for } x \geq 0 \\ 0 & \text{for } x < 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

以後, 信号が標準化されているとし ($\sigma = 1$), その PDF を $f(x)$ とする。2つの白色ガウスノイズ $\mathcal{N}(0, 1)$ の包絡線の差分の PDF は次式のようになる。

$$\begin{aligned} g(x) &= f(x) * f(-x) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau + x) f(\tau) d\tau \end{aligned} \quad (3.9)$$

$g(x)$ は奇関数であるので, $x \geq 0$ のみを仮定しても一般性を失わない。 $x \geq 0$ とすれば,

$$\begin{aligned} g(x) &= \int_0^{\infty} (\tau + x) \exp\left(-\frac{(\tau + x)^2}{2}\right) \cdot \tau \exp\left(-\frac{\tau^2}{2}\right) d\tau \\ &= \int_0^{\infty} \left\{ \left(\tau + \frac{x}{2}\right) - \frac{x}{2} \right\} \left\{ \left(\tau + \frac{x}{2}\right) + \frac{x}{2} \right\} \\ &\quad \cdot \exp\left(-\frac{\left\{\left(\tau + \frac{x}{2}\right) + \frac{x}{2}\right\}^2}{2} - \frac{\left\{\left(\tau + \frac{x}{2}\right) - \frac{x}{2}\right\}^2}{2}\right) d\tau \end{aligned} \quad (3.10)$$

ここで, $\tau + \frac{x}{2}$ を u と置けば, 次式のようになる。

$$\begin{aligned} g(x) &= \int_{\frac{x}{2}}^{\infty} \left\{ u^2 - \left(\frac{x}{2}\right)^2 \right\} \exp\left(-u^2 - \frac{x^2}{4}\right) du \\ &= \exp\left(-\frac{x^2}{4}\right) \cdot \left[\int_{\frac{x}{2}}^{\infty} u^2 \exp(-u^2) du - \frac{x^2}{4} \int_{\frac{x}{2}}^{\infty} \exp(-u^2) du \right] \end{aligned} \quad (3.11)$$

[] 内の第一項は,

$$\begin{aligned} \int_{\frac{x}{2}}^{\infty} u^2 \exp(-u^2) du &= \int_{\frac{x}{2}}^{\infty} -\frac{1}{2} u \frac{d}{du} (\exp(-u^2)) du \\ &= \frac{x}{4} \exp\left(-\frac{x^2}{4}\right) + \frac{1}{2} \int_{\frac{x}{2}}^{\infty} \exp(-u^2) du \end{aligned} \quad (3.12)$$

式 (3.11), (3.12) 中の $\int_{\frac{x}{2}}^{\infty} \exp(-u^2) du$ について, 相補誤差関数

$$\text{erfc}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_{\frac{x}{2}}^{\infty} \exp(-u^2) du \quad (3.13)$$

を用いて, 次式のように表せる。

$$\int_{\frac{x}{2}}^{\infty} \exp(-u^2) du = \frac{\sqrt{\pi}}{2} \text{erfc}(x) \quad (3.14)$$

式 (3.11) に式 (3.12), (3.14) を代入すれば, 次式を得る.

$$g(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{4}\right) \left[\frac{|x|}{4} \exp\left(-\frac{x^2}{4}\right) + \left(-\frac{\sqrt{\pi}x^2}{8} + \frac{\sqrt{\pi}}{4}\right) \operatorname{erfc}\left(\frac{|x|}{2}\right) \right] \quad (3.15)$$

次に, $\mathcal{N}(x|\mu, \sigma^2)$, $f(x)$, $g(x)$ の CDF をそれぞれ $\Phi(x|\mu, \sigma^2)$, $F(x)$, $G(x)$ と定義する. パーセント点を計算するため, $\Phi(x|\mu, \sigma^2)$, $F(x)$, $G(x)$ の逆関数をそれぞれ $\Phi^{-1}(\alpha|\mu, \sigma^2)$, $F^{-1}(\alpha)$, $G^{-1}(\alpha)$ と置いた. なお, α は有意水準であり, $0 \leq \alpha \leq 1$ である.

本論文では, $d_m(t)$ の CDF に基づく BMI (BMI-CDF) を構築した. α を 0.01 に設定したため, $u_m(t)$, および $h_m(t)$, $d_m(t)$ の閾値は次式のようになる.

$$\begin{aligned} \text{(i) } u_m(t): & \begin{cases} \Phi^{-1}(1 - \frac{\alpha}{2} | 0, 1) = 2.58 \\ \Phi^{-1}(\frac{\alpha}{2} | 0, 1) = -2.58 \end{cases} \\ \text{(ii) } h_m(t): & F^{-1}(1 - \alpha) = 3.03 \\ \text{(iii) } d_m(t): & G^{-1}(1 - \alpha) = 2.43 \end{aligned}$$

3.2.6 他の BMI との比較

本論文で提案した BMI-CDF の有用性を検証するため, 従来より多用されている CSP および SVM を組み合わせた BMI (以後 BMI-SVM と呼ぶ) と比較した.

BMI-SVM の処理内容は次に述べる通りである. まず, 前処理として BMI-CDF と同様に瞬目自動同定・除去を用いた後, ウェーブレット解析で同定した周波数帯域が通過するバンドパスフィルタに通した. その後, CSP を用いて特徴量を得た. 特徴量取得には CSP の 6 つのフィルタを用いた. すなわち, 6 次元の特徴ベクトルを CSP によって取得した. 特徴ベクトルは SVM によって識別した [6]. SVM は, LIBSVM ライブラリ [24] を用いた.

CSP に用いた電極は図 3.2 に示している. 図 3.2 に示される電極に限定するためである. また, 過去の報告にある通り [12], 最外部で重みがある空間フィルタが CSP で得られることがあるが, これは生理学的知見と一致しないことによる. ただし, 瞬目除去には全電極を用いた.

BMI の性能比較を行うのに, ITR により比較することが一般的である. ITR は, 次式のように定義される.

$$\text{ITR} = \log_2(N_c) + p \log_2(p) + (1 - p) \log_2 \frac{1 - p}{N_c - 1} \quad (3.16)$$

ここで, p は識別率であり, N_c はクラス数である. BMI-CDF や BMI-SVM について ITR を計算する場合, 1 試行の時間長さを 5.5 s として, また, 判別を行わなかった場合, 情報量がないものとし $\text{ITR} = 0$ とした.

表 3.1 各被験者の有意な ERS が観測されたチャンネルおよび、時間窓、周波数帯域.

Subject	Task	Channel (CH _R , CH _L)	Latency [ms]	Frequency [Hz]
A1	Movement	C1P, C2P	770-3000	16-40
	Imagery	C1P, C2P	850-3000	16-37
A2	Movement	C1P, C2P	930-3000	16-37
	Imagery	C1P, C2P	940-3000	16-37
A3	Movement	C1, C2	960-3000	18-32
	Imagery	C1, C2	2160-3000	16-36
A4	Movement	C1P, C4P	1000-3000	16-34
	Imagery	C1P, C4A	2000-3000	16-34
A5	Movement	C1, C4	990-3000	16-22
	Imagery	C3P, C4	570-3000	16-26
A6	Movement	C3, C2	820-3000	22-26
	Imagery	C3, C2	1720-3000	17-32
A7	Movement	C1P, C4	1290-3000	20-33
	Imagery	CZ, C2P	1290-3000	17-22
A8	Movement	C1P, C2	820-3000	16-37
	Imagery	CZ, C2	620-3000	16-33

3.3 結果

3.3.1 パラメータの同定

図 3.4 に被験者 A1 の時間-周波数解析結果及び β 帯域の ERS のピーク潜時におけるスプライン・ラプシアンマップを示している. 時間周波数解析において, α 律動の ERD は手首屈伸運動中に観測されたが, 対側有意性は見られなかった. 一方, 手首屈伸運動後に現れる β 律動の ERS については, 対側有意に見られた. 被験者 A1 でトポグラフィで確認したところ, 右手および左手の手首屈伸運動とそのイメージ時に有意な β 律動の ERS が観測されたチャンネルは C1P と C2P であった.

被験者 A1 と同様, 各被験者の有意な ERS が観測されたチャンネルおよび, 時間窓, 周波数帯域について同定した結果を表 3.1 に示している. 全被験者において, 運動及びそのイメージ時に β 律動の ERS が対側運動野近傍で観測された. 運動時およびそのイメージ時において同一チャンネルとなった被験者は 1, 2, 3, 6 であり, 同一とならなかった被験者は 4, 5, 7, 8 であった.

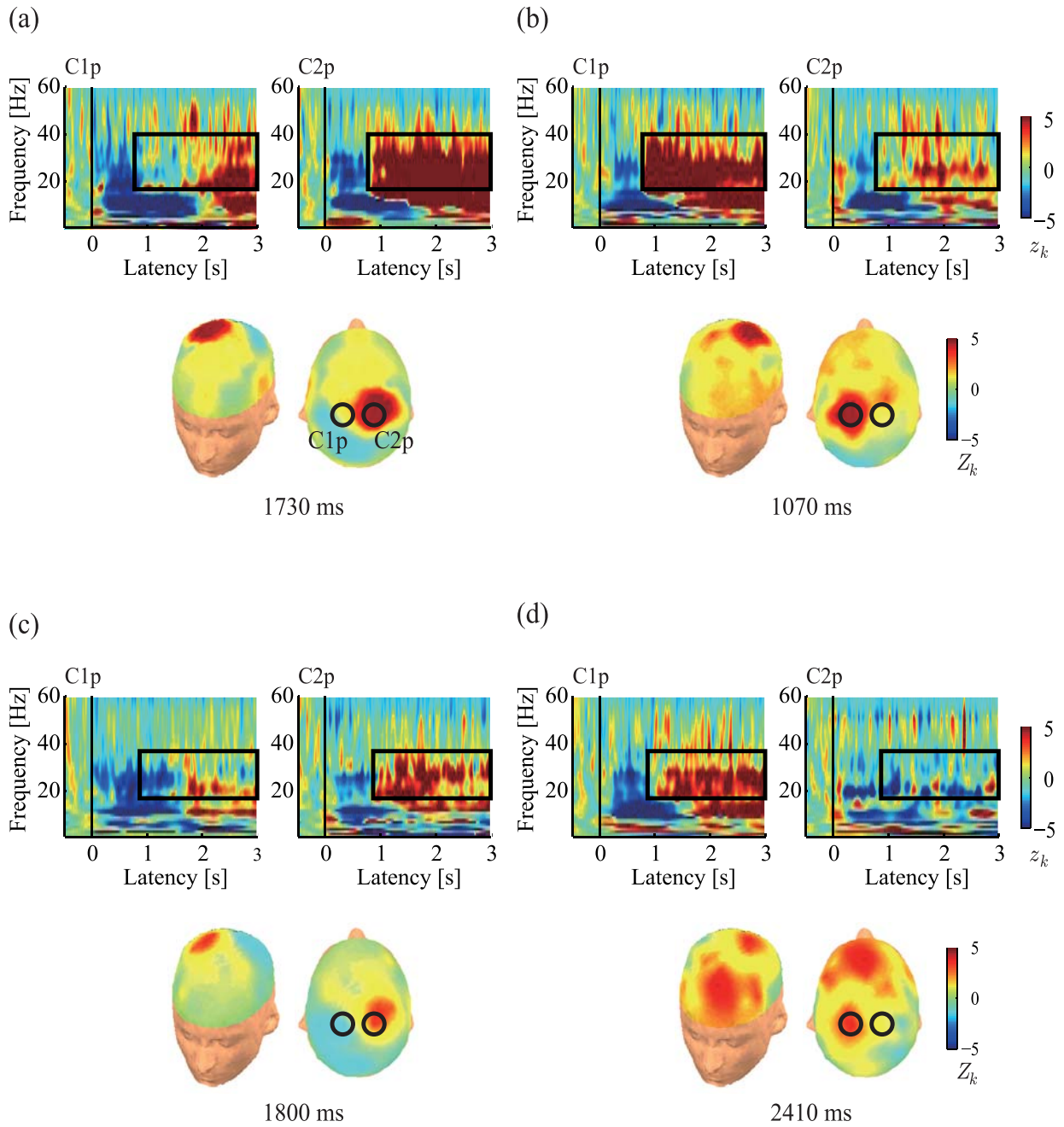


図 3.4 被験者 A1 の時間-周波数解析結果. $(z_k(t, f))$ および $Z_k(t; f_L, f_H)$ のピーク潜時のトポグラフィ. (a) 左手首屈伸運動時, (b) 右手首屈伸運動時, (c) 左手首屈伸運動イメージ時, (d) 右手首屈伸運動イメージ時. 識別に用いた時間窓と周波数帯域は黒の四角で囲んでいる. チャンネル C1P と C2P は黒丸で囲んでいる.

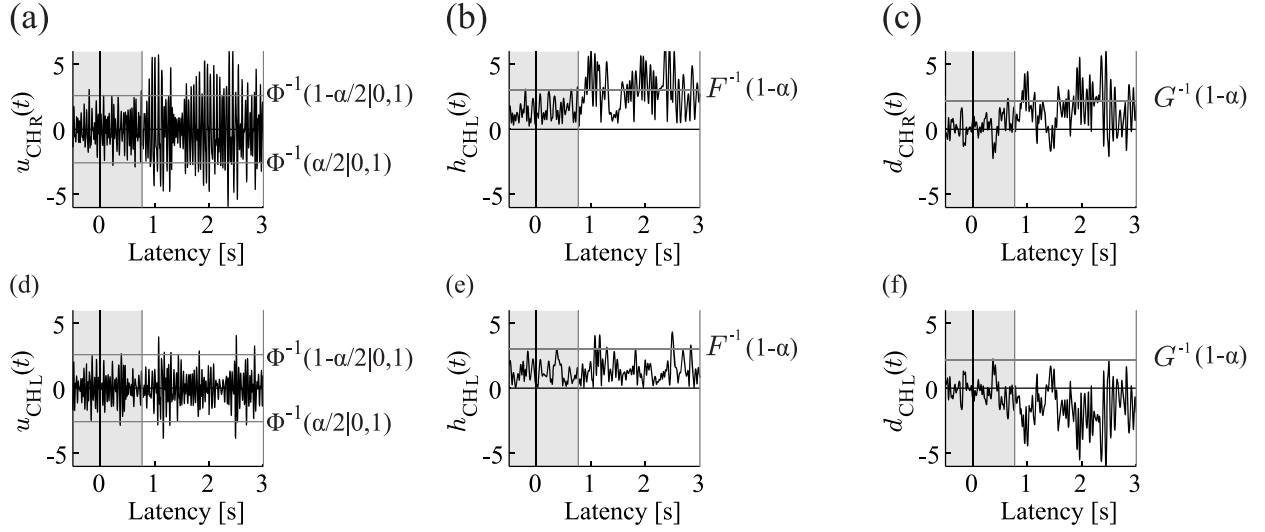


図 3.5 被験者 A1 のバンドパスフィルタ通過後の標準化後の時間波形 (a) $u_{CH_R}(t)$, (d) $u_{CH_L}(t)$, その法絡線 (b) $h_{CH_R}(t)$, (e) $h_{CH_L}(t)$, その差分波形 (c) $d_{CH_R}(t)$, (f) $u_{CH_L}(t)$. 水平の灰色の線は有意水準 $\alpha = 0.01$ の閾値を表す. 識別する時間の範囲 $[t_S, t_E]$ は縦の灰色の線で表している. 閾値を越えてる時間長さを比較すると, CH_R (上列) のほうが CH_L (下列) よりも長い.

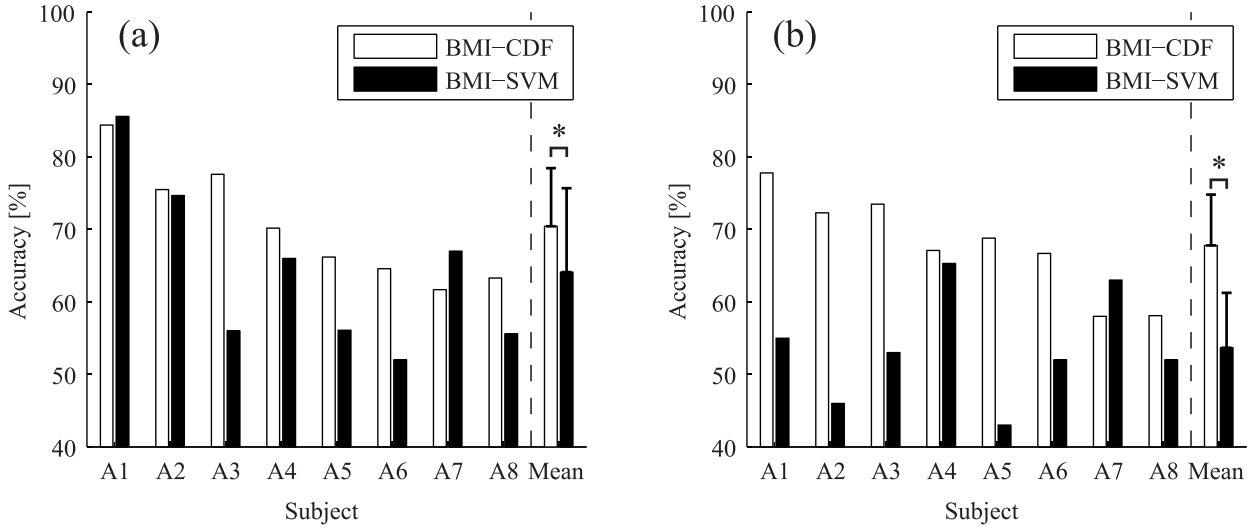


図 3.6 各被験者の識別率およびその平均. (a) 運動時, (b) 運動イメージ時. アスタリスク (*) は有意差があることを示している (paired t -test, $p < 0.05$).

3.3.2 識別

被験者 A1 の右手運動時の $u_m(t)$ および $h_m(t)$, $d_m(t)$ の時間波形を図 3.5 に示す. $u_{CH_R}(t)$ および $h_{CH_R}(t)$, $d_{CH_R}(t)$ の閾値を超えた時間長さは, それぞれ $u_{CH_L}(t)$, $h_{CH_L}(t)$, $d_{CH_L}(t)$ のものよりも長

表 3.2 正しく識別された試行（カッコ内は識別された試行数）および ITR. ITR の単位はビット/分である.

Subject	Task	BMI-CDF		BMI-SVM	
		Acc.	ITR	Acc.	ITR
A1	Movement	81 (96)	4.32	83 (97)	4.93
	Imagery	63 (81)	2.29	55 (100)	0.09
A2	Movement	71 (94)	2.23	74 (99)	2.19
	Imagery	60 (83)	1.48	46 (100)	0.06
A3	Movement	66 (85)	2.38	56 (100)	0.12
	Imagery	50 (68)	1.36	53 (100)	0.03
A4	Movement	66 (94)	1.37	66 (100)	0.90
	Imagery	53 (79)	0.82	66 (100)	0.90
A5	Movement	43 (65)	0.60	55 (98)	0.13
	Imagery	44 (64)	0.80	43 (100)	0.17
A6	Movement	42 (65)	0.49	51 (98)	0.01
	Imagery	42 (63)	0.62	52 (100)	0.01
A7	Movement	58 (94)	0.45	67 (100)	1.02
	Imagery	40 (69)	0.15	63 (100)	0.59
A8	Movement	57 (90)	0.56	55 (99)	0.09
	Imagery	43 (74)	0.17	52 (100)	0.01

い. このとき, BMI-CDF は「右手」と識別する. $u_{\text{CH}_R}(t)$ と $u_{\text{CH}_L}(t)$, $h_{\text{CH}_R}(t)$ と $h_{\text{CH}_L}(t)$ は共に閾値を超えていることがある. 一方, $d_{\text{CH}_R}(t)$ は閾値を超えているが, $d_{\text{CH}_L}(t)$ は閾値を超えておらず, 一方のチャンネルのみで閾値を越えている. このことから, $d_m(t)$ のほうが, $u_m(t)$ や $h_m(t)$ よりも識別に向いている指標だと考えられる,

テストデータの識別率を図 3.6 に示す BMI-CDF と BMI-SVM の識別率の差は小さく, 特に運動時は差が小さい. しかし, BMI-CDF の平均識別率は, BMI-SVM の平均識別率よりも高い ($p < 0.05$). BMI-CDF について, 運動時に最も高い識別率は 84.4% 運動イメージ時に最も高い識別率は 77.8% だった.

被験者 7, 8 の識別率が 60% 前後であり, 他の被験者の識別率 (70% 前後及びそれ以上) よりも運動イメージ時の識別率が比較的低かった. これは, 被験者 7, 8 の β 律動の大きさそのものが小さかったことを示唆している.

表 3.2 に正しく識別された試行および, 識別された試行数, ITR を示している. BMI-SVM は全試行を 2 クラス (「右手」, 「左手」) に識別する (ただし, ノイズが大きく正常に計測できていない試行は取り除いていることに注意). 一方, BMI-CDF は全試行を識別しない. ITR の結果も表 2 に示している, BMI-CDF の ITR の平均値は BMI-SVM のものよりも高かった ($p < 0.05$).

3.4 検討

3.4.1 パラメータの同定

パラメータ同定するための周波数解析結果について検討する。

まず、 α 律動の帯域について検討する。図 3.4 から分かる通り、C1p, C2p において 0 ms から 2000 ms に律動が減衰した後、律動の増大が見られている。しかし、この変動には上述した視覚刺激の処理に関わる α 律動の減衰が大きく影響している可能性を考慮すべきであり、運動に関わる神経活動を反映した変動をそのまま示しているとは考えにくい。また、他の研究 [9, 11] で示されているような対側での α 律動の減衰に相当するものを明確には検出することができなかった。これに関しては、1 回の試行の長さを十分な時間とっておき、その間に動作を続けることで視覚刺激の影響を避けることが可能であると考えられる。しかし、1 試行の長さが短いことにより、一旦減衰した α 律動の回復が十分でないときに再び α 律動の減衰が起きたために、プリトリガ期間からの減衰が対側で有意には変動しなかったとも考えられる。このことは、視覚刺激の影響がなかったとしても、短時間で律動を変動させることが困難であることを示唆しており、情報伝達量を上げる際に問題となりうる。次に β 律動の帯域に関して、1500~3000 ms にかけて右手の場合は C3, C3p で、左手の場合は C4, C4p で律動の増大が見られる。C3 や C4 だけでなく、それより頭部後方の C3p, C4p の変動も大きい。これらの結果について、実験では手首の屈伸運動時には物に触れないようにしたが、運動のフィードバック系により、手を動かしたただけであっても体性感覚野も同時に活動したため活動範囲が広がったことも考えられる。

3.4.2 識別

BMI-CDF は閾値を超えた時間長さを比較するのみで、振幅の大きさそのものを直接的に用いてはいない。これは、もし大きなスパイク上のノイズがチャンネル CH_R , CH_L の EEG に含まれた場合でも、BMI-CDF は識別できうる。反対に、振幅の大きさを直接的に用いると、誤識別しうる。

BMI-CDF は $d_{CH_R}(t)$ と $d_{CH_L}(t)$ 等の差分信号を用いている。もし長時間に及ぶノイズ、例えば眼球運動等、により閾値を超える場合、 $u_m(t)$ や $h_m(t)$ だけにに基づく識別器の場合誤識別しうる。これは、ノイズにより閾値を越えた時間長さが、脳活動により閾値を超えた時間長さよりもはるかに長い場合、後者が無視できうるからである。このような条件下では、2 つの差分信号を取ることで、2 つに共通するノイズ成分を打ち消すことができ、識別率を向上させることができる。

BMI-CDF については、識別のために 2 つのチャンネル CH_R , CH_L のみを用いたが、瞬目成分自動同定・除去法やスプライン・ラプラシアン解析などの前処理のためにそれ以外のチャンネルを多数使用する必要がある。しかし、少数の EEG 電極のみで瞬目成分を除去することができる方法が報告されているほか [25]、電極の同定作業さえ行えば、スプライン・ラプラシアン解析で必要となる電極数も減らすことができると思われる。

CSP より特徴量を取得する BMI-SVM は、BMI-CDF と同様、数学的には 2 つのチャンネルの EEG の

みでも識別することはできる。しかし、3.1 節で述べたとおり、CSP は性能を発揮するには多数の電極を要する [14]。このことから、2 つのチャンネルという条件のもとでは、BMI-CDF は BMI-SVM よりも識別率が高いといえる。

BMI-CDF はトレーニングデータを用いて同定したチャンネル、時間窓、周波数帯域を利用してテストデータを識別した。この場合、機械学習の手法を用いているように感じるかもしれない。しかし、本論文で重視していることは、生理学的知見を事前情報として用いていることにある。すなわち、過去に報告されている生理学的知見とは合致しない情報を元には識別をしないということにある。一方、CSP は生理学的には根拠の無い現象を学習しうる。さらに、SVM で学習して得られるパラメータは、生理学的知見とは必ずしも一対一対応するものではない。このことは、識別率を向上する上で、障害となりうる。

BMI-SVM で特徴量抽出として用いた CSP は、同定した時間窓で共分散行列を計算するので、その同定した時間窓に大きく影響される。共分散行列の計算においては、できるだけその ERS が惹き起こされている時間窓のみで計算すべきである。一方、ERS が惹き起こされる時間窓は、試行毎に異なる。それゆえ、同定時間窓を短く取ったために同定時間窓外で ERS が惹き起こされた場合、誤識別となりうる。それとは対照的に、BMI-CDF は同定した時間窓は、それ以外の潜時において閾値を超えたか否かを無視するために用いるためであり、識別するために直接用いるものではない。また、図 3.5 を参照して分かるように、CH_R と CH_L の時間波形について、同定した時間窓以外の範囲では、閾値を超えることはほとんど起こっておらず、上記のことから、BMI-CDF は時間窓の同定は必ずしも必要ではないが、アーチファクトに対するロバスト性を考慮すると、同定した区間内のみで識別することが有効であると考えられる。

BMI-SVM は全ての試行を 2 つのクラスに識別するが、BMI-CDF は全ての試行を識別することはなく、3 つのクラスに識別する（「右手」、「左手」、「中立」）。言い換えると、BMI-CDF は識別が困難な試行を検出し、それを除去する能力がある。それゆえ、識別困難な試行が多いと考えられる運動イメージの試行において、被験者が β 律動を発生する訓練をするのには適している。また、閾値はノイズレベルのみから設定できることから、非同期型 BMI、すなわち、今回の実験で用いたような視覚刺激無しの BMI を設計することができる。BMI-CDF と同様、BMI-SVM は「中立」を導入することで識別率をさらに向上させることができるかもしれない。ただし、この場合、「中立」の試行をいかにして検出するかが課題となる。

BMI-CDF の識別率向上の原因は、識別しやすい試行のみを識別したからだと指摘がありうる。しかし、この識別率向上の原因はこれだけではない。識別率が 50% と考えられる試行を除いたと考えたとき、BMI-CDF は BMI-SVM よりも識別率が高い。

3.5 まとめ

本章では、スプライン・ラプシアン法を用いてノイズを低減し、その後ウェーブレット解析によって ERS および ERD が観測されるチャンネル、時間窓、周波数帯域を個人毎に同定を行った。本章の実験パラダイムにおいては、他の研究 [9, 11] で示されているような対側での α 律動の ERD は観測されなかったが、運動終了後に対側で β 律動の ERS は全被験者について対側有意に観測された。

同定したチャンネル，時間窓，周波数帯域の情報を用いて，プリトリガ期間の EEG より CDF を用いて閾値を計算し，この閾値を左右識別する，BMI-CDF を提案した．BMI-CDF は左右手首屈伸運動時およびそのイメージ時いずれでも従来法である BMI-SVM よりも識別率が高かった．特に，左右手首屈伸運動イメージ時については 10% 以上識別率が高くなった．

参考文献

- [1] C. Neuper, R. Scherer, M. Reiner, and G. Pfurtscheller. Imagery of motor actions: Differential effects of kinesthetic and visual-motor mode of imagery in single-trial EEG. *Cognitive Brain Research*, Vol. 25, No. 3, pp. 668–677, 2005.
- [2] 森岡周. リハビリテーションのための脳・神経科学入門. 協同医書出版社, 2005.
- [3] P. Dechent, K.-D. Merboldt, and J. Frahm. Is the human primary motor cortex involved in motor imagery? *Cognitive Brain Research*, Vol. 19, No. 2, pp. 138–144, 2004.
- [4] G. Pfurtscheller and F. H. L. da Silva. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: Basic principles. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 110, No. 11, pp. 1842–1857, 1999.
- [5] G. Pfurtscheller and T. Solis-Escalante. Could the beta rebound in the eeg be suitable to realize a “brain switch”? *Clinical Neurophysiology*, Vol. 120, No. 1, pp. 24–29, 2009.
- [6] X. Liao, D. Yao, D. Wu, and C. Li. Combining spatial filters for the classification of single-trial EEG in a finger movement task. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 54, No. 5, pp. 821–831, 2007.
- [7] Q. Xu, H. Zhou, Y. Wang, and J. Huang. Fuzzy support vector machine for classification of eeg signals using wavelet-based features. *Medical Engineering & Physics*, Vol. 31, No. 7, pp. 858–865, 2009.
- [8] J. Müller-Gerking, G. Pfurtscheller, and H. Flyvbjerg. Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 110, No. 5, pp. 787–798, 1999.
- [9] B. Blankertz, G. Dornhege, M. Krauledat, K.-R. Müller, V. Kunzmann, F. Losch, and G. Curio. The Berlin brain–computer interface: EEG-based communication without subject training. *IEEE Transactions on Neural System and Rehabilitation Engineering*, Vol. 14, No. 2, pp. 147–152, 2006.
- [10] J. Lehtonen, P. Jylanki, L. Kauhanen, and M. Sams. Online classification of single EEG trials during finger movements. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 55, No. 2, pp. 713–720, 2008.
- [11] C. Vidaurre, A. Schlogl, R. Cabeza, R. Scherer, and G. Pfurtscheller. Study of on–line adaptive discriminant analysis for EEG-based brain computer interfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 54, No. 3, pp. 550–556, 2007.
- [12] X. Lei, P. Yang, and D. Yao. An empirical bayesian framework for brain–computer interfaces. *IEEE Transactions on Neural System and Rehabilitation Engineering*, Vol. 17, No. 6, pp. 521–529, 2009.
- [13] C. Neuper and G. Pfurtscheller. Evidence for distinct beta resonance frequencies in human EEG

- related to specific sensorimotor cortical areas. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 112, No. 11, pp. 2084–2097, 2001.
- [14] C. Guger, H. Ramoser, and G. Pfurtscheller. Real-time EEG analysis with subject-specific spatial patterns for a brain-computer interface (BCI). *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, Vol. 8, No. 4, pp. 447–456, 2009.
- [15] H. Ramoser, J. Müller-Gerking, and G. Pfurtscheller. Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, Vol. 8, No. 4, pp. 441–446, 2000.
- [16] American Clinical Neurophysiology Society. Guideline 5: Guidelines for standard electrode position nomenclature. *Journal of Clinical Neurophysiology*, Vol. 23, No. 2, pp. 107–110, 2006.
- [17] Y. Okada, J. Jung, and T. Kobayashi. An automatic identification and removal method for eye-blink artifacts in event-related magnetoencephalographic measurements. *Physiological Measurement*, Vol. 28, No. 12, pp. 1523–1532, 2007.
- [18] S. K. Law, P. L. Nunez, and R. S. Wijesinghe. High-resolution EEG using spline generated surface Laplacians on spherical and ellipsoidal surfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 40, No. 2, pp. 145–153, 1993.
- [19] P. L. Nunez, R. B. Siberstein, P. J. Cadusch, R. S. Wijesinghe, A. F. Westdrop, and R. Srinivasan. A theoretical and experimental study of high resolution EEG based on surface Laplacians and cortical imaging. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 90, No. 1, pp. 40–57, 1994.
- [20] J.-P. Lachaux, A. Luts, D. Rudrauf, D. Cosmelli, M. L. V. Quyen, J. Martinerie, and D. Varela. Estimating the time-course of coherence between single-trial brain signals: An introduction to wavelet coherence. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 32, No. 3, pp. 157–174, 2002.
- [21] N. Thrane. The hilbert transform. *B&K Technical Review*, Vol. 3, pp. 2539–2540, 1984.
- [22] A. Médl, D. Flotzinger, and G. Pfurtscheller. Hilbert-transform based predictions of hand movements from EEG measurements. *Proceedings of Annual International Conference IEEE on Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol. 14, pp. 2539–2540, 1992.
- [23] W. Rosenstiel, N. Birbaumer, and A. Kubler. An MEG-based brain-computer interface (BCI). *Neuro Image*, Vol. 36, No. 3, pp. 581–593, 2007.
- [24] C. C. Chang and C. J. Lin. LIBSVM: a library for support vector machines. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, 2001.
- [25] A. Scholögl, C. Keinrath, D. Zimmermann, R. Scherer, R. Leeb, and G. Pfurtscheller. A fully automated correction method of eog artifacts in EEG recordings. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 118, No. 1, pp. 98–104, 2007.

4 定常体性感覚誘発電位に基づく左右示指への注意識別

4.1 背景および目的

一定周波数の振動刺激を身体に与えると体性感覚野に定常体性感覚誘発電位 (Steady-State Somatosensory Evoked Potential, SSSEP) が現れることを、著者の知る限りでは Snyder らが初めて報告した [1]. 左手に 2~40 Hz の振動刺激を与えると、それと同じ周波数の周期的な電位変動が対側体性感覚野で現れ、26 Hz 近傍で SNR のよい SSSEP が得られたと報告している. さらに, Giabbiconi らは、右手示指に 26 Hz, 左手示指に 20 Hz という異なる振動刺激を同時に与えたところ、注意を向けた場合の SSSEP が、注意を向けない場合に比べ有意に増大したことを報告している [2,3]. また、この SSSEP の変化に基づく BMI が近年報告されている [4]. SSSEP は、運動機能に障害がありながらも体性感覚機能に障害がない症例の場合、使用者に視覚刺激を用いた BMI のような制約をかけることなく BMI を使用できると考えられる. なお、個人毎に SSSEP の惹き起こされやすい周波数が異なり [4]、背景脳波を差し引いて得られる SSSEP の振幅スペクトルが最大となる周波数を、本論文では便宜上「最適周波数」と呼ぶことにする. SSSEP に基づく BMI は、P300 や SSVEP に基づく BMI のように、視機能本来の外界情報を捉え処理する機能を BMI に占有されることがないという長所がある.

運動イメージによる BMI では、BMI 使用者自身が意図したときに動作する非同期型 BMI の報告 [5] がある. しかし、SSSEP に基づく BMI の他の報告 [4] では体性感覚刺激が一定間隔で停止、動作を繰り返しており、非同期型 BMI を構築することができない. また、その報告で用いられている Lock-in Analyzer System(LAS) [6] は狭帯域フィルタの一種で、周波数情報のみによる信号抽出法であるため、自発脳波である α , β 律動や眼球運動、瞬目に関わるアーチファクト、ノイズ等が同一周波数に含まれる場合、SSSEP とその他の信号の分離が困難である.

そこで、本章では、非同期型 BMI の構築を目的とし、機械振動刺激を常に呈示し、実験を行った. さらに、狭帯域フィルタ以外に統計的手法を組み合わせる解析を行い、その有用性を検討した. 体性感覚刺激の周波数について、個人毎に SSSEP の惹き起こされやすい周波数が異なり [4]、背景脳波を差し引いて得られる SSSEP の振幅スペクトルが最大となる周波数を、本論文では便宜上「最適周波数」と呼ぶことにし、[I] 固定周波数 (右手 26 Hz, 左手 20 Hz), [II] 最適周波数の 2 種類の実験を行った. [I] の周波数は、Giabbiconi らの報告 [2] と同一である.

4.2 実験方法

4.2.1 被験者

運動機能，視機能が共に正常な男性 5 名（21～25 歳，被験者 B1：左利き，被験者 B2～B5：右利き）が実験に参加した．被験者には実験の目的と手順を説明し，同意を得た．なお，利き手は Edinburgh handedness inventory [7] により判定した．

4.2.2 実験環境

視覚刺激呈示には 21 インチ CRT ディスプレイ（Sony Corp., CPP-21GS2）を用いた．被験者とディスプレイとの距離は 0.50 m とした．実験は暗室で行った．被験者は椅子に座り，机上に自作の体性感覚刺激装置を配置し，その装置の上に手を置いた．本装置は，両手示指，中指に刺激を与えることができるものである．体性感覚刺激には DC ソレノイド（BLP Components Ltd., 44A220621620）を用い，指を押す力の強さを 0.5 N になるよう調整した．DC ソレノイドと指との接触面は，直径 1.5 mm の円形である．体性感覚刺激装置の回路については付録 A.5 節に示す．

4.2.3 EEG 計測

EEG は 96 チャネルのデジタル EEG システム（Bio-logic, Inc., USA）を用いて計測した．最適周波数を選択する際（後述する予備実験 1 の時）には，拡張式 10-20 法 [8] の CP_3 , CP_4 , CP_Z で測定を行い，その他の実験（後述する予備実験 2 および本実験）については，拡張式 10-20 法に基づく全頭を覆う合計 61 箇所での測定を行った（図 4.1）．全ての実験で基準電極を左右耳朶，接地電極を左乳様突起として測定した．また，同時に上下，左右方向の眼電図も測定した．眼電図の電極は図 4.1 中の EOG_{L2} （左）， EOG_{R2} （右）， EOG_{L1} （下）， F_{P1} （上）としている．なお， F_{P1} については頭皮上電極としても使用した．EEG は EEG システムのアナログフィルタ（0.1 ～ 100.0 Hz のバンドパスフィルタ）に通した後，サンプリング周波数 256.0 Hz でコンピュータに取り込んだ．

4.2.4 実験課題

右手示指の体性感覚刺激の周波数を f_R Hz，左手示指の体性感覚刺激の周波数を f_L Hz とする．被験者 B1～B3 については， $f_R = 26.0$ Hz， $f_L = 20.0$ Hz とした．これらの周波数は，Giabbiconi らの報告 [2] と同一である．さらに被験者 B3 も含め，被験者 B4，B5 については個人毎に最適な SSSEP の周波数を設定 [4] することの効果を調べることを目的として，次に述べる予備実験によって f_R , f_L を選択し，その選択した周波数を用いて SSSEP を求めた．

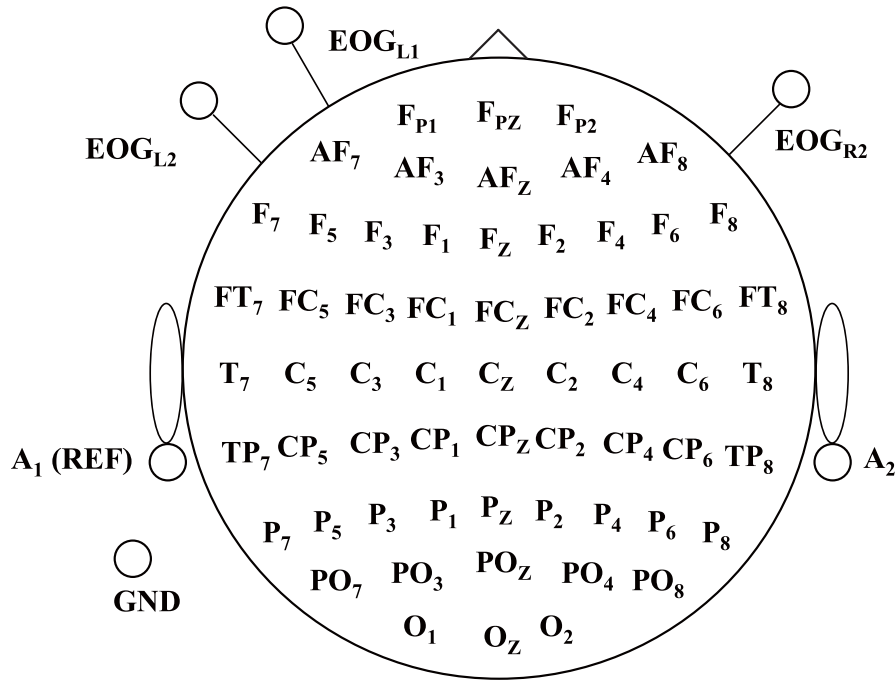


図 4.1 示指注意による SSSEP の変調に基づく BMI 実験時の電極配置図

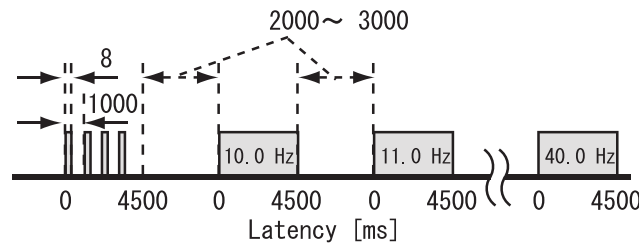


図 4.2 予備実験 1 のタイムチャート.

予備実験 1: 最適周波数の選択

CRT ディスプレイ中央には固視点を常に表示し、被験者は常にそれを固視した。

示指への体性感覚刺激呈示のタイムチャートを図 4.2 に示す。体性感覚刺激の周波数は 1.0 Hz (ON 期間: $1/120$ s (≈ 8 ms)) および 10.0~40.0 Hz で 1.0 Hz 刻みに増加させたもの (デューティ比 50%) である。1.0 Hz 時に ON 期間を $1/120$ s としているのは商用周波数 (60 Hz) と合わせて、それ以外の周波数にノイズを発生させないためである。振動時間は 4500 ms であり、試行間には 2000~3000 ms の間隔をとった。右手示指、左手示指についてそれぞれ行い、4.3.1 項で述べる方法によって最適な周波数を決定し、それぞれ f_R Hz, f_L Hz とした。

予備実験 2: SSSEP マップ取得のための多チャンネル計測

予備実験 2 では 4.3.2 節で述べる SSSEP マップを取得するため、頭皮上電極数を 61 個と増加させて計測した。予備実験 1 と同様、CRT ディスプレイ中央には固視点を常に表示し、被験者は常にそれを固視した。

右手示指に予備実験 1 で同定した f_R Hz もしくは左手示指に f_L Hz の体性感覚刺激を呈示した。予備実験 1 と同様、振動時間は 4500 ms とし、それを 1 試行とし、それぞれの示指について 10 回の試行を行った。試行間には 2000～3000 ms の間隔をとった。

本実験

実験課題の概要を図 4.3 に示す。CRT ディスプレイ中央には固視点を常に表示し、被験者は常にそれを固視した。試行については、4000 ms 間視覚刺激（「R」あるいは「L」）をランダムに呈示し、その視覚刺激が呈示されている間、被験者は「R」の場合は右手、「L」の場合は左手の示指に注意を向けるものを 1 回の試行とした*¹。ここで、被験者が注意を向ける際の課題は、両手中指に呈示する体性感覚刺激について、周波数固定時には数を数える、もしくは最適周波数時には教示された方の中指体性感覚刺激があったか否かを認識することである。試行間には 2000～3000 ms の間隔をとり、この間は固視点と「N」を呈示した*²。この間、中指体性感覚刺激に関する課題を行わないことにより、被験者はいずれの示指にも注意を向けないようにした。なお、実験後に被験者に聞き取りを行い、「N」の呈示中は示指に注意を向けていなかったことを確認した。

体性感覚刺激の周波数を固定した時の視覚・体性感覚刺激呈示のタイムチャートを図 4.4 に示す。被験者が注意を向けているか否かを評価するため、中指に注意を評価するための体性感覚刺激を与えた。2000～4000 ms の間にランダムな回数で先述の DC ソレノイドによって両手中指に体性感覚刺激を与えた。体性感覚刺激の与え方は、ON 期間が 1/120 s となるような矩形波信号で、体性感覚刺激の時間間隔は最小で 500 ms とした。指を押す力の強さは示指と同様 0.5 N となるように調整した。また、1 試行内の左右中指の体性感覚刺激回数は必ず異なるようにし、さらに、左右いずれも最低 1 回の体性感覚刺激を与えた。被験者は注意を向けた方の中指の体性感覚刺激を数え、1 回の試行終了毎に口頭で答えた。

体性感覚刺激の最適周波数を選択した時の視覚・体性感覚刺激呈示のタイムチャートを図 4.5 に示す。示指に与える体性感覚刺激周波数は予備実験 1 で決定した f_R , f_L を用いた。また、注意を評価するための中指に関する課題を簡略化した。簡略化することにより、示指への注意を容易にし、かつ、本研究の目標としている示指振動刺激のみの BMI の状態に近づけることができる。注意を向けるべき方の中指に、2000～4000 ms の間に先述の DC ソレノイドにより両手中指に 1 回のみ体性感覚刺激を与えた。この体性感覚刺激は、ON 期間が 1/120 s となるような矩形波信号である。被験者は中指体性感覚刺激に注意を向け、それを認識できなかった場合、試行終了後に口頭で答えるようにした。

周波数固定の場合、40 回の試行を 1 セットとし、 $f_R = 26$ Hz, $f_L = 20$ Hz として 2 セットずつ、計 4

*¹ 「R」、「L」はそれぞれ Right（右）、Left（左）の頭文字を意味している。

*² 「N」は Neutral の頭文字を意味している。

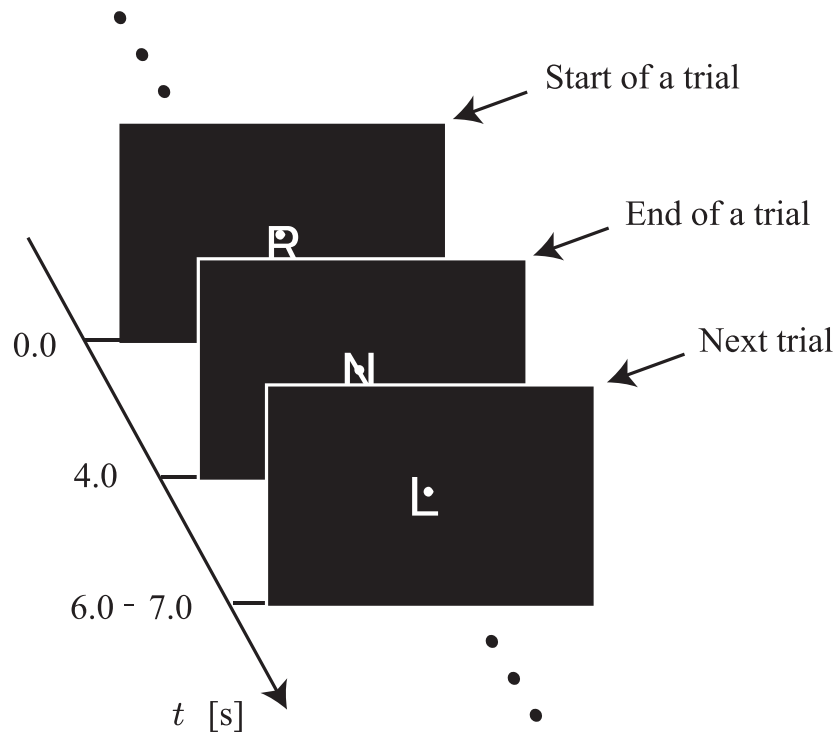


図 4.3 SSSEP の変調に基づく BMI の実験課題の概要

セット行った。最適周波数選択の場合、4 セット行った。1 セット毎に休憩を取り、疲れや眠気のない状態で実験を行った。なお、1 セット内で「R」と「L」を同じ回数とした。

4.3 解析方法

本実験における解析方法の概要を図 4.6 に示す。図 4.6 の左列が識別、右列が同定の処理になっている。まずは、右列の説明から行う。SSSEP を取得するための EEG データに対し、左右の体性感覚刺激の周波数が共に通過するバンドパスフィルタに通す。その後、加算平均法により SSSEP を求める。これにより評価ベクトル (evaluation vector) e を生成する。次に、左列の説明を行う。瞬目成分を除去する手法を適用する前処理として識別用の EEG データを BPF に通す。瞬目成分を除去した後、体性感覚刺激の周波数が通過する狭帯域フィルタに通す。その後 2.2.1 節で述べた PCA および 2.2.2 節で述べた ICA により信号を分離し、先ほど導出した評価ベクトル e により成分を同定する。右手、左手の SSSEP に対応する独立成分 IC_R , IC_L について、有意な変動を検出することにより、左右識別を行う。

以降の節で、具体的な解析方法を述べる。

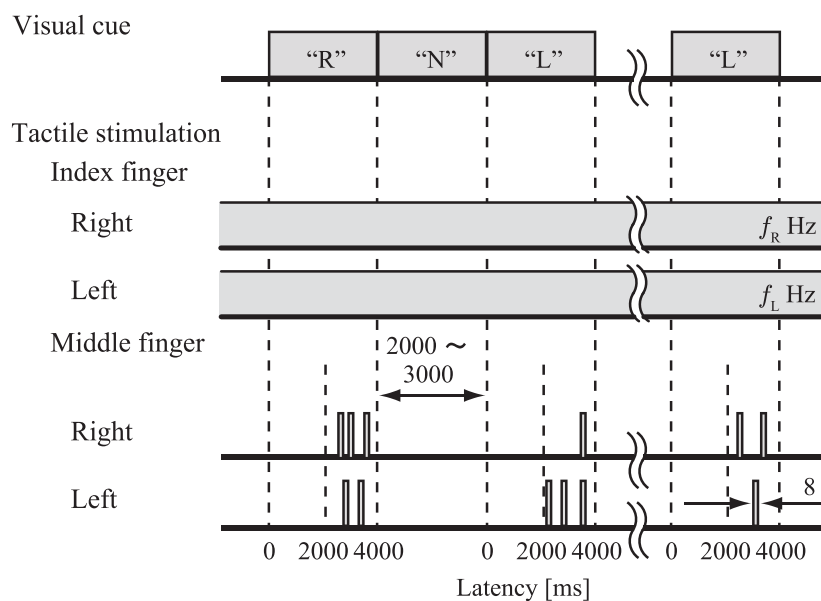


図 4.4 視覚・体性感覚刺激のタイムチャート.

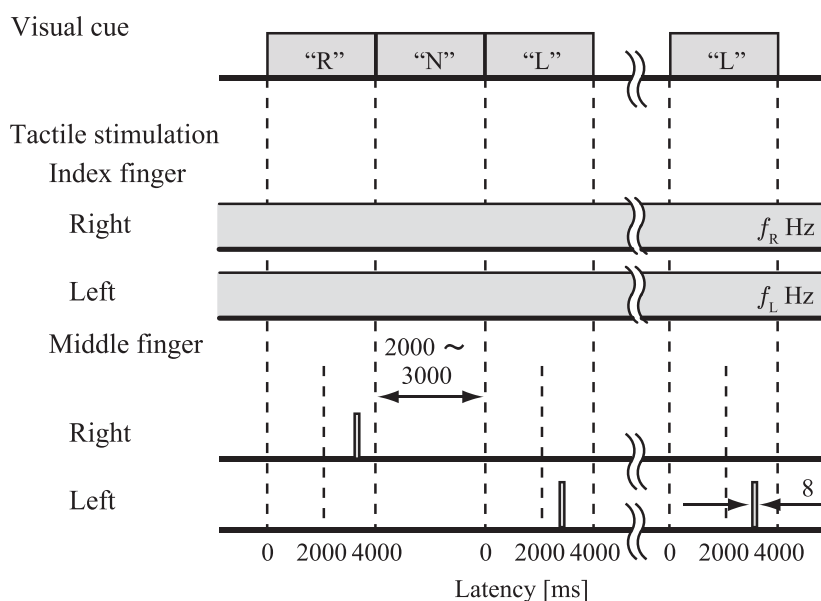


図 4.5 最適周波数を決定する実験における視覚・体性感覚刺激のタイムチャート

4.3.1 体性感覚刺激周波数の選択

予備実験 1 に関する解析方法を示す. SSSEP 以外の余分な低域・高域成分を除くため, 5.0~45.0 Hz のバンドパスフィルタに通した. SSSEP は, 振動刺激開始後 500~4500 ms の期間の EEG について,

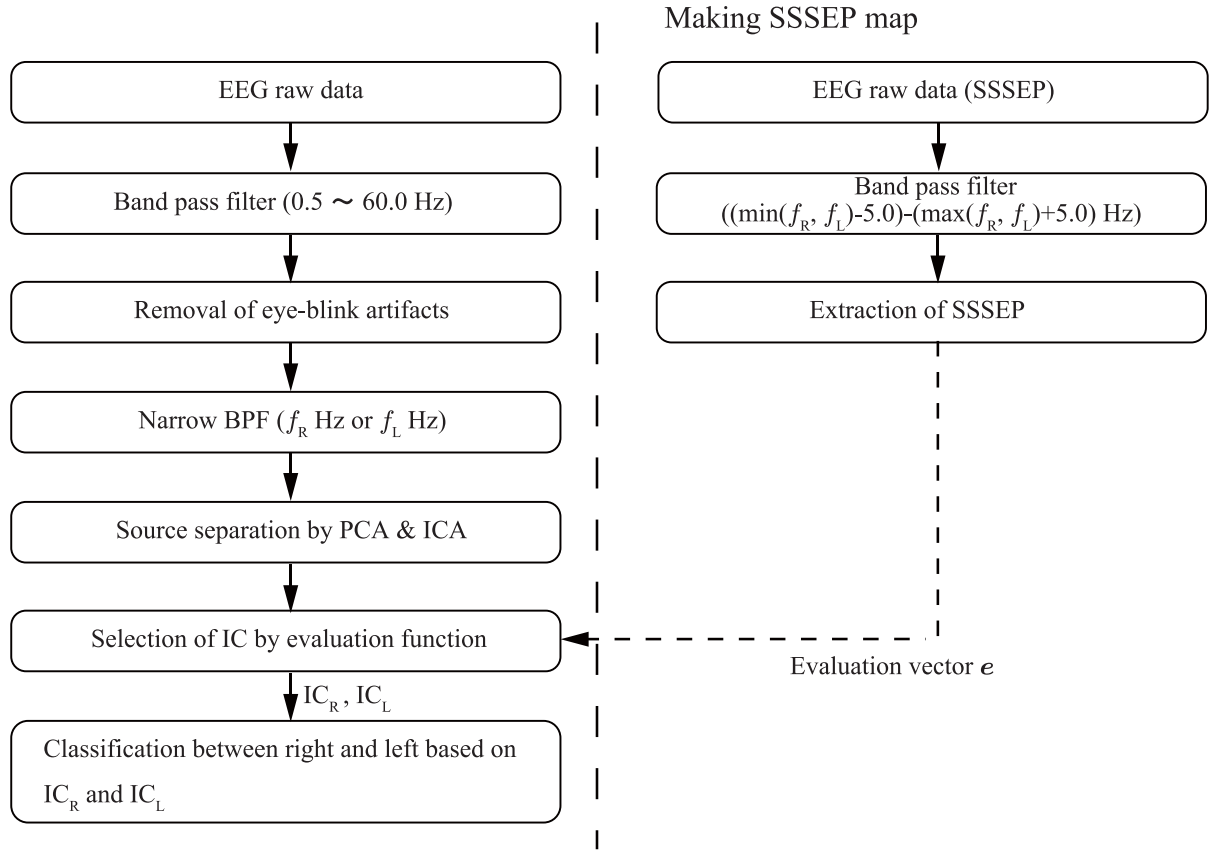


図 4.6 SSSEP の変調に基づく BMI の解析方法. 左側は左右識別に用いるための信号処理系, 右側は評価ベクトル e を生成する信号処理系を示している.

振動刺激を与えている周波数の 1 周期の長さのエポックとして加算平均波形を求めた. ただし, EOG が $\pm 150 \mu\text{V}$ を超えるものについては, その加算平均から除外した. また, 体性感覚刺激と EEG のサンプリング周波数が非同期であり, 加算平均時に対応する潜時の加算平均ができない. そこで, アップサンプリングを行い, 体性感覚刺激と同期した信号を用いて加算平均した. アップサンプリング後のサンプリング周波数は, 体性感覚刺激および計測のサンプリング周波数の最小公倍数とした.

体性感覚刺激 10.0~40.0 Hz での SSSEP から, 体性感覚刺激 1.0 Hz 時の振幅スペクトルの値を差し引いたもののなかで最大の振幅スペクトルとなる周波数を選択した. これは, 1.0 Hz で示指に体性感覚刺激を与えている状態と, 10.0~40.0 Hz で示指に体性感覚刺激を与えている状態では, 示指に注意を向けているという点で脳内活動が同一であると考え, 前者を背景脳波の振幅スペクトルとして差し引くことにより SSSEP 固有の振幅スペクトルを主に捉えるためである. 選択した周波数について, 右手を f_R Hz, 左手を f_L Hz とする. ただし, 周波数を固定した実験については, $f_R = 26$ Hz, $f_L = 20$ Hz である.

4.3.2 SSSEP マップの生成

SSSEP 以外の余分な低域・高域成分を除くため、 $(\min(f_R, f_L) - 5.0) \sim (\max(f_R, f_L) + 5.0)$ Hz のバンドパスフィルタに通した。周波数固定の場合は、本実験の全試行に渡る期間の EEG について、また、最適周波数選択の場合は予備実験 2 の振動刺激開始後 500~4500 ms の EEG について、4.3.1 項と同様の方法で加算平均波形を求めた。加算平均開始期間が 500 ms となっているのは、体性感覚刺激開始時のみに現れる誘発成分を除外するためである。

最後に、その加算平均から得られた波形の最大値を各電極 j について求め、評価ベクトル e の第 j 成分 (e_j) とした。この評価ベクトル $e = (e_1, e_2, \dots, e_m)^T$ は、頭皮上の SSSEP に対応している。以降、評価ベクトル e を用いて、ICA により得られた複数の独立成分 (Independent Component, IC) の中から、SSSEP を反映している IC を同定することになる。同定する際に、評価ベクトル e と ICA により得られる荷重ベクトルとの空間パターンの類似度を検討するため、本論文では、それぞれ SSSEP マップ、IC マップと便宜上呼ぶことにする。

4.3.3 左右識別

初めに、前処理について述べる。低周波数のドリフト成分およびハムノイズ等のノイズを取り除くため、0.5 ~ 60.0 Hz のバンドパスフィルタに通した。視覚刺激呈示前 500 ms、視覚刺激呈示後 4000 ms のデータを 1 エポックとした。ここで、視覚刺激を呈示した潜時を 0 ms とし、視覚刺激呈示前 500 ms から視覚刺激呈示までの期間を以降プリトリガと呼ぶ。眼電図が $\pm 150 \mu V$ を超えた電位変動を含むエポックを瞬目や眼球運動があった試行とし、運動イメージに基づく BMI の解析法と同様、全頭の電極に対し、律動変動に基づいた BMI の実験の解析時に用いたものと同一の、ICA による瞬目成分自動同定・除去法 [9] により全頭電極から瞬目成分を取り除いた。

次に、SSSEP の同定方法について述べる。体性感覚刺激の周波数を中心周波数とする通過帯域幅 1.0 Hz (通過帯域: $(f_R - 0.5) \sim (f_R + 0.5)$ Hz および $(f_L - 0.5) \sim (f_L + 0.5)$ Hz) の狭帯域バンドパスフィルタに通した。その後、2.2.1 節で述べた PCA および 2.2.2 節で述べた ICA を行い、SSSEP の抽出を行った。なお、用いた ICA のアルゴリズムは、瞬目成分自動同定・除去法で用られているものと同様、Infomax [10] である。PCA および ICA による信号分離モデルは、観測信号数を N 、信号源の信号数を D ($D \leq N$) とすると、2.2.2 節で述べたとおり、

$$\begin{pmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_D(t) \end{pmatrix} = \mathbf{W} \begin{pmatrix} v_1(t) \\ v_2(t) \\ \vdots \\ v_N(t) \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

と表現できる [11]。なお、 $s_i(t)$ ($i = 1, \dots, D$) は信号源 i の信号、 $v_j(t)$ ($j = 1, \dots, N$) は電極 j における観測信号、 $\mathbf{W}$ は独立成分 (Independent Component, IC) の第 i 成分の荷重ベクトル $\mathbf{w}_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iN})$ から成る行列 ($D \times N$ 行列) である。ICA より得られた IC の中から、SSSEP の信

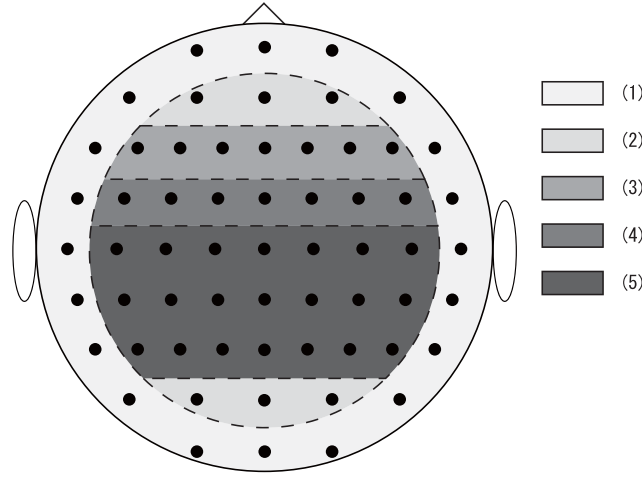


図 4.7 解析に用いる電極セット

号を選択するため，次式に示す評価関数により同定した．

$$f_i = \left| \frac{\mathbf{w}_i}{\|\mathbf{w}_i\|} \cdot \frac{\mathbf{e}}{\|\mathbf{e}\|} \right| \quad (4.2)$$

指標 f_i は，IC マップと SSSEP マップの類似度が高い場合は 1，逆に低い場合は 0 に近づく．本研究ではこの指標の値が最も高かったものを SSSEP であると仮定した．PCA については，累積寄与率を 80% として解析した．参考までに，SSSEP の抽出で ICA を用いずに PCA のみを用いた解析も行った．これは，第一主成分に SSSEP の情報が多く含まれると仮定し，その他の主成分をノイズとして除去する．この場合，同定すべき成分が 1 つと一意に定まる為，SSSEP マップを必要としない．PCA を用いて SNR を向上させる手法は過去に MEG の研究で報告しており [12]，その手法に相当する．

最後に，左右識別の方法について述べる．右手示指，左手示指に与えている体性感覚刺激の SSSEP と同定された IC をそれぞれ IC_R ， IC_L とする．これらの IC について，運動イメージによる BMI と同様，そのプリトリガの S.D. をそれぞれ求め，比較期間（500～4000 ms）で ± 3 SD を超える期間を比較し，その期間が長い方が有意に変化があったとして，左右示指のどちらに注意を向けているかを識別した．例えば， IC_R の方が IC_L よりも比較期間で ± 3 SD を超える期間が長い場合は，右手示指に注意を向けていると識別する．なお，比較期間の開始を 500 ms としているのは，視覚に関わる誘発成分を除外するためである．

使用する電極について，瞬目成分の除去時には全電極，SSSEP マップおよび SSSEP 抽出を行うための PCA および ICA には図 4.7 で示すように電極を減らして解析した．図 4.7 で，番号が大きい領域ほど体性感覚野近傍の電極に局限し，かつその使用電極数も減少している（(1) $N = 61$ ，(2) $N = 41$ ，(3) $N = 35$ ，(4) $N = 28$ ，(5) $N = 21$ ）．

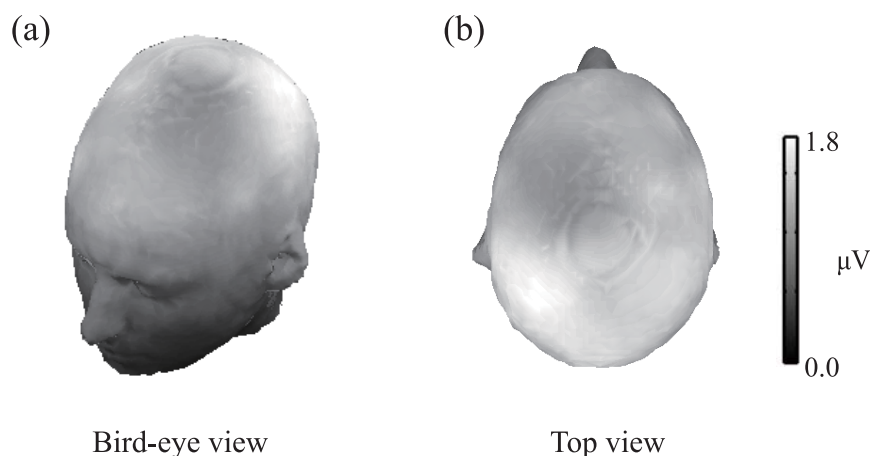


図 4.8 SSSEP の 3D マップの例 (被験者 1)

4.4 結果

4.4.1 最適周波数選択

被験者 B3～B5 の体性感覚刺激の最適周波数について表 4.2 中の左から 2 列目, 上から 7 行目以降に示す. 最適周波数は, β 律動から γ 律動の範囲に渡っていることが分かる.

4.4.2 SSSEP マップ

被験者 B1 に体性感覚刺激 $f_R = 26.0$ Hz, $f_L = 20.0$ Hz を呈示したのときの, 26.0 Hz に対する SSSEP のトポグラフィを 3D 表示した結果を図 4.8 に示す. 対側 (左半球) で SSSEP が大きいことが分かる. 同様にして, 図 4.9 の右列に被験者 B1～B3 の周波数 $f_R = 26$ Hz, $f_L = 20$ Hz 時の 26.0 Hz の SSSEP マップ, 図 4.9 の左列に被験者 B1～B3 の周波数 $f_R = 20.0$ Hz, $f_L = 26.0$ Hz 時の 26.0 Hz の SSSEP マップを示した. 後者については固定周波数 ($f_R = 26.0$ Hz, $f_L = 20.0$ Hz) の実験で周波数を左右示指で入れ替えた実験, 解析方法から取得のものである. これにより同じ 26.0 Hz の SSSEP で比較できる. なお, 図 4.9 以降では, 図 4.8(b) の 3D 表示に相当する結果を 2D 表示して示す. 被験者 B3 以外は, 体性感覚刺激を与えた対側に SSSEP の最大値があることが分かる. 被験者 B3 について, 左手示指の体性感覚刺激では, 同側にも対側にも SSSEP が出現している. 一方, 右手示指の体性感覚刺激では対側のみに出現している. このことから, 全被験者について体性感覚刺激を受けた時に, 刺激を受けた部位に対応する対側体性感覚野が賦活するという生理学的知見と一致する.

被験者 B3～B5 の SSSEP マップを図 4.10 に示す. 被験者 B5 (f_R) 以外で対側で SSSEP が出現していることが分かる. 被験者 B5 の f_R と f_L の SSSEP を比較すると, SSSEP の最大電位が $0.7 \mu\text{V}$ と $2.5 \mu\text{V}$ と比較的差が大きく, また, 他の被験者の SSSEP よりも被験者 B5 の f_L の SSSEP の最大電位が比

表 4.1 被験者 B1～B3 の中指体性感覚刺激カウント数正答率

Subject	$f_R : 26.0 \text{ Hz}, f_L : 20.0 \text{ Hz}$
B1	88.8 %
B2	98.8 %
B3	98.8 %

表 4.2 識別率

Subject	$f_R, f_L \text{ [Hz]}$	PCA				PCA and ICA			
		Area	N_{CT}	CP	Acc.	Area	N_{CT}	N. PC	Acc.
B1	26.0, 20.0	(4)	52	0.84	53.8%	(4)	61	1.1	54.9%
B2	26.0, 20.0	(4)	56	0.63	58.9%	(3)	61	2.4	62.3%
B3	26.0, 20.0	(5)	64	0.77	60.9%	(4)	78	2.2	59.1%
	30.0, 25.0	(1)	101	0.69	52.5%	(3)	104	1.4	52.9%
B4	28.0, 37.0	(1)	60	0.74	53.8%	(1)	90	2.3	57.8%
B5	25.0, 20.0	(2)	113	0.64	63.7%	(5)	123	1.3	56.1%

較的大きいことから、被験者 B5 について左手体性感覚刺激に対する SSSEP を計測する際にノイズが混入し、SSSEP を正確に測定できていなかったと考えられる。

4.4.3 左右識別

周波数固定の実験における、各試行で注意を向けた方の中指の体性感覚刺激を数えた数の正答率を表 4.1 に示す。全被験者について指示された方に注意を向けていることが分かる。最適周波数選択の実験において、全試行について指示された方の中指の体性感覚刺激を認識したことから、全試行について正しく注意を向け実験が遂行されたと判断できる。

被験者 B2 について、SSSEP と同定された IC マップおよびその時間波形の一例を図 4.11 に示す。なお、図 4.11 の IC 時間波形はブリトリガ部の標準偏差によって標準化している。破線は $\pm 3 \text{ SD}$ を表しており、この線の外側へ超えた場合、有意な増加があると言える。図 4.11 において、同定された IC マップ w_i は対側でその係数が大きいことには変わらないが、注意を向けている IC の方が、注意を向けていない IC よりも、有意に増加した期間が長いことが分かる。すなわち、注意を向けている SSSEP の方が有意に増加した期間が長いと言える。

識別率について表 4.2 に示す。表中の Area は図 4.7 の使用電極の領域、CP は累積寄与率 (Cumulative Proportion) を示している。 N_{CT} は、 IC_R , IC_L のいずれかが $\pm 3 \text{ SD}$ を超え、識別に用いられた試行数

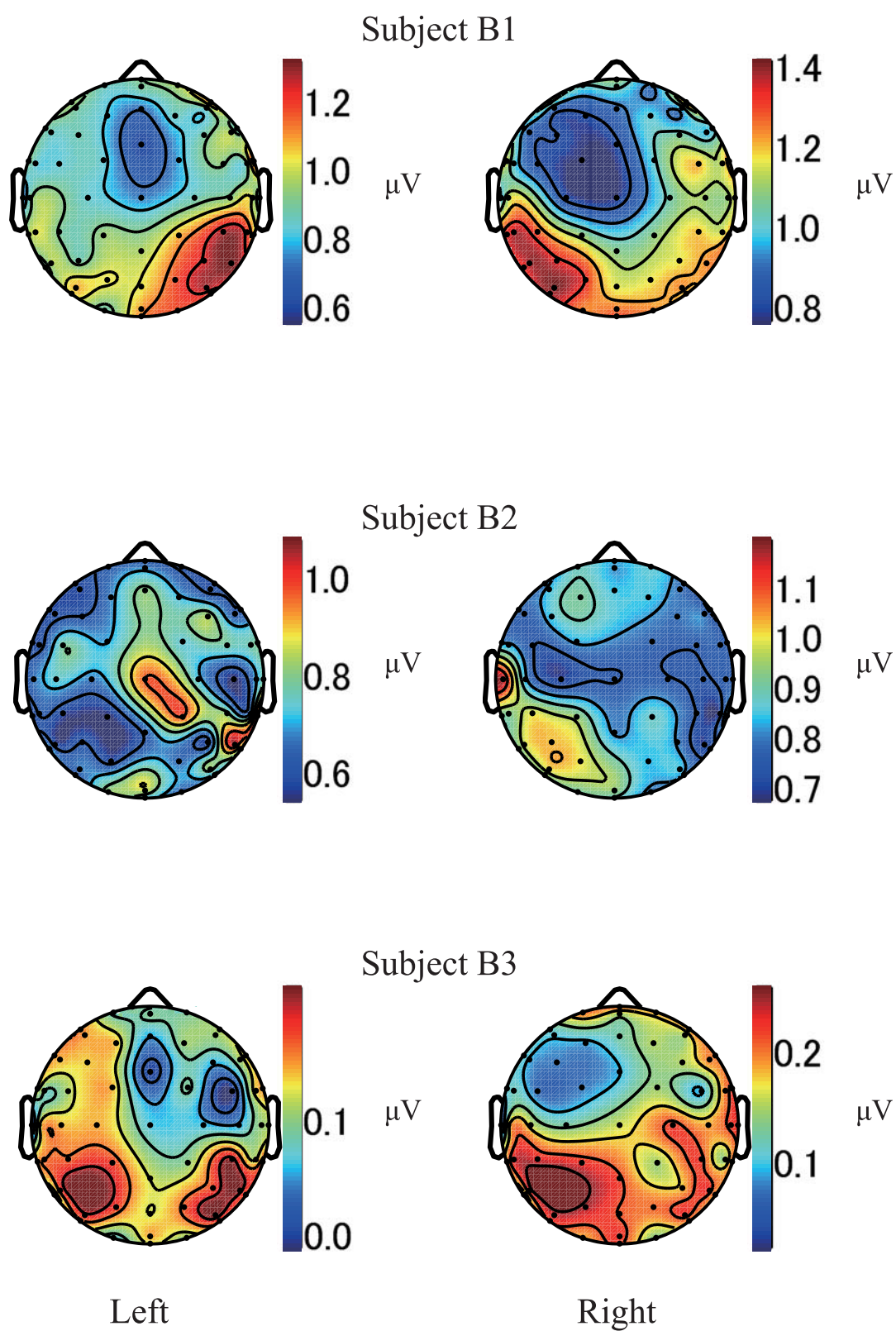


図 4.9 被験者 B1~B3 の SSSEP の 2D マップ (top view)

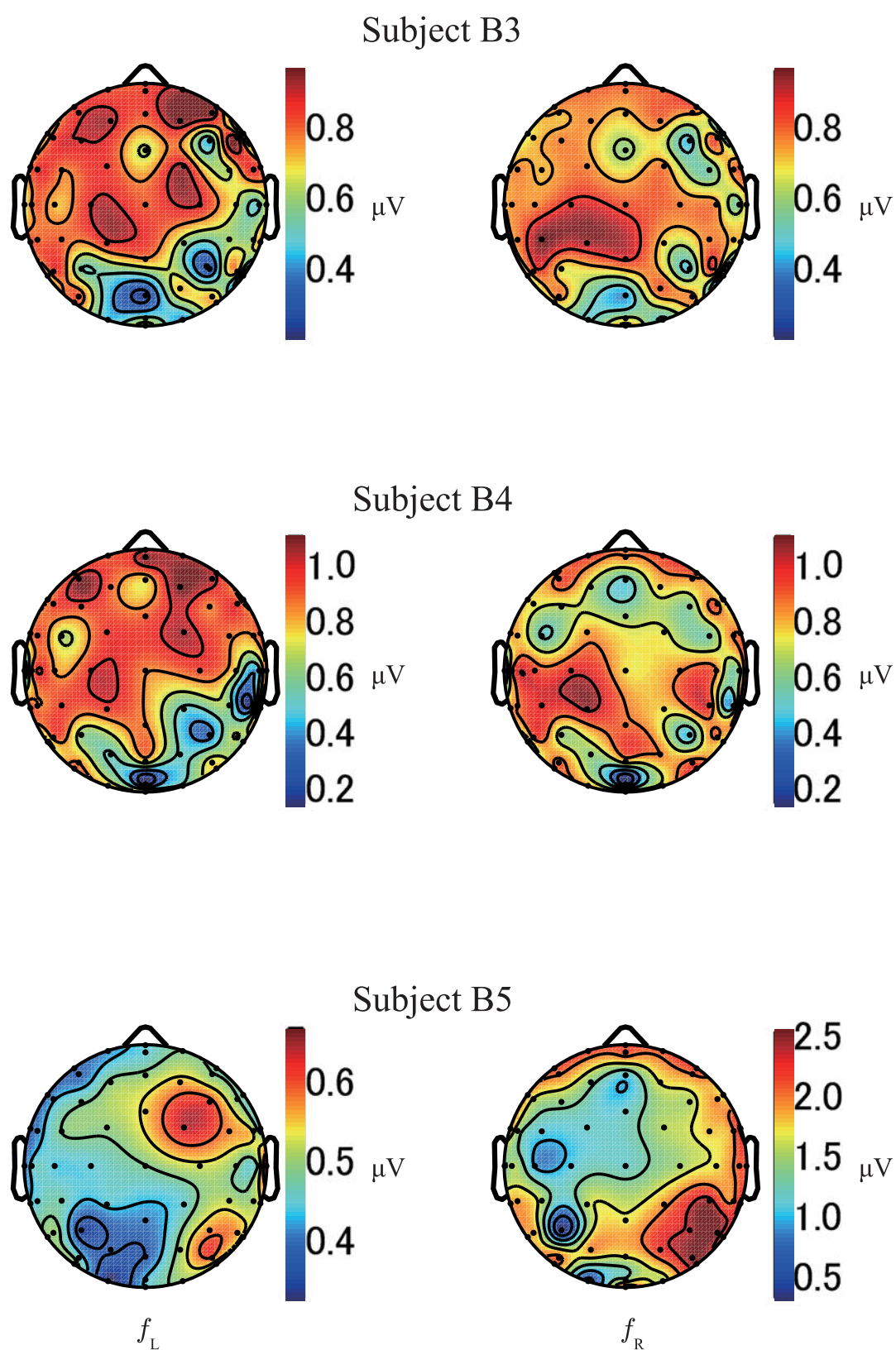


図 4.10 最適周波数における SSSEP 2D マップ

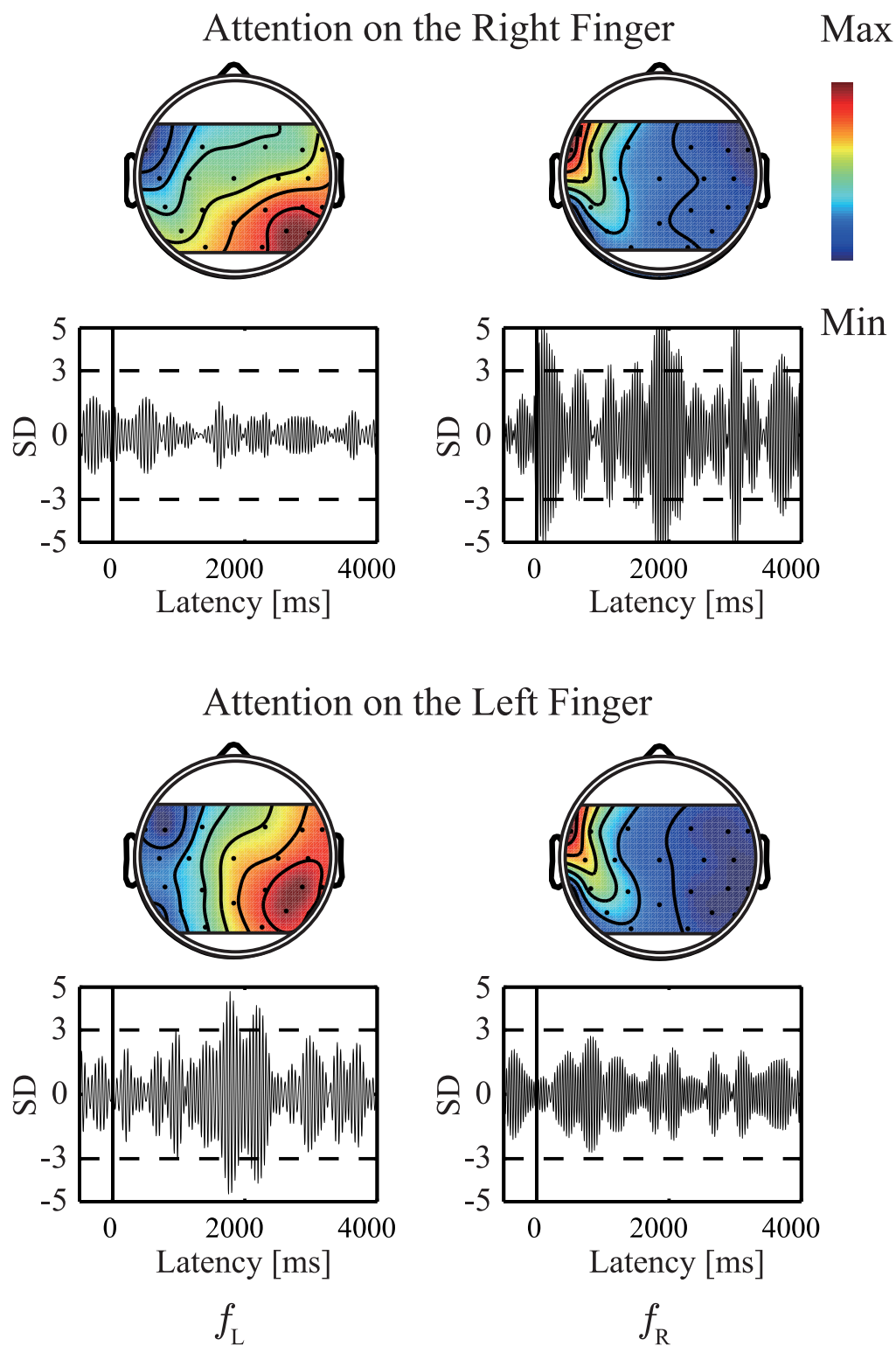


図 4.11 被験者 B2 の IC マップおよびその IC の時間波形の 1 例

(the Number of Classification Task) を示している。 N_{CT} の最大値は、周波数固定の実験では 80 であり、最適周波数選択の実験では最大値は 160 である。 Prop. は、各試行の第一主成分の寄与率 (Proportion) を平均したものを示している。 N. PC は、各試行の累積寄与率 80% の時の主成分の数を平均したものの (the Number of Principal Components) を示している。 Acc. は比較試行数中の識別率 (Accuracy) を示している。

識別率は、被験者 3 の周波数を固定した場合、被験者 5 を除き、PCA、ICA 両方を用いることにより上昇している。ただし、被験者 B1、B3 のように、第一主成分の寄与率が高い場合において、PCA、ICA を併用したとしても累積寄与率 80% で次元を縮小するため、その効果は少ない。それゆえ識別率もあまり上がっていないことが分かる。識別に用いる (± 3 SD を超える) 試行数は、全被験者について PCA、ICA を併用した手法が PCA のみの手法よりも増加していることから、プリトリガのノイズレベルが抑制されていることが分かる。また、被験者 B3 について、最適周波数選択をしたことによって識別率は向上していないことが分かる。さらに、チャンネル数について、PCA、ICA を併用する手法では、被験者 B4 を除いて、その数を減じた方が良い結果を得ていることが分かる。

4.5 検討

被験者 B3 (周波数固定)、被験者 B5 を除いて、PCA、ICA を併用した (SSSEP マップも用いた) 手法の方が PCA のみの手法よりも識別率は高い。このことは、主成分のみを用いる場合には SSSEP を超える大きな外乱があった際、それを SSSEP として選択し、誤った識別が行われるためであると考えられる。一方、SSSEP マップを用いた場合では、その脳波の空間パターンによって得られた IC が妥当な SSSEP であるか否かを判定するため、外乱に対するロバスト性が高いと言える。PCA のみの方が識別率が高い理由として、被験者 B3 (周波数固定)、被験者 5 については、図 4.9 の被験者 B3 (f_L)、図 4.10 の被験者 B5 (f_R) のように SSSEP マップが正確に得られていないため、PCA のみによる識別が高かったと言える。

被験者 B3 で最適な周波数を選択したにもかかわらず識別率が下がっている。これは、SSSEP マップの取得法が異なることが挙げられる。周波数を固定した実験に関しては、SSSEP は全試行に渡る期間の EEG について行っており、加算平均に用いる解析区間は約 520 s (=約 6500 ms $\times$ 80 試行) と長い。一方、周波数を選択した実験では SSSEP マップも加算平均に用いる区間が 40 s (4000 ms $\times$ 10 試行) であるから、前者の実験のものよりもはるかに短く、SSSEP の SNR が良くなかったと言える。また、後者の実験に関して、周波数を変化させて最適な周波数を決定しているが、その時の加算平均に用いる区間は 4000 ms とさらに短く、正確に周波数を決定できていなかった可能性がある。全被験者において、加算平均が 100 回を超えているにもかかわらず明瞭な SSSEP マップを取得できなかった。SSSEP が小さい (0.1~数 μV) であることもあるが、体性感覚刺激の接触面積が小さく (直径 1.5 mm)、体性感覚野の活動自体が小さかったとも考えられる。また、指を押す力も決して強くは無い (0.1 N)。そのほか、体性感覚刺激の呈示方法として DC ソレノイドを用いたが、大きなノイズを発生し、EEG 計測に支障があった可能性も否定できない。これらのことより、体性感覚刺激装置そのものについて再検討する必要がある。

本研究では 60% 程度の識別率にとどまっているため、実際に BMI の構築をするには識別率をさらに向上させる必要がある。識別率を上げる方法として、一つには SSSEP 抽出法の改良がある。SSVEP を用いた BMI の研究では、視覚刺激の基本波成分のみではなく高調波成分にも注目し、識別率を向上させている報告 [13,14] が多数ある。SSSEP についても高調波成分が現れることが報告されており [15]、それも含めて SSSEP を抽出することにより、さらに識別率を向上できる可能性がある。二つには被験者が注意を向ける行為そのものの訓練を十分行うことである。このためには、注意が向けられていることを被験者に知らせる、フィードバックシステムを利用する方法が挙げられる。

SSSEP に基づく BMI の他の報告 [4] では電極数は少数である。本研究では、電極数を 60 以上の高密度に配置して検討を行ったが、それは (1) 前処理として行っている瞬目成分除去を除く、(2) 視覚刺激による誘発電位の影響を考慮する、(3) SSSEP を抽出する際に ICA を行う、等の理由による。(1) に関しては、眼球運動に障害ある BMI 使用者については、眼電図および前頭部に関して電極が不要である。(2) に関しては、視覚刺激がない場合は不要であると考えられる。(3) に関しては、ICA の原理上複数の電極を要する。しかし、体性感覚野近傍の電極のみで抽出できることから、本研究でも SSSEP の抽出の際には電極を限定して検討を行った。その結果、電極数を減らすことが可能であるとの結果が得られた。一方、SSVEP マップの実験結果をみると、必ずしも全被験者で SSSEP の信号が大きい場所が一致しておらず、本研究のように SSSEP マップを取得する際には多電極計測とし、実際に BMI として使用する際に電極数を減ずるという方法が望ましいと考えられる。BMI 使用者の負担を軽減するために電極数を減ずるべきであることは明白であり、(1)~(3) を考慮し、電極数を減じて SSSEP を抽出することが今後の課題である。

視覚刺激をトリガとして解析を行っており、視覚刺激そのものに同期して左右識別結果を得ているため、厳密な意味では非同期型 BMI ではない。しかし、左右識別にはトリガ情報を用いず、プリトリガ（すなわち、ノイズレベル）の標準偏差を用いて左右識別を行っており、 ± 3 SD を超える時間長さを設定すれば、非同期型 BMI の構築は可能であると考えられる。ただし、そのプリトリガの標準偏差をどのように学習するかなどの課題は残っている。

本研究は、左右示指に振動刺激を与える体性感覚に基づいた BMI である。首の脊椎損傷などにより運動機能とともに体性感覚機能を失った場合、本研究の手法は直接適用できない。しかし、例えば左右の頬に体性感覚刺激を与える等、体性感覚機能を失っていない別の箇所に体性感覚刺激を与える方法が挙げられる。

SSSEP の周波数帯域に着目して検討を行ったが、運動イメージに基づく BMI で考察していたように、指に注意を向けた際、SSSEP 以外の帯域で律動変化する可能性がある。体性感覚刺激を与えた場合、 μ 律動の減衰が起きることを述べた。一次体性感覚野という脳機能としては低次の部分で誘発電位が注意を向けることで変調されていることが報告されている [16] ので、 α 律動が誘発電位や SSSEP と同様、意識レベルで変調が行われるか否かについても検討していきたい。

4.6 まとめ

本章では，SSSEP に基づく BMI について検討を行った．本章で述べた BMI は，SSSEP の抽出方法として，狭帯域バンドパスフィルタ，PCA および ICA などの手法を用い，SSSEP マップを評価ベクトルとして IC を自動同定し，それを元に左右示指への注意識別をするものだった．識別率は PCA および ICA を用いた時には，60% 前後の識別率であり，最高 62.3% であり，現段階では十分高いとはいえないが，本手法による SSSEP を用いた BMI 構築の可能性が示されたといえる．

参考文献

- [1] A. Z. Snyder. Steady-state vibration evoked potentials: Description of technique and characterization of responses. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, Vol. 84, No. 3, pp. 257–268, 1992.
- [2] C.-M. Giabbiconi, C. Dancer, R. Zopf, T. Gruber, and M. M. Müller. Selective spatial attention to left or right hand flutter sensation modulates the steady-state somatosensory evoked potential. *Cognitive Brain Research*, Vol. 20, No. 1, pp. 58–66, 2004.
- [3] C.-M. Giabbiconi, N. J. Trujillo-Barreto, T. Gruber, and M. M. Müller. Sustained spatial attention to vibration is mediated in primary somatosensory cortex. *NeuroImage*, Vol. 35, No. 1, pp. 255–262, 2007.
- [4] G. R. Müller-Putz, R. Scherer, C. Neuper, and G. Pfurtscheller. Steady-state somatosensory evoked potentials: Suitable brain signals for brain–computer interfaces? *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 14, No. 1, pp. 1181–1186, 2006.
- [5] G. Townsend, B. Graimann, and G. Pfurtscheller. Continuous EEG classification during motor imagery–simulation of an asynchronous BCI. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 12, No. 2, pp. 258–265, 2004.
- [6] M. Euler and J. Kiessling. Frequency–following potentials in man by lock-in technique. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 552, No. 5, pp. 400–404, 1981.
- [7] R. C. Oldfield. The assessment and analysis of handedness: The edinburgh inventory. *Neuropsychologia*, Vol. 9, No. 1, pp. 97–113, 1971.
- [8] American Clinical Neurophysiology Society. Guideline 5: Guidelines for standard electrode position nomenclature. *Journal of Clinical Neurophysiology*, Vol. 23, No. 2, pp. 107–110, 2006.
- [9] Y. Okada, J. Jung, and T. Kobayashi. An automatic identification and removal method for eye-blink artifacts in event-related magnetoencephalographic measurements. *Physiological Measurement*, Vol. 28, No. 12, pp. 1523–1532, 2007.
- [10] A. J. Bell and T. J. Sejnowski. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Computation*, Vol. 7, No. 6, pp. 1129–1159, 1995.
- [11] A. Hyvärinen, A. Karhunen, E. Oja 著, 根本幾, 川勝真喜訳. 詳解 独立成分分析. 東京電機大学出版局, 2005.
- [12] T. Kobayashi and S. Kuriki. Principal component elimination method for the improvement of S/N in evoked neuromagnetic field measurements. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 46, No. 8, pp. 951–958, 1999.
- [13] M. Cheng, X. Gao, and D. Xu. Design and implementation of a brain–computer interface with high transfer rates. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 49, No. 10, pp.

- 1181–1186, 2002.
- [14] O. Friman, I. Volosyak, and A. Gräser. Multiple channel detection of steady-state visual evoked potentials for brain–computer interfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 54, No. 4, pp. 742–750, 2007.
- [15] S. Tobimatsu, Y. M. Zhang, and M. Kato. Steady–state vibration somatosensory evoked potentials: Physiological characteristics and tuning function. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 110, No. 11, pp. 1953–1958, 1999.
- [16] T. Mima, T. Nagamine, K. Nakamura, and H. Shibasaki. Attention modulates both primary and second somatosensory cortical activities in humans: A magnetoencephalographic study. *The Journal of Neurophysiology*, Vol. 80, No. 4, pp. 2215–2221, 1998.

5 EEG 空間フィルタに基づく手首屈伸運動の左右識別

5.1 背景および目的

第 1 章で述べたとおり，非侵襲計測に基づく BMI では，脳からコンピュータへ情報を伝達する方法として主に EEG が用いられる．その BMI の中の一つに，運動およびそのイメージを行い，それを識別する BMI がある（以後，この原理に基づく BMI を MI-BMI (Motor Imagery based BMI) と呼ぶ)．MI-BMI は，運動およびそのイメージによって惹き起こされる脳波律動の増大および減衰に基づくものが一般的である [1, 2]．この律動の信号強度の増大は事象関連同期 (Event-Related Synchronization, ERS)，減衰は事象関連脱同期 (Event-Related Desynchronization, ERD) と呼ばれる [3]．運動およびそのイメージを行った場合，EEG では運動・体性感覚野近傍で ERD/ERS が計測され [3]，fMRI においても，主に一次運動野での賦活が計測されている [4]．

過去に報告されている MI-BMI は，この ERS および ERD を頭皮上電極で計測し，それを特徴量として学習，判別する，機械学習によるものが一般的であった [1, 2]．しかし，学習時に存在しなかった脳活動が運動・体性感覚野以外の部位で起きた場合，MI-BMI が誤動作しうるということが問題であった．第 3 章では，機械学習の手法を用いない方法として，ノイズレベルの閾値を超えるか否かという単純な識別方法について述べた．本章では，別のアプローチとして，脳活動が運動・体性感覚野の信号を直接抽出することによって，この問題を回避することを検討した．

EEG/MEG 計測データから特定の領域の脳活動を抽出する技術として，空間フィルタ法 [5, 6] がある．その中でも，fMRI を事前情報として用いて設計する空間フィルタは，時間・空間分解能共に優れ，著者の属している研究室でもその成果をいくつか報告されている [7, 8]．空間フィルタ法を用いれば，着目している脳部位の信号のみを抽出し，それ以外の領域の脳活動の影響を抑え，MI-BMI の誤動作の問題を回避することができると考えられる．そこで，本章では，fMRI により事前に個人毎の運動時の賦活領域を同定し，空間フィルタ法を用いてその領域内の信号強度を抽出し，その信号強度を特徴量として左右識別する MI-BMI を提案する．

空間フィルタ法の一つに，EEG/MEG 計測データを用いて求めた重みベクトルにより空間フィルタを設計するアダプティブ空間フィルタがある．アダプティブ空間フィルタは優れた空間分解能を有し，近年盛んに研究がされている [5, 6]．2.2.5 節で述べたように，代表的なアダプティブ空間フィルタとして，ミニマムバリエーション (MV) 空間フィルタ，線形制約付きミニマムバリエーション (LCMV) 空間フィルタ，プリホワイトニング (PW) 空間フィルタがある [6]．著者らは LCMV 空間フィルタと PW 空間フィルタを組み合わせた線形制約付きプリホワイトニング (LCPW) 空間フィルタについて，シミュレーションによって運動野に配置した相関の高い ERD, ERS 信号の再構成に有効なことを過去に報告した [9]．本章

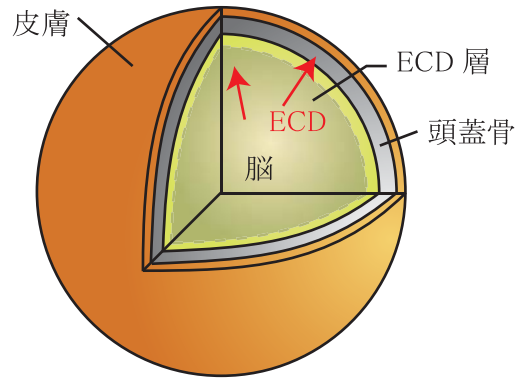


図 5.1 皮膚，頭蓋骨，脳組織の三層同心球モデル。

の BMI においても信号源推定に LCPW 空間フィルタを用いた。

まず，空間フィルタに必要となるリードフィールド行列の作成に用いる実頭部モデルを作成法について述べる．その次に，シミュレーションによって，左右運動野に相関の高い信号が存在する場合は LCPW 空間フィルタが有効であることを示す．最後に，LCPW 空間フィルタを用いた BMI について述べる．

5.2 実頭部モデルの作成

多チャネル EEG 計測において脳活動の信号源推定を行うためには，大脳皮質内の ECD モーメントと頭皮上電位分布との関係，すなわちリードフィールドを事前計算する必要がある．リードフィールドを事前計算する際，頭部モデルとしては，複数の同心球で表現したモデルが一般的に使用されている [10]．同心球モデルの例を図 5.1 に示す．皮膚，頭蓋骨，脳組織を同心球でモデル化し，ECD を脳組織内の同心球面上に配置するというものである．この同心球モデルでは ECD による頭表電位分布が解析的に求められる．一方，頭表電位分布は導電率や頭部組織の構造に大きく影響を受けるため，同心球モデルよりも MRI などから作成した実頭部モデルを用いた方が EEG 信号源推定の信頼性向上を期待できる [10]．実頭部モデルを用いた場合，頭表電位分布の解析解は利用できないが，近年の数値計算技術の向上により数値解を精度良く計算できるようになってきた．しかし，撮像した MR 画像データは頭部組織に分類されておらず輝度値情報のみであるため，頭部ボクセルモデルを作成するには何らかの方法でこの組織分類を行う必要がある．

組織の分類を手動で行う場合，長時間の作業を要する，再現性に乏しい，客観性がないなどという短所に悩まされることが多く，こうした問題点を解決するには組織分類の自動化が望ましい．特に，頭部ボクセルモデル作成の第一段階での，頭部領域と背景領域との分離作業は，最終的に得られるモデル品質に大きな影響を与えるために，分離手法の高度化と自動化の推進とが望まれる．一般的に用いられる分離方法は輝度値を二値化する方法に基づくもので，典型的な方法としてパーセンタイル法が挙げられる．しかし，パーセンタイル法ではパーセンタイル値の設定を手動で決定しなければならないという欠点がある．一方，判別分析法（大津法）[11] は手動でパラメータを設定する必要はなく，MR 画像のノイズ除去法と

してよく用いられる。しかし、特定のスライスにノイズが多い場合、判別分析による方法では輝度の低い頭部組織の消失が多く、頭部輪郭の抽出に失敗することがあるため、手動で閾値を決定しなければならない場合がある。そこで、特定の部分にノイズが多い場合でも頭部輪郭が抽出できる方法として、EM 法 (Expectation-Maximization algorithm) [12, 13] を利用した閾値決定法を検討した。

一方、実頭部ボクセルのリードフィールド行列を計算する方法としては、境界要素法や有限差分法 [14]、有限要素法等の数値計算法が挙げられる。ここでは、2.3 節で述べたボクセルデータ用高速多重極表面電荷法 [15] を用いてリードフィールド行列の計算を行った。リードフィールド行列計算後、生成した実頭部モデルの一次運動野に ECD モーメントを配置し、それによって誘起される EEG 電極電位について比較、検討した。

5.2.1 方法

データの取得

Siemens 社製の MRI 装置（静磁場強度 1.5 T）を用いて、男性被験者 1 名の T1 強調画像を得た。ボクセルの辺の長さは、 x, y, z 軸方向について、それぞれ 1.20 mm, 1.25 mm, 1.25 mm である。

データサイズの変更

ボクセルの辺長を揃えるため、また、計算コスト削減のため、ボクセルサイズを 2.0 mm $\times$ 2.0 mm $\times$ 2.0 mm に変換した。この結果、データサイズは 96 $\times$ 120 $\times$ 120 ボクセルとなった。

頭部領域と背景領域との分離

次の 2 つのステップで頭部領域と背景領域とを分離した。

- ステップ 1

ここでは背景ノイズ領域と頭部組織との分離を行うために EM 法を用いる。EM 法を用いた他の報告 [16] では、頭部各組織の輝度値が正規分布に従うと仮定している。一方、MR 画像の輝度値の分布はガウス分布ではなく次式のライス分布に従うことが知られている [17, 18]。

$$\text{Rice}(u; A, \sigma) = \frac{u}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{u^2 + A^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{Au}{\sigma^2}\right) \theta(u) \quad (5.1)$$

なお、 $I_0(\cdot)$ は第 1 種修正 Bessel 関数、 $\theta(\cdot)$ はヘビサイドの単位ステップ関数、 σ は白色ガウスノイズの標準偏差である。信号がなく白色ガウスノイズのみの場合、輝度値分布は次式のレイリー分布に従う [17, 18]。

$$\text{Rayleigh}(u; \sigma) = \frac{u}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{u^2}{2\sigma^2}\right) \theta(u) \quad (5.2)$$

EM 法は混合ガウス分布に限らず、指数型分布族の混合分布であれば直接的に適用可能であり、かつレイリー分布は指数型分布族の一種なので、ここでは、MR 画像の輝度値分布が信号とノイズ

の 2 つのレイリー分布の混合分布であると仮定して、EM 法によりレイリー分布のパラメータを推定した (EM 法に関する詳細は付録 A.6 節に示す)。すなわち、輝度値を u 、混合係数を π_S , π_N ($\pi_S + \pi_N = 1$)、レイリー分布のパラメータを σ_S , σ_N とし (S は頭部組織 (頭部領域)、N はノイズ (背景領域) を表す)、MR 画像の輝度値の確率密度関数 (PDF) を次式で表現する。

$$p(u) = \pi_S \text{Rayleigh}(u; \sigma_S) + \pi_N \text{Rayleigh}(u; \sigma_N) \quad (5.3)$$

MR 画像の各 z スライスについて、レイリー分布の重み π_S , π_N 、およびそのパラメータ σ_S , σ_N を EM 法を用いて求め、そのパラメータより得られる背景領域のレイリー分布の 99% 値 (累積分布の 99% 値) を $t(z)$ とした。また、 $t(z)$ の外れ値を検出するため、 $t(z)$ の 0-5, 95-100 パーセンタイル値を除いた分布について平均値、分散を最尤推定し、これらをパラメータとする正規分布の 99% 値を t_L とした。注目ボクセルの輝度を u とした時、 $t(z)$, t_L を用いて、下記のルールに従って、そのボクセルを頭部領域もしくは背景領域へ分類した。

- (ルール-I : $t(z) < u$) 頭部領域に分類。
- (ルール-II : $u < t(z)$ かつ $u < t_L$) 背景領域に分類。
- (ルール-III : $t_L < u < t(z)$) 次のサブルールを用いて分類する。
 - * (サブルール (+) : $t_L < u < t(z')$) ボクセル (x, y, z') はボクセル $(x, y, z' - 1)$ と同一の領域に分類。
 - * (サブルール (-) : $t_L < u < t(z')$) ボクセル (x, y, z') はボクセル $(x, y, z' + 1)$ と同一の領域に分類。

$z_{\min}$ から z まで z' を増加させながらルール I, II, (+) を適用、次に $z_{\max}$ から z まで z' を減少させながらルール I, II, (-) を適用し、少なくとも一方で頭部領域と分類された場合、そのボクセルを頭部領域とする。

次に、1 ボクセル以下の孤立点、突起を除去するモルフォロジカルフィルタ (オープニング、クロージング) [19] を用い、頭部モデルの境界領域形状を平滑化した。最後に、胡麻塩ノイズを除くため、3 次元メディアンフィルタ (注目ボクセルおよび 26 近傍ボクセルの中央値を出力) を適用した。

● ステップ 2

各 z スライスについて、ステップ 1 で得られた背景領域の輝度値分布を取得し、その分布の 99 パーセンタイル値を $t(z)$ とする他は、ステップ 1 と同様の操作を行った。

頭部組織の分類

本研究では、頭部組織を灰白質、白質、脳脊髄液、皮膚、筋肉、脂肪、頭蓋骨、眼球の 8 種類に分類し、それぞれの導電率は文献 [20] を参照して表 5.1 のように定めた。

以下の節に頭部組織の分類方法を記す。

● 皮膚

頭部領域の最外部を 26 連結 [19] で輪郭抽出し、そのボクセル群を皮膚組織として同定した。

表 5.1 分類した頭部組織およびその導電率

頭部組織	Sm^{-1}
灰白	0.10
白質	0.06
脳脊髄液	2.00
皮膚	0.10
筋肉	0.35
脂肪	0.04
骨	0.02
眼球	1.50

- 脳白質・灰白質・脳脊髄液

これら 3 種の組織の同定には SPM8 (Statistical Parametric Mapping) [21] のセグメンテーション機能を用いた。同定後、白質ボクセルが脳脊髄液に接することを避けるため、脳脊髄液に接する白質ボクセルについては灰白質ボクセルに置き換えた。

- 眼球

眼球を球形で近似し、その位置、半径については手動で決定した。位置については、眼球があると考えられる空洞部分の重心と球の重心と合わせた。半径については、成人の眼球の直径は平均で約 22~24 mm [22] であることを参考に 24 mm とした。

- 骨・筋肉・脂肪

まだ同定されていない頭部組織について、0~99 の輝度値のものを骨、100~299 の輝度値のものを筋肉、300~1024(最大輝度) の輝度値のものを脂肪とした。なお、T1 強調画像のみからは、体内空気領域は骨との区別が困難なことから、媒質定数も骨と同一とした。

リードフィールド行列の計算

構築した頭部ボクセルモデルについて、128 電極 EEG 計測システムのリードフィールド行列を数値計算した。EEG 電極配置は、ActiveTwo system (BioSemi Inc., The Netherlands) の電極配置に従った。電極配置は図 5.2 に示している。電極の数 N は 128 である。なお、この電極配置は国際式 10-20 法を拡張したものに一部従っている [23]。基準電極は左乳様突起に配置した。実頭部モデルと電極配置の関係を図 5.3 に示す。

リードフィールド行列は、 M 個の灰白質ボクセルに配置した $3M$ 個の ECD モーメントが、128 電極の電位に与える影響を示すものである。128 電極の中の特定の電極と、左乳様突起上に配置した基準電極を 1 組として、グリーンの相反定理に基づいてリードフィールド行列を計算した。特定の電極に、基準電極に対して有限の大きさの電圧を与え、電極での電流 I 、頭部の各ボクセルでの電界ベクトル $\mathbf{E}$ をボク

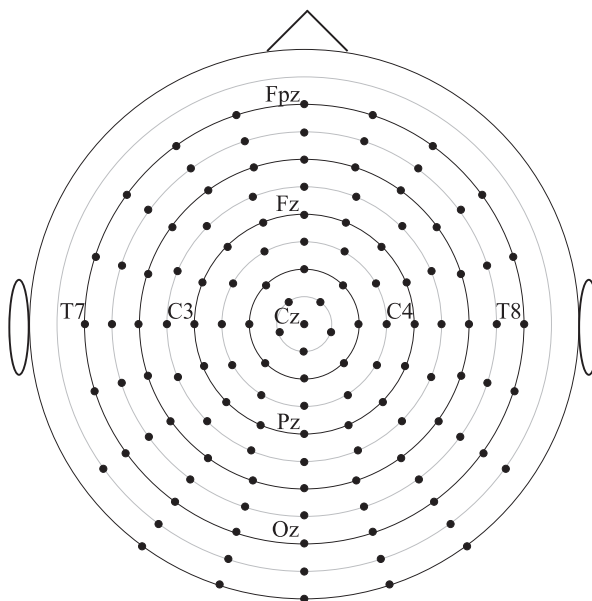


図 5.2 ActiveTwo システムの電極配置図. 電極位置をドットで示している.

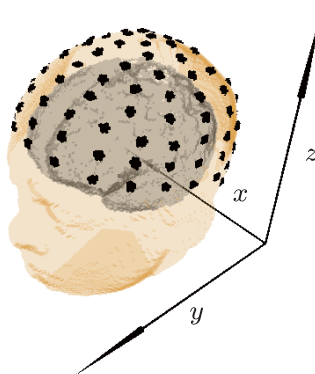


図 5.3 頭部モデルおよび電極配置. 電極位置をドットで示している.

セルデータ用高速多重極表面電荷法 [15] により計算した. 境界要素はボクセルの壁面である 2.0 mm 四方の正方形である. ただし, 面の裏表で媒質の定数が異なる境界面のみで要素を定義する (境界面の数は約 200,000 面になる). 個々の電極の要素については, 電極座標を中心とした半径 5 mm の球内でかつ実頭部モデルと外部領域との境界となる面要素を電極の面要素とした (電極の要素数は 20~30 面程度になる). 境界条件として, この電極の面要素に対して電位を与えて, I , $\mathbf{E}$ を計算する. なお, 特定の電極における面要素については, すべて等電位とする.

ECD モーメント $\mathbf{P}$ をボクセル中心に配置した時, ECD によって誘導される電極電位は, 基準電極の電位を 0 V とすれば $-\mathbf{P} \cdot \mathbf{E}/I$ と表される [24] (詳細については付録 A.7 節に示す). これを, 128 組全てについて電界計算を行うことで, リードフィールド行列を計算することができる. 逆に, リードフィー

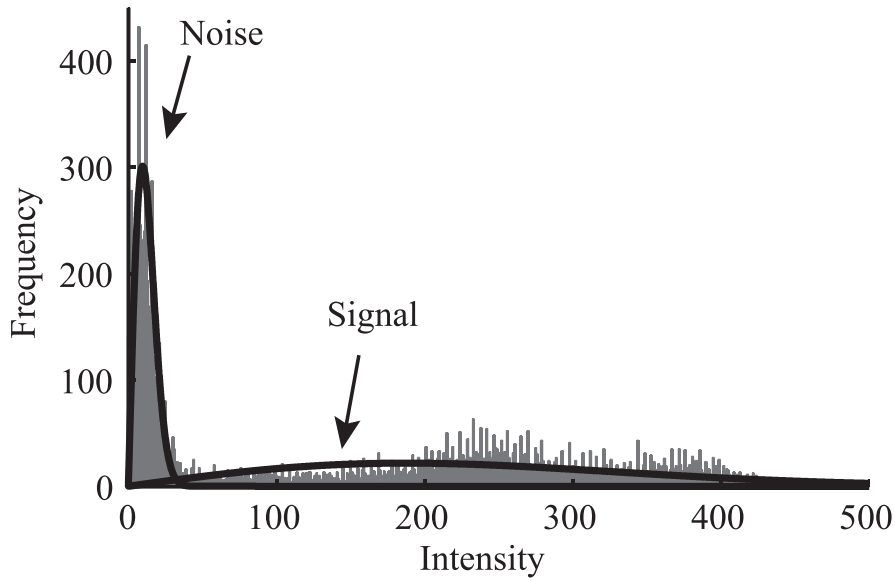


図 5.4 $z = 60$ のスライスの 96×120 ピクセルの輝度値のヒストグラム．黒の太線は EM 法で推定されたレイリー分布を示している． $\sigma_N = 9.65$, $\sigma_S = 187.72$, $\pi_N = 0.42$, $\pi_S = 0.58$.

ルド行列を用いることで、 M 個の灰白質ボクセルに任意の ECD モーメントを配置した時の EEG 計測電位 $\mathbf{V} = (v_1, v_2, \dots, v_{128})^T$ を求めることができる．

5.2.2 結果および考察

モデリング

図 5.4 に、スライス $z = 60$ の $x = 1 \sim 96$, $y = 1 \sim 120$ の MR 画像の輝度値分布のヒストグラムを示している．また、そのヒストグラムに対して、(5.3) 式で EM アルゴリズムを用いてフィッティングを行った結果も示している．ステップ 1 の $t(z)$ は図 5.4 のノイズ PDF の累積分布の 99% 値として求める．図 5.5(a) にステップ 1 での閾値 $t(z)$ 及びノイズ、信号 PDF の平均値、 $t_L (= 40)$ を示している．図 5.5(b) にステップ 2 での閾値 $t(z)$ 及びノイズ PDF の平均値、 $t_L (= 50)$ を示している．ステップ 2 での $t(z)$ と t_L は、ステップ 1 のものよりおよそ 10 高い値となった．

図 5.5(b) で推定したノイズ閾値は 26 から 81 の範囲であり、ノイズレベルの変動に伴って自動的に追従変化していることが分かる．一方、手動および判別分析法の閾値はそれぞれ 70, 147 となり、全てのスライスに同一の閾値が適用される．このため、頭部組織を背景組織として誤分類する可能性がある．図 5.6 に頭部領域と背景領域を (a) 手動、(b) 判別分析法、(c) 提案手法によって分離した結果を示している．図 5.6(a) では、頭頂部に皮膚と脂肪を貫通し頭蓋骨まで達する穴が見られる．また、図 5.6(b) では顎部分において多数の穴が見られる．なお、図 5.6(a)、図 5.6(b) に見られたこれらの穴は、閾値処理の後に適用するモルフォロジカルフィルタ（オープニング、クロージング）によって埋められる．

8 組織に分類したときの実頭部モデルを図 5.7 に示す．なお、内部構造を観察するため頭部の一部を切

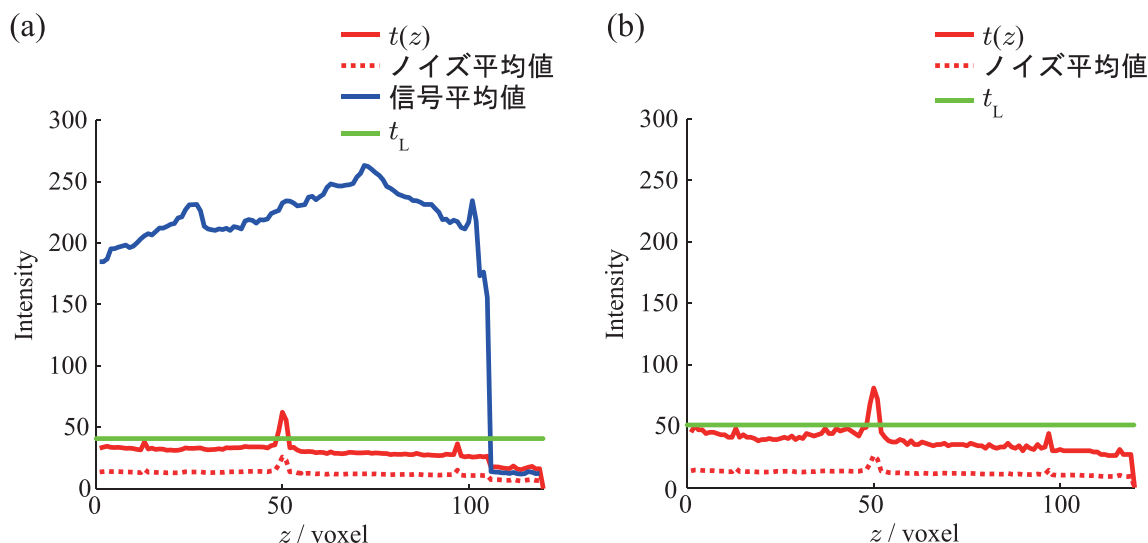


図 5.5 各 z スライスの MR 画像で同定された閾値. (a) ステップ 1, (b) ステップ 2. 実線は $t(z)$, 破線はノイズ輝度値の平均値, 鎖線は信号輝度値の平均値, 点線は t_L を示している.

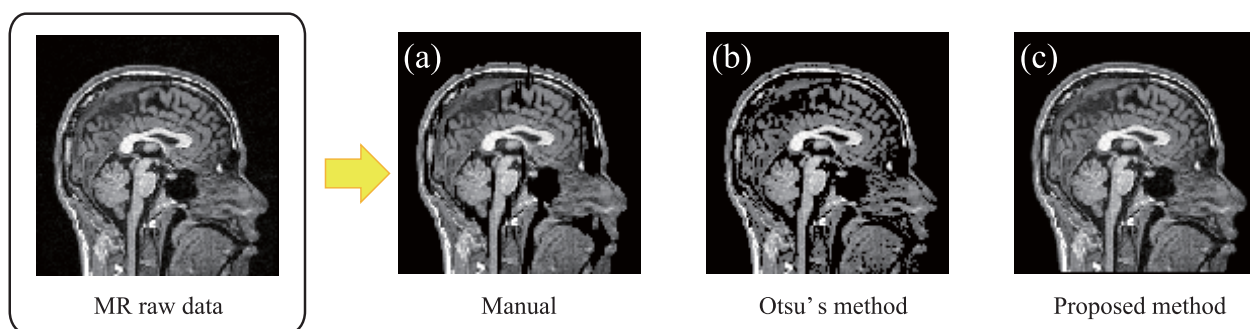


図 5.6 ノイズ閾値によるノイズ除去後の MR 画像. (a) 手動, (b) 判別分析法, (c) 提案手法.

り取っている. 薄い皮膚の層の下に脂肪, 筋肉の組織があり, そのさらに下に比較的分厚い頭蓋骨の層がある. 頭蓋骨の中には CSF が満たされ, その CSF の中に脳がある. また, 脳の白質は灰白質に取り囲まれている.

リードフィールド行列の計算と EEG 計測のシミュレーション

提案手法で作成したモデルに対して, 電極 Cz (図 5.3 参照) と基準電極とに 1 V の電位差を与えたときの電界強度分布についてボクセルデータ用高速多重極表面電荷法を用いて計算した結果を図 5.8 に示している. 電極 Cz および基準電極近傍で高い電界強度となっていることが分かる.

次に, ECD モーメント $\mathbf{P}$ を一次運動野に配置した時の頭皮上の電極の電位 $\mathbf{V}$ を計算した. 大きさ $1 \mu\text{Am}$ ダイポールをボクセル座標 (72, 50, 79) に y 軸正方向に置いた (図 5.9). このときの頭表電位分布を図 5.9 に示す. なお, この頭表電位分布は, 求めた電極の電位を 2.2.4 節で述べたスプライン [25] で補

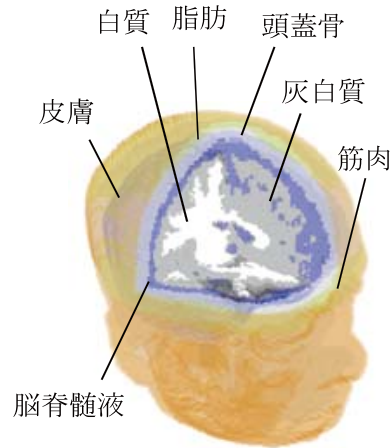


図 5.7 実頭部モデルおよびその断面図. 本論文では 8 種類の頭部組織に分類している.

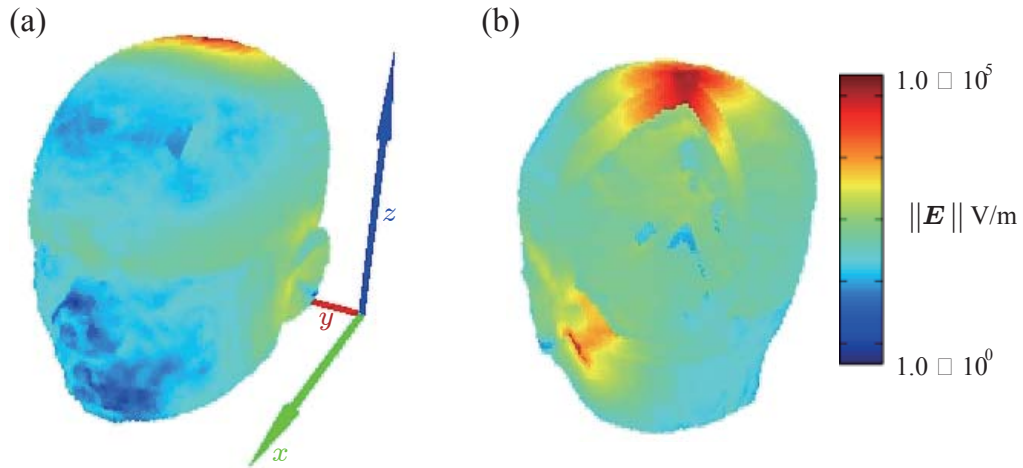


図 5.8 電極 Cz, 基準電極の電位をそれぞれ 1 V, 0 V としたときの電界強度分布. $\|E\|$ を対数表示している.

間して表示している. 電極の電位 V は, P およびその位置 r におけるリードフィールド行列 $L(r)$ を用いて, 次式のように表される.

$$V = L(r)P \quad (5.4)$$

図 5.9 について, 同側前頭部で正, 同側後頭部で負の電位の分布となっており, 仮定した ECD モーメント P によって生成されると期待される電位分布と一致している.

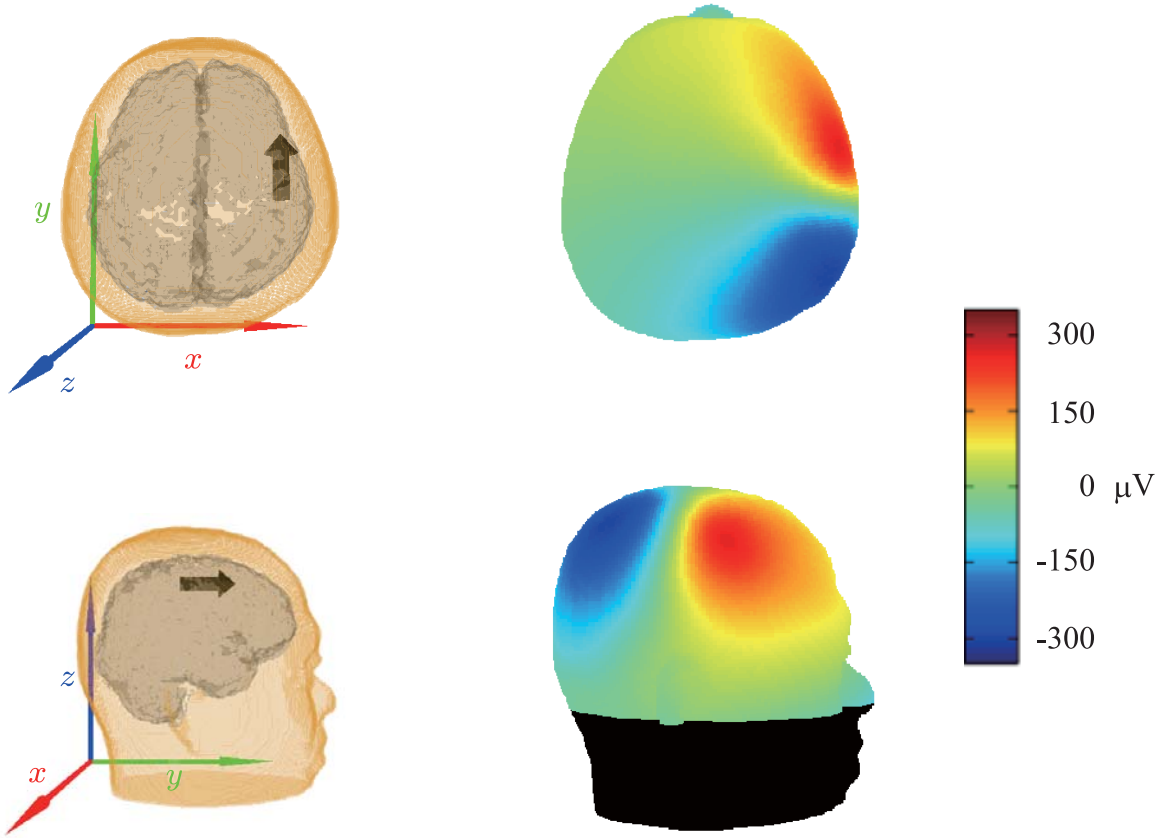


図 5.9 大きさ $1 \mu\text{Am}$ ダイポールをボクセル座標 $(72, 50, 79)$ に y 軸正方向に置いたときの頭表電位分布. 頭表電位分布は, 求めた電極の電位をスプラインで補間して表示している.

5.3 シミュレーション

5.3.1 線形制約付きベクトル型アレイゲイン LCMV 空間フィルタ

線形制約付きプリホワイトニング空間フィルタの導出に先立って, 線形制約付きベクトル型アレイゲイン LCMV 空間フィルタの導出を行う. また, fMRI 賦活クラスタに含まれる干渉信号を抑制する LCMV 空間フィルタの導出を行う. ここでの LCMV 空間フィルタの導出は, 基本的に 2.2.5 節の方法に従う. これは, fMRI 賦活クラスタに含まれるボクセル数が線形制約条件を加えられる数の上限 (自由度) より多く, 全ボクセルの ECD について出力を 0 とする線形制約条件を付加することが不可能だからである.

まず, D 個の fMRI 賦活クラスタがあったとし, d 番目の賦活クラスタの領域を Ω_d ($d = 1, \dots, D$) と定義する. 次に, d 番目の賦活クラスタ以外の賦活クラスタに含まれる干渉信号を抑制することを考える. d 番目の賦活クラスタ以外の賦活クラスタの領域を $\Omega_d^{\text{ext}} = \bigcup_{i=1, \dots, D; i \neq d} \Omega_i$ と定義し, その領域に含

まれるボクセル総数を J_d と置く。また、その各々のボクセルの座標を $\mathbf{r}_{(d,1)}, \dots, \mathbf{r}_{(d,J_d)}$ と置く。

$N \times 3J_d$ の行列 $\mathbf{L}_d^{\text{ext}}$ を次式のように定義する。

$$\mathbf{L}_d^{\text{ext}} = [\mathbf{L}(\mathbf{r}_{(d,1)}), \dots, \mathbf{L}(\mathbf{r}_{(d,J_d)})] \quad (5.5)$$

ここで $\mathbf{L}(\mathbf{r})$ は式 (2.46) で定義されるものである。

次に、 $\mathbf{L}_d^{\text{ext}}$ を特異値分解し、得られた特異値について大きなものから D_d 個並べたものを対角成分に持つ対角行列を $\Sigma_{(d,D_d)}$ として、次式を得る。

$$\mathbf{L}_d^{\text{ext}} \approx [\mathbf{x}_{(d,1)}, \dots, \mathbf{x}_{(d,D_d)}] \Sigma_{(d,D_d)} \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{(d,1)}^T \\ \vdots \\ \mathbf{y}_{(d,D_d)}^T \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

ここで、 $\mathbf{x}_{(d,j)}$ は $N \times 1$ の左特異ベクトル、 $\mathbf{y}_{(d,j)}$ は $3J_d \times 1$ の右特異ベクトルである。過去の研究 [26] に従い、 D_d を次式のように設定した。

$$D_d = \arg \min_k \sum_{j=1}^k \sigma_{(d,j)}^2, \\ \text{subject to } \frac{\sum_{j=1}^k \sigma_{(d,j)}^2}{\sum_{j=1}^n \sigma_{(d,j)}^2} \geq \alpha_{\text{th}} \quad (5.7)$$

ここで、 $\sigma_{(d,j)}$ は $\mathbf{L}_d^{\text{ext}}$ の j 番目の特異値を表す。なお、特異値は降順であるとする。 α_{th} は累積寄与率の閾値を設定するパラメータである。このパラメータを調節することで、どの程度干渉信号の影響を抑えるかを調節することができる。

線形制約付きベクトル型アレイゲイン LCMV 空間フィルタの重み行列 $N \times 3$ は次式のように表される。

$$\mathbf{W}(\mathbf{r}) = \arg \min_{\mathbf{W}(\mathbf{r})} \text{tr} \{ \mathbf{W}^T(\mathbf{r}) \mathbf{C} \mathbf{W}(\mathbf{r}) \} \quad (5.8)$$

$$\text{subject to } \mathbf{W}^T(\mathbf{r}) [\mathbf{L}(\mathbf{r}), \mathbf{x}_{(d,1)}, \dots, \mathbf{x}_{(d,D_d)}]$$

$$= \begin{bmatrix} \|\mathbf{l}_x(\mathbf{r})\| & 0 & 0 & \overbrace{0 \ \dots \ 0}^{D_d} \\ 0 & \|\mathbf{l}_y(\mathbf{r})\| & 0 & 0 \ \dots \ 0 \\ 0 & 0 & \|\mathbf{l}_z(\mathbf{r})\| & 0 \ \dots \ 0 \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

式 (5.9) において、リードフィールドベクトルをそのユークリッドノルムで規格化すれば、式 (5.9) は次式のように書き換えられる。

$$\mathbf{W}^T(\mathbf{r}) \tilde{\mathbf{L}}_d^{\text{LC}}(\mathbf{r}) = \mathbf{E}_d \quad (5.10)$$

where

$$\tilde{\mathbf{L}}_d^{\text{LC}}(\mathbf{r}) = \left[\frac{\mathbf{l}_x(\mathbf{r})}{\|\mathbf{l}_x(\mathbf{r})\|}, \frac{\mathbf{l}_y(\mathbf{r})}{\|\mathbf{l}_y(\mathbf{r})\|}, \frac{\mathbf{l}_z(\mathbf{r})}{\|\mathbf{l}_z(\mathbf{r})\|}, \mathbf{x}_{(d,1)}, \dots, \mathbf{x}_{(d,D_d)} \right] \quad (5.11)$$

$$\mathbf{E}_d = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \overbrace{0 \ \dots \ 0}^{D_d} \\ 0 & 1 & 0 & 0 \ \dots \ 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \ \dots \ 0 \end{bmatrix} \quad (5.12)$$

式 (5.8), 式 (5.10) を解いて, 次式の重み行列が得られる.

$$\mathbf{W}(\mathbf{r}) = \mathbf{C}^{-1} \tilde{\mathbf{L}}_d^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \left[\left(\tilde{\mathbf{L}}_d^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \right)^{\text{T}} \mathbf{C}^{-1} \tilde{\mathbf{L}}_d^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \right]^{-1} \mathbf{E}_d^{\text{T}} \quad (5.13)$$

位置 $\mathbf{r} = (x, y, z)^{\text{T}}$ における, LCMV 空間フィルタによって推定される信号強度 $\hat{P}_d(\mathbf{r}, \mathbf{C})$ は次式のよ
うに表される.

$$\hat{P}_d(\mathbf{r}, \mathbf{C}) = \text{tr} \left\{ \mathbf{E}_d \left[\left(\tilde{\mathbf{L}}_d^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \right)^{\text{T}} \mathbf{C}^{-1} \tilde{\mathbf{L}}_d^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \right]^{-1} \mathbf{E}_d^{\text{T}} \right\} \quad (5.14)$$

Tikhonov 正則化 [27] を行えば, 推定信号強度は次式のように書き換えられる.

$$\hat{P}_d(\mathbf{r}, \mathbf{C}) = \text{tr} \left\{ \mathbf{E}_d \left[\left(\tilde{\mathbf{L}}_d^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \right)^{\text{T}} (\mathbf{C} + \epsilon \mathbf{I})^{-1} \tilde{\mathbf{L}}_d^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \right]^{-1} \mathbf{E}_d^{\text{T}} \right\} \quad (5.15)$$

5.3.2 線形制約付きプリホワイトニング空間フィルタ

LCMV 空間フィルタと同様に, 線形制約付きプリホワイトニング空間フィルタ (LCPW 空間フィルタ) の重みベクトルは, PW 空間フィルタに線形制約条件を付加することで得られる. (ベクトル型) LCPW 空間フィルタは式 (2.127), 式 (2.128) で定義される $\hat{\mathbf{D}}_{\text{p}}$, $\hat{\mathbf{D}}_{\text{n}}$ を式 (5.15) の $\mathbf{C}$ に代入すればよい.

$$\hat{P}_d(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_{\text{p}}) = \text{tr} \left\{ \mathbf{E}_d \left[\left(\tilde{\mathbf{L}}_d^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \right)^{\text{T}} (\hat{\mathbf{D}}_{\text{p}} + \epsilon \mathbf{I})^{-1} \tilde{\mathbf{L}}_d^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \right]^{-1} \mathbf{E}_d^{\text{T}} \right\} \quad (5.16)$$

$$\hat{P}_d(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_{\text{n}}) = \text{tr} \left\{ \mathbf{E}_d \left[\left(\tilde{\mathbf{L}}_d^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \right)^{\text{T}} (\hat{\mathbf{D}}_{\text{n}} + \epsilon \mathbf{I})^{-1} \tilde{\mathbf{L}}_d^{\text{LC}}(\mathbf{r}) \right]^{-1} \mathbf{E}_d^{\text{T}} \right\} \quad (5.17)$$

表 5.2 IMI と rMI の ECD の信号の番号, 中心座標, 方向.

Number d	Location	Coordinate $\mathbf{r}_d^T$ (x, y, z) [mm]	Direction $\boldsymbol{\eta}_d^T$ (x, y, z)
1	IMI	(54, 92, 182)	$\left(-\frac{1}{\sqrt{2}}, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}\right)$
2	rMI	(136, 88, 186)	$\left(\frac{1}{\sqrt{2}}, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}\right)$

5.3.3 共分散行列の推定方法

コントロール条件およびタスク条件の共分散行列は試行毎の共分散行列のアンサンブル平均で推定した.

$$\mathbf{\Gamma}' = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \langle \mathbf{v}_k(t) \mathbf{v}_k^T(t) \rangle_{t \in T_r'} \quad (5.18)$$

$$\mathbf{\Gamma} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \langle \mathbf{v}_k(t) \mathbf{v}_k^T(t) \rangle_{t \in T_r} \quad (5.19)$$

ここで, K は試行回数である. $\mathbf{v}_k(t)$ は帯域 F_b のバンドパスフィルタ通過後の, k 試行の EEG 電位を表し, T_r' と T_r はコントロール条件のおよびタスク条件の時間範囲を表す.

5.3.4 シミュレーションの設定

右手の運動イメージを行った時の MV 空間フィルタ, PW 空間フィルタ, LCMV 空間フィルタ, LCPW 空間フィルタの性能の比較をシミュレーションによって行った. 数値シミュレーションでは, 他の研究 [3, 28] に従い, α 律動の ERD および ERS がそれぞれ左一次運動野 (IMI), 右一次運動野 (rMI) で起きたことを想定した.

EEG 電極およびリードフィールド行列

頭部モデルは 5.2 節で述べた方法で作成し, これを元にリードフィールド行列を計算した.

信号源

IMI, rMI に相当する位置に, 8 mm の球内に存在する灰白質ボクセル集合を考える. その球の中心座標 $\mathbf{r}_d$ は表 5.2 に示す. 以後, そのボクセル集合をそれぞれ IMI クラスタ, rMI クラスタと呼ぶ. 過去の報告 [29] に従い, この 2 つのクラスタのみに主な脳活動があったと仮定し ($D = 2$), 2 つの信号源 (ECD) を IMI クラスタ, rMI クラスタの重心に配置した. これらの ECD をそれぞれ IMI ECD, rMI ECD と呼ぶ. IMI ECD, rMI ECD の方向もまた表 5.2, Fig. 5.10 に示している. なお, $\mathbf{r}_d$ は d 番目の賦活クラスタの信号源の座標, $\boldsymbol{\eta}_d$ は d 番目の賦活クラスタの 3×1 の単位方向ベクトルである.

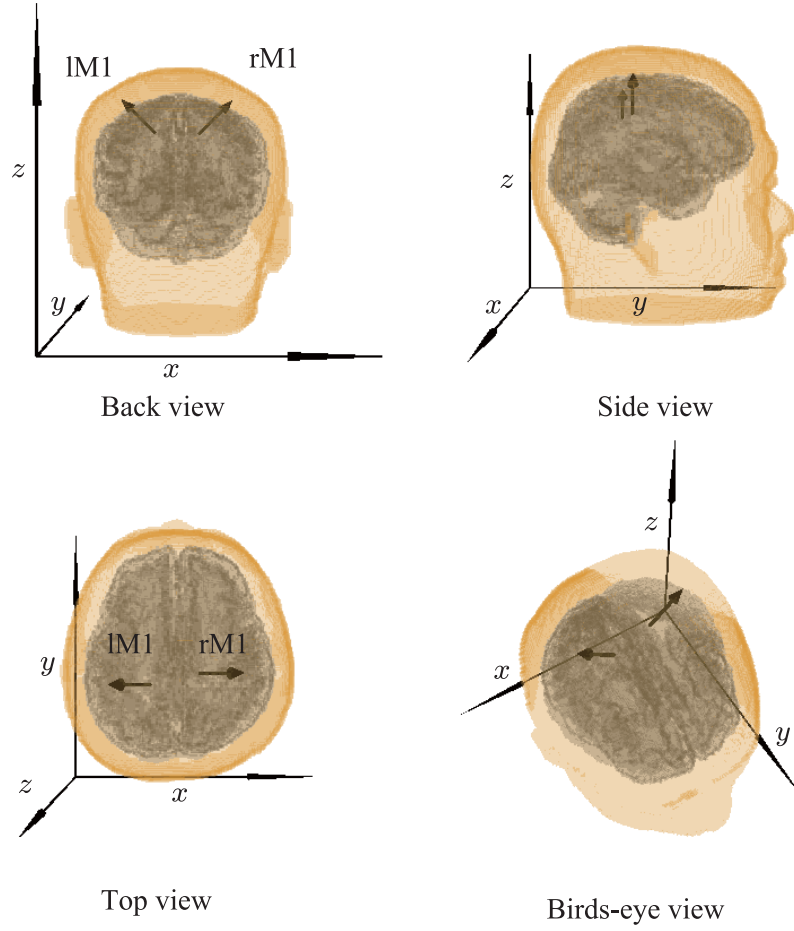


図 5.10 IMI と rMI の ECD モーメントの位置及び方向.

時間波形

EEG 時間波形は, $-1.0 \sim 1.0$ s の期間をサンプリング周波数 1024 Hz でシミュレーションを行った. なお, 時間 $-1.0 \sim 0.0$ s をコントロール条件, 時間 $0.0 \sim 1.0$ s をタスク条件とした. シミュレーションによって得られた EEG 時間波形を図 5.11 に示す.

d 番目の賦活クラスターの信号源の時間波形 $s_d^{(k)}(t)$ ($k = 1, \dots, K$, K は総試行数 ($K = 20$)) は次式に示すような正弦波とした.

$$s_d^{(k)}(t) = A_d \sin(2\pi f_d t + \theta_d^{(k)}) \quad (5.20)$$

ここで, A_d は信号の振幅, f_d は信号の周波数, θ_d は信号の位相を表す. 振幅 A_d は次式の通り設定した.

$$A_1 = \begin{cases} 1.0 & (t < 0) \\ 0.7 & (t \geq 0) \end{cases}, \quad A_2 = \begin{cases} 1.0 & (t < 0) \\ 1.3 & (t \geq 0) \end{cases} \quad (5.21)$$

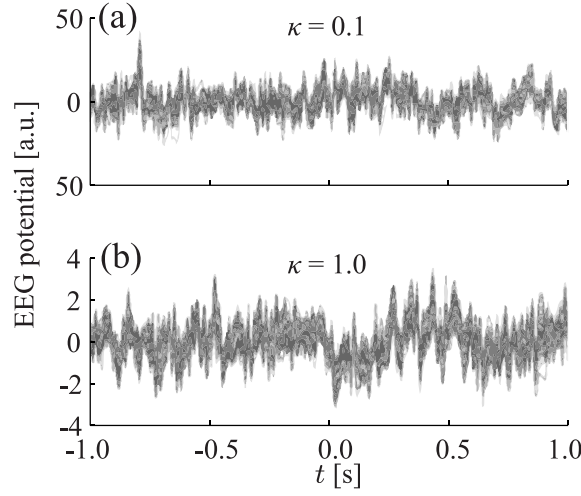


図 5.11 シミュレーションによって得られた EEG 時間波形 ($f_1 = 9$ Hz, $f_2 = 11$ Hz). (a) $\kappa = 0.1$, (b) $\kappa = 1.0$. シミュレーションによって得られた EEG 時間波形 128 個が重ねて描画されている.

本論文では、信号の相関による信号源推定の影響を調査するために、2 つの信号が (i) 無相関、(ii) 相関時、の 2 つの状況について調査した。

条件 (i) については、2 つの信号源の周波数は $f_1 = 9$ Hz, $f_2 = 11$ Hz と異なる周波数を設定し、位相は、添え字 d, k に関する $[0, 2\pi)$ の一様乱数 $U_{dk}(0, 2\pi)$ を用いて、 $\theta_d^{(k)} = U_{dk}(0, 2\pi)$ とした。

条件 (ii) については、2 つの信号源の周波数は $f_1 = 10$ Hz, $f_2 = 10$ Hz と同一の周波数を設定し、位相は、 $\theta_1^{(k)} = U_k(0, 2\pi)$, $\theta_2^{(k)} = \theta_1^{(k)} + \theta$ とした。なお、 θ は 2 つの信号源の位相差であり、本論文では $\theta = \pi/8, \pi/4, 3\pi/8$ を選択した。相関係数にすると、それぞれ 1.00, 0.92, 0.76, 0.38 に相当する。

信号源が生成する EEG 時間波形 $\mathbf{v}_S(t)$ は次式のように表される。

$$\mathbf{v}_S(t) = \mathbf{L}(\mathbf{r}_d)\boldsymbol{\eta}_d s_d^{(k)}(t) \quad (5.22)$$

ノイズ成分が生成する EEG 時間波形 $\mathbf{v}_N(t)$ は健常者の開眼安静時の EEG を ActiveTwo system で実験的に計測したものより生成した。

EEG 時間波形 $\mathbf{v}(t)$ は、 $\mathbf{v}_S(t)$ と $\mathbf{v}_N(t)$ を用いて、次式のように定義した。

$$\mathbf{v}(t) = \frac{\mathbf{v}_S(t)}{\text{std}(\mathbf{v}_S)} + \frac{1}{\kappa} \cdot \frac{\mathbf{v}_N(t)}{\text{std}(\mathbf{v}_N)} \quad (5.23)$$

ここで、 κ は SNR に相当するパラメータであり、 $\text{std}(\cdot)$ は全サンプル点 t において、EEG の最大値が得られるチャンネルの、標準偏差を計算したものである。本論文では、 κ は $10^{-1.0}, 10^{-0.9}, \dots, 10^{1.9}$ を選択した。

シミュレーションパラメータの設定

- 周波数帯域 F_b

α 律動に着目するために、周波数帯域 F_b を $[8, 12]$ Hz とした。

- 正則化パラメータ

MV 空間フィルタと LCMV 空間フィルタについて, 正則化パラメータ ϵ は経験的に $10^{-3} \times \text{tr}(\mathbf{\Gamma})/N$ と設定した. PW 空間フィルタと LCPW 空間フィルタについて, 正則化パラメータ ϵ は $\mathbf{\Gamma}$ の代わりに $\hat{\mathbf{D}}_p$ もしくは $\hat{\mathbf{D}}_n$ を用いて, MV 空間フィルタと LCMV 空間フィルタと同様に設定した.

- 閾値 α_{th}

式 (5.7) の閾値 α_{th} は経験的に 0.99 とした.

位置バイアス

MV 空間フィルタ, PW 空間フィルタ, LCMV 空間フィルタ, LCPW 空間フィルタの信号源の位置推定の性能比較のための指標として, シミュレーションで配置した信号源の位置と推定された位置との距離を位置バイアス ζ と定義した. なお, シミュレーションで設定したクラスタの半径が 8 mm であるため, ζ の上限も 8 mm である.

5.3.5 結果

図 5.12 は 2 つの ECD が無相関 ($f_1 = 9$ Hz, $f_2 = 11$ Hz) で $\kappa = 3.98 \times 10^{-1}$ のときの信号強度再構成結果を示している. MV 空間フィルタと LCMV 空間フィルタは共に rMI クラスタについて推定信号強度のピークがみられる. 一方, PW 空間フィルタと LCPW 空間フィルタについては, $\hat{\mathbf{D}}_p$ と $\hat{\mathbf{D}}_n$ について, それぞれ rMI クラスタと IMI クラスタに推定信号強度のピークがみられる.

図 5.13 には, 2 つの ECD が無相関 ($f_1 = 9$ Hz, $f_2 = 11$ Hz) のときの位置バイアスの結果を示している. なお, PW 空間フィルタと LCPW 空間フィルタについて, rMI クラスタ, IMI クラスタについて信号強度を推定するにはそれぞれ $\hat{\mathbf{D}}_p$, $\hat{\mathbf{D}}_n$ を用いた. 図 5.13 において, MV 空間フィルタと LCMV 空間フィルタの ζ は, $\kappa \geq 3.16 \times 10^{-1}$ において 8 mm 未満だった. 一方, PW 空間フィルタの ζ は, $\kappa \geq 2.00 \times 10^{-1}$ において 8 mm 未満であり, LCPW 空間フィルタの ζ は, $\kappa \geq 1.58 \times 10^{-1}$ において 8 mm 未満だった, これらの結果をまとめると, PW 空間フィルタと LCPW 空間フィルタは, MV 空間フィルタや LCMV 空間フィルタよりも小さい位置バイアスであり, また, 位置バイアスが 8 mm 未満となる最小の κ が小さいことから, 位置バイアスの観点で性能が良いことがわかる.

図 5.12 は 2 つの ECD が無相関 ($f_1 = 9$ Hz, $f_2 = 11$ Hz) で $\kappa = 3.98 \times 10^{-1}$ のときの信号強度再構成結果を示している. MV 空間フィルタと LCMV 空間フィルタは共に rMI クラスタについて推定信号強度のピークがみられる. IMI 一方, PW 空間フィルタと LCPW 空間フィルタについては, $\hat{\mathbf{D}}_p$ と $\hat{\mathbf{D}}_n$ について, それぞれ rMI と IMI に推定信号強度のピークがみられる.

図 5.13 には, 2 つの ECD が無相関 ($f_1 = 9$ Hz, $f_2 = 11$ Hz) のときの位置バイアスの結果を示している. なお, PW 空間フィルタと LCPW 空間フィルタについて, rMI クラスタ, IMI クラスタについて信号強度を推定するにはそれぞれ $\hat{\mathbf{D}}_p$, $\hat{\mathbf{D}}_n$ を用いた. 図 5.13 において, MV 空間フィルタと LCMV 空間フィルタの ζ は, $\kappa \geq 3.16 \times 10^{-1}$ において 8 mm 未満だった. 一方, PW 空間フィルタの ζ は, $\kappa \geq 2.00 \times 10^{-1}$ において 8 mm 未満であり, LCPW 空間フィルタの ζ は, $\kappa \geq 1.58 \times 10^{-1}$ において

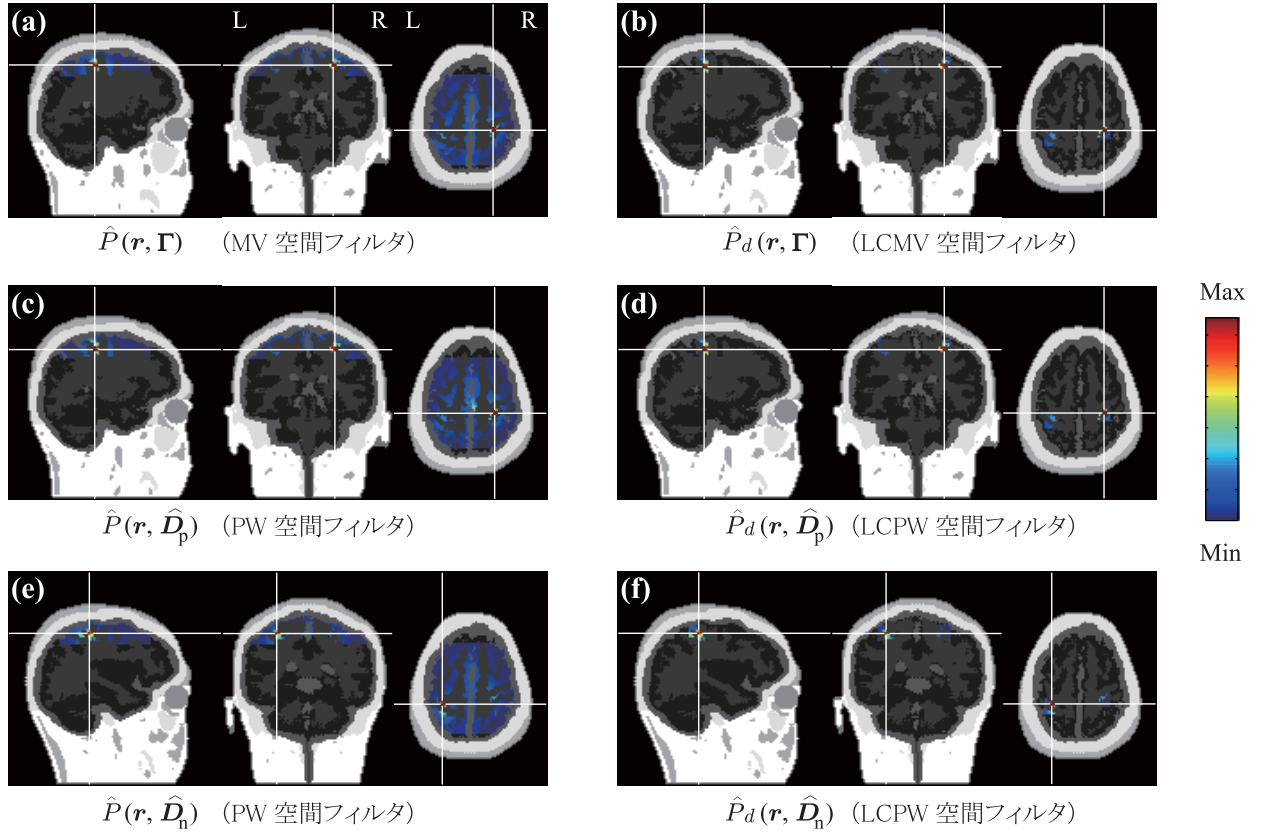


図 5.12 $f_1 = 9 \text{ Hz}$, $f_2 = 11 \text{ Hz}$, $\kappa = 3.98 \times 10^{-1}$ のときの信号強度推定結果. (a) $\hat{P}(\mathbf{r}, \mathbf{\Gamma})$ (MV 空間フィルタ), (b) $\hat{P}_d(\mathbf{r}, \mathbf{\Gamma})$ (LCMV 空間フィルタ), (c) $\hat{P}(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_p)$ (PW 空間フィルタ), (d) $\hat{P}_d(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_p)$ (LCPW 空間フィルタ), (e) $\hat{P}(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_n)$ (PW 空間フィルタ), (f) $\hat{P}_d(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_n)$ (LCPW 空間フィルタ). 推定信号強度のピーク位置は白の十字で示している.

8 mm 未満だった, これらの結果をまとめると, PW 空間フィルタと LCPW 空間フィルタは, MV 空間フィルタや LCMV 空間フィルタよりも小さい位置バイアスであり, また, 位置バイアスが 8 mm 未満となる最小の κ が小さいことから, 位置バイアスの観点で性能が良いことがわかる.

図 5.14 に rMI ECD と IMI ECD とが完全相関 ($f_1 = 10 \text{ Hz}$, $f_2 = 10 \text{ Hz}$) で $\kappa = 3.98 \times 10^{-1}$ のときの信号強度再構成結果を示している. MV 空間フィルタも PW 空間フィルタも IMI クラスタと rMI クラスタで推定信号強度のピークは見られない. 一方, LCMV 空間フィルタと LCPW 空間フィルタについて, それぞれ rMI クラスタと IMI クラスタに推定信号強度のピークが見られる. 図 5.15 に, rMI ECD と IMI ECD に相関があるときについて, κ を変化させたときの位置バイアスの結果を示している. MV 空間フィルタと PW 空間フィルタは共に, 完全相関のとき ($\theta = 0$), $\kappa = 10^{1.9}$ のときでさえ位置バイアスは上限の 8 mm だった. このことは, 相関のある信号に影響を受けるという過去の報告 [30, 31] に一致した結果である. 対照的に, LCMV 空間フィルタについて, rMI クラスタと IMI クラスタにおける位置バイアスが 8 mm 未満となる κ はそれぞれ 2.51×10^{-1} 以上と 3.16×10^{-1} 以上であり, LCPW 空

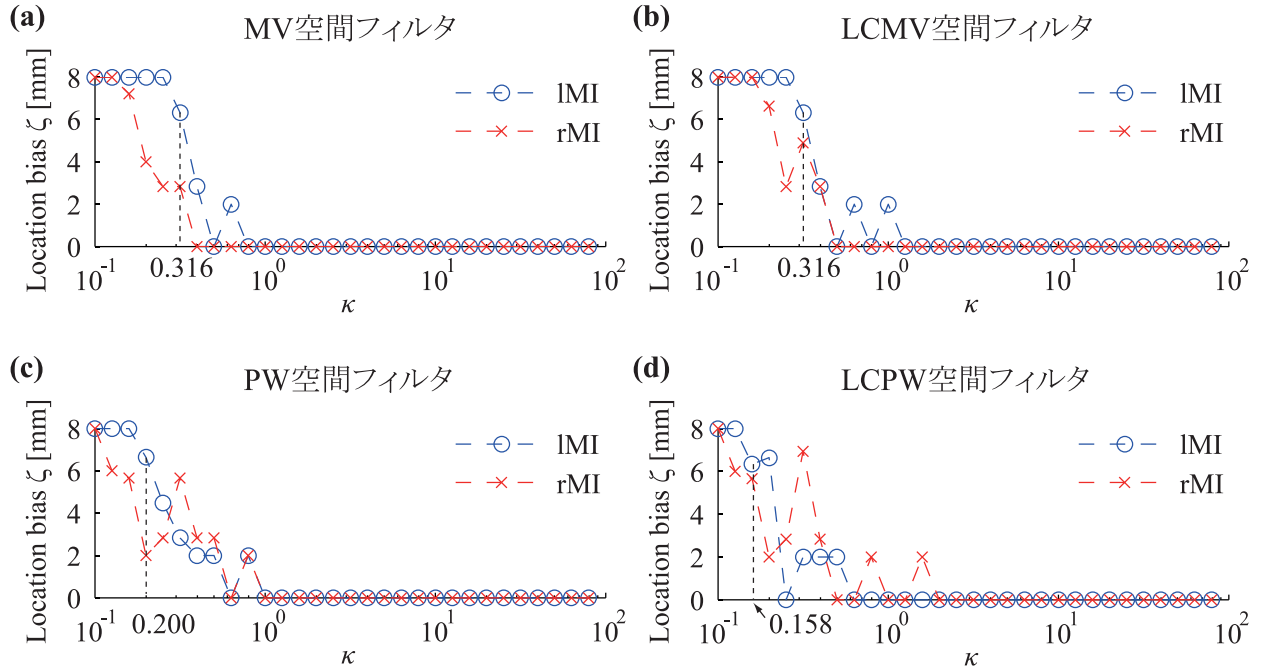


図 5.13 $f_1 = 9 \text{ Hz}$, $f_2 = 11 \text{ Hz}$ のときの rMI クラスと lMI クラスにおける位置バイアス結果. (a) MV 空間フィルタ, (b) LCMV 空間フィルタ, (c) PW 空間フィルタ, (d) LCPW 空間フィルタ. PW 空間フィルタと LCPW 空間フィルタについては, クラス rMI, lMI について信号強度を推定するにはそれぞれ $\hat{D}_p$, $\hat{D}_n$ を用いた.

間フィルタについて, rMI クラスと lMI クラスにおける位置バイアスが 8 mm 未満となる κ は共に 1.59×10^{-1} 以上だった. このことから, 相関の高い信号に関しては干渉信号源の影響を抑制するための線形制約条件を付加することが有効であることが分かる.

ERD と ERS の信号強度推定結果は次のようにまとめられる. LCPW 空間フィルタの位置バイアスは, 信号の相関の有無にかかわらず PW 空間フィルタの位置バイアスよりも小さい傾向がある. 特に, 信号が完全相関である場合, その傾向が強い. 完全相関のときには, PW 空間フィルタは lMI クラスや rMI クラスの信号源を検出できなかった. 一方, LCPW 空間フィルタは lMI クラスや rMI クラスの信号源を共に検出することができた. 以上のことから, LCPW 空間フィルタは相関の高い ERD や ERS の信号源再構成に有効なことが示された.

5.4 EEG-MRI 統合解析による BMI の検証

5.4.1 実験

被験者

本研究では, 右利きの健常男性 6 名が EEG および MRI 実験に参加した. なお, 本研究は京都大学大学院工学研究科研究倫理委員会の承認を得た後, 被験者から書面にて同意を得て実施した.

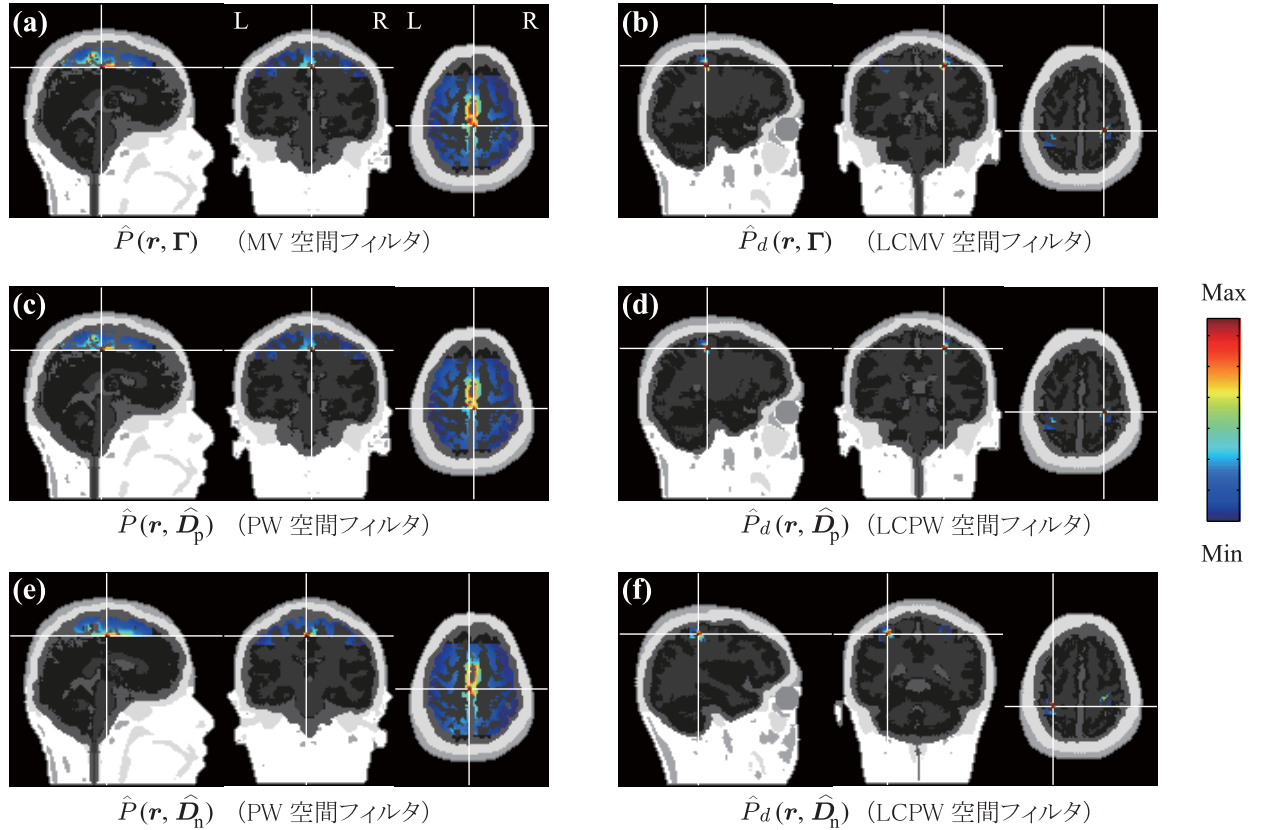


図 5.14 $f_1 = 10 \text{ Hz}$, $f_2 = 10 \text{ Hz}$, $\theta = 0$, $\kappa = 3.98 \times 10^{-1}$ のときの信号強度推定結果. (a) $\hat{P}(\mathbf{r}, \mathbf{\Gamma})$ (MV 空間フィルタ), (b) $\hat{P}_d(\mathbf{r}, \mathbf{\Gamma})$ (LCMV 空間フィルタ), (c) $\hat{P}(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_p)$ (PW 空間フィルタ), (d) $\hat{P}_d(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_p)$ (LCPW 空間フィルタ), (e) $\hat{P}(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_n)$ (PW 空間フィルタ), (f) $\hat{P}_d(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_n)$ (LCPW 空間フィルタ). 推定信号強度のピーク位置は白の十字で示している.

EEG 実験

画面中央には固視点を常に呈示し、被験者は常にそれを固視した。「N」の視覚刺激が呈示された後、「R」、「L」もしくは「W」が呈示される。この期間を 1 回の試行とする。「N」の視覚刺激が呈示されている間は、被験者は待機する。「R」、「L」、「W」の視覚刺激が呈示されている間は、右手首屈伸運動、左手首屈伸運動、もしくは待機をする。「R」、「L」、「W」は試行毎にランダムに表示される。視覚刺激の表示期間は、「N」は 3.0~4.0 s、「R」、「L」、「W」は 3.0 s である。試行の回数は、被験者 1~3 は、各クラス（右手首屈伸運動および左手首屈伸運動、待機の試行の種類のことをクラスと呼ぶ）50 回、被験者 4~6 は各クラス 100 回である。

EEG 計測には 128 チャンネルの生体アンプシステム（ActiveTwo system, BioSemi Inc., The Netherlands）を用いた。電極配置は図 1 のとおりである。基準電極は左乳様突起に配置した。アナログのローパスフィルタ（< 200 Hz）通過後のデータをサンプリング周波数 1024 Hz で取得した。また、電極の座標

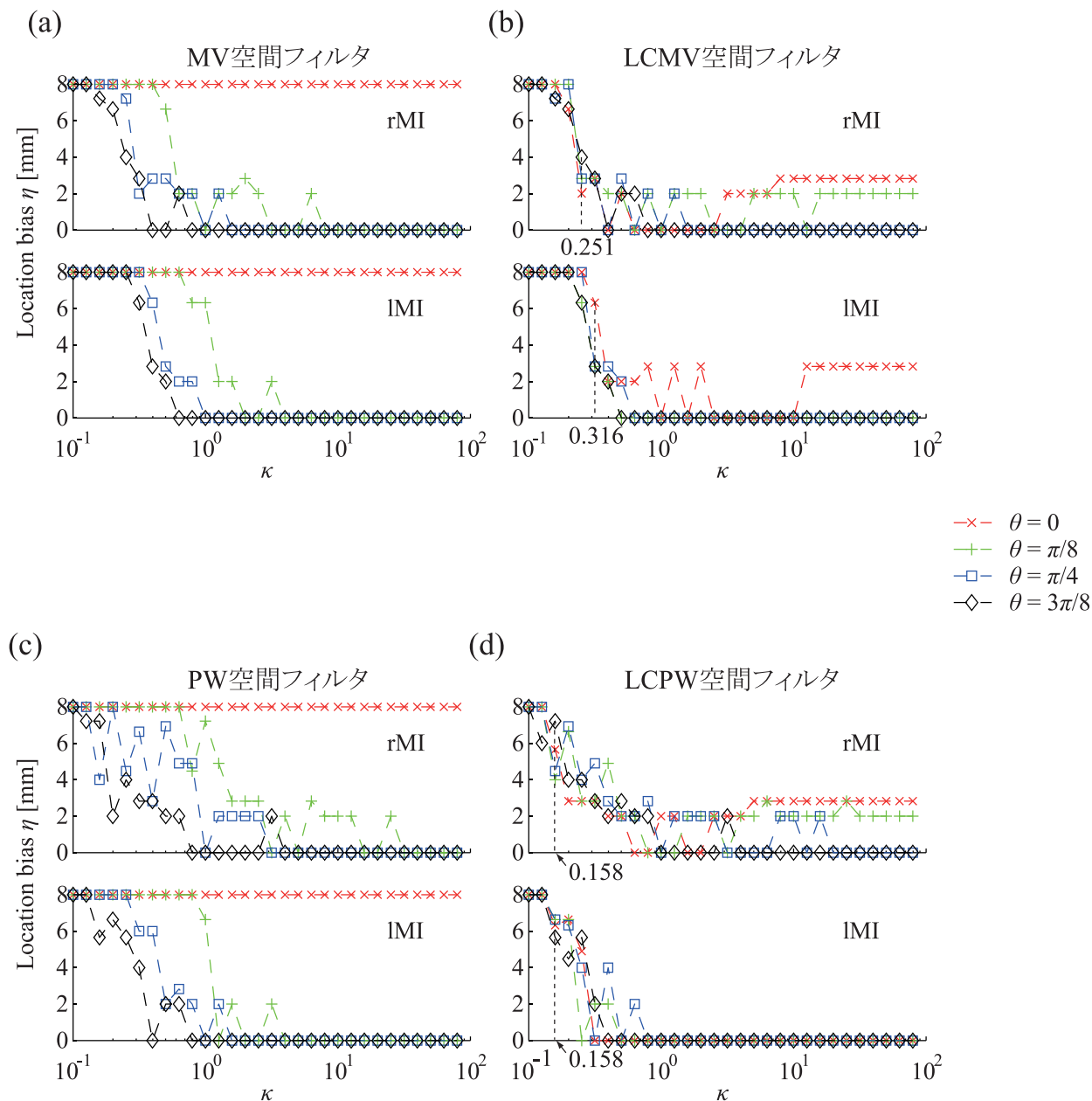


図 5.15 $f_1 = 10$ Hz, $f_2 = 10$ Hz のときの rMI クラスと IMI クラスにおける位置バイアス結果. (a) MV 空間フィルタ, (b) LCMV 空間フィルタ, (c) PW 空間フィルタ, (d) LCPW 空間フィルタ. PW 空間フィルタと LCPW 空間フィルタについては, rMI クラス, IMI クラスについて信号強度を推定するにはそれぞれ $\hat{D}_p$, $\hat{D}_n$ を用いた.

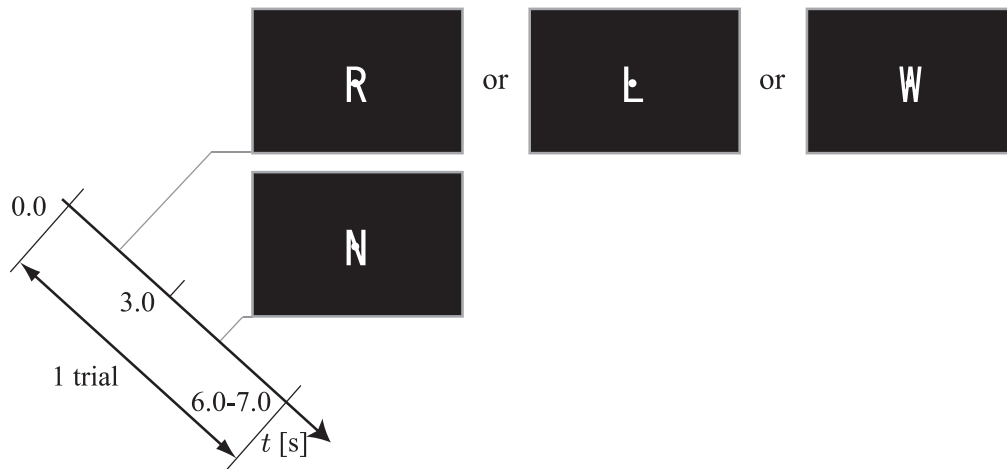


図 5.16 EEG-MRI 統合解析による BMI における EEG 実験の視覚刺激.

はディジタイザ (Polhemus Fastrak digitizer, Polhemus Inc., USA) を用いて計測し, リードフィールドベクトルの計算に用いた.

MRI 実験

MRI 実験には, 東芝社製の Vantage (静磁場強度 1.5 T) を用いた. 撮像シーケンスは T2* 強調エコープラナーイメージング (EPI) であり, TR が 3000 ms, TE が 40 ms, Flip Angle が 90° である. ボクセルサイズは, $3.44 \times 3.44 \times 5.00 \text{ mm}^3$ である 6 mm 間隔で 25 枚のサジタル面でのスライスを撮像している. さらに, $1.20 \times 0.625 \times 0.625 \text{ mm}^3$ の解剖画像を T1 強調画像で撮像した.

fMRI 実験のパラダイムは, 著者の属する研究室で行われた過去の報告 [29] に従った (図 5.17). 機能画像撮像時の実験課題は次の通りである. 被験者は仰臥位にて視覚刺激に注目した. 「右手の運動」, 「左手の運動」, 「右手の想像」, 「左手の想像」, 「停止*停止」の 5 種類の文字列を 21 s ずつ呈示し, この 5 種類の文字列による視覚刺激を 1 セッションとして, 連続して計 5 セッション行った. 視覚刺激に対応して被験者は, 「右手の運動」, 「左手の運動」呈示時は右, 左手の手首屈伸運動, 「右手の想像」, 「左手の想像」呈示時は右, 左手の手首屈伸運動のイメージを行い, 「停止*停止」呈示時は開眼安静状態にした. 被験者には約 1 Hz で手首の屈伸運動およびそのイメージを行うよう指示した. なお, 本研究においてはイメージのデータは用いなかった.

5.4.2 解析方法

EEG-MRI 統合解析による BMI の学習および識別のフローチャートを図 5.18 に示す. EEG データに対し瞬目除去や β 律動の周波数通過のバンドパスフィルタ等の前処理を施す. 次に, 交差確認法 (クロスバリデーション) により識別器の性能を評価するため, 特徴ベクトルを学習するためのトレーニングデータと, 判別するためのテストデータに分ける. 得られたトレーニングデータについて, MRI データより

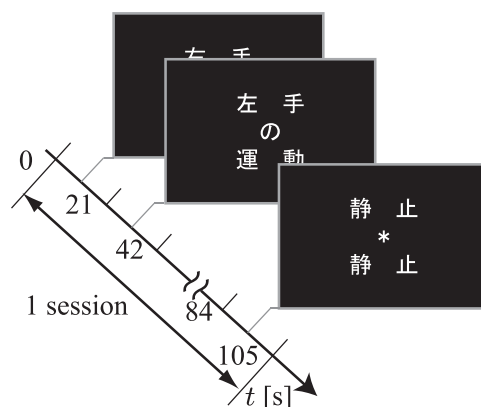


図 5.17 EEG-MRI 統合解析による BMI における fMRI 実験の視覚刺激.

個人毎の実頭部モデルを作成したものと、fMRI 賦活クラスタの情報をを用いて線形制約付きプリホワイトニング空間フィルタを適用し、重み行列を取得する．線形制約付きプリホワイトニング空間フィルタの重み行列およびトレーニングデータより得られる特徴ベクトル $\mathbf{x}$ を計算し、線形判別器に学習させ、重みベクトルおよびバイアスパラメータを取得する．最後に、線形制約付きプリホワイトニング空間フィルタの重み行列およびトレーニングデータより得られる特徴ベクトル $\mathbf{x}$ について、先に得られた重みベクトルおよびバイアスパラメータを用いて識別する．次に、解析方法の詳細について述べる．

MRI 画像

得られた MRI 画像は、SPM8 によって解析を行った．「停止*停止」を基準としたときの「右手の運動」および「左手の運動」の賦活部位を同定し、これより賦活クラスタを同定した．

解剖画像より、5.2 節で述べた方法によって各被験者の実頭部ボクセルモデルを作成し、作成した実頭部ボクセルモデルに対し、5.2 節で述べた方法で各被験者のリードフィールドベクトルを計算した．

EEG 前処理

256 Hz にダウンサンプリングした後、直流成分および商用電源ノイズの除去のため、ハイパスフィルタ (> 0.1 Hz) およびノッチフィルタ (60 Hz) で処理した．その後、主成分分析および独立成分分析による瞬目成分自動同定・除去法 [32] を用いて瞬目アーチファクトを除去した．

ERD・ERS の時間範囲および周波数帯域の同定

被験者毎の ERD および ERS の時間範囲および周波数帯域の同定については、3.2.5 節と同様の手法によって同定した．1 Hz 刻みに時間、周波数毎の信号強度をウェーブレット解析によって計算し、プリトリガ期間 ($-0.5 \sim 0.0$ s) の信号強度の平均および標準偏差 (SD) を用いて標準化した．信号強度が -3 SD (有意水準 1%) よりも小さい場合 ERD, $+3$ SD よりも大きい場合 ERS が起きていたとして、時間範囲および周波数帯域を同定した．本論文では、他の報告 [3] および著者らの過去の報告 [33] に従い、運

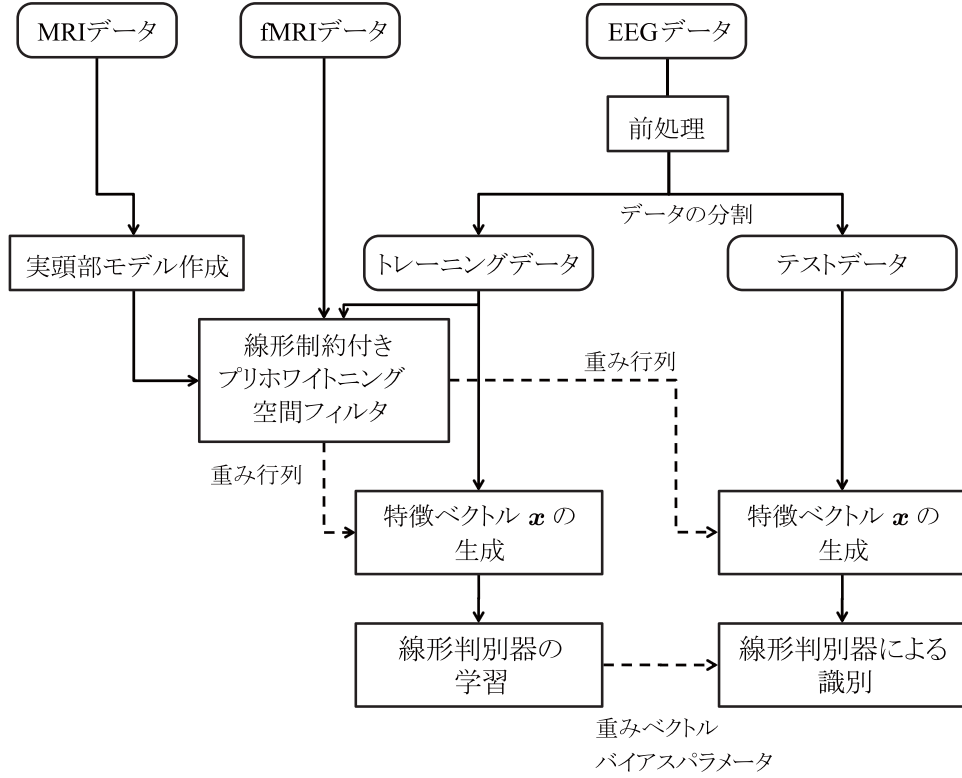


図 5.18 EEG-MRI 統合解析による BMI の学習および識別のフローチャート.

動中に対側運動野近傍で観測される α 律動 (8~12 Hz) の ERD および運動終了後に対側運動野近傍で観測される β 律動 (16~40 Hz) の ERS に着目した.

なお, 本研究においては, 左右一次運動野およびその近傍の fMRI 賦活領域内に含まれる灰白質ボクセルの集合をそれぞれ賦活クラス 1, 2 と置いた ($D = 2$).

共分散行列の推定

左手首屈伸運動をコントロール条件, 右手首屈伸運動をタスク条件とした. なお, 共分散行列を計算する期間については, 後述するように, 周波数の帯域毎に変えた.

コントロール条件およびタスク条件の共分散行列は, 各試行で次式のように推定した.

$$\mathbf{\Gamma}'_k = \langle \mathbf{v}'_k(t, F_b)(\mathbf{v}'_k(t, F_b))^T \rangle_{t \in T_r} \quad (5.24)$$

$$\mathbf{\Gamma}_k = \langle \mathbf{v}_k(t, F_b)(\mathbf{v}_k(t, F_b))^T \rangle_{t \in T_r} \quad (5.25)$$

ここで, k は試行のインデックス, $\mathbf{v}'_k(t, F_b)$ および $\mathbf{v}_k(t, F_b)$ はそれぞれコントロール条件およびタスク条件の周波数帯域 F_b のバンドパスフィルタ通過後の EEG 電極電位, T_r は時間範囲である. また, 信号

源推定には、信号強度で規格化した共分散行列を試行間で平均したものをを用いた。

$$\mathbf{\Gamma}' = \frac{1}{K_2} \sum_{k=1}^{K_2} \frac{\mathbf{\Gamma}'_k}{\text{tr}(\mathbf{\Gamma}'_k)} \quad (5.26)$$

$$\mathbf{\Gamma} = \frac{1}{K_1} \sum_{k=1}^{K_1} \frac{\mathbf{\Gamma}_k}{\text{tr}(\mathbf{\Gamma}_k)} \quad (5.27)$$

ここで、 K_1 および K_2 は右手首屈伸運動および左手首屈伸運動の試行回数である。

α 律動の ERD に着目する際の時間範囲および周波数帯域をそれぞれ T_r^α , F_b^α とおき、これらを式 (5.25), 式 (5.4.2) に代入して得られるコントロール条件およびタスク条件の規格化共分散行列の平均をそれぞれ $\mathbf{\Gamma}'^\alpha$, $\mathbf{\Gamma}^\alpha$ とおく。同様に、 α 律動の ERD に着目する際の時間範囲および周波数帯域をそれぞれ T_r^β , F_b^β とおき、これらを式 (5.25), 式 (5.4.2) に代入して得られるコントロール条件およびタスク条件の規格化共分散行列の平均を $\mathbf{\Gamma}'^\beta$, $\mathbf{\Gamma}^\beta$ とおく。

また、式 (2.127), 式 (2.128) の $\mathbf{\Gamma}'$, $\mathbf{\Gamma}$ に $\mathbf{\Gamma}'^\alpha$, $\mathbf{\Gamma}^\alpha$ を代入して得られる $\hat{D}_p$, $\hat{D}_n$ をそれぞれ $\hat{D}_p^\alpha$, $\hat{D}_n^\alpha$ とおく。同様に、式 (2.127), 式 (2.128) の $\mathbf{\Gamma}'$, $\mathbf{\Gamma}$ に $\mathbf{\Gamma}'^\beta$, $\mathbf{\Gamma}^\beta$ を代入して得られる $\hat{D}_p$, $\hat{D}_n$ をそれぞれ $\hat{D}_p^\beta$, $\hat{D}_n^\beta$ とおく。

特徴ベクトル

EEG データについて、識別器が学習するための訓練データ、実際に識別するテストデータがあるとする。訓練データの試行について、5.4.2 節で同定した周波数帯域が通過するバンドパスフィルタに通過させた後、同定した時間範囲について、左手首屈伸運動時をコントロール条件、右手首屈伸運動時をタスク条件として、各種パラメータ ($\hat{D}_p^\alpha$, $\hat{D}_n^\alpha$, $\hat{D}_p^\beta$, $\hat{D}_n^\beta$, U'_S , U_S 等) を計算し、各試行における信号強度の推定は、得られた各種パラメータを用いて式 (2.127), 式 (2.128) の $\hat{D}_p$ および $\hat{D}_n$ を求め、式 (5.16) および式 (5.17) を用いて ERS および ERD の信号強度を推定した。なお、式 (5.7) の α_{th} は 0.90 とした。

LCPW 空間フィルタで推定される各クラスタの全ボクセルの平均信号強度を次式のように $\bar{P}_d(\hat{D}_p)$, $\bar{P}_d(\hat{D}_n)$ と定義した。

$$\bar{P}_d(\hat{D}) = \frac{1}{\#\Omega_d} \sum_{\mathbf{r} \in \Omega_d} \hat{P}(\mathbf{r}, \hat{D}) \quad (5.28)$$

where

$$d \in \{1, 2\} \text{ and } \hat{D} \in \{\hat{D}_p^\alpha, \hat{D}_n^\alpha, \hat{D}_p^\beta, \hat{D}_n^\beta\}, \quad (5.29)$$

なお、 $\#\Omega_d$ は賦活クラスタ d の領域 Ω_d 内のボクセル数を表す。

特徴ベクトル $\mathbf{x}$ を次式のように定義した。

1. α 律動の ERS のみで識別する場合。

$$\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}^\alpha = \left[\bar{P}_1(\hat{D}_p^\alpha), \bar{P}_2(\hat{D}_p^\alpha), \bar{P}_1(\hat{D}_n^\alpha), \bar{P}_2(\hat{D}_n^\alpha) \right]^T \quad (5.30)$$

2. β 律動の ERS のみで識別する場合.

$$\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}^\beta = \left[\bar{P}_1(\hat{\mathbf{D}}_p^\beta), \bar{P}_2(\hat{\mathbf{D}}_p^\beta), \bar{P}_1(\hat{\mathbf{D}}_n^\beta), \bar{P}_2(\hat{\mathbf{D}}_n^\beta) \right]^\top \quad (5.31)$$

3. α 律動の ERD と β 律動の ERS で識別する場合.

$$\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}^{\alpha+\beta} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}^\alpha \\ \mathbf{x}^\beta \end{bmatrix} \quad (5.32)$$

この特徴ベクトル $\mathbf{x}$ を試行毎に計算し、後述の線形判別器の重みベクトルおよびバイアスパラメータを算出する. テストデータも同様に、訓練データで取得した各種パラメータを用いて特徴ベクトル $\mathbf{x}$ を求め、識別関数によって左右を識別した. なお、本研究では五重交差確認法 (Five-fold cross validation) によって識別率を算出した.

線形判別器 [34]

線形判別器の識別関数は次式のように表される.

$$y = \mathbf{w}^\top \mathbf{x} + w_0 \quad (5.33)$$

ここで、 $\mathbf{w}$ は重みベクトル、 w_0 はバイアスパラメータである. $y \geq 0$ の場合、右手首屈伸運動のクラス ($\mathcal{C}_1$) と識別し、 $y < 0$ の場合、左手首屈伸運動のクラス ($\mathcal{C}_2$) と識別する. 本研究では、重みベクトルをフィッシャーの線形判別法 (Fisher's linear discriminant method, FLD method) を用いた.

フィッシャーの線形判別では、次式で定義されるフィッシャーの判別基準 $J(\mathbf{w})$ を最大とする重みベクトル $\mathbf{w}$ を用いる.

$$J(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^\top \mathbf{S}_B \mathbf{w}}{\mathbf{w}^\top \mathbf{S}_W \mathbf{w}} \quad (5.34)$$

ここで、 $\mathbf{S}_B$ はクラス間共分散行列 (between-class covariance matrix) と呼ばれ、次式のように定義される.

$$\mathbf{S}_B = (\mathbf{m}_2 - \mathbf{m}_1)(\mathbf{m}_2 - \mathbf{m}_1)^\top \quad (5.35)$$

ここで、 $\mathbf{m}_i$ はクラス $\mathcal{C}_i$ の特徴ベクトルの平均である.

また、 $\mathbf{S}_W$ は総クラス内共分散行列 (within-class covariance matrix) と呼ばれ、次式のように定義される.

$$\mathbf{S}_W = \sum_{i=1,2} \sum_{\mathbf{x} \in \mathcal{C}_i} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)^\top \quad (5.36)$$

式 (5.35) を $\mathbf{w}$ で微分することで、以下の式が満たされる場合に $J(\mathbf{w})$ が最大となることがわかる.

$$(\mathbf{w}^\top \mathbf{S}_B \mathbf{w}) \mathbf{S}_W \mathbf{w} = (\mathbf{w}^\top \mathbf{S}_W \mathbf{w}) \mathbf{S}_B \mathbf{w} \quad (5.37)$$

式 (5.35) より、 $\mathbf{S}_B \mathbf{w}$ は常に $(\mathbf{m}_2 - \mathbf{m}_1)$ と同じ方向を持つベクトルであることが分かる. また、 $\mathbf{w}$ の方向だけを検討する場合、スカラーである $(\mathbf{w}^\top \mathbf{S}_B \mathbf{w})$ と $(\mathbf{w}^\top \mathbf{S}_W \mathbf{w})$ を無視することができる. 式 (5.37) の

表 5.3 有意な β 律動の変動のあった周波数帯域 (単位: Hz).

被験者	1	2	3	4	5	6
周波数帯域 (α)	8-12	8-12	10-12	8-12	8-12	8-12
周波数帯域 (β)	16-40	16-26	16-40	16-32	16-30	16-40

両辺に $\mathbf{S}_W^{-1}$ を掛け, また, $\mathbf{S}_B \mathbf{w} \propto (\mathbf{m}_2 - \mathbf{m}_1)$ を用い, さらに, $(\mathbf{w}^T \mathbf{S}_B \mathbf{w})$ と $(\mathbf{w}^T \mathbf{S}_W \mathbf{w})$ がスカラーであることを考慮すれば, 次式の関係式が得られる.

$$\mathbf{w} \propto \mathbf{S}_W^{-1} (\mathbf{m}_2 - \mathbf{m}_1) \quad (5.38)$$

式 (5.38) はフィッシャーの線形判別 (Fisher's Linear Discriminant) として知られる. そこで, フィッシャーの線形判別法による重みベクトル $\mathbf{w}$ を次式のようにおく.

$$\mathbf{w} = \mathbf{S}_W^{-1} (\mathbf{m}_2 - \mathbf{m}_1) \quad (5.39)$$

バイアスパラメータは次式のようにした.

$$w_0 = -\frac{\mathbf{w}^T (\mathbf{m}_1 + \mathbf{m}_2)}{2} \quad (5.40)$$

他手法との比較

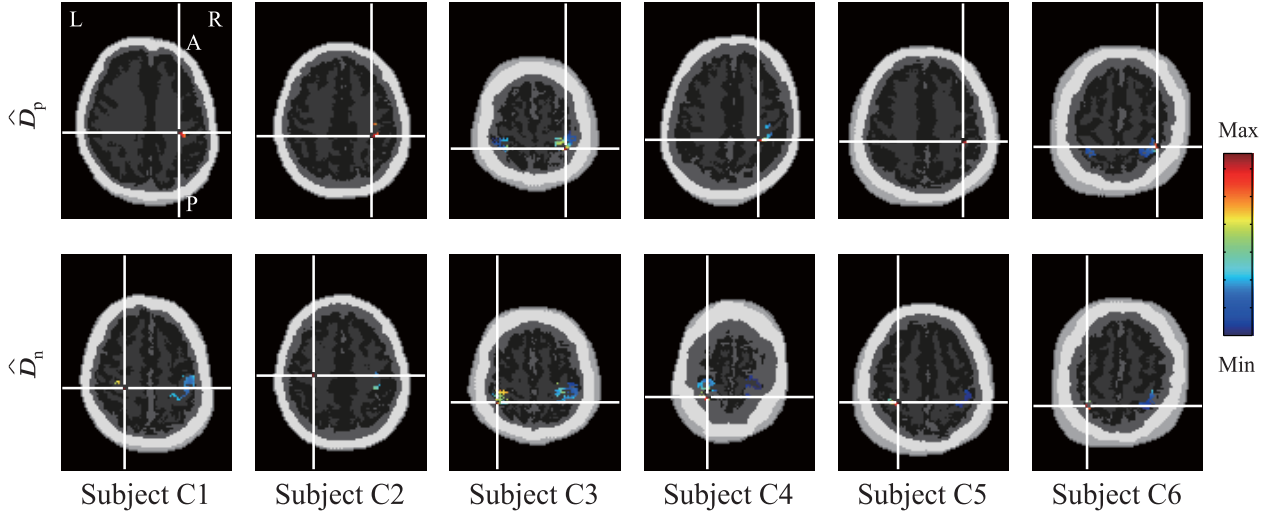
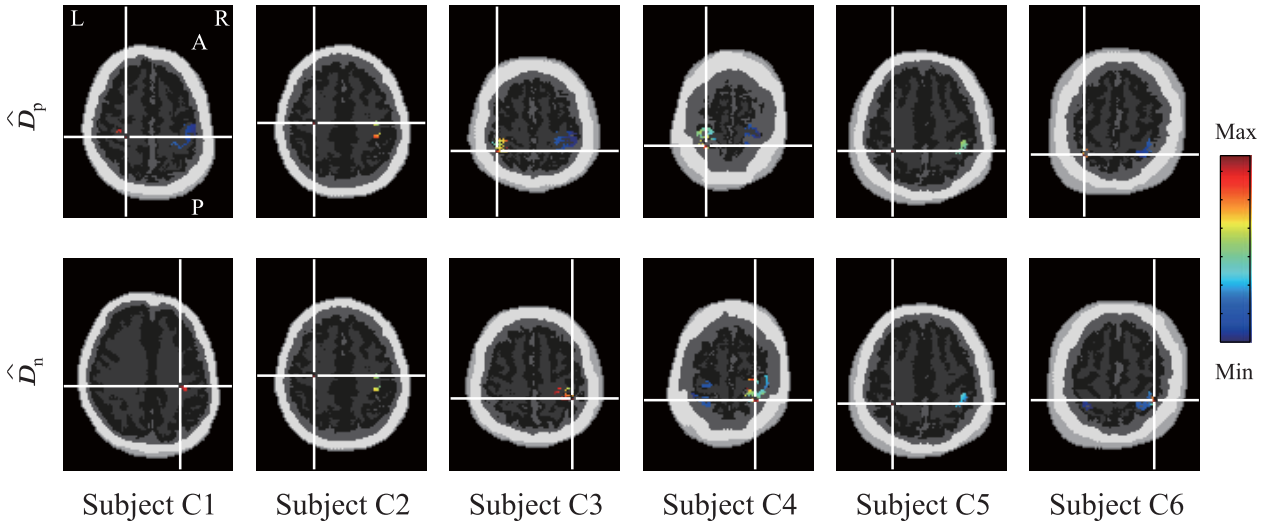
他手法として, MI-BMI の特徴量抽出として多用されている CSP [1, 2, 35] を用いた BMI, LCPW 空間フィルタの代わりに, SOFIA ビームフォーミング [36] に基づく空間フィルタを用いた BMI [37] の二種類の BMI との比較を行った. 本論文では, 前者の BMI を CSP-BMI, 後者を SOFIA-BMI と呼ぶことにする. また, 本論文で提案した LCPW 空間フィルタを用いた BMI を LCPW-BMI と呼ぶことにする. CSP-BMI は EEG のみのデータを用い, SOFIA-BMI は, fMRI より同定した賦活領域の座標情報は用いたが線形制約条件は付加しなかった.

5.4.3 結果

ウェーブレット解析によって同定した周波数帯域を表 5.3 に示す. また, 時間範囲は α 律動の ERD については運動開始後 0.5~3.0 s, β 律動の ERS については運動終了後 0.0~3.0 s と同定した.

同定した時間範囲および周波数帯域の信号に対して, LCPW 空間フィルタを用いて信号源推定を行った結果を, α 律動について図 5.19, β 律動について図 5.20 に示す. 図 5.19 については, $\hat{P}_d(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_p^\alpha)$ および $\hat{P}_d(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_n^\alpha)$ を用い, 図 5.20 については, $\hat{P}_d(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_p^\beta)$ および $\hat{P}_d(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_n^\beta)$ を用いている.

左手首屈伸運動を行っているときをコントロール条件, 右手首屈伸運動を行っているときをタスク条件としているので, 右手首屈伸運動した時の方が左手首屈伸運動した時より信号が減衰している, すなわち ERD が生じている場所に着目する場合は, $\hat{P}_d(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{D}}_n^\alpha)$ のピーク位置を確認すればよく, 左手首屈伸運動


 図 5.19 LCPW 空間フィルタによる α 律動の ERD および ERS の信号源推定.

 図 5.20 LCPW 空間フィルタによる β 律動の ERD および ERS の信号源推定.

した時の方が右手首屈伸運動した時より信号が減衰している，すなわち ERD が生じている場所に注目する場合は， $\hat{P}_d(\mathbf{r}, \hat{D}_p^\alpha)$ のピーク位置を確認すればよい．ERS に着目する場合は ERD のときとは反対の関係となる．

被験者 C1～C6 について，対側のクラスタで推定信号強度のピーク（ERD）が見られる．被験者 C1, C3, C4, C6 について，対側のクラスタで推定信号強度のピークが見られる．一方，被験者 2, 5 について， $\hat{D}_p^\beta$, $\hat{D}_n^\beta$ 共に左側のクラスタで推定信号強度のピーク（ERS）が見られる．このことは，対側体性感覚運動野近傍で運動課題中に α 律動の ERD および運動終了後に β 律動の ERS が観測される過去の知見と対応する [3]．

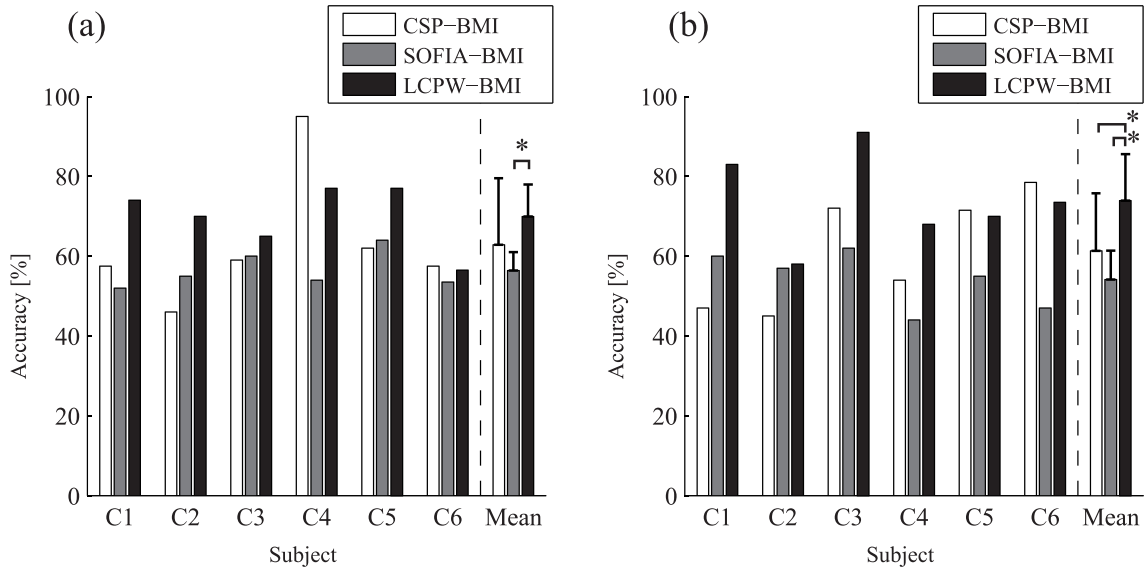


図 5.21 各被験者の CSP-BMI, SOFIA-BMI, LCPW-BMI を用いた時の各被験者の識別率およびその平均値. (a) α 律動の ERD に着目した場合, (b) β 律動の ERS に着目した場合. アスタリスク (*) は有意差があることを示している (paired t -test, $p < 0.05$).

CSP-BMI, SOFIA-BMI, LCPW-BMI について, α 律動の ERD を特徴量とした識別率を図 5.21(a), β 律動の ERS を特徴量とした識別率を図 5.21(b) に示している.

図 5.21(a) について, 全被験者の識別率の平均値は, CSP-BMI, SOFIA-BMI, LCPW-BMI それぞれ 62.8%, 56.4%, 69.9% だった. 図 5.21(b) について, 全被験者の識別率の平均値は, CSP-BMI, SOFIA-BMI, LCPW-BMI それぞれ 61.3%, 54.2%, 73.9% だった. LCPW-BMI の識別率は, α 律動の ERD, β 律動の ERS いずれを特徴量とした場合でも, 他の手法よりも平均識別率は高い傾向があり, α 律動の ERD については, SOFIA-BMI, β 律動の ERS については, CSP-BMI, SOFIA-BMI とに有意差があった (paired t -test, $p < 0.05$).

α 帯域, β 帯域の両方の特徴量を用いて識別した時の識別率を図 5.22 に示している. この場合の平均識別率は 74.4% であり, α 律動の ERD のみを用いた BMI, β 律動の ERS のみを用いた BMI の平均識別率よりも値は大きい.

5.4.4 検討

まず, 個人毎に CSP-BMI と LCPW-BMI と比較をする. 図 5.21(a) について, 被験者 C1~C3, C5 は LCPW-BMI の識別率の方が高く, C6 はほとんど差がない. 図 5.21(b) について, 被験者 C1~C4 は, LCPW-BMI の識別率は 10% 以上高く, 特に被験者 1 については 33.0% 高い. これは, CSP-BMI がノイズに対し非常に敏感 [37] だが, LCPW-BMI がノイズに対し耐性があることを示唆している. また, SOFIA-BMI と LCPW-BMI と比較をすると, 全被験者について識別率が向上, もしくは同じとなった.

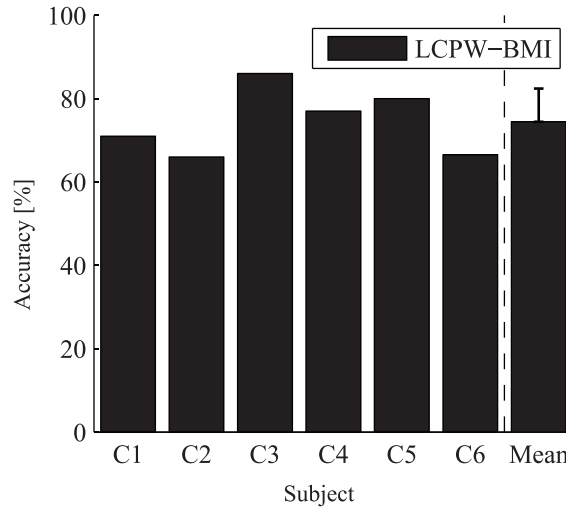


図 5.22 LCPW-BMI について α 律動の ERD と β 律動の ERS を特徴量とした場合の各被験者の識別率およびその平均値。

以上より、LCPW-BMI による手首屈伸運動の左右識別が有用であることが示された。

図 5.21(b) について、被験者 1～3 は 50 回の試行、被験者 4～6 は 100 回の試行である。CSP-BMI では試行回数が 100 回の方が 50 回のものよりも平均識別率が高いのに対し、SOFIA-BMI、LCPW-BMI では、50 回の方が 100 回のものよりも平均識別率が高い傾向がある。これは、訓練時とテスト時とで信号源推定を行う際、異なる正則化パラメータを用いるとこの問題は解消するかもしれない。なお、この試行数と識別率の検討については、異なる被験者間で行っていることに注意されたい。実頭部モデルやリードフィールド行列、賦活クラスターの個人差の可能性もありうる。今後、同一被験者について試行数を変化させた場合の識別率の影響、およびその対策について検討すべきである。

LCPW-BMI の識別率をさらに向上させる方法について検討する。 β 律動について信号源推定を行ったときに、対側に ERS の推定信号強度のピークが見られない被験者 C2、C5 は、LCPW-BMI で識別率が低い傾向がある。これらの被験者については、 α 律動での識別を行えばよい。あるいは、図 5.22 のように、 α 律動の ERD と β 律動の ERS の両方を特徴量として識別することで識別率を向上させることができる。

図 5.21 と図 5.22 とを比較すると、必ずしも α 律動の ERD と β 律動の ERS の両方を特徴量として識別すると識別率が向上しているというわけではない。 α 律動の ERD と β 律動の ERS について識別率が低い方については、両方を特徴量とすることで識別率は向上しているとは言えるが、識別率が高い方については必ずしも識別率は向上していない。このことから、学習時に α 律動の ERD と β 律動の ERS いずれが識別率が高いかを判断し、高い方を採用して識別するという方がよい可能性がある。 α 律動の ERD と β 律動の ERS について、各被験者で高い方の識別率の平均値を計算すれば、78.6% の識別率となる。

図 5.21(a) CSP-BMI より識別率が低い被験者 C4、C6、および図 5.21(b) CSP-BMI より識別率が低

い被験者 C5, C6 については、リードフィールドベクトルの精度を改善することで識別率が向上するかもしれない。その精度の改善には、ボクセルサイズや頭部組織の分類数およびそれらの導電率の設定を検討する必要がある。本研究では判別器として、FLD を用いて判別を行ったが、FLD 以外の判別器を用いると識別率がさらに向上する可能性がある。今後、サポートベクトルマシン (SVM) [34] 等、他の判別器についても検討することで、識別率が向上しうる。

本研究では、MI-BMI を対象として、左右の手首屈伸運動時の fMRI 賦活部位での信号の寄与を零とする線形制約条件を付加した EEG 空間フィルタによる識別手法を適用した。一方、P300, SSVEP など別の原理に基づく BMI にも、fMRI で賦活部位が特定できるならば、線形制約条件を付加した EEG 空間フィルタによる識別手法は適用可能であると考えられる。

5.5 まとめ

本章では、まず、信号源推定に必要な実頭部モデルの作成について述べた。実頭部モデル作成時に問題となったノイズ閾値の設定方法として、EM アルゴリズムを用いた同定法を提案した。

次に、作成した実頭部モデルを用いて、干渉信号源が存在する場合の信号源推定についてシミュレーションによって検証を行った。シミュレーションとしては、左右一次運動野にそれぞれ ERD, ERS の信号源があることを想定し、これらの信号の相関の度合いを変化させて信号源の位置推定の性能評価を行った。その結果、LCPW 空間フィルタは、ERD および ERS 信号の抽出には、左右一次運動野の信号に相関がある場合でも信号源の推定ができることを示した。

最後に、左右手首屈伸運動の左右識別を行う MI-BMI について、fMRI 賦活部位を線形制約条件とする EEG 空間フィルタを用いた左右識別方法を提案した。空間フィルタとしては、5.2 節で相関がある場合でも推定精度が高かった LCPW 空間フィルタを用いた。その結果、対象とした全被験者 6 名について、提案手法を用いた BMI は従来法より高い平均識別率を得た。

参考文献

- [1] G. Dornhege, J. del R. Millán, T. Hinterberger, D.J. McFarland, and K.-R. Muller. *Toward brain-computer interfacing*. The MIT Press, 2007.
- [2] B. Graimann, B. Allison, and G. Pfurtscheller. *Brain-computer interfaces*. Springer, 2010.
- [3] G. Pfurtscheller and F. H. L. da Silva. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: Basic principles. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 110, No. 11, pp. 1842–1857, 1999.
- [4] C. A. Porro, M. P. Francescato, V. Cettolo, M. E. Diamond, P. Baraldi, C. Zuiani, M. Baz-zocchi, and P. E. di Prampero. Primary motor and sensory cortex activation during motor performance and motor imagery: A functional magnetic resonance imaging study. *The Journal of Neuroscience*, Vol. 16, No. 23, pp. 7688–7698, 1996.
- [5] 小林哲生. 高次脳機能の画像研究の基礎と応用. 呉, 津本編, 神経医工学 - 脳神経科学・工学・情報科学の融合 -, pp. 157–210. オーム社, 2009.
- [6] K. Sekihara and S. S. Nagarajan. *Adaptive Spatial Filters for Electromagnetic Brain Imaging*. Springer, 2008.
- [7] 大橋俊平, 隠浪康行, 鄭址旭, 濱田昌司, 小林哲生. fMRI-MEG 統合解析への線形制約付きアダプティブビームフォーマの適用に関する検討. 生体医工学, Vol. 45, No. 1, pp. 722–727, 2007.
- [8] 岡田雄介, 大橋俊平, 鄭址旭, 濱田昌司, 小林哲生. fMRI-MEG 統合解析法: fMRI 非捕捉信号源の干渉抑制による高精度・ロバスト化. 生体医工学, Vol. 45, No. 4, pp. 275–284, 2007.
- [9] T. Sasayama, S. Hamada, and T. Kobayashi. Application of linearly-constrained prewhitening beamformer to reconstruction of highly correlated EEG signal sources. In *Proceedings of the IEEE/ICME International Conference on Complex Medical Engineering 2011*, pp. 593–598, 2011.
- [10] B. Yvert, O. Bertrand, M. Thévenet, J. F. Echallier, and J. Pernier. A systematic evaluation of the spherical model accuracy in EEG dipole localization. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 102, No. 5, pp. 452–459, 1997.
- [11] N. Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 9, No. 1, pp. 62–66, 1979.
- [12] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, Vol. 39, No. 1, pp. 1–38, 1977.
- [13] C. M. Bishop. *Pattern recognition and machine learning*. Springer, 2006.
- [14] T. W. Dawson, K. Caputa, and M. A. Stuchly. Influence of human model resolution on computed currents induced in organs by 60-Hz magnetic fields. *Bioelectromagnetics*, Vol. 18, No. 7, pp. 478–490, 1997.

- [15] 濱田昌司, 小林哲生. ボクセルデータ用高速多重極表面電荷法による低周波磁界誘導電界計算. 電気学会論文誌 A, Vol. 126, No. 5, pp. 355–362, 2006.
- [16] K. V. Leemput, F. Maes, D. Vandermeulen, and P. Suetens. Automated model-based tissue classification of MR images of the brain. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 18, No. 10, pp. 679–698, 1999.
- [17] R. M. Henkelman. Measurement of signal intensities in the presence of noise in MR images. *Medical Physics*, Vol. 12, No. 2, pp. 232–233, 1985.
- [18] H. Gudbjartsson and S. Patz. The rician distribution of noisy MRI data. *Magnetic Resonance in Medicine*, Vol. 34, No. 6, pp. 910–914, 1995.
- [19] 鳥脇純一郎. 3次元デジタル画像処理. 昭晃堂, 2002.
- [20] A. Hirata, K. Yamazaki, S. Hamada, Y. Kamimura, H. Tarao, K. Wake, Y. Suzuki, N. Hayashi, and O. Fujiwara. Intercomparison of induced fields in japanese male model for ELF magnetic field exposures: effect of different computational methods and codes. *Radiation Protection Dosimetry*, Vol. 138, No. 3, pp. 237–244, 2010.
- [21] Software available at <http://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm/software/spm8/>.
- [22] 中野昭一, 吉岡利忠. 図解生理学. 医学書院, 1981.
- [23] American Clinical Neurophysiology Society. Guideline 5: Guidelines for standard electrode position nomenclature. *Journal of Clinical Neurophysiology*, Vol. 23, No. 2, pp. 107–110, 2006.
- [24] S. Hamada. GPU accelerated lead field calculation by indirect boundary element method for voxel models. *Proceedings of 18th international congress on brain electromagnetic topography*, pp. 187–190, 2009.
- [25] S. K. Law, P. L. Nunez, and R. S. Wijesinghe. High-resolution EEG using spline generated surface Laplacians on spherical and ellipsoidal surfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 40, No. 2, pp. 145–153, 1993.
- [26] S. S. Dalal, K. Sekihara, and S. S. Nagarajan. Modified beamformers for coherent source region suppression. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 53, No. 7, pp. 1357–1363, 2006.
- [27] A. N. Tikhonov and V. Y. Arsenin. *Solution of Ill-posed Problems*. Winston & Sons, 1977.
- [28] G. Pfurtscheller and C. Neuper. Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans. *Neuroscience Letters*, Vol. 239, No. 2-3, pp. 65–68, 1997.
- [29] T. Iida, T. Sasayama, T. Oida, T. Ino, and T. Kobayashi. Brain activation during execution and imagery of simple wrist-bending movement: An fMRI study. In *Proceedings of the International Conference on Complex Medical Engineering 2008*, pp. 41–44, 2008.
- [30] B. D. Van Veen, W. Van Drongelen, M. Yuchtman, and A. Suzuki. Localization of brain electrical activity via linearly constrained minimum variance spatial filtering. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 44, No. 9, pp. 867–880, 1997.

- [31] K. Sekihara, S. S. Nagarajan, D. Poeppel, and A. Marantz. Performance of an MEG adaptive-beamformer technique in the presence of correlated neural activities: effects on signal intensity and time-course estimates. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 49, No. 12, pp. 1534–1546, 2002.
- [32] Y. Okada, J. Jung, and T. Kobayashi. An automatic identification and removal method for eye-blink artifacts in event-related magnetoencephalographic measurements. *Physiological Measurement*, Vol. 28, No. 12, pp. 1523–1532, 2007.
- [33] 笹山瑛由, 鄭址旭, 小林哲生. 手の運動およびそのイメージ時における脳波ベータ律動の変動. ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol. 10, No. 2, pp. 85–94, 2008.
- [34] 石井健一郎, 上田修功, 前田英作, 村瀬洋. わかりやすいパターン認識. オーム社, 1998.
- [35] X. Li, Y. and Gao, H. Liu, and S. Gao. Classification of single-trial electroencephalogram during finger movement. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 51, No. 6, pp. 1019–1025, 2004.
- [36] J. Gross and A. A. Ioannides. Linear transformations of data space in MEG. *Physics in Medicine and Biology*, Vol. 44, No. 8, pp. 2081–2097, 1999.
- [37] M. Grosse-Wentrup, C. Liefhold, K. Gramann, and M. Buss. Beamforming in noninvasive brain-computer interfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 56, No. 4, pp. 1209–1219, 2009.

6 検討

6.1 識別率の向上方法について

識別率をさらに向上させるためには、単試行で目的となる特徴量をいかに効果的に抽出する方法かである。本論文で用いた特徴量は、第 3 章、第 5 章で述べた BMI については、律動であり、第 4 章で述べた BMI については、SSSEP である。逆に言えば、それ以外の脳活動に由来する EEG は識別には不要な情報であり、除去する必要がある。

第 3 章で述べた律動変動に基づく BMI において識別率を上げる方法について検討すると、閾値による識別の前処理として第 4 章で述べたように PCA, ICA により運動に関連する IC を抽出し、それにより識別する方法が挙げられる。その IC の同定方法として、ERD および ERS の空間パターンを評価ベクトルとして同定する方法が挙げられる。

第 3 章で述べた SSSEP の変調に基づく BMI において識別率を上げる方法について検討すると、第 5 章で述べた EEG-MRI 統合解析のように統合解析によって体性感覚野の信号に着目する方法が挙げられる。

第 5 章で述べた EEG-MRI 統合解析に基づく BMI の ERD および ERS の抽出精度を上げる方法について、第 3, 4 章で述べた BMI で用いられている手法を考慮しながら検討する。第 4 章で述べたような評価ベクトルにより運動に関連する IC を同定し、同定された IC の再構成波形の共分散行列を用いて信号源推定を行うという方法が考えられる。この時に問題となるのは、共分散行列のランクが下がり、信号源推定の精度が落ちることが挙げられる。

EEG-MRI 統合解析に基づく BMI について、本論文では再構成信号強度を特徴量としていた。この時の問題点としては、CSP と同様、特定の試行、あるいはチャンネルに大きなアーチファクトを含んでいる場合、それに大きく影響を受けてしまうことが挙げられる。そこで、第 3 章で述べた方法のように、閾値を超えた時間長さを比較するような方式をとれば、アーチファクトに対して堅牢になると考えられる。そこで、新たな方法として、再構成信号強度の代わりに、再構成時間波形が閾値を超えた時間長さを特徴量として識別する方法が挙げられる。この時に課題となるのは、線形制約付きプリホワイトニング空間フィルタを用いた時に、いかにして再構成時間波形を計算するかである。線形制約付きプリホワイトニング空間フィルタを用いる場合には、単一試行からは行列 $\hat{D}_p$, $\hat{D}_n$ を計算することができない。これは、本論文においては、LCPW 空間フィルタを用いるときに、右手手首屈伸運動と左手手首屈伸運動の 2 条件の共分散行列より計算したからであり、一方のみの共分散行列からは計算できないからである。さらに、そのような共分散行列となる時間波形が不明なため、再構成時間波形を計算することができない。

第 5 章で述べた EEG-MRI 統合解析に基づく BMI については、改良方法として別の空間フィルタを

併用することが挙げられる．LCPW 空間フィルタは相関の高い干渉信号源の影響を抑えるために線形制約を付加してその干渉信号源の信号出力を零とする．本研究では、fMRI の解析結果を考慮して、左右一次運動野について線形制約を付加した．しかし、左右手首屈伸運動時およびそのイメージ時には、運動野以外にも、運動前野、補足運動野の賦活もある．すなわち、設定した賦活クラスタ以外にも相関の高い干渉信号源が存在しうる．この場合、MV 空間フィルタと同様、LCPW 空間フィルタも信号源推定に失敗する．

この問題に対処するには、賦活クラスタのみに信号が再構成されるよう、計測信号に前処理を施すというものである．これは、SOFIA を用いて特定の賦活クラスタで推定された ECD モーメントの時間波形より EEG の時間再構成波形を生成し、それからさらに LCPW 空間フィルタを用いるというものである．ただし、この場合も共分散行列のランクが 1 と低ランクとなり、信号源推定に失敗する．

相関のある干渉信号源に対する別の対処法としては、LCPW 空間フィルタ以外の空間フィルタを用いる方法が挙げられる．その時に候補となる空間フィルタとしては、相関の問題がない、sLORETA 等の空間フィルタを用いる方法が挙げられる．この場合、信号源推定を行う場合、広がりが出るが離れた信号源の場合、識別は可能かもしれない．課題としては、ERD、ERS を効果的に抽出する方法を確立する必要があり、LCPW 空間フィルタと同様に、2 条件の共分散行列を効果的に用いる必要があると考えられる．

さらに、第 3 章で述べた BMI のように、空間的に広がりのあるノイズを除去するのに有効なスプライン・ラプラシアン法を空間フィルタ法と併用できるか否かについて検討する．まず、スプライン補間について検討する．第 3 章の BMI では、頭部が球であると仮定したときのスプライン補間によって計算している．一方、EEG-MRI 統合解析に基づく BMI は、実頭部ボクセルモデルを扱っているため、これに対応した補間関数を用いるべきである．次に、ラプラシアンについて検討する．電極電位に対するラプラシアンを計算する方法は、他の BMI においても有用であることは複数報告されている．一方、それによって計算される値と、リードフィールド行列との関係が直接的には関係しないので、これらの間の関係を補間することが必要になると考えられる．

6.2 2 値出力および多値出力について

本研究では運動およびそのイメージ時の律動変動に基づく BMI、示指注意による SSSEP の変調に基づく BMI の、2 種類の BMI について検討を行った．前者の BMI は、左右手首屈伸運動およびそのイメージ時の左右識別、後者の BMI は、左右示指注意時の左右識別というように、共に 2 値出力を意図したものである．2 値出力が果たして有用であるかどうかであるが、2 値出力ができるならば、運動イメージによる 2 値出力の BMI で行われているように、カーソルを左右に動かすことができる [1]．あるいは電球の ON/OFF ができる．例えば右手首屈伸運動イメージで ON、左手首屈伸運動イメージで OFF とする．しかし、2 値出力ができただけで不自由無くコミュニケーションを取るのは困難と思うかもしれない．ところが、2 値出力ができるならば、Millan らの報告 [2] のように有限オートマトンを設計することで多値出力にすることは可能になると考えられる．この報告ではロボットの制御であるが、コミュニケーション方法としても有限オートマトンを設計することはできよう．例えば日本語を出力する BMI として、次の

ようなシステムを考案することができる。BMI 使用者が「つ」を出力したいとしよう。この場合、まず、BMI 使用者に「あ」、「か」、「さ」、「た」、「な」、…という 50 音の「あ」の行について視覚刺激を呈示していく。「つ」は「た」の段であるから、BMI 使用者は「た」のところで信号を出力する。次に、「た」、「ち」、「つ」、「て」、「と」と視覚刺激を呈示し、BMI 使用者は「つ」のところで信号を出力する。これにより「つ」を出力できる。同様にすれば 50 音全て出力することができる。確かに 2 値出力では 1 文字出力するだけでも時間がかかるという欠点はある。しかし、BMI 使用者は、一般に意図していることを発信できる信号が 0、すなわち意思伝達ができないのであるから、時間がかかっても信号を発信（意思伝達）できるのは魅力的ではなかろうか。

有限オートマトンによらない多値出力の方法についても述べる。先に述べたとおり、2 値出力の BMI でも十分有効であるが、情報伝達量の観点から、2 値出力よりも多値出力の方が BMI を操作する負担を軽減できると考えられる。本研究では、2 値出力の BMI に関して検討を行ったが、実用上は ITR を向上させるためにも、さらにクラス数を増やし、多値の出力ができることが望ましい。律動変動に基づく BMI については、手足あるいは舌の ERD/ERS の空間パターン、周波数律動帯域の違いが報告されているので、これらを組み合わせれば多値出力の可能性はある。SSSEP に基づく BMI についても、SSVEP に基づく BMI [3,4] と同様、多数の異なる周波数で体性感覚刺激を与えることにより、多値出力が可能となり、情報伝達量を多くできるかもしれない。

EEG-MRI 統合解析による BMI について、本論文では左一次運動野、右一次運動野と広い領域を fMRI 賦活クラスタとして信号源推定を行った。一方、fMRI の分解能は数 mm 立方であるから、例えば右手、左手の手首屈伸運動といった、左右半球で離れた位置で賦活するもの以外にも、同じ手の指の区別ができる可能性がある。例えば、右手の示指、中指の運動を区別する等、多値出力の BMI を構築することが望まれる。

6.3 電極について

BMI を日常的に用いるには、第 2 章でも述べたように、使用する電極数が少ないほうが望ましい。これは、EEG のセットアップ時間を削減することが可能であると同時に、電極が接触不良となる、あるいは外れる確率が減少するからである。例えば、2 個の電極のみで動作する BMI と 128 個の電極で動作する BMI とを比較したとき、前者は 2 個の電極のみ正常、すなわち、電極と頭皮間が電氣的に適切に導通していればよいが、後者は 128 個の電極すべてが正常でなければならず、1 個の電極が異常となれば、異常電極に対する対策がなされていない BMI の場合、BMI として機能しなくなる。

第 3 章で述べた律動変動に基づく BMI の実験の解析には空間フィルタとしてスプライン・ラプラシアン解析を用いた。このことにより、信号を限局することができ、チャンネル数としては 2 チャンネルで左右識別を行った。しかし、これはスプライン・ラプラシアン解析を行った後のことであり、その前提となるスプライン・ラプラシアン解析を行うには、多数のチャンネルを必要としている（本実験で使用したチャンネル数は 61 チャンネル）。また、第 4 章で述べた SSSEP に基づく BMI の実験の解析には PCA や ICA を用いており、これもまた多数のチャンネル（本実験で使用したチャンネル数は 61 チャンネル）を必要としてい

る。第 5 章で述べた fMRI-EEG 統合解析に基づく BMI についても、空間フィルタを用いるために多数のチャンネルを必要としている。チャンネル数が多い場合、電極を頭皮上に配置するのに時間がかかり、被験者に対する負担が大きい。また、時間経過により電極が外れる、あるいは外れかかり不安定となる確率も電極数の増大に対応して増加する。学習理論に基づいて生成した空間フィルタならば、1 つでも電極に障害が生じた場合、正確な出力をしなくなるであろう。

一方、本論文で述べた BMI は、不要な電極を減らすことは困難ではないと考えられる。例えば、第 3 章で述べた律動変動に基づく BMI の実験で用いたスプライン・ラプラシアン解析については、多数の電極を用いて計測して有意な β 律動の ERS が惹き起こされる電極の位置を同定し、その近傍の電極のみを用いてラプラシアンを計算するという方法がある。また、識別方法については、特定の電極の EEG のみに着目して、CDF から計算される閾値を超えたか否かというものであるから、同定していない電極の EEG は不要となる。第 5 章で述べた EEG-MRI 統合解析に基づく BMI については、空間フィルタを用いているためチャンネル数は大きくは削減できないものの、重み行列の係数について小さな重みになっている部分については削減できると考えられる。このチャンネル数の適切な削減方法を検討することが、今後の課題であるといえる。なお、注意すべきは、瞬目のアーチファクト除去のためには EOG も計測することが望ましい。

以上、電極数を減ずる必要性を述べたが、特殊なゲルが不要な電極など、電極の装着そのものを容易にする研究も重要となってくるであろう。

6.4 実用化に向けての課題

実用化に向けての課題として挙げられるのは、実用的な環境下で用いることができるか否かが挙げられる。

本論文で行った EEG 計測は、シールドルーム内では計測していないため、日常生活により近い環境であるとは言える。しかし、強い電磁ノイズの発生している環境下で計測したものではないため、外部からの電磁ノイズに対する評価をしていくべきである。場合によっては、ハムノイズの除去と同様、外部からの電磁ノイズの除去を行うアルゴリズムを開発する必要があるだろう。あるいは、電磁ノイズ自体を抑制するため、屋外でも用いることが可能な、可搬性の高い電磁シールドを設計する方法も考えられる。

EEG を用いた BMI は、侵襲型の BMI に比べて ITR がはるかに低いと考えられるため、出力デバイスについて、使用者の負担を減らすための工夫が必要となってくるであろう。例えば、近年の携帯電話で文字入力を行う場合、ひらがな、英数字を一字ずつ入力できるほか、過去の入力情報を呈示し、それを選択できるようにすることで入力の手間を省いているものがある。障害者が頻度の高い要求がある場合、1 から文章を作成して意思伝達するより、それを選択できる機能がある方が良い。

出力デバイスはコンピュータだけでなく、義手、義足等も挙げられる。BMI での入力情報が少なければ、それを補足するようなシステムを構築する必要がある。2 状態を識別する BMI を用いて、物をつかんで持ち上げる、持ち上げた物を下して放すという動作を行うことを考える。例えば、動作を意図している時を 1 つのクラス「M」(Move)、動作を意図していない時を 1 つのクラス「S」(Stop) とする。また、

BMI の仕様を次のようにする.

1. 「M」の場合, 物を適切につかみ, ゆっくりと上昇させる.
2. 「S」となるまで上昇させ続け, 「S」となった場合停止させる.
3. 「M」となった場合, 物を下し, 放す. 放し終っても「S」となるまで待機. 1 に戻る.

普段ならば, ヒトは指を適切に動かすことで物をつかむ. 動かすだけではなく, その物を破壊しない程度につかんで持ち上げる. 片手には 5 本ある指あり, さらに個々の指に複数の関節があるが, 物をつかむ場合にはこれらすべてを適切に制御する必要がある. その上, 持ち上げる場合には, 腕を動かすほか, 物が不要に傾かないよう, 手も適切に動かす必要がある. これら一連の処理を, 完全に機械に任せるのである. すなわち, 物に応じて握力を適切に調節し, 物が傾かないように持ち上げる. 下す場合にも, 機械で判断できる部分は極力機械で行うことで, 使用者に負担をかけないようにする. もし仮に BMI で個々の可動部分 (個々の指の関節) を一つ一つ制御することを考えた場合, 物をつかむだけでも制御に時間がかかり, 使用者も疲労する. すなわち, ある決まった複雑なシーケンス処理を行う場合, 自動的に行うような処理をするのが適切であろう.

さらに, 義手, 義足を制御するアクチュエータを動作させる場合, EEG 計測への影響を避けるために, 外部へ電磁ノイズをできるだけ放出させないようにする必要がある. このように, BMI の実用化に向けては, 情報抽出の研究と並行して, 情報を適切に出力する, 出力デバイスの研究も今後は重要となってくるであろう.

重要なことであるが, BMI は信頼性が高く, かつ, 安全に動作するシステムでなければならない. 例えば, 左右手首屈伸運動で車椅子を制御するときに, 使用者が冷静に判断できなくなり誤動作させてしまう可能性もあると考えられる. このような状態を抽出することも BMI としては必要かもしれない.

参考文献

- [1] B. Blankertz, G. Dornhege, M. Krauledat, K.-R. Müller, V. Kunzmann, F. Losch, and G. Curio. The Berlin brain–computer interface: EEG-based communication without subject training. *IEEE Transactions on Neural System and Rehabilitation Engineering*, Vol. 14, No. 2, pp. 147–152, 2006.
- [2] J. del R. Millán, F. Renkens, J. Mouriño, and W. Gerstner. Noninvasive brain-actuated control of a mobile robot by human EEG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 51, No. 6, pp. 1026–1033, 2004.
- [3] M. Cheng, X. Gao, and D. Xu. Design and implementation of a brain–computer interface with high transfer rates. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 49, No. 10, pp. 1181–1186, 2002.
- [4] O. Friman, I. Volosyak, and A. Gräser. Multiple channel detection of steady-state visual evoked potentials for brain–computer interfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 54, No. 4, pp. 742–750, 2007.

7 まとめ

本論文では、2 種類の EEG 計測法による BMI に関する検討を、生理学的知見に基づき行った。一つは、手首屈伸運動時およびそのイメージ時における脳波律動、もう一つは、定常体性感覚誘発電位 (SSSEP) に基づく左右示指への注意識別である。この 2 種類について、EEG 計測における信号抽出法を提案し、その方法を用いて識別を試みた。その後、fMRI 賦活部位を線形制約条件とする EEG 空間フィルタに基づく手首屈伸運動の左右識別を行った。

手首屈伸運動時およびそのイメージ時における脳波律動については、瞬目成分の含まれる試行に関しては独立成分分析 (ICA) を用いた自動的瞬目アーチファクト除去を施した上で解析を行った。次に、信号を限局するために、スプライン・ラプラシアン解析を用いた。その後、ウェーブレット解析による時間一周波数解析を行い、標準偏差を用いて周波数ごとに標準化した。得られた時間一周波数解析の結果より、有意な変動のある周波数帯の信号についてトポグラフィで表示し、周波数帯域や時間、チャンネルを同定した。全被験者において、運動終了後に対側で β 律動の ERS は全被験者について対側有意に観測された。次に、プリトリガ期間のノイズ成分の分散を基に、左右識別の閾値を累積分布関数 (CDF) より取得して識別した (BMI-CDF)。BMI-CDF は、Common Spatial Pattern (CSP) により特徴量抽出し、サポートベクトルマシン (SVM) により学習・識別する BMI (BMI-SVM) と比べても、識別率は運動時、運動イメージ時よりも識別率は有意に高かった。

次に、SSSEP に基づく左右示指への注意識別については、SSSEP の抽出方法として、狭帯域フィルタ、主成分分析 (PCA) および独立成分分析 (ICA) を用いた。得られた独立成分 (IC) について、どの IC が SSSEP に対応するかを判定するために、SSSEP マップを評価ベクトルとした評価式により同定する方法を提案した。さらに、同定した IC を用いて左右示指への注意識別をする手法を提案した。識別率は最高でも 60% 程度で現段階では十分高いとは言えないが、本手法による SSSEP を用いた非同期型 BMI 構築の可能性が示されたと言えることができる。

fMRI 賦活部位を線形制約条件とする EEG 空間フィルタに基づく手首屈伸運動の左右識別については、まず、MRI データより実頭部ボクセルモデルを作成し、その実頭部ボクセルモデルを用いて等価電流双極子 (ECD) と電極電位の関係を表すリードフィールド行列を計算した。次に、左右手首屈伸運動時について、fMRI 計測を行い、その結果得られた fMRI 賦活領域を線形制約条件として付加する線形制約付きプリホワイトニング (LCPW) 空間フィルタを設計した。最後に、LCPW 空間フィルタで推定された事象関連脱同期 (ERD) および事象関連同期 (ERS) の信号強度を fMRI 賦活クラスタ内で推定し、この推定信号強度を基に作成した特徴ベクトルを用いて左右識別した (LCPW-BMI)。従来法である CSP による BMI (CSP-BMI) や、LCPW-BMI において空間フィルタを LCPW 空間フィルタの代わりに SOFIA 空間フィルタに基づく空間フィルタを用いて特徴抽出する方法 (SOFIA-BMI) よりも識別率が向上した。

このことから、EEG のみのデータだけでなく、MRI および fMRI のデータを複合的に用いることで、また、干渉信号の影響を抑える線形制約条件を付加することで識別率が向上することが分かった。

以上の結果は、脳内情報抽出して作成した特徴ベクトルをいかに適切に識別するかという機械学習の研究以外に、生理学的な知見から、いかに適切に脳内情報抽出するかが BMI の精度を向上させることに重要であることを示すことができた。今後は、機械学習を基盤とした現在の BMI に加え、生理学的知見を考慮することで、さらなる BMI の精度向上が期待できる。

謝辞

本研究は、京都大学大学院工学研究科電気工学専攻教授の小林哲生先生のご指導のもとに行われたものであり、ここに博士論文としてまとめることができました。本研究を遂行するにあたり、常日頃よりご指導を賜り、また、心温まる励ましをいただきましたことを深く感謝いたします。

また、京都大学大学院工学研究科電気工学専攻教授の土居伸二先生、京都大学大学院工学研究科電気工学専攻准教授の蛭原義雄先生には、副指導教員として日頃から研究についてディスカッションをしていただき、また、本論文のご審査をしていただきました。ここに深く感謝いたします。

京都大学大学院工学研究科電気工学専攻准教授の濱田昌司先生には、本研究を遂行するにあたり、有意義なディスカッションをしていただきました。また、ボクセルデータ用高速多重極表面電荷法の電界計算プログラムを提供していただきました。ここに、深く感謝いたします。

京都大学大学院工学研究科電気工学専攻助教の笈田武範先生には、本研究を行うにあたってのご助言だけでなく、MRI 実験の手配をしていただいたほか、快適な研究環境の維持に大変多くの時間を費やしていただきました。ここに、深く感謝いたします。

京都大学先端医工学研究ユニット特定助教の伊藤陽介先生には、本研究を遂行するにあたり、有意義なディスカッションをしていただきました。また、博士論文の TeX のテンプレートを提供していただき、本論文の体裁を整えることができました。ここに、深く感謝いたします。

日本学術振興会 (JSPS) 特別研究員の奥畑志帆博士には、本研究を遂行するにあたり、脳波実験の補助をしていただいたほか、有意義なディスカッションをしていただきました。ここに、深く感謝いたします。

韓国機械研究院 (KIMM) 大邱融合技術センター Sr. Researcher の鄭址旭博士には、本研究において、脳波実験における様々な装置の使い方や実験方法、データ処理の方法など、初歩から懇切丁寧に教えていただきました。さらに、研究全般にわたって多大なご協力をして頂きました。ここに、深く感謝いたします。

岡山大学大学院自然科学研究科産業創成工学専攻助教の田上周路先生には、本研究を遂行するにあたり、有意義なディスカッションをしていただいたほか、電子回路の開発環境を整えていただきました。ここに、深く感謝いたします。

京都大学大学院工学研究科電気工学専攻生体機能工学研究室の学生の皆様とは、ともに充実した研究生生活を送ることができました。特に、飯田智陽氏、川口浩和氏、泉岡太輔氏の協力なくしては、本研究を遂行することはできなかったと考えております。ここに、深く感謝いたします。

本研究を遂行するにあたり、快適な研究環境を提供してくださいました、日本学術振興会に深く感謝いたします。

最後に、私の研究生生活を精神的、経済的に支えて頂きました、両親、家族に深く感謝いたします。

A 付録

A.1 fMRI 計測 [1]

fMRI は MRI 技術に基づく脳機能計測手法であり、非侵襲でかつ簡便に計測できることから広く用いられている。現在実用されている fMRI 技術は、1989 年に Ogawa により発見された BOLD (Blood Oxygenation Level Dependent) 効果を利用したもので、神経活動に伴う血行動態変化によって生じる MR 信号の変化を計測するものである。fMRI は高い空間分解能 (～数 mm) で賦活領域を画像化できるという利点を持つ。

以下では、fMRI に用いられている MRI の計測原理、BOLD 効果について述べる。

A.1.1 MRI の計測原理 [2, 3]

MRI は核磁気共鳴 (Nuclear Magnetic Resonance, NMR) 現象を利用して、人体の内部構造等を画像化する技術である。人体に対する MRI 技術は、水素原子核 (プロトン) の NMR 現象を利用するものが多い。ここではプロトンを例にとり、MRI の原理を概説する。

プロトンは、その固有のスピン角運動量に従った微小な磁気モーメントを有する。多数のプロトンが存在する場合、各プロトンの磁気モーメントの方向が不揃いなため、巨視的な磁気モーメントは 0 となる。これらのプロトンが静磁場中に置かれると、大多数のプロトンは静磁場の方向を軸としてラーモアの歳差運動と呼ばれる回転運動を行う。これにより、静磁場方向に巨視的な磁気モーメントが発生する。ここで、静磁場と直交する方向にラジオ波 (RF パルス) を一定時間照射すると、プロトンがこのパルスに共鳴し、巨視的な磁気モーメントが静磁場に垂直な平面向かってラーモアの角周波数で回転しながら倒れこむ。これをラーモアの角周波数で回転する回転座標系から見ると、巨視的なモーメントは静磁場方向から一定の角度だけフリップすることになる。このような、ラーモア周波数と同一の周波数の RF パルスを印加することにより生じる共鳴現象を NMR 現象と呼ぶ。

RF パルスを照射し 90° フリップした時点で RF パルスを切ると (このような RF パルスを 90° パルスと呼ぶ)、巨視的な磁気モーメントの静磁場方向成分 (縦磁化) は T_1 と呼ばれる時定数に従って回復する。一方、垂直方向成分 (横磁化) は、個々の磁気モーメントの位相が散逸することにより、 T_1 よりも短い T_2 、もしくは T_2^* と呼ばれる時定数に従って減衰する。この際、回転しながら減衰する横磁化が、MR 信号として計測される。実際の計測では、 90° パルスを繰り返し印加することで、MR 信号の強度から T_1 や T_2^* などに関する情報を取得する。 T_1 、 T_2^* 等の時定数は体内の組織により異なるため、MR 信号の強度の相対的な大小関係から、組織画像のコントラストを得ることが出来る。

実際の画像化に際しては、各座標から同時に生じる MR 信号を区別する必要があるため、各座標軸に

沿った傾斜磁場を適切なタイミングで印加することで、画像化するスライスの選択及び周波数と位相による空間エンコーディングを行い、2次元離散フーリエ変換等の信号処理により画像化を行っている。

A.1.2 BOLD 効果 [2, 3]

大脳皮質においてある部分の神経活動が活発になると、その活動領域において酸素の消費量が増大する。酸素の供給は酸素化ヘモグロビン (Oxygenated Hemoglobin, Oxy-Hb) により行われており、酸素が消費されると脱酸素化ヘモグロビン (Deoxygenated Hemoglobin, DeOxy-Hb) に変化する。そのため、脳活動領域においては脱酸素化ヘモグロビンの相対的な濃度が増大する。その後、この酸欠状態を回避のために酸素を供給しようとし、活動領域における血流量が増大する。この際、消費量を上回る酸素が過剰に供給され、酸素化ヘモグロビンが相対的に増加し、結果、脱酸素化ヘモグロビンの濃度が相対的に小さくなる (図 A.1)。(脳細胞の賦活に伴う酸素消費量が数 % 程度であるのに対し、血流の増加量は 40～60% である。)

酸素化ヘモグロビンは反磁性体であり、磁場の均一性に影響を与えないが、脱酸素化ヘモグロビンは常磁性体であるため、磁場の均一性に影響を与え、不均一となる。磁場が不均一となった場合、 $T2^*$ 値はより短くなり、脱酸素化ヘモグロビン濃度が高い領域では MR 信号強度は減少することになる。逆に、脱酸素化ヘモグロビンの濃度が低い領域においては、 $T2^*$ が延長され、MR 信号が増大する。すなわち、脳活動時には、脱酸素化ヘモグロビンの濃度が減少し、安静時と比較して MR 信号が増大することとなる。このような MR 信号の増大を BOLD 効果と呼び、本論文で用いた fMRI はこの BOLD 効果によって脳活動を計測したものである。本論文では、fMRI は BOLD 効果を用いたものを指すものとする。

A.1.3 fMRI の問題点

fMRI の問題点として、神経活動を血行動態変化として間接的に捉えたものであるという点、またそのために時間分解能が低いことが挙げられる。

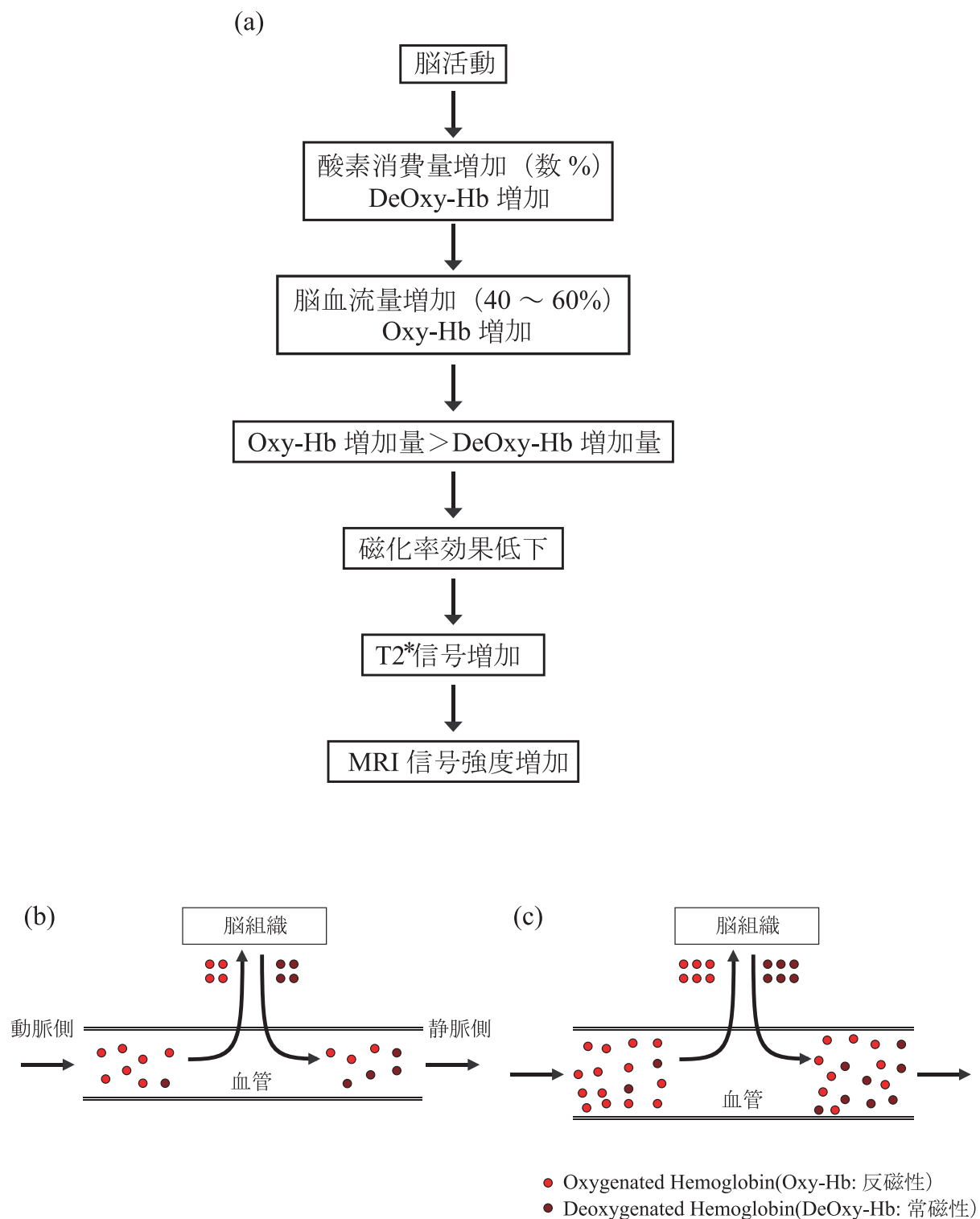


図 A.1 BOLD 効果. (a) 脳活動により MRI 信号強度が変化する流れ図, (b) 定常状態, (c) 賦活状態.

A.2 同時対角化の証明

線形変換を行うことにより, 2 つの実対称行列 C' , C を同時に対角化することができる (同時対角化). この同時対角化の一例を, Fukunaga の文献 [4] に従って示す.

まず,

$$C_c \equiv a' C' + a C \quad (\text{A.1})$$

で定義される共分散行列と, C' とを同時対角化することを考える. なお, $a' > 0$, $a > 0$ である. C_c を次式のように固有値分解する.

$$C_c = \Phi_c \Lambda_c \Phi_c^T \quad (\text{A.2})$$

ここで, Φ_c は C_c の固有ベクトルから成る行列, Λ_c は C_c の固有値を対角成分に並べた行列である. Φ_c , Λ_c を用いて, C_c を白色化する行列 (白色化行列) は次式のように表される.

$$P = \Lambda_c^{-1/2} \Phi_c^T \quad (\text{A.3})$$

なお, 白色化行列は一意ではなく, 任意の直交行列 T に対して, TP もまた白色化行列になることに注意されたい. これは,

$$TPC_cP^TT^T = TIT^T = I \quad (\text{A.4})$$

が成立するからである. なお, I は単位行列である.

C_c と C' について, 左右から P と P^T を掛けて, 次式を得る.

$$PC_cP^T = I \quad (\text{A.5})$$

$$PC'P^T = K \quad (\text{A.6})$$

一般に, 行列 K は対称行列とはならない.

さらに, 行列 K を次式のように固有値分解する.

$$K = U\Lambda'U^T \quad (\text{A.7})$$

ここで, U は K の固有ベクトルから成る行列, Λ' は K の固有値を対角成分に並べた行列である. U^T , U を左右から掛けて, 次式を得る.

$$U^TKU = \Lambda' \quad (\text{A.8})$$

式 (A.6), (A.8) より, 次式が得られる.

$$U^TPC'P^TU = \Lambda' \quad (\text{A.9})$$

式 (A.5) 中の単位行列 I は同一の変換を施しても不変であるから、

$$U^T P C_c P^T U = I \quad (\text{A.10})$$

ゆえに、行列 C_c , C' は同時対角化された。

次に、 C もまた同時対角化されていることを示す。式 (A.1), (A.10), (A.9) より、対角行列 Λ が得られる。

$$U^T P C P^T U = \frac{I - a' \Lambda'}{a} = \Lambda \quad (\text{A.11})$$

すなわち、 Λ' , Λ の j 番目の対角成分をそれぞれ λ'_j , λ_j と置けば、

$$\lambda_j = \frac{1 - a' \lambda'_j}{a} \quad (\text{A.12})$$

が成り立つ。もし式 (A.9) の $P C' P^T$ と式 (A.11) の $P C P^T$ をそれぞれ $\tilde{C}'$, $\tilde{C}$ と置けば、同一の固有ベクトルからなる行列 U によって対角化できていることが分かる。また、 C' , C は行列 $(P^T U)^T$ によって同時対角化していると見ることができる。注意すべきことは、 $(P^T U)^T$ は一般に直交行列ではないことである。

なお、 $\tilde{C}'$, $\tilde{C}$ の同時対角化可能性については次のように示すことができる。 $\tilde{C}'$, $\tilde{C}$ が同時対角化可能であるための必要十分条件は、 $\tilde{C}'$ と $\tilde{C}$ が可換、すなわち、 $\tilde{C}' \tilde{C} = \tilde{C} \tilde{C}'$ が成立することである [5]。

$$\tilde{C}' \tilde{C}' = P C P^T P C' P^T \quad (\text{A.13})$$

$$= P C \Phi \Lambda^{-1} \Phi^T C' P^T \quad (\text{A.14})$$

$$= P C (a' C' + a C)^{-1} C' P^T \quad (\text{A.15})$$

$$= P C \{C' (a' C'^{-1} + a C^{-1}) C\}^{-1} C' P^T \quad (\text{A.16})$$

$$= P C C^{-1} (a' C'^{-1} + a C^{-1})^{-1} C'^{-1} C' P^T \quad (\text{A.17})$$

$$= P (a' C'^{-1} + a C^{-1})^{-1} P^T \quad (\text{A.18})$$

なお、式 (A.16) から式 (A.17) への式変形では、任意の正則行列 X , Y , Z について $(XYZ)^{-1} = Z^{-1} Y^{-1} X^{-1}$ が成立することを用いた。以上より、 $\tilde{C}' \tilde{C}$ は対称行列である。ゆえに、 $\tilde{C}' \tilde{C}' = (\tilde{C}' \tilde{C}')^T = \tilde{C}'^T \tilde{C}'^T = \tilde{C}' \tilde{C}$ となる。

ほかにも証明方法があり、

$$\tilde{C}' \tilde{C}' = \frac{1}{a'} \tilde{C}' (I - a \tilde{C}) \quad (\text{A.19})$$

$$= \frac{1}{a'} (\tilde{C}' - a \tilde{C}'^2) \quad (\text{A.20})$$

$$= \frac{1}{a'} (I - a \tilde{C}) \tilde{C}' \quad (\text{A.21})$$

$$= \tilde{C}' \tilde{C}' \quad (\text{A.22})$$

等も挙げられる。

A.3 3次元スプラインの解法 [6]

$U_m(x, y, z)$ は座標 (x_n, y_n, z_n) での電位 v_n ($n = 1, \dots, N$: N は電極数) を補間する.

次式のようにベクトル $\mathbf{q}, \mathbf{p}, \mathbf{v}$ を定義する.

$$\mathbf{q} = (q_{00}, q_{01}, q_{11}, \dots, q_{m-1, m-1})^T \quad (\text{A.23})$$

$$\mathbf{p} = (p_1, p_2, p_3, \dots, p_N)^T \quad (\text{A.24})$$

$$\mathbf{v} = (v_1, v_2, v_3, \dots, v_N)^T \quad (\text{A.25})$$

なお, m はスプラインの次数である. また, $\mathbf{q}$ や $\mathbf{p}$ は次の方程式から導かれる.

$$\mathbf{K}\mathbf{p} + \mathbf{E}\mathbf{q} = \mathbf{v} \quad (\text{A.26})$$

$$\mathbf{E}^T \mathbf{p} = \mathbf{0} \quad (\text{A.27})$$

ここで,

$$\mathbf{K} = (k_{ij}) = k_{m-1}(x_i - x_j, y_i - y_j, z_i - z_j) \quad (\text{A.28})$$

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 & z_1 & x_1^2 & x_1 y_1 & \cdots & y_1^2 & \cdots & y_1 z_1^{m-2} & z_1^{m-1} \\ 1 & x_2 & y_2 & z_2 & x_2^2 & x_2 y_2 & \cdots & y_2^2 & \cdots & y_2 z_2^{m-2} & z_2^{m-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots & \vdots \\ 1 & x_N & y_N & z_N & x_N^2 & x_N y_N & \cdots & y_N^2 & \cdots & y_N z_N^{m-2} & z_N^{m-1} \end{bmatrix} \quad (\text{A.29})$$

A.4 球面座標系のラプラシアンの変換 [6]

3次元のラプラシアン演算子は次のように定義される.

$$\nabla^2 \Phi = \frac{1}{h_1 h_2 h_3} \left[\frac{\partial}{\partial u_2} \left(\frac{h_3 h_1}{h_2} \frac{\partial \Phi}{\partial u_2} \right) + \frac{\partial}{\partial u_3} \left(\frac{h_1 h_2}{h_3} \frac{\partial \Phi}{\partial u_3} \right) \right] \quad (\text{A.30})$$

u_2 と u_3 は表面の接線方向の2つの成分であり, h_1, h_2, h_3 はスケールファクタであり, 次のように定義される.

$$h_1 = \left| \frac{\partial \mathbf{r}}{\partial u_1} \right|, \quad h_2 = \left| \frac{\partial \mathbf{r}}{\partial u_2} \right|, \quad h_3 = \left| \frac{\partial \mathbf{r}}{\partial u_3} \right|$$

$m = 3$ のとき, 球座標 (r, θ, ϕ) における接触関数は,

$$\begin{aligned} Q_2(x, y, z) &= Q_2(r, \theta, \phi) \\ &= q_1 + q_2 r \sin \theta \cos \phi + q_3 r \sin \theta \sin \phi \\ &\quad + q_4 r^2 \sin^2 \theta \cos^2 \phi + q_5 r^2 \sin^2 \theta \cos \phi \sin \phi \\ &\quad + q_6 r^2 \sin^2 \theta \sin^2 \phi + q_7 r \cos \theta \\ &\quad + q_8 r^2 \cos \theta \sin \theta \cos \phi + q_9 r^2 \cos \theta \sin \theta \sin \phi \\ &\quad + q_{10} r^2 \cos^2 \theta \end{aligned} \quad (\text{A.31})$$

q の添え字は式 (2.37) には従わず, 分かりやすくするために順につけた. 基底関数は,

$$K_2(s, t, r) = K_2(s', t', r')$$

となる. (s', t', r') は (s, t, r) に相当するが, 球面座標系に変換されている. この結果は,

$$K_2(s', t', r') = d^2 \log[d + w^2] \quad (\text{A.32})$$

である. ただし,

$$\begin{aligned} d &= (r \sin \theta \cos \phi - A)^2 + (r \sin \theta \sin \phi - B)^2 + (r \cos \theta - C)^2, \\ A &= r \sin \theta_n \cos \phi_n, B = r \sin \theta_n \sin \phi_n, C = r \cos \theta_n \end{aligned}$$

である.

球面座標系でのラプラシアンは次のように表現される.

$$\nabla^2 \Phi = \frac{1}{r^2 \sin \theta} \frac{\partial}{\partial \theta} \left(\sin \theta \frac{\partial \Phi}{\partial \theta} \right) + \frac{1}{r^2 \sin^2 \theta} \frac{\partial^2 \Phi}{\partial \phi^2} \quad (\text{A.33})$$

ここで, Φ は, スプライン関数の $U_{m-1}(r, \theta, \phi)$ を略記したものである.

直交座標から楕円座標への変換について, 次式のような関係式がある.

$$\begin{aligned} u_1 &= \eta, \quad c^2 < \eta^2 < \infty \\ u_2 &= \mu, \quad b^2 < \mu^2 < c^2 \\ u_3 &= \lambda, \quad 0 \leq \lambda^2 < b^2 \end{aligned}$$

$$x^2 = \left(\frac{\eta\mu\lambda}{bc} \right)^2 \quad (\text{A.34})$$

$$y^2 = \frac{(\eta^2 - b^2)(\mu^2 - b^2)(b^2 - \lambda^2)}{b^2(c^2 - b^2)} \quad (\text{A.35})$$

$$z^2 = \frac{(\eta^2 - c^2)(c^2 - \mu^2)(c^2 - \lambda^2)}{c^2(c^2 - b^2)} \quad (\text{A.36})$$

where

$$\eta^2 > c^2 > \mu^2 > b^2 > \lambda^2 \geq 0 \quad (\text{A.37})$$

なお, η は楕円体の長軸である. 頭部への応用を考えると, η はナジオンとイニオンとの距離であり, $(\eta^2 - b^2)^{1/2}$ は両耳間の距離, $(\eta^2 - c^2)^{1/2}$ は頭頂と大後頭孔との距離に対応する.

楕円体面は次式のように表される.

$$\frac{x^2}{\eta^2} + \frac{y^2}{\eta^2 - b^2} + \frac{z^2}{\eta^2 - c^2} = 1 \quad (\text{A.38})$$

楕円体面に対して 3 次元スプライン補間を行ったものに対するラプラシアンは次式のようになる.

$$\begin{aligned} \nabla^2 \Phi = & - \frac{(\mu^2 - b^2)^{1/2} (c^2 - \mu^2)^{1/2}}{(\eta^2 - \mu^2)(\mu^2 - \lambda^2)} \\ & \cdot \left[\frac{\partial}{\partial \mu} \left((\mu^2 - b^2)^{1/2} (c^2 - \mu^2)^{1/2} \right) \left(\frac{\partial Q_2}{\partial \mu} + \frac{\partial K_2}{\partial \mu} \right) \right. \\ & \quad \left. + (\mu^2 - b^2)^{1/2} (c^2 - \mu^2)^{1/2} \left(\frac{\partial^2 Q_2}{\partial \mu^2} + \frac{\partial^2 K_2}{\partial \mu^2} \right) \right] \\ & - \frac{(b^2 - \lambda^2)^{1/2} (c^2 - \lambda^2)^{1/2}}{(\eta^2 - \lambda^2)(\mu^2 - \lambda^2)} \\ & \cdot \left[\frac{\partial}{\partial \lambda} \left((b^2 - \lambda^2)^{1/2} (c^2 - \lambda^2)^{1/2} \right) \left(\frac{\partial Q_2}{\partial \lambda} + \frac{\partial K_2}{\partial \lambda} \right) \right. \\ & \quad \left. + (b^2 - \lambda^2)^{1/2} (c^2 - \lambda^2)^{1/2} \left(\frac{\partial^2 Q_2}{\partial \lambda^2} + \frac{\partial^2 K_2}{\partial \lambda^2} \right) \right] \end{aligned} \quad (\text{A.39})$$

詳細な導出法については文献 [6] にある.

A.5 体性感覚刺激装置の回路

この節では、体性感覚刺激装置の回路の概要について述べる。

体性感覚刺激装置の回路は、パーソナルコンピュータより USB (Universal Serial Bus) を介して伝送された情報を用いて、PWM (Pulse Width Modulation) 信号の周期およびデューティ比、出力の反転、出力の可否を設定することができる。

体性感覚刺激装置の回路図を図 A.2 に示す。体性感覚刺激装置の回路では、マイクロコンピュータの V850 (μ PD70F3716GC, NEC エレクトロニクス社製) が実装された基板 (インタフェース (2007 年 5 月号, CQ 出版社) 付録基板. 以降マイコン基板と呼ぶ) を用いて、パーソナルコンピュータから USB を介してデータを受け取り、さらに、FPGA (Field Programmable Gate Array) の Spartan-3E (XC3S250E, Xilinx 社製) が実装された基板 (デザインウェーブマガジン (2007 年 7 月号, CQ 出版社) 付録基板. 以降 FPGA 基板と呼ぶ) へデータを転送し、そのデータに従って、PWM (Pulse Width Modulation) 信号を生成させる。最後に、その PWM 信号をトランジスタアレイによって増幅し、DC ソレノイドコイルを駆動する。

Spartan-3E には、V850 に搭載されているタイマに相当する回路を 16 個配置した。タイマ 1 個に対し、1 つの PWM 信号を出力することが可能である。16 個のタイマ回路のうち、そのうち 8 個を外部回路と接続している。残り 8 個は外部回路とは接続していないが、将来増設するのが容易なよう Spartan-3E にはプログラムされている。各タイマには、25 bit のクロックカウント用レジスタ (TCNT)、タイマジェネラルレジスタ A (TGRA)、TGRA のバッファレジスタ (TGRA_BUF)、タイマジェネラルレジスタ B (TGRB)、TGRB のバッファレジスタ (TGRB_BUF)、出力の反転を指定する 1 bit のレジスタ (INVERSE)、TCNT のカウントを行うか否かを指定する 1 bit のレジスタ (START)、出力可否の 1 bit のレジスタ (ENABLE) をそれぞれ 1 つずつ持っている。INVERSE レジスタが 0 の時は非反転出力、1 の時は反転出力となる。Spartan-3E は発振周波数 33 MHz のクロック発振器よりクロックを入力しており、START レジスタが 1 の時、そのクロックに同期して TCNT の値を 1 増加させる (インクリメント)。ENABLE レジスタが 0 の時は非出力 (ハイインピーダンス)、1 の時は出力 (L レベルもしくは H レベル) となる。TGRA と TCNT が一致したら、H レベルを出力し、TGRB と TCNT が一致したら、L レベルを出力し、TCNT の値を 0 にし、さらに、TGRA_BUF から TGRA へ、TGRB_BUF から TGRB に値をコピーする。なお、33 MHz のクロックで 25 bit のレジスタ長であることから、PWM の一周期は最長で

$$2^{25}/33 \text{ MHz} \simeq 1.0168 \text{ s} \quad (\text{A.40})$$

となる。

V850 と Spartan-3E は、sdata, clk, latch, ready の 4 つの信号線で接続されている。全信号線について、V850 が出力、Spartan-3E は入力である。V850 がマスタ、Spartan-3E がスレーブとなっており、Spartan-3E 内の各タイマの TGRA_BUF, TGRB_BUF, INVERSE, ENABLE レジスタへの書き込みは、V850 が行う。ready 信号について V850 は、初期設定が終了するまでは L レベルとし、終了次第常

に H レベルにする。一方, Spartan-3E は, L レベルのときには各タイマの全レジスタを初期値 (0) にする。sdata, clk, latch 信号は, Spartan-3E 内のタイマのレジスタを書き換えるのに用いる。V850 が sdata の値を指定し clk にクロックを送ることで, Spartan-3E 内のシフトレジスタに値が格納されている。latch 信号を H にすることで, シフトレジスタに格納した値を各タイマのレジスタに格納する。シフトレジスタは 32 bit であり, 上位 4 bit が値を変更するタイマの番号, 中位 3 bit が書き込むレジスタの種類, 下位 25 bit が書き込む値である。中位 3 bit の割り当ては次のとおり。

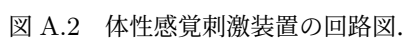
- 000…各種ステータスレジスタへの格納。下位 25 bit について, 下位ビットから順に, ENABLE, START, INVERSE レジスタに割り当てている。
- 001…TGRA_BUF への格納。
- 010…TGRB_BUF への格納。
- 011…TCNT への格納。

なお, 中位 3 bit の最上位ビットは現在未使用のビット (リザーブビット) であり, 将来機能拡張するために用意してあるビットである。

USB 接続となっているが, マイコンボード上には USB-UART (Universal Asynchronous Receiver Transmitter) 変換 IC (CP2102, Silicon Laboratories 社製) を搭載しており, パーソナルコンピュータとマイコンは USB-UART 変換 IC を介して接続されている。パーソナルコンピュータ上からは, USB-UART 変換 IC を COM ポートとして認識するため (仮想 COM ポート), パーソナルコンピュータからは, 通常の COM ポートを介して V850 と通信しているように見える。

FPGA 基板より出力される電圧レベルの変換および出力電流を増大させるため, 74HC541 でバッファリングしている。DC ソレノイドコイルを駆動するため, トランジスタアレイ (TD62083, 東芝社製) で電流を増幅している。なお, TD62083 には誘導性負荷駆動時に発生する逆起電力をクランプする出力クランプダイオードが内蔵されている。また, TD62083 出力端子はオープンコレクタである。

1 つの PWM 信号についてはハムノイズや回路のノイズを伝搬しないよう, フォトカプラ (TLP521-1, 東芝社製) を介して外部回路にデジタル信号を出力している。この出力を, 脳波計のデジタル信号入力端子に接続することで, デジタル信号を基準とした脳波解析を行うことができる。



A.6 EM アルゴリズム [7]

この節では、EM アルゴリズムについて述べる。

観測データ集合 $\mathbf{U}$ ，潜在変数 $\mathbf{Z}$ における同時分布 $p(\mathbf{U}, \mathbf{Z}|\boldsymbol{\theta})$ が与えられていて，パラメータ $\boldsymbol{\theta}$ で支配されているとする．EM アルゴリズムの目的は，尤度関数 $p(\mathbf{U}|\boldsymbol{\theta})$ を $\boldsymbol{\theta}$ について最大化することである．

1. パラメータの初期値 $\boldsymbol{\theta}^{\text{old}}$ を選ぶ．
2. E ステップ (Expectation step)：次式で与えられる潜在変数の事後分布を計算する．

$$p(\mathbf{Z}|\mathbf{U}, \boldsymbol{\theta}^{\text{old}}) \leftarrow \frac{p(\mathbf{U}, \mathbf{Z}|\boldsymbol{\theta}^{\text{old}})}{\sum_{\mathbf{Z}} p(\mathbf{U}, \mathbf{Z}|\boldsymbol{\theta}^{\text{old}})} \quad (\text{A.41})$$

3. M ステップ (Maximization step)：次式で与えられる $\boldsymbol{\theta}^{\text{new}}$ を計算する．

$$\boldsymbol{\theta}^{\text{new}} = \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^{\text{old}}) \quad (\text{A.42})$$

ただし，

$$Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^{\text{old}}) = \sum_{\mathbf{Z}} p(\mathbf{Z}|\mathbf{U}, \boldsymbol{\theta}^{\text{old}}) \ln p(\mathbf{U}, \mathbf{Z}|\boldsymbol{\theta}) \quad (\text{A.43})$$

4. 対数尤度関数またはパラメータ値のいずれかについて，収束条件が満たされているか調べ，満たされていないならば

$$\boldsymbol{\theta}^{\text{old}} \leftarrow \boldsymbol{\theta}^{\text{new}} \quad (\text{A.44})$$

を実行し，ステップ 2 に戻る．

本論文では， z 軸方向の横断面の MR 画像の輝度値を $\mathbf{U} = \{u_n | n = 1, \dots, N\}$ (N : MR 画像のボクセル数)，変数 $\mathbf{Z} = \{z_n^{(c)} | n = 1, \dots, N, c \in \{\text{S}, \text{N}\}\}$ ($z_n^{(c)} \in \{0, 1\}$, $\sum_c z_n^{(c)} = 1$)，パラメータ $\boldsymbol{\theta} = \{\sigma_{\text{S}}, \sigma_{\text{N}}, \pi_{\text{S}}, \pi_{\text{N}}\}$ と置いた．また，同時分布は次式で表される．

$$p(\mathbf{U}, \mathbf{Z}|\boldsymbol{\theta}) = \prod_n \prod_c z_n^{(c)} \text{Rayleigh}(u_n | \sigma_c)^{z_n^{(c)}} \quad (\text{A.45})$$

A.7 グリーンの相反定理

図 A.3 のように、領域 Ω および境界面 Γ からなる同様の系を 2 つ想定し、それを系 1, 系 2 とする。これらの系に電極 1 および電極 2 が与えられ、この境界面領域を Γ_1, Γ_2 とする。 R に含まれる任意の点を $\mathbf{r}$ とし、また、 Ω 内に閉じた領域 Ω' (導電率 ϵ) が存在し、その内部のある 1 つの点を $\mathbf{r}_b \in \Omega'$ とする。系 1 においては、電極 1, 2 に電位 $-\frac{V_0}{2}, \frac{V_0}{2}$ が与えられ、領域 Ω の内部に電荷は存在しない。また、系 1 において、電極電位によって誘導された $\mathbf{r}$ での電位を $\phi(\mathbf{r})$ とする。系 2 には、電荷 $+\rho, -\rho$ が距離 l 離れたダイポールが位置 $\mathbf{r}_b$ に存在する。なお、電荷 $+\rho, -\rho$ の座標をそれぞれ $\mathbf{r}_b^+, \mathbf{r}_b^-$ とする。系 2 において、 $\mathbf{r}$ での電位を $\phi^*(\mathbf{r})$ とし、また、ダイポールによって電極 1, 電極 2 に誘導される電位をそれぞれ V_1^* および V_2^* とする。ここで、次式の通りグリーンの定理に基づいて 2 つの系を対応づける。

$$\iiint_{\Omega} (\phi(\mathbf{r}) \nabla^2 \phi^*(\mathbf{r}) - \phi^*(\mathbf{r}) \nabla^2 \phi(\mathbf{r})) dV = \iint_{\Gamma} \left(\phi(\mathbf{r}) \frac{\partial \phi^*(\mathbf{r})}{\partial n} - \phi^*(\mathbf{r}) \frac{\partial \phi(\mathbf{r})}{\partial n} \right) dS \quad (\text{A.46})$$

ここで、 $\partial/\partial n$ は曲面 Γ における (Ω の内側から外に向いた) 法線方向の微分である。ポアソン場に則り、

$$\nabla^2 \phi^*(\mathbf{r}) = -\frac{\rho}{\epsilon} \delta(\mathbf{r} - \mathbf{r}_b^+) + \frac{\rho}{\epsilon} \delta(\mathbf{r} - \mathbf{r}_b^-) \quad (\text{A.47})$$

と表される。ただし、 $\delta(\cdot)$ はディラックのデルタ関数を表す。ゆえに、式 (A.46) の左辺は

$$(\text{左辺}) = \phi(\mathbf{r}_b^+) \left(-\frac{\rho}{\epsilon} \right) + \phi(\mathbf{r}_b^-) \left(\frac{\rho}{\epsilon} \right) \quad (\text{A.48})$$

$$= -\frac{\rho}{\epsilon} \{ \phi(\mathbf{r}_b^+) - \phi(\mathbf{r}_b^-) \} \quad (\text{A.49})$$

となる。また、右辺は

$$\begin{aligned} (\text{右辺}) &= \iint_{\Gamma_1} \left(-\frac{V_0}{2} \frac{\partial \phi^*(\mathbf{r})}{\partial n} \right) dS + \iint_{\Gamma_2} \frac{V_0}{2} \frac{\partial \phi^*(\mathbf{r})}{\partial n} dS \\ &\quad - \left(\iint_{\Gamma_1} V_1^* \frac{\partial \phi(\mathbf{r})}{\partial n} dS + \iint_{\Gamma_2} V_2^* \frac{\partial \phi(\mathbf{r})}{\partial n} dS \right) \end{aligned} \quad (\text{A.50})$$

となる。

一方、系 1 において、電極に印加した電位によって $\mathbf{r}_b$ に誘導される電界を $\mathbf{E}(\mathbf{r}_b) = [E_x(\mathbf{r}_b), E_y(\mathbf{r}_b), E_z(\mathbf{r}_b)]^T$ とすると、

$$\mathbf{E}(\mathbf{r}_b) = \frac{\phi(\mathbf{r}_b^+) - \phi(\mathbf{r}_b^-)}{l} \tilde{\mathbf{l}} \quad (\text{A.51})$$

となる。ここで、 $\tilde{\mathbf{l}}$ は $\mathbf{r}_b^- - \mathbf{r}_b^+$ を規格化した単位ベクトルである。系 2 において $\mathbf{r}_b$ に流れる電流を $\mathbf{P}(\mathbf{r}_b) = [P_x(\mathbf{r}_b), P_y(\mathbf{r}_b), P_z(\mathbf{r}_b)]^T$ とすると、

$$\mathbf{P}(\mathbf{r}_b) = \rho l \tilde{\mathbf{l}} \quad (\text{A.52})$$

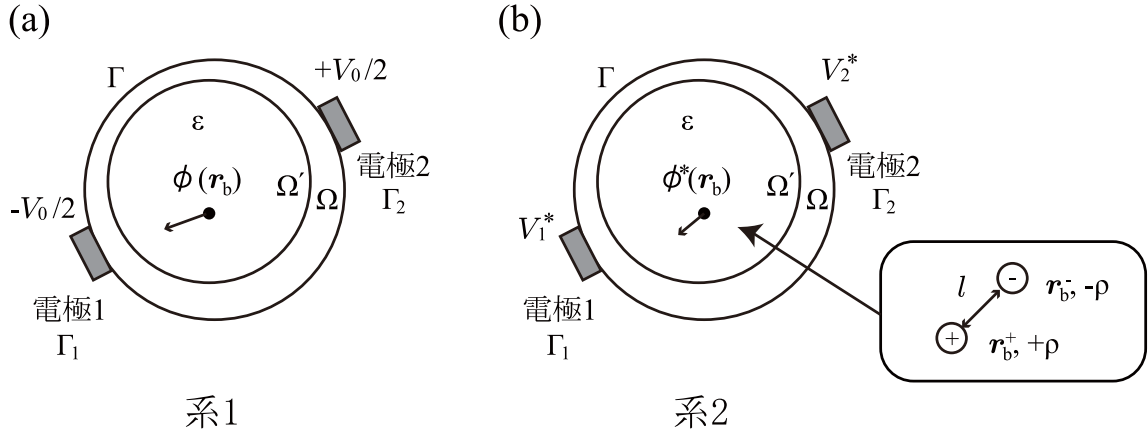


図 A.3 相反関係の模式図. (a) 系 1, (b) 系 2.

である. 式 (A.51), (A.52) より,

$$\mathbf{E}(\mathbf{r}_b) \cdot \mathbf{P}(\mathbf{r}_b) = \rho (\phi(\mathbf{r}_b^+) - \phi(\mathbf{r}_b^-)) \quad (\text{A.53})$$

となる.

式 (A.49), (A.50) および (A.53) より,

$$\begin{aligned} \mathbf{E}(\mathbf{r}_b) \cdot \mathbf{P}(\mathbf{r}_b) = -\epsilon \left\{ -\frac{V_0}{2} \overbrace{\iint_{\Gamma_1} \frac{\partial \phi^*(\mathbf{r})}{\partial n} dS}^{D_1^*} - V_1^* \overbrace{\iint_{\Gamma_1} \frac{\partial \phi(\mathbf{r})}{\partial n} dS}^{D_1} \right. \\ \left. + \frac{V_0}{2} \overbrace{\iint_{\Gamma_2} \frac{\partial \phi^*(\mathbf{r})}{\partial n} dS}^{D_2^*} - V_2^* \overbrace{\iint_{\Gamma_2} \frac{\partial \phi(\mathbf{r})}{\partial n} dS}^{D_2} \right\} \quad (\text{A.54}) \end{aligned}$$

を得る. ここで, D_i , D_i^* はそれぞれ系 1, 系 2 における電極 i より流出する電荷量である.

ここで, 電荷を電流へと読み替えるようにすると, 流出電荷量 D_i , D_i^* を流出電流量 I_i , I_i^* へと読み替えることができる. この時, 系 2 の両電極が電氣的に浮遊していれば $I_1^* = I_2^* = 0$ となる. また, 系 1 における流入量および流出量は等しくなり, $I_1 = I_2 = I$ が成立する. 結局,

$$\mathbf{E}(\mathbf{r}_b) \cdot \mathbf{P}(\mathbf{r}_b) = V_1^* I - V_2^* I = I(V_1^* - V_2^*) \quad (\text{A.55})$$

ゆえに, 次式を得る.

$$V_2^* - V_1^* = -\frac{\mathbf{E}(\mathbf{r}_b) \cdot \mathbf{P}(\mathbf{r}_b)}{I} \quad (\text{A.56})$$

式 (A.56) を用いて, 単位強度を持つ ECD が頭部モデルの任意位置に存在した場合のリードフィールドを計算することができる. まず, 頭部ボクセルモデルにおいて基準電極の電位を 0 V, 電極 a

の電位を 1 V とした際、モデル内の任意位置 $\mathbf{r}_b$ に誘引される電界 $\mathbf{E}(\mathbf{r}_b)$ および電極の流入出電流量 I_a を計算する^{*1}。相反定理を用いると、基準電極を接地したとき、位置 $\mathbf{r}_b$ に存在する ECD が $\mathbf{P}(\mathbf{r}_b) = [P_x(\mathbf{r}_b), P_y(\mathbf{r}_b), P_z(\mathbf{r}_b)]^T$ となる場合、電極 a に誘導される電位 V_a は次式のようになる。

$$V_a = -\frac{\mathbf{E}(\mathbf{r}_b) \cdot \mathbf{P}(\mathbf{r}_b)}{I_a} \quad (\text{A.57})$$

^{*1} リードフィールド行列を計算するときには、電極で出入りする電流と頭部に誘導される電界との関係さえ分かればよいので、EEG 電極と基準電極との電位差は 1 V と限らず任意である。

参考文献

- [1] C. Frith R. Dolan C. Price S. Zeki J. Ashburner W. Penny et al. R. Frackowiak, K. Friston. *Human Brain Function, 2nd ed.* Elsevier Academic Press, 2003.
- [2] R. H. Hashemi, C. J. Lisanti, W. G. Jr. Bradley 著, 荒木 力 訳. MRI の基本 パワーテキスト第 2 版 - 基礎理論から最新撮像法まで. メディカルサイエンスインターナショナル, 2004.
- [3] 武田常広. 脳工学. コロナ社, 2003.
- [4] K. Fukunaga. *Introduction to statistical pattern recognition, 2nd ed.* Academic Press, 1990.
- [5] R. A. Horn and C. A. Johnson. *Matrix Analysis.* Cambridge University Press, 1985.
- [6] S. K. Law, P. L. Nunez, and R. S. Wijesinghe. High-resolution EEG using spline generated surface Laplacians on spherical and ellipsoidal surfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 40, No. 2, pp. 145–153, 1993.
- [7] C. M. Bishop. *Pattern recognition and machine learning.* Springer, 2006.

研究業績

査読付き論文

1. 笹山 瑛由, 鄭 址旭, 小林 哲生. 手首屈伸運動時およびそのイメージ時における脳波律動の変動. ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol. 10, No. 2, pp. 85–94, 2008.
2. 笹山 瑛由, 鄭 址旭, 小林 哲生. 周波数標識された定常体性感覚誘発電位に基づく左右示指への注意識別の試み. ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol. 11, No. 2, pp. 173–182, 2009.
3. T. Sasayama and T. Kobayashi. Movement-imagery brain-computer interface: EEG classification of beta rhythm synchronization based on cumulative distribution function. *IEICE Transaction on Information and Systems*, Vol. E94-D, No. 12, pp. 2479–2486, 2011.
4. 笹山 瑛由, 小林 哲生. fMRI 賦活部位を線形制約条件とする EEG 空間フィルタに基づく手首屈伸運動の左右識別. 生体医工学, Vol. 49, No. 6, pp. 983–988, 2011.

国際会議プロシーディングス

1. T. Sasayama, T. Iida, J. Jung and T. Kobayashi. Discrimination between right and left hand movements and/or their imageries based on EEG fast oscillatory activities. Proceedings of the 2nd International Symposium on Complex Medical Engineering, 109–112, 2008.
2. T. Iida, T. Sasayama, T. Oida, M. Ino and T. Kobayashi. Brain activation during execution and imagery of simple wrist-bending movement: An fMRI study, Proceedings of the 2nd International Symposium on Complex Medical Engineering, 41–44, 2008.
3. T. Sasayama, J. Jung and T. Kobayashi. Classifiers of EEG beta rhythms between right and left wrist-bending hand movements and their imageries. Proceedings of the 18th International Congress on Brain Electromagnetic Topography, 167–170, 2009.
4. H. Kawaguchi, T. Sasayama, J. Jung, T. Oida, and T. Kobayashi. Spatial filtering of steady-state somatosensory evoked potentials toward the development of brain-machine interface. Proceedings of the 18th International Congress on Brain Electromagnetic Topography, 175–178, 2009.
5. T. Sasayama, T. Iida, T. Oida, S. Hamada and T. Kobayashi. Construction of human head voxel models from MR images for EEG analysis based on EM algorithm. Proceedings of the 2010 IEEE/ICME International Conference on Complex Medical Engineering, 100–105, 2010.

6. T. Sasayama, S. Hamada, and T. Kobayashi. Application of linearly-constrained prewhitening beamformer to reconstruction of highly correlated EEG signal sources. Proceedings of the 2011 IEEE/ICME International Conference on Complex Medical Engineering, 593–598, 2011.

研究会資料その他の論文

1. 笹山瑛由, 鄭址旭, 小林哲生. 手の運動およびそのイメージ時における脳波ベータ律動の変動. ヒューマンインタフェースシンポジウム 2008, pp. 991–994, 2007.
2. 笹山瑛由, 飯田智陽, 鄭址旭, 笈田武範, 小林哲生. BMI を目指した脳内情報の抽出: 手の運動・イメージ時における脳波律動解析による左右判別. 情報・知能・精密機器部門講演会, pp. 175–180, 2008.
3. 笹山瑛由, 飯田智陽, 鄭址旭, 小林哲生. 定常体性感覚誘発電位に基づく左右示指の注意判別. ヒューマンインタフェースシンポジウム 2008, pp. 69–72, 2008.
4. 笹山瑛由, 飯田智陽, 鄭址旭, 小林哲生, 周波数標識された定常体性感覚誘発電位に基づく BMI. 電子情報通信学会ニューロコンピューティング研究会, Vol. 108, No. 264, pp. 73–78, 2008.
5. 飯田智陽, 笹山瑛由, 笈田武範, 猪野正志, 小林哲生. 手首の反復屈伸運動およびその運動イメージ時における脳活動: BMI 実現にむけた fMRI による基礎検討. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 108, No. 264, pp. 49–54, 2008.
6. 笹山瑛由, 鄭址旭, 小林哲生. 手首屈伸運動およびそのイメージ時における脳波 β 律動に基づく左右識別に関する検討. ヒューマンインタフェースシンポジウム 2009, pp. 887–890, 2009.
7. 笹山瑛由, 飯田智陽, 笈田武範, 濱田昌司, 小林哲生. EEG 信号源推定のための頭部ボクセルモデル作成—EM 法を用いた MRI ノイズ閾値の自動決定—. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 109, No. 461, pp. 61–66, 2010.
8. 川口浩和, 笹山瑛由, 鄭址旭, 笈田武範, 小林哲生. BMI へ向けた脳波と機能的 MRI を用いた体性感覚野活動の計測と解析. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 109, No. 123, pp. 51–62, 2009.
9. 川口浩和, 笹山瑛由, 濱田昌司, 小林哲生. 定常体性感覚誘発電位に基づく BCI—シミュレーションと高密度脳波計測による基礎的検討—. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 110, No. 149, pp. 39–44, 2010.
10. 笹山瑛由, 飯田智陽, 川口浩和, 濱田昌司, 小林哲生. 実頭部モデルを用いた線形制約付ノイズ白色化 EEG ビームフォーミング. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 110, No. 149, pp. 33–38, 2010.
11. 泉岡太輔, 笹山瑛由, 川口浩和, 小林哲生. 定常視覚誘発電位に基づく BCI—振幅変化を利用した被注意刺激の判別に関する基礎的検討—. Vol. 111, No. 96, pp. 91–96, 2011.

国際会議発表

1. T. Sasayama, T. Iida, J. Jung, and T. Kobayashi. Discrimination between right and left hand movements and/or their imageries based on EEG fast oscillatory activities. The 2nd International Symposium on Complex Medical Engineering, Takamatsu, Japan, May 2008 (Poster).
2. T. Iida, T. Sasayama, T. Oida, M. Ino, and T. Kobayashi. Brain activation during execution and imagery of simple wrist-bending movement: An fMRI study, The 2nd International Symposium on Complex Medical Engineering, Takamatsu, Japan, May 2008 (Poster).
3. T. Sasayama, J. Jung, and T. Kobayashi. Classifiers of EEG beta rhythms between right and left wrist-bending hand movements and their imageries. 18th International Congress on Brain Electromagnetic Topography, Kyoto, Japan, September–October 2009 (Poster).
4. H. Kawaguchi, T. Sasayama, J. Jung, T. Oida, and T. Kobayashi. Spatial filtering of steady-state somatosensory evoked potentials toward the development of brain-machine interface. 18th International Congress on Brain Electromagnetic Topography, Kyoto, Japan, September–October 2009 (Poster).
5. T. Sasayama, T. Iida, T. Oida, S. Hamada and T. Kobayashi. Construction of human head voxel models from MR images for EEG analysis based on EM algorithm. IEEE/ICME International Conference on Complex Medical Engineering, Gold Coast, Australia, July 2010 (Oral).
6. T. Sasayama, S. Hamada, and T. Kobayashi. Application of linearly-constrained prewhitening beamformer to reconstruction of highly correlated EEG signal sources. IEEE/ICME International Conference on Complex Medical Engineering, Harbin, China, May 2011 (Oral).

国内発表

1. 笹山瑛由, 鄭址旭, 小林哲生. 手の運動およびそのイメージ時における脳波ベータ律動の変動. ヒューマンインタフェースシンポジウム 2007, 東京都新宿区, 2007 年 9 月 (口頭).
2. 笹山瑛由, 飯田智陽, 鄭址旭, 笈田武範, 小林哲生. BMI を目指した脳内情報の抽出: 手の運動・イメージ時における脳波律動解析による左右判別. 情報・知能・精密機器部門講演会, 東京都目黒区, 2008 年 7 月 (口頭).
3. 笹山瑛由, 飯田智陽, 鄭址旭, 小林哲生. 定常体性感覚誘発電位に基づく左右示指の注意判別. ヒューマンインタフェースシンポジウム 2008, 大阪府吹田市, 2008 年 7 月 (口頭).
4. 笹山瑛由, 飯田智陽, 鄭址旭, 小林哲生. 周波数標識された定常体性感覚誘発電位に基づく BMI. 電子情報通信学会ニューロコンピューティング研究会, 宮城県仙台市, 2008 年 10 月 (口頭).

5. 飯田智陽, 笹山瑛由, 笈田武範, 猪野正志, 小林哲生. 手首の反復屈伸運動およびその運動イメージ時における脳活動: BMI 実現にむけた fMRI による基礎検討. 電子情報通信学会ニューロコンピューティング研究会, 宮城県仙台市, 2008 年 10 月 (口頭)
6. 川口浩和, 笹山瑛由, 鄭址旭, 笈田武範, 小林哲生. BMI へ向けた脳波と機能的 MRI を用いた体性感覚野活動の計測と解析. 電子情報通信学会 ME とバイオサイバネティクス研究会, 徳島県徳島市, 2009 年 7 月 (口頭).
7. 笹山瑛由, 鄭 址旭, 小林哲生. 手首屈伸運動およびそのイメージ時における脳波 β 律動に基づく左右識別に関する検討. ヒューマンインタフェースシンポジウム 2009, 東京都文京区, 2009 年 9 月 (口頭).
8. 笹山瑛由, 飯田智陽, 笈田武範, 濱田昌司, 小林哲生. EEG 信号源推定のための頭部ボクセルモデル作成—EM 法を用いた MRI ノイズ閾値の自動決定—. 電子情報通信学会ニューロコンピューティング研究会, 東京都町田市, 2010 年 3 月 (口頭).
9. 川口浩和, 笹山瑛由, 濱田昌司, 小林哲生. 定常体性感覚誘発電位に基づく BCI—シミュレーションと高密度脳波計測による基礎的検討—. 電子情報通信学会ニューロコンピューティング研究会, 京都府京都市, 2010 年 7 月 (口頭).
10. 笹山瑛由, 飯田智陽, 川口浩和, 濱田昌司, 小林哲生. 実頭部モデルを用いた線形制約付ノイズ白色化 EEG ビームフォーミング. 電子情報通信学会ニューロコンピューティング研究会, 京都府京都市, 2010 年 7 月 (口頭).
11. 泉岡太輔, 笹山瑛由, 川口浩和, 小林哲生. 定常視覚誘発電位に基づく BCI—振幅変化を利用した被注意刺激の判別に関する基礎的検討—. ニューロコンピューティング研究会, 沖縄県中頭郡, 2011 年 6 月 (口頭).
12. 泉岡太輔, 川口浩和, 笹山瑛由, 小林哲生, 異なる周波数で標識された定常視覚誘発電位の注意による変調を利用した被注意刺激の判別, 京都府京都市, 2011 年 9 月 (口頭・ポスター).
13. 笹山瑛由, 小林哲生. fMRI 賦活部位を線形制約条件とする EEG 空間フィルタに基づく手首屈伸運動の左右識別. 生体医工学シンポジウム 2011, 長野県長野市, 2011 年 9 月 (ポスター).