

近似的刺激提示手法を用いた
定常状態視覚誘発電位に基づく非同期型高速
ブレインコンピュータインタフェース

2014年度

中西正樹

目次

第 1 章	序論	1
1.1	研究背景 -ブレインコンピュータインタフェース (BCI) とは-	1
1.2	BCI 研究の現状	3
1.2.1	BCI の起源	3
1.2.2	BCI の分類	3
1.2.3	BCI の応用例	5
1.3	BCI 研究における課題	5
1.3.1	情報伝達率の向上	5
1.3.2	実環境応用	8
1.4	研究目的	10
1.5	論文構成	11
第 2 章	脳の電気生理学的基礎と視覚系	13
2.1	緒言	13
2.2	電気生理学的基礎	13
2.2.1	脳の構造	13
2.2.2	神経細胞の情報伝達	14
2.3	視覚系	16
2.3.1	末梢視覚系	16
2.3.2	中枢視覚系	18
2.4	脳波の発生機序と計測方法	19
2.4.1	容積伝導	19
2.4.2	脳波計測	20
2.4.3	脳波律動成分	21
第 3 章	VEP 型 BCI に関する既存研究	23
3.1	緒言	23

3.2	VEP 型 BCI の概要	23
3.3	VEP 型 BCI のシステム設計	24
3.3.1	視覚刺激の種類	24
3.3.2	視覚刺激変調方法	25
3.4	VEP 型 BCI のための信号処理	29
3.4.1	空間フィルタ	29
3.4.2	信号特徴解析手法	31
3.4.3	注視刺激特定手法	33
第 4 章	眼電図の相関特徴を用いた随意性瞬目検出手法	37
4.1	緒言	37
4.2	方法	39
4.2.1	眼電図の発生機序と計測方法	39
4.2.2	眼電図計測実験	40
4.2.3	眼電図解析手法	41
4.2.4	SVM を用いた随意性瞬目検出手法	43
4.2.5	個人差を考慮した随意性瞬目検出手法	45
4.3	結果	46
4.3.1	SVM を用いた手法の分類精度	46
4.3.2	個人差を考慮した手法の分類精度	47
4.4	考察	49
4.4.1	随意性瞬目検出精度	49
4.4.2	コンピュータインタフェースへの応用	50
4.4.3	提案手法を用いた電動車椅子制御	51
4.5	結言	52
第 5 章	近似周波数を用いた定常状態視覚刺激提示手法	55
5.1	緒言	55
5.2	方法	57
5.2.1	近似周波数を用いた刺激提示手法	57
5.2.2	脳波計測実験	57
5.2.3	脳波解析手法	59
5.2.4	疑似オンライン BCI 実験	60
5.3	結果	61
5.3.1	SSVEP 波形と振幅スペクトル	61

5.3.2	振幅値と SNR	62
5.3.3	位相と潜時	63
5.3.4	振幅値および SNR の頭皮上分布	64
5.3.5	周波数分類精度	65
5.3.6	疑似オンライン BCI 性能	68
5.4	考察	69
5.4.1	誘発された SSVEP の波形特徴	69
5.4.2	注視刺激特定精度と情報伝達率	70
5.4.3	干渉周波数成分	71
5.4.4	刺激周波数とリフレッシュレート	72
5.4.5	位相情報を含む刺激変調	73
5.4.6	周波数近似手法の応用例	74
5.5	結言	74
第 6 章	周波数-位相近似手法を用いた高速 SSVEP 型 BCI	77
6.1	緒言	77
6.2	方法	78
6.2.1	周波数-位相近似手法	78
6.2.2	脳波解析手法	79
6.2.3	注視刺激特定手法	80
6.2.4	脳波計測実験	82
6.2.5	脳波解析と性能評価	83
6.3	結果	84
6.3.1	位相と潜時	84
6.3.2	オフライン BCI 性能	86
6.3.3	疑似オンライン BCI 性能	87
6.4	考察	89
6.4.1	情報伝達率	89
6.4.2	学習データを用いた手法の有効性	91
6.4.3	実用的な BCI の実現における課題	93
6.4.4	周波数-位相近似手法の応用可能性	94
6.5	結言	94
第 7 章	結論	97
参考文献		103

研究業績

119

目次

1.1	ブレインコンピュータインタフェースシステム概略図	2
1.2	市販されている脳波信号計測機器	8
1.3	湿式電極と乾式電極	9
1.4	本論文の構成	12
2.1	大脳皮質と機能局在	14
2.2	細胞膜とシナプス伝達	15
2.3	眼球と網膜の構造	16
2.4	網膜上の視細胞密度	17
2.5	網膜から大脳皮質までの経路	18
2.6	容積伝導	20
2.7	生体電気信号の計測方法	21
3.1	VEP 型 BCI に用いられる視覚刺激の例	24
3.2	時間分割多元接続を用いた視覚刺激の例	26
3.3	周波数分割多元接続を用いた視覚刺激の例	27
3.4	符号分割多元接続を用いた視覚刺激の例	28
3.5	空間分割多元接続を用いた視覚刺激の例	29
3.6	各種空間フィルタにおける電極配置	30
3.7	SSVEP の周波数スペクトラム	31
3.8	10 Hz の視覚刺激注視時の SSVEP の頭皮上分布	33
3.9	CCA に基づく SSVEP 検出手法	36
4.1	随意性瞬目を用いた非同期型 BCI システム	38
4.2	眼球の電池モデルと電極配置	39
4.3	眼電図計測実験の流れ	40
4.4	各瞬目時の垂直電位と水平電位	42

4.5	SVM におけるマージン最大化	44
4.6	眼電図のテンプレート信号と入力信号	45
4.7	各瞬目時 EOG の試行間相関係数と瞬目時と非瞬目時の EOG とテンプレート信号間の相関係数のヒストグラム	48
4.8	随意性瞬目を用いたスイッチ型インタフェースの例	50
4.9	随意性瞬目により制御可能な電動車椅子の動作軌跡	52
5.1	刺激変調符号列と誘発された SSVEP	58
5.2	オフライン実験とオンライン実験における視覚刺激提示装置	59
5.3	オンライン BCI 実験の流れ	60
5.4	固定周期手法と周波数近似手法により誘発された SSVEP 信号波形の比較	61
5.5	オフライン脳波解析結果	63
5.6	SSVEP 振幅値と SNR の頭皮上分布	64
5.7	干渉周波数成分と振幅値の頭皮上分布	72
6.1	刺激変調符号列と誘発された SSVEP, 振幅スペクトル, 複素スペクトル	79
6.2	提案手法のフローチャート	81
6.3	刺激提示装置	82
6.4	各周波数における刺激変調符号列と SSVEP の複素スペクトル	84
6.5	誘発された SSVEP の位相と潜時	85
6.6	オフライン注視刺激特定精度	86
6.7	疑似オンライン BCI 実験における注視刺激特定精度と ITR	87
6.8	各視覚刺激に対する注視刺激特定精度 (%)	89
6.9	周波数特定精度と位相特定精度	91
6.10	学習データ数と注視刺激特定精度	93

表目次

1.1	各種脳波反応に基づく BCI における性能比較	6
1.2	ITR 向上を目的とした BCI の先行研究	7
2.1	桿体視と錐体視の特徴	17
4.1	SVM による瞬目の分類精度 (F 値)	47
4.2	RBF カーネルを用いた SVM による分類結果の混合行列	47
4.3	個人差を考慮した手法による分類結果の混合行列	48
4.4	従来手法と提案手法の比較 (F 値)	49
5.1	オフライン周波数分類精度 (10 Hz vs. 12 Hz)	66
5.2	オフライン周波数分類における混合行列 (10 Hz vs. 12 Hz)	67
5.3	疑似オンライン周波数検出精度	68
5.4	疑似オンライン周波数検出における混合行列	69
6.1	疑似オンライン BCI 性能評価	88

第 1 章

序論

1.1 研究背景 -ブレインコンピュータインタフェース (BCI) とは-

ブレインコンピュータインタフェース (BCI: Brain-computer interface) とは、中枢神経系と機械の間の直接的な情報伝達を実現する技術である [1]。BCI では何らかの方法により計測した脳内の生理的な活動からヒトの意図を推定することで、運動制御や発話に関する神経系や筋を介さずに外部機器の操作を可能にする。BCI 技術の実現により、筋萎縮のために四肢の筋力が低下してしまう筋萎縮側索硬化症 (ALS: Amyotrophic lateral sclerosis) や筋ジストロフィーなどの根本的な治療が困難な神経筋難病に対し、工学的な対処法を提供することができる。

神経筋難病の中でも特に重度の病態として、ロックトイン症候群が挙げられる。ロックトイン症候群は 1966 年に Plum と Posner により定義された症状であり、認知機能に異常はないが四肢麻痺や顔面神経麻痺が生じる重度の運動障害および感覚障害であり、ALS や脳幹梗塞、外傷性脳損傷などに起因する [2]。先述の通り、このような神経筋難病には有効な治療法が確立されておらず、薬剤やリハビリテーションによる病勢進展の抑制を目的とした治療が行われている [3]。しかしながら、薬剤やリハビリテーションによる治療は病状の進行を遅らせる効果はあるが、根本的な治療を行うことができない。近年では、胚性幹 (ES: Embryonic stem) 細胞や人工多能性幹 (iPS: Induced pluripotent stem) 細胞などを用いて損傷した組織を再生させる再生医療の神経筋難病への実用化が期待されているが [4]、ヒトを被験者とした臨床試験により有効性が確認された研究例は未だ報告されていない。このような医学的アプローチとは対象に、損傷機能を機械的に補填する手段を提供し、神経筋難病患者の生活の質を向上させる技術の研究も行われている [1]。例えば、ロックトイン症候群の患者に対して眼球運動により操作可能な質問回答装置や文書処理プログラムを提供し、コミュニケーションを可能にした研究が報告されている [5-7]。

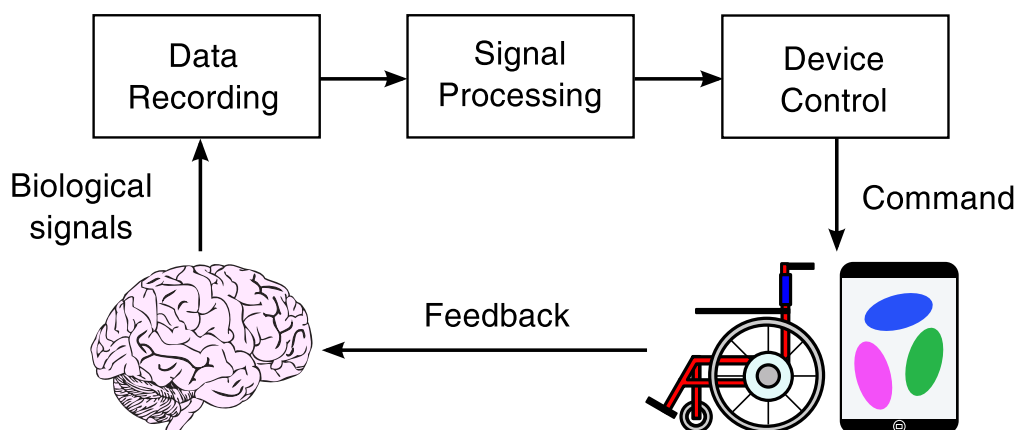


図 1.1 ブレインコンピュータインタフェースシステム概略図

BCI は脳活動からヒトの意図を直接的に推定して外部機器との情報伝達を可能にするため、神経筋難病患者の生活の質を向上させる新たな技術の 1 つとして注目を集めている。脳活動を計測する方法として、非侵襲的に計測可能な脳波 (EEG: Electroencephalography) [1, 8–14] や脳磁図 (MEG: Magnetoencephalography) [15, 16], 機能的磁気共鳴画像法 (fMRI: Functional magnetic resonance imaging) [17, 18], 近赤外分光法 (NIRS: Near-infrared spectroscopy) [19], 侵襲的な方法に皮質脳波 (ECoG: Electrocorticography) [20, 21] などがある。さらに、類似の技術として、眼電図 (EOG: Electrooculography) や筋電図 (EMG: Electromyography) などの眼球運動や筋活動により生じる電位変化を用いて意図を抽出し、機器制御に利用するマンマシンインタフェースの研究も行われている。fMRI は血流変化を捉えることで脳の活動領域を同定可能であるが、時間分解能が低く、計測器が高価であることから BCI としての応用は困難である。MEG や NIRS は時間分解能は高いが、計測器が大型であるため計測環境が制限されてしまう。ECoG では脳表に留置した硬膜下電極を用いることで時間分解能と空間分解能の高い脳機能計測が可能であるが、外科的手術を必要とするため簡便な計測とは言い難い。一方、EEG は計測器が安価であり、非侵襲的に計測可能であるため、様々な応用が期待されている。EEG を用いた BCI は、肢体不自由者のためのコミュニケーション支援や外部機器の操作に加え、エンターテインメント分野への応用も行われている。

EEG を用いた BCI は、図 1.1 の概略図のように、EEG 信号計測 (Data recording)、信号処理 (Signal processing)、制御出力 (Device control) の 3 つから構成される。まず、EEG 信号計測部では、運動想起や視覚刺激注視などの特定の行動 (タスク) 時の EEG を計測する。次に、信号処理部において、計測された EEG からタスク時の状態を表す EEG の特徴量を抽出する。さらに、抽出された特徴量をコンピュータやスマートフォン、電動車椅子などの外部機器の制御コマンドへ変換し、各機器へ送出する。

1.2 BCI 研究の現状

1.2.1 BCI の起源

“Brain-computer interface” という表現は 1973 年に Vidal により最初に使用されたが、当初はコンピュータを用いて脳機能に関する知見を得るためのあらゆるシステムのことを意味していた [22]. 近年では、脳活動を利用してコミュニケーションや外部機器の制御を行うシステムに対して BCI という表現が一般に用いられている。また、類義語であるブレインマシンインタフェース (BMI: Brain-machine interface) は、脳に埋め込まれた微小電極により記録された神経細胞の活動を利用する場合に用いられる [23].

1.2.2 BCI の分類

近年の EEG を用いた BCI では、次の 4 種類の EEG 特徴量が用いられる：視覚誘発電位 (VEP: Visual evoked potential), 事象関連電位 (ERP: Event-related potential), 感覚運動律動 (SMR: Sensorimotor rhythm), 緩変動電位 (SCP: Slow cortical potential). 本節では、それぞれの特徴量に基づく BCI の研究動向について述べる。

1.2.2.1 視覚誘発電位 (VEP)

VEP は視覚刺激を視野に照射した時に後頭部から計測される EEG の特徴的変化であり、1977 年に Vidal により BCI へ応用された [24]. この研究では、異なる視野領域に照射された光刺激により誘発された VEP を解析することで被験者の視線を推定し、視線の方向へマウスカーソルを移動させる BCI を実現した。1992 年に Sutter により提案された BCI は、異なる時刻に点灯する 64 個の視覚刺激を用いて VEP を誘発し、コンピュータへの文字や記号の入力が可能であることを示した [9]. また、この研究では ALS の患者を被験者として実験が行われ、BCI の臨床応用への可能性を示した。Middendorf らや Cheng らの研究では、異なる周波数で点滅する光刺激により誘発される光駆動反応を応用した BCI を提案し、情報伝達速度の向上を実現した [8, 25]. 近年では、視覚刺激の提示方法 [26–28] や誘発された VEP から意図を推定するための信号処理手法 [29–32] を対象とした VEP 型 BCI の研究が行われている。

1.2.2.2 事象関連電位 (ERP)

ERP は特定の事象を知覚した時に生じる一過性の電位変動であり、例えば、同じ刺激が繰り返し提示される中に時々挿入される異なる刺激を知覚した時などに生じる。特に、特定の事象を知覚した約 300 ms 後に主に頭頂部から観測される EEG の陽性成分を P300 と

呼び、1965 年以降の認知精神生理学の研究において盛んに利用されている [33,34].

P300 は 1988 年に Farwell と Donchin により BCI へ応用された [35]. この研究では、コンピュータモニタ上に提示された 36 個の英字と記号のうち 1 つが順不同に点灯し、ユーザが入力したい文字および記号が点灯した時に生じる P300 成分を検出することで文字入力を可能にした。また、この研究では標的となる文字や記号へ視線を移さずに注意のみを向けるよう被験者に指示して実験を行うことで、視線移動が困難なユーザでも BCI を使用できることを示した。2000 年以降は、モニタ上の刺激配置や点灯の時間間隔の違いによる性能の比較 [36,37]、刺激の点灯時と消灯時の明暗差の違いによる性能の比較 [38] など、実用化へむけた P300 型 BCI の研究が行われている。

1.2.2.3 感覚運動律動 (SMR)

SMR は運動行動時に感覚運動野から観測される律動成分であり、1930 年代に Berger らによりその存在が指摘された [39–41]. Chatrian らは mu 律動と呼ばれる 8 - 12 Hz の律動成分が随意運動中に減少することを示し、この現象は現在では事象関連脱同期 (ERD: Event-related desynchronization) として知られている [42,43]. この他にも、随意運動に続いて mu 律動成分が増加する事象関連同期 (ERS: Event-related synchronization) が Pfurtscheller により観測され、mu 律動と同様に beta 律動と呼ばれる 18 - 26 Hz の律動成分にも ERD と ERS が観測されることが示された [44]. これらの律動変化が観測できる頭皮上の位置は実行する随意運動により異なる。例えば、左右の手の運動時には対側の大脳半球において ERD が観測され [45,46]、足の運動時には頭頂部において ERD が観測される [47].

Jasper と Penfield が 1949 年に発表した研究では、SMR の ERD や ERS は実際の随意運動だけでなく運動想像時にも観測されることが示された [41,48]. また、近年の多くの研究において、随意運動時と運動想像時に観測される律動変化は類似していることが示されている [49–51]. これらの知見に基づき、運動想像時の SMR を用いることで肢体不自由者でも利用可能な BCI の実現が期待されており、過去 20 年以上に渡り研究が行われている [52–54].

1.2.2.4 緩変動電位 (SCP)

SCP は特定の運動や運動想像の 500 - 1000 ms 前に観測される電位変化であり、準備電位とも呼ばれ、行動の準備に伴い生じる皮質の活性化であると考えられている [55]. SCP は事象に先行して生じる陰性の電位変化により構成される ERP であり、頭皮上から計測された EEG の時間領域における解析により観測可能である。Birbaumer らは、人々はバイオフィードバックを通じて SCP の意図的な操作を学習可能であり、ALS 患者のような肢体不自由者でも利用できる SCP を用いた BCI の可能性を示した [56–58]. 古典的な

SCP 型 BCI では、SCP 成分の増減により 2 値の選択を行う [59]。また、複数の選択肢を持つ BCI の場合は、SCP 成分の増減により目的の選択肢を含む群と含まない群に分割し、1 つの選択肢が残るまでこれを繰り返すことで選択肢の特定を実現する [60]。

1.2.3 BCI の応用例

BCI の応用研究は多岐にわたり、大別すると “Yes” と “No” などの 2 値選択や複数の選択肢から 1 つを選択する離散値入力のための BCI と、連続値入力のための BCI の 2 種類に分類される。離散値入力のための BCI はコンピュータへの文字入力装置や環境制御装置などへ応用されている [37,61,62]。Farwell と Donchin の研究では、コンピュータモニタ上に 6×6 の行列状に配置した 36 種類の記号を順不同に点灯させて P300 を誘発し、文字入力を行う BCI を提案した [34]。Jia らは、12 種類の周波数で点滅する光刺激を用いた VEP 型 BCI により電話のダイヤルシステムを提案した [63]。Edlinger らの研究では、BCI と仮想現実の技術を融合し、仮想空間中に存在する電化製品を P300 型 BCI により制御する環境制御装置を実演した [62]。一方、連続値入力のための BCI はコンピュータのマウスカーソル操作や電動車椅子の方向制御などへ応用されている [64]。Millan らの研究では、左右の腕などの運動を想起することにより観測される SMR を使い、仮想空間におけるユーザの移動を可能にする BCI を提案した [65]。さらに、Galan らや Huang らは SMR を用いた電動車椅子操作のための BCI を提案した [66,67]。

EEG を用いた BCI の研究では、実際の肢体不自由者を被験者としたコミュニケーション支援の利用可能性やリハビリテーションへの応用も行われている。Birbaumer らは病期の異なる 37 名の ALS 患者を対象として、SCP 型 BCI による文字入力の臨床実験を行った [68]。軽度の麻痺からロックトイン症候群までの病期が異なる患者でも BCI 実験の結果に有意差は認められず、ロックトイン症候群の患者でも BCI を用いたコミュニケーションが可能であることが示された [69]。さらに、近年では BCI を用いた脳卒中片麻痺上肢のリハビリテーションの有効性が報告されている。Prasad らや Shindo らの研究では、脳卒中による片麻痺患者に対して SMR の振幅を視覚的および触覚的にフィードバックさせる BCI を用いたリハビリテーションを行い、上肢機能が改善することを明らかにした [70,71]。

1.3 BCI 研究における課題

1.3.1 情報伝達率の向上

BCI の性能評価として一般に使用される情報伝達率 (ITR: Information transfer rate) は単位時間あたりの通信情報量として求められ、bits/min の単位で表される [25]。M 個の選

表 1.1 各種脳波反応に基づく BCI における性能比較

Neuro-mechanism	Number of commands	Accuracy (%)	Speed (s/selection)	ITR (bits/min)
VEP	4 - 32	85 - 98	1 - 4	25 - 145
ERP	4 - 84	83 - 95	9 - 18	15 - 35
SMR	2 - 3	70 - 98	2 - 6	3 - 17
SCP	2 - 4	70 - 90	3 - 4	10 - 13

択肢から $P[\%]$ の精度で 1 つを選択できる BCI システムの場合、ITR はシャノンの情報理論における伝送情報量を基に次式で求められる。

$$\text{ITR} = \left(\log_2 M + P \log_2 P + (1 - P) \log_2 \left[\frac{1 - P}{M - 1} \right] \right) \times \frac{60}{T} \quad (1.1)$$

ここで、 T は 1 つの選択に要する時間 [s]、すなわち通信速度を示す。例えば、先述した Farwell と Donchin らの P300 型 BCI では、36 個の視覚刺激の全てが順不同に点灯した後に標的となる視覚刺激が特定され、コンピュータへのコマンドの入力が行われる [13]。この例では、一度コマンドが入力されてから次のコマンドが入力されるまでの時間が通信速度として定義される。上式に示す通り、ITR は選択肢数、精度、通信速度の 3 つの要因に依存するため、これらのいずれかを改善することで高い ITR を持つ BCI を実現することが可能となる。

表 1.1 に、従来研究において示された EEG に基づく BCI の EEG 特徴、選択肢数、精度、通信速度、ITR の関係をまとめる。2000 年前後の研究では、最大 10 - 25 bits/min の ITR が達成されている [1, 13]。VEP や ERP 型 BCI では多くの選択肢を持つシステムが構築可能であるため、運動想起時の EEG (SMR, CSP) に基づく BCI に比べて高い ITR が実現できる [26, 28, 32, 72, 73]。さらに、VEP 型 BCI は高速かつ高精度な通信が可能であることから、ERP 型 BCI よりも高い ITR が実現できる。一方、SMR や CSP 型 BCI では外部刺激が不要であるため実用的であるが、選択肢数が限られるため高い ITR が実現できない [54, 74-76]。

ITR の向上を目的とした先行研究の例を表 1.2 に示す。近年 Jin らにより提案された ERP 型 BCI では 84 個の選択肢を実現し、35 bits/min の ITR を達成した [73]。一方、Bin らが提案した VEP 型 BCI では、選択肢数は少ない (6 個) が高速かつ高精度な通信を実現し、58 bits/min の性能を達成している [31]。さらに、Bin らや Spuler らは、視覚刺激の提示手法を工夫した VEP 型 BCI を提案することで、100 bits/min 以上の ITR を実現している [28, 32]。VEP と ERP のハイブリッド型 BCI により示された ITR は 56 bits/min であるが、機能拡張による更なる高性能化が期待されている。

表 1.2 ITR 向上を目的とした BCI の先行研究

Study	Neuro-mechanism	Number of Commands	Accuracy (%)	Speed (s/selection)	ITR (bits/min)
Farwell and Donchin (2000) [13]	ERP	36	95	17.4	16
Jin et al. (2011) [73]	ERP	84	93	9.5	35
Bin et al. (2009) [31]	VEP	6	95	2.3	58
Bin et al. (2011) [28]	VEP	32	85	2.1	108
Spuler et al. (2012) [32]	VEP	32	96	2.8	144
Yin et al. (2013) [77]	VEP + ERP	36	94	4.9	56



図 1.2 市販されている脳波信号計測機器

1.3.2 実環境応用

1.3.2.1 携帯型システムの設計

近年、実験環境における BCI の性能評価だけでなく、実環境応用を目的とした研究が盛んに行われている。これまでの BCI の研究では、医療機器や研究用機器として使用されている大型計測機器を用いた EEG の計測が行われてきた。図 1.2A - D に、市販されている大型計測機器の例を示す：g.BCI sys (g.tec medical engineering GmbH)，BioSemi Active Two EEG System (BioSemi, Inc.)，ポリメイト II (ティアック社)，脳波計 EEG-120 シリーズ (日本光電)。これらの計測機器は電極数が多いため、多くの情報を一度に計測することができるが、電極装着による負担や持ち運びができず使用環境が限られることが問題となる。近年では様々な環境における EEG 計測を可能にする小型計測機器が開発され、現在では BCI 研究にも利用されている。図 1.2E - G に、市販されている小型計測機器の例を示す：Mindwave/Mindset (Neurosky, Inc.)，High Density Dry EEG Headset System (Cognionics, Inc.)，Emotiv EPOC Headset (Emotiv Systems)。これらの計測機器は、計測箇所を絞り電極数を制限する代わりに機器自体が小型化されている。また、多くの小型計測機器は Bluetooth などの無線通信機能を搭載しており、計測した信号を解析用計算機へ直接転送できる。これらの利点を活かし、小型計測機器から計測された生体信号の解析をスマートフォンやタブレットなどで行う携帯型 BCI システムが提案されており [78-81]，歩行中や自動車運転中の EEG 計測および解析や、実環境における使用を想定した BCI システムの有効性の検証が行われている [82-84]。このように、携帯型 BCI システムの台頭により、実験環境だけでなく様々な環境における BCI の使用が可能となった。今後は



図 1.3 湿式電極と乾式電極

様々な環境を想定した研究を行うことで、BCI の応用の可能性を大幅に拡大することができると考えられる。

1.3.2.2 電極装着による疲労や不快感の軽減

一般に頭皮上の有毛部から EEG を計測するためには電極と頭皮の間に導電性ジェルを塗布する必要がある。このような電極を湿式電極という。図 1.3A に示す g.LADYbird (g.tec medical engineering GmbH) の使用時には、頭皮上に固定した後に中央の穴から導電性ジェルを注入する。また、図 1.3B は皮膚に粘着させて使用する使い捨て電極であり、粘着部分には導電性ジェルが予め塗布されている。このような電極では、導電性ジェルが付着することによる不快感が生じ、EEG 計測の終了時には洗髪する必要があるためユーザに負担を与えてしまう。

近年の研究により、導電性ジェルを用いずに EEG の計測が可能な乾式電極や非接触電極の有効性が示されている [85, 86]。図 1.3C および D は、それぞれ g.tec medical engineering GmbH と Cognionics Inc. から販売されている乾式電極である。これらの電極は針のような形状をしているため、頭髪を避けて頭皮に接触することができ、数 s の間に電極の装着を終えることができる。したがって、小型計測器や乾式電極を用いることで、EEG の計測時に生じるユーザの負担を大幅に軽減可能であると考えられる。

1.3.2.3 非同期システム

従来研究により提案された BCI の多くは、コマンド入力のタイミングがシステムにより決められているため、ユーザは入力のタイミングをシステムに合わせなければならない。

このようなシステムは同期システムと呼ばれ、システムの作動中は一定時間毎に何らかの入力が外部機器へ転送され続ける。Mason らは近年の研究において、ユーザがシステムの稼働状態と休止状態を任意に切替可能な BCI、すなわち非同期 BCI を提案した [87]。日常生活における BCI の使用を想定すると、システムのタイミングに依存せずにユーザが任意のタイミングで入力可能な非同期 BCI システムが望ましい。Cheng らの研究ではスイッチ型インタフェースを BCI と組み合わせる事で、稼働状態と休止状態を切替可能な VEP 型 BCI を提案した [25]。同様に、Pfurtscheller らは SMR によりシステムの状態を切替え、VEP によるコマンド入力が可能なハイブリッド型 BCI を提案した [88]。Zhang らの研究のように安静状態の EEG と刺激により誘発された EEG を機械学習により分類し、分類結果により入力の有無を判断する手法も提案されている [89]。この他にも、EOG や EMG など複数の生体信号を組み合わせたハイブリッド型 BCI や機械学習の導入による非同期 BCI システムの研究が盛んに行われている [90–93]。

1.4 研究目的

本研究では、実環境下における文字入力を想定した高速 BCI の提案を目的とする。BCI により文字入力を行うためには、少なくとも 32 個の選択肢（英字 26 種類、Backspace, Space, Enter, Shift, Period, Comma）から 1 つの文字を高速に選択できる必要がある。また、BCI の日常利用を想定すると、システムの稼働状態と切替状態をユーザが任意に切替可能な非同期 BCI システムであることが望ましい。従来の多選択肢 BCI における入力速度の最高値は 2.1 s/selection であり、この BCI では 1 min 間に約 25 個の文字を入力可能である [28,32]。一方、健常者がキーボードやタッチパネルを用いて文字入力を行う速度はそれぞれ約 50 - 100 words/min と約 30 - 50 words/min であり [94,95]、これらに匹敵する入力速度の BCI が実現すれば肢体不自由者だけでなく健常者にも需要を拡大することができると考えられる。また、BCI の潜在的ユーザの拡大により、BCI の研究や市場が活性化し、両者の間に好循環が生じると期待される。この目的を達成するために、本研究ではまず (1) 非同期型システムを実現するためにスイッチ型インタフェースを提案し、次に、(2) 高速な文字入力を実現するための BCI を提案する。

4 章では、非同期 BCI を実現するためのスイッチ型インタフェースを提案する。Usakli らの研究では、EOG と EEG を組み合わせたハイブリッド型 BCI を提案し、EOG により検出した瞬目をシステムの状態を切り替えるスイッチとして利用する非同期 BCI の有効性を示した [90]。瞬目は 200 ms 程度の瞬発的な行為であり、EOG を用いて容易に検出可能であるため、スイッチ型インタフェースに適している。しかしながら、瞬目は日常的に無意識に行われるため、誤操作を引き起こす可能性が考えられる。したがって、日常的に行われる瞬目と区別して意図的に行う随意性瞬目のみを検出する必要がある。また、従

来研究の多くは EOG の閾値処理により検出された瞬目を用いてインタフェースへ応用している [90,96]. しかしながら, 瞬目時の EOG には振幅や持続時間に個人差が存在するため, ユーザはシステムの利用前に学習データを計測して個人毎に適切な閾値を決定する必要がある. 本研究では, 個人差の少ない EOG の波形形状を特徴量として随意性瞬目を検出し, 新規ユーザでも利用可能なスイッチ型インタフェースを提案することを目的とする.

5 章と 6 章では, 文字入力のための高速 BCI を提案する. 表 1.2 に示したように, 従来の高速 BCI の多くは VEP 型 BCI である. しかしながら, VEP 型 BCI では選択肢数と入力速度はトレードオフであり, 多選択肢かつ高速入力が可能な BCI の実現は困難である. これらを両立するための VEP 型 BCI における課題として, (1) 視覚刺激への情報付与方法の改善, および (2) 誘発された VEP を高精度に検出するための信号処理手法の提案が挙げられる. 視覚刺激への情報付与方法は重要な研究課題であり, これまでの研究では周波数情報が付与された視覚刺激が多く用いられている [1,26]. しかしながら, コンピュータモニタにより視覚刺激を提示する場合, 提示可能な周波数はモニタのリフレッシュレートにより限られるため, 周波数情報を用いて選択肢数を増加させることは困難であった. この問題を解決するために, 本研究では周波数を近似的に実現することにより提示可能な周波数, すなわち視覚刺激数を増やすことができる手法を提案する. 5 章では, 提案手法である周波数近似手法により誘発された VEP の特徴解析および BCI への利用可能性の検証を行う. さらに, 視覚刺激に対して多くの情報を付与することで, 短いデータ長の EEG からの高精度な VEP の特徴抽出を可能になると考えられる. したがって, 1 つのコマンドを入力するために視覚刺激を注視する時間を削減することができ, 通信速度の向上が可能となる. 具体的には, 5 章で提案した近似的周波数情報に位相情報を付加することにより, VEP の分離可能性を向上させる. また, 誘発された VEP から周波数情報と位相情報を同時に検出するための信号処理手法を提案し, VEP の検出精度の検証を行う. 6 章では, 周波数-位相近似手法により情報付けされた 32 個の視覚刺激を用いた BCI を提案し, 高速 BCI としての応用可能性を示す. BCI の性能評価には ITR を用いる. 32 個の選択肢から 1 分間に 40 回の選択が可能で BCI を想定し, 170 bits/min 程度の ITR を実現可能な BCI の提案を目標とする.

1.5 論文構成

本論文は図 1.4 に示すように以下 6 章から構成される. 下記にその概要を示す. 第 2 章では, EEG の発生源である脳に関する電気生理学的な基礎知識についてを述べ, 眼に与えられた情報が視覚系を通じて中枢神経へ到達し, VEP を発生させる機序について解説する. 第 3 章では, VEP 型 BCI におけるシステム設計や信号処理手法に関する既存研究に

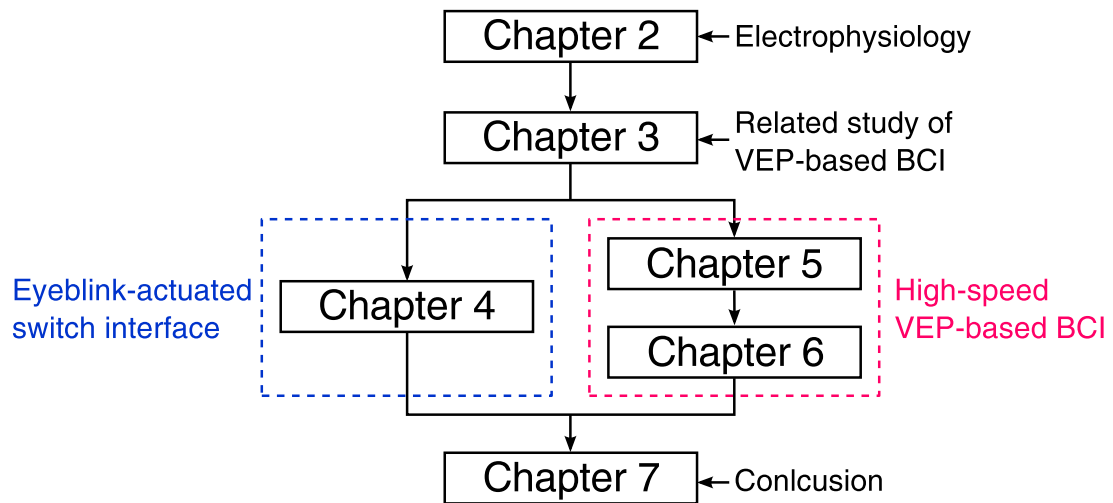


図 1.4 本論文の構成

ついて述べる。第 4 章では、非同期 BCI を実現するためのシステムの稼働状態と休止状態を切り替える機構を構築するために、EOG により検出した随意性瞬目を用いたスイッチ型インタフェースを提案する。第 5 章と第 6 章では、近似的刺激提示手法を提案し、これを応用した高速 VEP 型 BCI の有効性を示す。第 5 章では、周波数近似手法によりコンピュータモニタ上に提示可能な周波数を増加可能であることを示し、この手法により誘発される VEP が BCI へ応用可能であることを示す。また、第 6 章では、周波数-位相近似手法により視覚刺激へ付加する情報量を増加させ、高速かつ高精度に注視刺激を特定可能であることを示し、高速 BCI の実現可能性について述べる。最後に第 7 章において本研究の結論を述べる。

第 2 章

脳の電気生理学的基礎と視覚系

2.1 緒言

本章では、VEP 型 BCI を理解する上で必要な電気生理学的な基礎知識について概説する。まず、2.2 節では脳内の電位発生源である神経細胞について述べる。また、VEP 型 BCI では視覚刺激を注視した時に計測される EEG を用いるため、2.3 節では視覚に関する情報処理について述べる。最後に、2.4 節では EEG の発生機序や計測方法について述べる。

2.2 電気生理学的基礎

2.2.1 脳の構造

人間の感覚や知覚、随意運動、学習、言語、認知に関わる機能は、すべて脳の大脳皮質の働きにより実現されている。この大脳皮質は神経細胞（ニューロン）と神経膠細胞（グリア）により構成されており、大脳皮質における情報処理の大部分は約 150 億個のニューロンにより行われている [97]。ニューロンは樹状突起、細胞体、軸索により構成されており、樹状突起は他のニューロンの軸索とシナプス結合を形成して情報を受け取る。他のニューロンから伝達された情報は、活動電位を用いて符号化されて軸索まで伝わり、さらに他のニューロンへと伝達される。このようにニューロン間のシナプス結合により神経回路網が形成され、この複合体として大脳皮質が形成される。

図 2.1 に示すように、大脳皮質は前頭葉 (Frontal lobe)、頭頂葉 (Parietal lobe)、側頭葉 (Temporal lobe)、後頭葉 (Occipital lobe) の 4 つの部分に分けられる。さらに、各部位はそれぞれが異なる機能を持つ局所領域に分けられており、これを大脳皮質の機能局在という。例えば、前頭葉には嗅覚野 (Olfactory area) や言語の発話に関連するブローカ野 (Broca's area)、頭頂葉には運動野 (Motor area) や体性感覚野 (Somatosensory area)、側

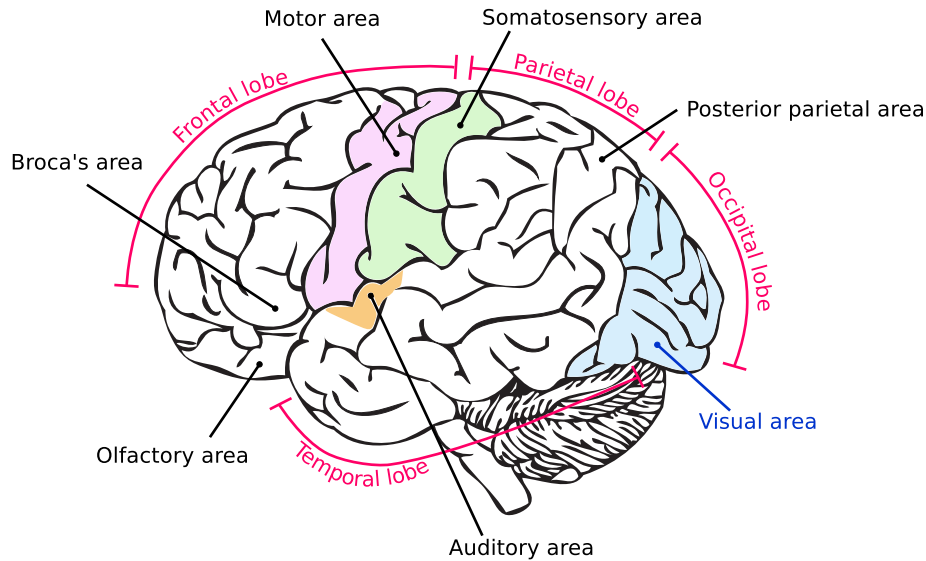


図 2.1 大脳皮質と機能局在

頭葉には聴覚野（Auditory area）、後頭葉には視覚野（Visual area）などが存在する。

2.2.2 神経細胞の情報伝達

2.2.2.1 細胞膜と膜電位

ニューロンは細胞膜（Plasma membrane）に覆われており、ニューロン内外に存在する物質の移動を制御する機能を持つ [98]。細胞膜の主要な成分は脂質であり、膜を貫通するイオンチャネル（Ion channel）の働きにより膜内外に存在するイオンの移動を可能にする（図 2.2A）。イオンチャネルは膜透過性のタンパク質により形成された孔であり、 K^+ を選択的に透過させるカリウムチャネルや Na^+ を選択的に透過させるナトリウムチャネルのようにイオン選択性を持つ。イオンは脂質により形成される膜を直接透過できないが、イオンチャネルを通過することで膜内外を移動することができる。例えば、ニューロン内外に濃度の差（濃度勾配）または電位差が生じた場合、イオンは勾配に従って移動する。ニューロン内外では K^+ 、 Na^+ 、 Ca^{2+} 、 Cl^- などのイオンが濃度勾配と電位差のつり合いを保ちながら存在しており、静止時のニューロンの内側は外側に対して -65 mV の電位差を持っている。膜内外に生じる電位差を膜電位と呼び、特に静止時のニューロン内外に生じる電位差を静止膜電位という。膜電位が正に変化することを脱分極といい、負に変化することを過分極という。

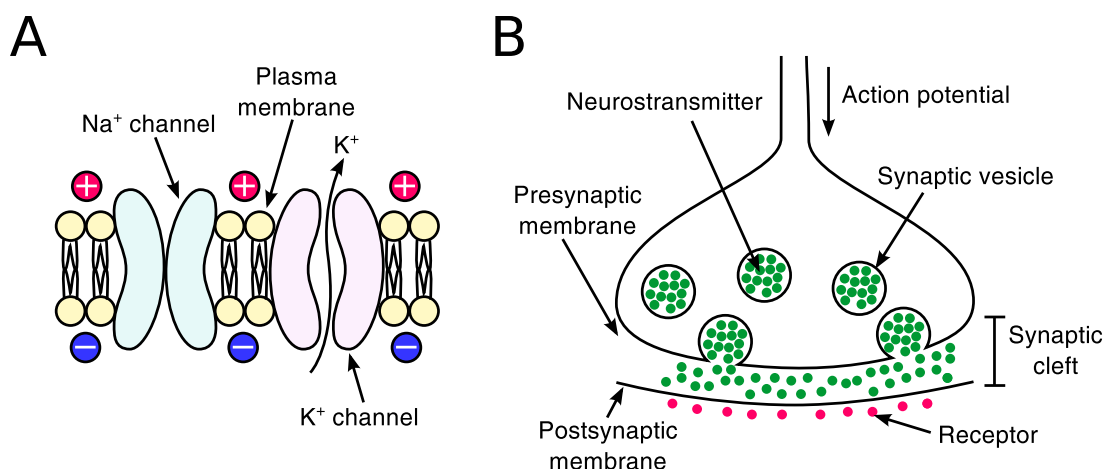


図 2.2 (A) 細胞膜 [98] と (B) シナプス伝達 [99]

2.2.2.2 シナプス伝達

図 2.2B に示すように、ニューロンの樹状突起はシナプス結合を介して他のニューロンの軸索から情報を受け取る。情報を伝える側のニューロンはシナプス前、情報を受け取る側のニューロンはシナプス後と呼ばれ、シナプス前膜 (Presynaptic membrane) とシナプス後膜 (Postsynaptic membran) との間には約 20 nm のシナプス間隙 (Synaptic cleft) がある。シナプス前側の軸索にはシナプス小胞 (Synaptic vesicle) と呼ばれる球形の物質が含まれており、シナプス小胞の中にはアセチルコリンやグルタミン酸などの神経伝達物質 (Neurotransmitter) が含まれている。このシナプス小胞から放出された神経伝達物質がシナプス後樹状突起の受容体 (Receptor) へ届くと、伝達物質動作性のイオンチャネルの孔が開く。ここに Na⁺ や K⁺ などの陽イオンが透過した場合、興奮性シナプス後電位 (EPSP: Excitatory postsynaptic potential) と呼ばれる脱分極が起きる。また、Cl⁻ などの陰イオンが透過した場合は、抑制性シナプス後電位 (IPSP: Inhibitory postsynaptic potential) と呼ばれる過分極が起きる。

2.2.2.3 活動電位

ニューロン間の情報伝達は神経伝達物質により行われるが、個々のニューロンでは活動電位 (Action potential) を用いて情報伝達が行われる [100]。何らかの要因により膜電位が変化する電位変化を起動電位というが、ある閾値を超えた脱分極を起こすと膜から活動電位が生じ、この状態を発火という。脱分極が閾値を超えるまでは活動電位は生じないが、活動電位が生じている時の膜電位は約 40 mV に達し、3 ms 程度で静止状態へ戻る。この時の脱分極は Na⁺ の膜内への流入により生じ、その後の K⁺ の流出により再び分極

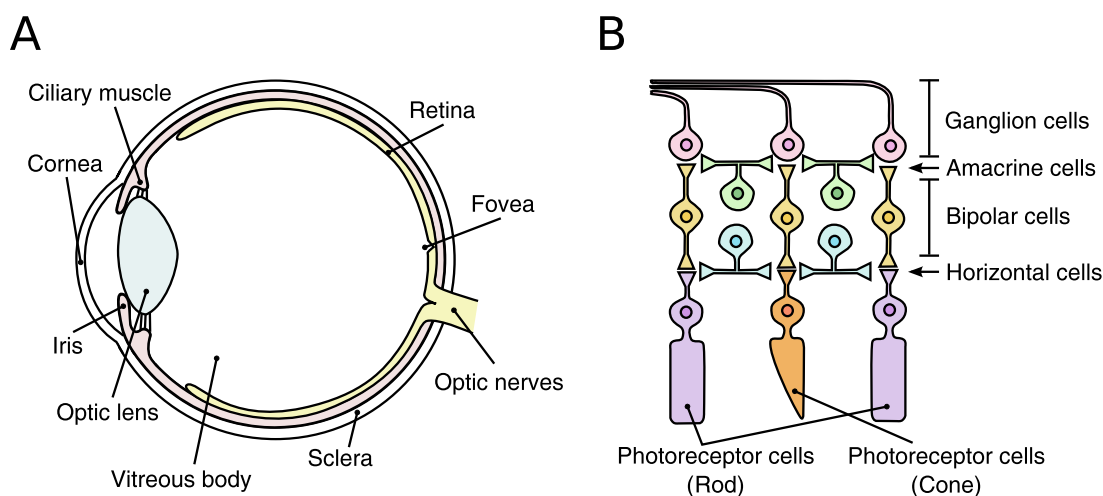


図 2.3 (A) 眼球と (B) 網膜の構造 [101]

状態を保つ。脱分極を起こすための電流の大きさに依存して活動電位の発火頻度が増加し、神経系ではこの発火頻度により情報が符号化される。

ニューロンでは樹状突起において生じた EPSP により活動電位が発生し、この活動電位は軸索を伝わり他のニューロンへ伝達される。細胞膜に脱分極が起き閾値へ達すると、電位依存性のナトリウムチャネルが開いて Na^+ が流入する。この影響で活動電位が発生すると、近接する細胞膜を脱分極させ、脱分極が閾値へ達するとその場所に活動電位が発生する。このようにして活動電位は軸索の末端まで伝わり、シナプス間隙において神経伝達物質を放出させる引き金となる。

2.3 視覚系

2.3.1 末梢視覚系

2.3.1.1 眼球の構造

可視光線などの電磁波を知覚することによりヒトに生じる感覚を視覚という。光刺激を受容してから知覚するまでの神経経路を視覚系と呼び、眼の網膜 (Retina) により神経活動に変換された光刺激の情報が中枢神経へと送られる。

眼球の構造を図 2.3A に示す。眼球は硝子体 (Vitreous body) という粘性の高い液体に満たされており、強膜 (Sclera) により球形の形状が維持されている。光刺激を神経活動に変換する網膜は眼球の奥に存在し、光刺激は角膜 (Cornea) や水晶体 (Optic lens) により焦点を調節された後に網膜へ達する。水晶体は毛様体筋 (Ciliary muscle) に付着した毛様体繊維により支えられ、この水晶体の形状が変化することで対象物に焦点を合わせるこ

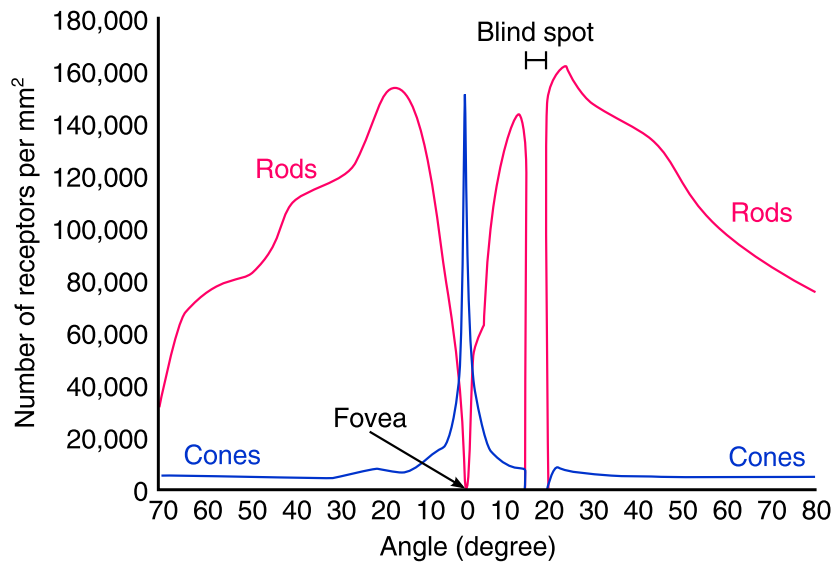


図 2.4 網膜上の視細胞密度 [101]

表 2.1 桿体視と錐体視の特徴

	Rod	Cone
Sensitivity	○	×
Time resolution	×	○
Color sence	×	○

とができる。また、網膜へ届く光の量は虹彩 (Iris) の収縮により調節される。網膜に届いた光刺激は神経活動へ変換され、視神経 (Optic nerves) を通して中枢 (脳) へ送られる。

2.3.1.2 網膜の構造

網膜は図 2.3B に示すように、5 種類の細胞により構成される 3 層構造を形成している。眼に届いた光刺激は、まず視細胞 (Photoreceptor cell) により神経活動へ変換される。その後、双極細胞 (Bipolar cell) を通して神経節細胞 (Ganglion cell) へと伝達される。神経節細胞の軸索は束となり中枢へ伸びており、これを視神経と呼ぶ。これらの 3 種類の細胞は視覚情報を中枢へ直接的に送るための経路であるのに対し、水平細胞 (Horizontal cell) とアマクリン細胞 (Amacrine cell) は受け取った情報を広範な双極細胞や神経節細胞へ拡散する働きをする。ここで、網膜において光感受性を持つ細胞は視細胞だけであり、網膜から中枢への出力源は神経節細胞のみである。

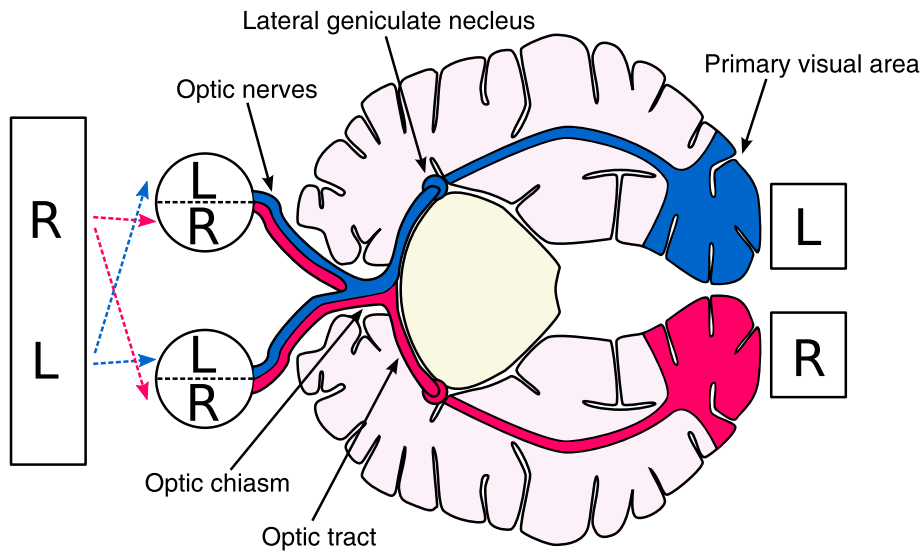


図 2.5 網膜から大脳皮質までの経路 [102]

2.3.1.3 視細胞の特徴

視細胞は光刺激を神経活動へ変換する細胞であり、暗闇中で約-20 mV の膜電位を持つ。光感受性を持つ視物質が光を吸収すると過分極を起し、光刺激の強度に応じて振幅も大きくなる。視細胞は円筒形の桿体 (Rod) と円錐形の錐体 (Cone) に分類され、表 2.1 に示すようにそれぞれが異なる性質を持つ。例えば、桿体は錐体に比べて光感度 (Sensitivity) が高いが、錐体は桿体に比べて高い時間分解能 (Time resolution) を持つ。したがって、主に桿体が働く暗所では素早く動作する物体を認識することは出来ないが、明所では錐体が働くためこのような物体を認識することができる。さらに、色を知覚できるのは錐体のみである。

図 2.4 に示すように、網膜中心部にある中心窩 (Fovea) の周囲には錐体が密集しており、桿体は中心窩から約 20° 離れた部分の密度が高くなる。また、中心窩から 15 - 20° の位置に盲点 (Blind spot) が存在するが、この位置には視細胞は存在しない。中心窩から 20° 程度の領域に対応する視野を中心視野といい、これ以外の領域を周辺視野という。

2.3.2 中枢視覚系

2.3.2.1 網膜から中枢への経路

網膜により生じた神経活動は視神経を通じて中枢へと伝達される。具体的には、視神経の情報は視床の外側膝状体 (LGN: Lateral geniculate nucleus) へ伝達され、その後、大脳皮質の第一次視覚野 (Primary visual area) へ伝達される。ここで、両目で捉えることが

できる全領域を半分に分割した領域はそれぞれ左右の半視野と呼ばれる。図 2.5 に示すように、眼球には左右の半視野それぞれに対応する網膜の領域があり、例えば右眼の右半分の網膜は左の半視野のみから情報を知覚する。眼球から出た視神経のうち半分は視交叉 (Optic chiasm) という場所で交叉し、各半視野に体する視神経を束ねた視索 (Optic tract) を構成する。各視索は左右半球にある LGN に接続され、第一次視覚野に情報が伝達される。したがって、どちらの眼においても左半視野の情報は右半球の視覚野へ、右半視野の情報は左半球の視覚野へと投射される。

2.3.2.2 第一次視覚野と高次視覚野

第一次視覚野は LGN からの情報を最初に受け取る領域である、V1 野とも呼ばれる。網膜において近接する視細胞から得られた情報は V1 野でも近接する細胞に投射される性質があり、これを網膜部位局在という。双方の眼からの情報は V1 野の両眼視ニューロンによって混ぜ合わされるため、左右の入力情報は 1 つに統合して知覚される。また、特定の方向性を持つ刺激のみに反応する方向選択性ニューロンの存在により、物体の形状や輪郭の認識が可能となる。さらに、特定の方向へ刺激が移動した場合のみに反応する運動方向選択性ニューロンにより、移動する物体の認識が可能となる。

視覚野には V1 野の他にも様々な領域が存在する。例えば、物体の形と色の知覚に重要な V4 野や IT 野、動きに関する視覚処理を行う V5 野もしくは MT 野などがあり、これらは高次視覚野と呼ばれる。V1 野の伝達された情報は、目的に応じて他の領域の高次視覚野へ伝達される。V1 野から V2 野、V3 野を通して MT 野へ情報を投射する経路を背側路といい、動きの知覚や眼球運動の指示などが行われる。一方、V1 野から V2 野、V3 野、IT 野を通り側頭葉に至る経路を腹側路といい、物体の形状や色の認識などが行われる。

2.4 脳波の発生機序と計測方法

2.4.1 容積伝導

樹状突起の興奮性シナプスが EPSP を発生させると、周囲の細胞内は正電位に、細胞外は負電位に変化する [103]。一方、静止しているニューロンは分極しているため、細胞外は正電位に保たれている。したがって、EPSP によりシナプス周囲に負の細胞外電位が生じると、細胞体周囲の正の細胞外電位との間に電位差が生じ、電流が流れる。頭皮や皮質に貼付した電極と電位差の発生源の間に介在する生体組織は容積導体と呼ばれ、電位差が発生するとその場所を中心に電場を形成する。近接する数千から数十万ものニューロンが同期的に電位差を生じることにより周囲に強い電場が形成され、図 2.6 のように頭皮や皮質に添付した電極による計測が可能となる。電位発生源は電流双極子とみなされ、電極か

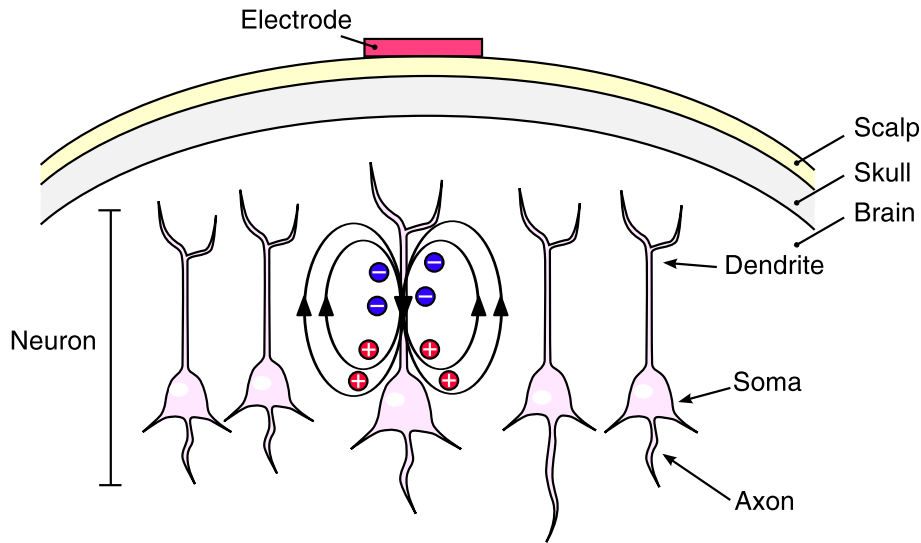


図 2.6 容積伝導 [103]

ら計測される電位は双極子と電極の距離や双極子の方向、容積導体を構成する媒体の伝導率などにより変化する。例えば、大脳皮質の凹凸はそれぞれ脳溝、脳回と呼ばれ、脳回から発生する電位は近接する頭皮から容易に計測可能であるが、脳溝から生じた電位は近接する頭皮からの計測は困難である。

2.4.2 脳波計測

脳内で発生した電位変化は、頭皮や皮質に貼付された電極により計測可能である。図 2.7A のように、頭皮から計測される電位変化を脳波 (EEG: Electroencephalogram) といい、脳表から計測される電位変化を皮質脳波 (ECoG: Electrocorticogram) という。EEG は非侵襲的な計測が可能であるため多くの人が利用可能であるが、伝導率の悪い頭蓋骨を通して伝わることにより減衰された電位信号を計測することになる。一方、ECoG は頭蓋骨を通さないため雑音の少ない電気信号が計測可能であるが、電極の装着に外科的手術を要するため簡便な計測とは言い難い。したがって、本研究では EEG に焦点を当てる。

EEG は、基準電極の電圧と計測点の電圧の差をオペアンプにより増幅する差動増幅と呼ばれる方法により計測される。一般には、図 2.7B において赤色で示された箇所貼付した電極により EEG 計測を行う。この電極配置は国際 10-20 法と呼ばれ、The International Federation of Society for Electroencephalography and Clinical Neurophysiology により推奨されている。2.2.1 節で述べたように、EEG 計測時には観測したい脳部位に応じて電極配置を適宜決定する必要があるが、双極子の方向や容積導体の種類などの影響を考慮し、計測した部位に近接する電極以外の箇所からも計測を行うことが望ましい。

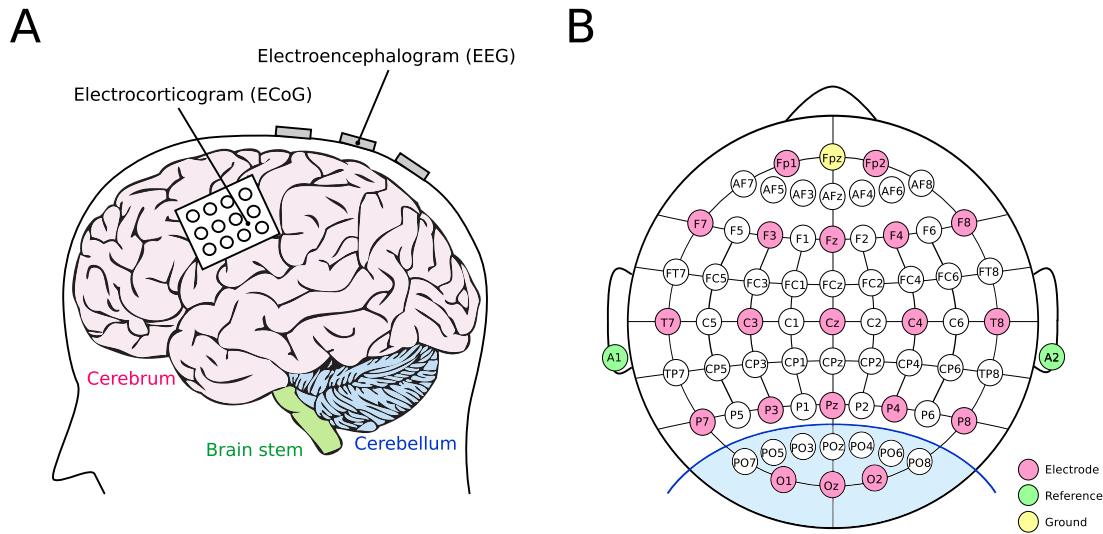


図 2.7 (A) 生体電気信号の計測方法と (B) 国際 10-20 法における脳波計測箇所 [104]

2.4.3 脳波律動成分

EEG には被験者に特別な刺激を与えない時に観測される自発脳波と、知覚刺激に誘発されて生じる誘発脳波の 2 種類が存在する。先述のように、複数の細胞が同期的かつ周期的に活動することにより脳内の情報を表現するため、EEG は様々な周波数の律動成分により構成される。EEG は周波数帯域により 0.5 - 4.0 Hz を delta 帯域, 4.0 - 7.5 Hz を theta 帯域, 8.0 - 13 Hz を alpha 帯域, 14 - 26 Hz を beta 帯域, 30 Hz 以上を gamma 帯域と区分され、それぞれ生理学的な意義を有している。例えば、alpha 帯域の EEG は安静時や覚醒時に増加し、delta 帯域や theta 帯域の EEG は睡眠時に特徴的な変動を生じる。このように律動成分を解析することにより、癲癇発作やアルツハイマーなどの診断や睡眠段階判定などが可能である。

誘発電位の代表例として視覚誘発電位 (VEP: Visual evoked potentials) が挙げられる。VEP は、視覚刺激を知覚した百数十 ms 後に視覚野に生じる事象関連電位 (ERP) の一種である。一般に、視覚刺激を知覚すると、75 ms 後に最初の ERP 成分である陰性の成分が脳の後頭葉に位置する V1 野に生じる。続いて、約 100 ms 後に陽性成分 (P1 または P100) と約 145 ms 後に陰性成分 (N1 または N145) が生じる。また、V1 野では、多くの神経細胞が中心視野に対する視覚情報処理を担い、周辺視野に対する視覚情報処理に関わる神経細胞の数は中心視野に比べて極めて少ない。これを原理を皮質拡大と呼ぶ [105]。したがって、中心視野に対する視覚刺激に誘発された VEP は高い振幅値を持つため、目的の視覚刺激へ視線を近づけることで、視空間上に提示された複数の視覚刺激から注視刺激の

みを特定することが可能となる。VEP の潜時や発生源は視覚刺激の特性により多少の変化はあるが、上述の頑健な特徴から選択的注視に関する研究における VEP の有用性が示されている。

第 3 章

VEP 型 BCI に関する既存研究

3.1 緒言

本章では、VEP 型 BCI に関する既存研究について述べる。まず、3.2 節で VEP 型 BCI の概要について述べ、次に 3.3 節で VEP 型 BCI システムを設計する上で重要な既存研究について述べる。さらに、3.4 節では VEP 型 BCI に用いられる信号処理手法について述べる。

3.2 VEP 型 BCI の概要

第 1 章で述べたように、視覚刺激を視野内に照射することにより誘発される EEG 特徴を視覚誘発電位 (VEP: Visual evoked potential) と呼び、1977 年に Vidal により VEP を用いた初の BCI が提案された [24]。VEP は視覚刺激を知覚した百数十 ms 後に脳の後頭葉に位置する第一次視覚野 (V1 野) に生じる EEG 変化であり、ERP の一種である。V1 野では多くの神経細胞が中心視野に対する視覚情報処理を担い、周辺視野に対する視覚情報処理に関わる神経細胞の数は中心視野に比べて極めて少ないことが明らかとなっている [105]。したがって、視空間上に提示された複数の視覚刺激の中の 1 つへ視線を向けると、注視刺激により誘発された VEP 成分が他の視覚刺激により誘発された VEP 成分に比べて優位となる。VEP を解析することで注視刺激の特定ができるため、特定された視覚刺激に対応付けられた操作コマンドを外部機器へ入力する BCI が実現できる。

第 1 章で述べたように、VEP 型 BCI は高い ITR を達成できるため、多くの選択肢や高い精度、高速性が求められる BCI としての実環境応用が期待されている。これまでの VEP 型 BCI の研究では、主に (1) 視覚刺激の種類、(2) 視覚刺激の変調方法、(3) VEP 解析のための信号処理手法に関する研究が行われてきた。高い ITR を達成するためには、VEP の誘発に適した視覚刺激や、誘発された VEP を解析するための適切な信号処理手法

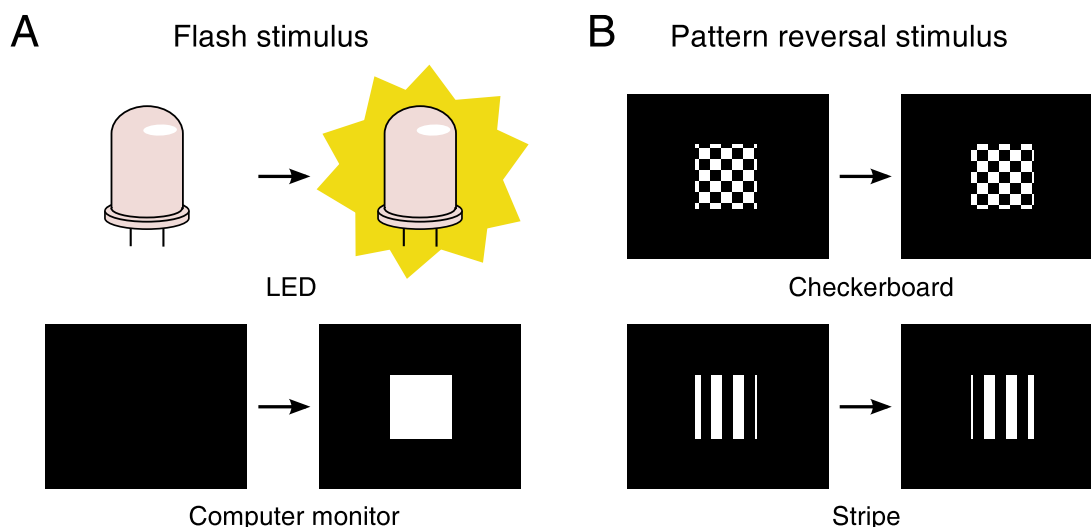


図 3.1 VEP 型 BCI に用いられる視覚刺激の例 [106, 107]

を総合的に検討する必要がある。本章では、これまでの研究で用いられている視覚刺激の種類と変調方法について次節（3.3 節）で述べ、信号処理手法について 3.4 節で述べる。

3.3 VEP 型 BCI のシステム設計

3.3.1 視覚刺激の種類

VEP 型 BCI に用いられる視覚刺激は、フラッシュ刺激とパターンリバーサル刺激に分類される [106]。各視覚刺激の提示方法と誘発される VEP の特徴について次にまとめる。

3.3.1.1 フラッシュ刺激

フラッシュ刺激は閃光のように瞬間的に発せられる光であり、図 3.1A に示すように Light-emitting diode (LED)、もしくは Cathode ray tube (CRT) や Liquid crystal display (LCD) のようなコンピュータモニタ上に提示される [107]。コンピュータモニタを用いる場合、視覚刺激の数や大きさ、位置などのパラメータを柔軟に変更することができる。一方、LED による視覚刺激のパラメータを変更する場合、電子回路を扱う必要があるため容易に変更することはできない。したがって、多数の視覚刺激を提示する場合や検証用に様々な視覚刺激のパラメータを試したい場合などは、コンピュータモニタによる刺激提示を第一に検討すべきである。フラッシュ刺激により誘発される VEP は、主に刺激提示の約 90 ms 後に生じる陰性成分 (N2) と 120 ms 後に生じる陽性成分 (P2) により構成される [106]。これらの成分はパターンリバーサル刺激により誘発される VEP に比べて被験者間変動が大きいと報告されている。

3.3.1.2 パターンリバーサル刺激

パターンリバーサル刺激は白黒の模様を任意の時間間隔で反転させて提示する刺激であり、コンピュータモニタを用いて提示される。図 3.1B のように、市松模様や縞模様の白黒を反転させることにより VEP を誘発することができる。パターンリバーサル刺激により誘発される VEP は、主に刺激提示の約 75 ms 後と 135 ms 後に生じる陰性成分 (N75, N135)、約 100 ms 後に生じる陽性成分 (P100) により構成される [106]。これらの成分はフラッシュ刺激を用いた場合と異なり、波形や潜時に試行間や被験者間のばらつきは少ないと報告されている。

3.3.2 視覚刺激変調方法

VEP 型 BCI では複数の視覚刺激に対して異なる情報を付加することで誘発された VEP から注視刺激の特定が可能になり、この刺激変調方法は BCI の性能を左右するため慎重に検討されるべきである。Gao らは VEP 型 BCI における視覚刺激の変調方式を、伝送工学における多次元接続方式に則り時分割多元接続 (TDMA: Time-division multiple access)、周波数分割多元接続 (FDMA: Frequency-division multiple access)、符号分割多元接続 (CDMA: Code-division multiple access)、空間分割多元接続 (SDMA: Space-division multiple access) の 4 種類に分類した [108]。本節では主にコンピュータモニタ上に提示されるフラッシュ刺激を用いた場合を例として、各多元接続方式について解説する。

3.3.2.1 時分割多元接続 (TDMA)

最も単純な刺激変調方式は TDMA であり、この方式により誘発される VEP を時間変調視覚誘発電位 (t-VEP: Time modulated visual evoked potentials) という [27]。t-VEP 型 BCI では、複数の視覚刺激はそれぞれ異なるタイミングで点灯し、誘発された VEP 成分が出現する時刻を求めることで注視刺激を特定する [109,110]。図 3.2 に TDMA の例を示す。この例では、コンピュータモニタ上に 2 種類のフラッシュ刺激が提示されており (図 3.2A)、各視覚刺激は図 3.2B に示すような変調符号列の立ち上がりに同期して点灯する。

t-VEP 型 BCI では、各視覚刺激の点灯時刻と VEP の発生時刻を厳密に同期させる必要があり、一般には刺激提示装置から生成したイベントトリガーを脳波計により EEG と同時に計測する。t-VEP 型 BCI には提示可能な視覚刺激の数に上限はなく、多くの選択肢を持つ BCI の構築が可能である。しかしながら、視覚刺激数の増加に伴い、目的の視覚刺激が点灯するまでの時間が長くなるため通信速度が低下する。また、視覚刺激を一度だけ注視することにより誘発された VEP 成分を自発脳波成分を含む EEG から検出することは困難であるため、同一の視覚刺激を注視した時の複数試行の加算平均を行うことで信号

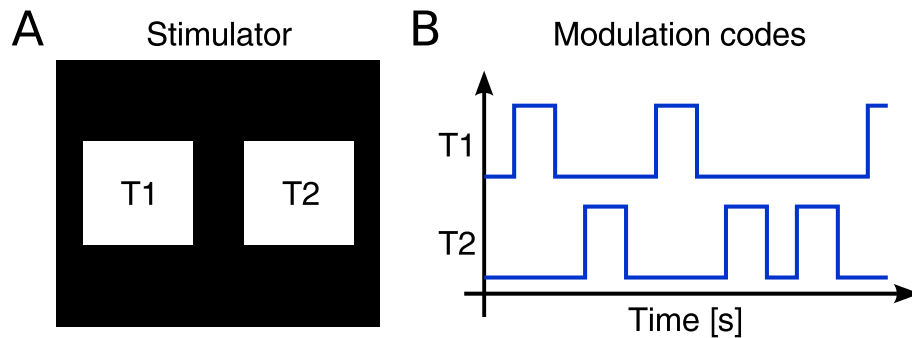


図 3.2 時間分割多元接続を用いた視覚刺激の例 [27]

対雑音比 (SNR: Signal-to-noise ratio) の向上を行うことが一般的である。この方法では全ての視覚刺激が複数回点灯した後に注視刺激の特定が行われるため、一度のコマンド入力に時間がかかり、高い ITR の実現は望めない。

3.3.2.2 周波数分割多元接続 (FDMA)

FDMA は周期的に点滅する視覚刺激により変調する方式であり、この方式により誘発される VEP を周波数変調視覚誘発電位 (f-VEP: Frequency modulated visual evoked potentials) という [27]。特に、6 Hz 以上の周波数で点滅する視覚刺激により誘発される VEP を、定常状態視覚誘発電位 (SSVEP: Steady-state visual evoked potentials) という。f-VEP は視覚刺激の点滅と同じ周波数および高調波成分により構成されるため、計測した EEG の周波数解析を行うことで注視刺激と特定することができる [1]。この方式では全ての視覚刺激が同時に点滅しているため、t-VEP のように逐次的に点灯する方式に比べて高速な通信が可能である。FDMA の代表例として 3 種類の情報付加方法があり、図 3.3A-C はそれぞれ周波数のみ、位相のみ、周波数と位相の両方により情報付加を行う方法の例を示す。

図 3.3A は周波数により情報付けられた 2 つのフラッシュ刺激の例であり、コンピュータモニタ上に提示された 2 つのフラッシュ刺激のうち、一方は 10 Hz で点滅し、もう一方は 12 Hz で点滅する。alpha 帯域 (8 - 13 Hz) の SSVEP は SNR が高いため、精度を重視する場合はこの帯域から刺激周波数を選択すべきである [111]。一方、ヒトは 34 Hz 以上で点滅する視覚刺激を知覚することができないため、高周波帯域から刺激周波数を選択することでユーザの眼疲労を軽減することができる [112, 113]。しかしながら、刺激周波数が高くなるほど SSVEP の SNR が低下するため、刺激周波数の選択は用途や対象となるユーザによって慎重に検討されるべきである。この方法では必要な選択肢の数だけ周波数変調刺激を用意する必要があるが、コンピュータモニタを用いて提示可能な周波数はモニタのリフレッシュレートにより制限される [114]。実際、リフレッシュレートを 1 周期あ

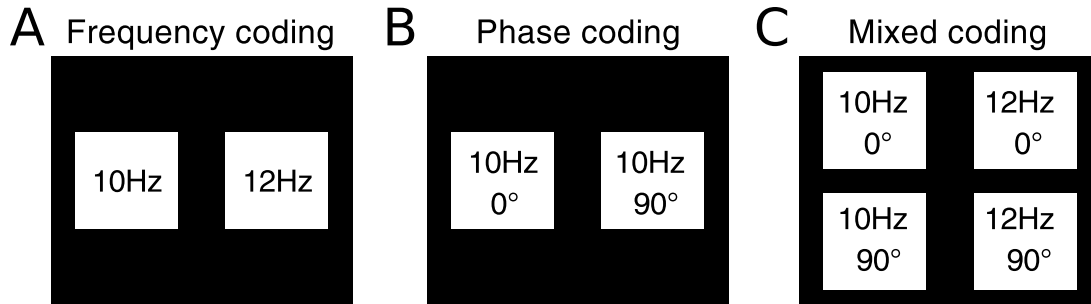


図 3.3 周波数分割多元接続を用いた視覚刺激の例 [27]

たりのフレーム数で整除できる周波数のみを提示可能である。例えば、60 Hz のリフレッシュレート下では 10 Hz (6 フレーム/周期) や 12 Hz (5 フレーム/周期) などの周波数は提示可能であるが、11 Hz (5.45 フレーム/周期) などの周波数は提示できない。したがって、多くの選択肢が必要な BCI への応用は困難である。

SSVEP は視覚刺激に対して頑健な位相特性を持つことが知られているため、位相により情報付けられた SSVEP を BCI へ応用することができる [26]。図 3.3B は同一の周波数 (10 Hz) かつ異なる位相 (0° と 90°) を持つ 2 つのフラッシュ刺激の例である。計測された EEG に対して位相解析を行うことで注視刺激を特定することができ、Wang らは 6 種類の位相 (解像度: 60°) の SSVEP を分類した研究例を報告した [26]。また、周波数と位相の両方により情報付けられた SSVEP を用いることで、選択肢数の増加が可能となる。図 3.3C は、2 種類の周波数と 2 種類の位相により変調された 4 つの視覚刺激の例を示す。これらの視覚刺激により得られた EEG に対して周波数解析と位相解析を行うことで、注視刺激を特定することができる。Jia らはこの方法で 15 種類の視覚刺激を用いた BCI を提案し、高い ITR を達成した [115]。

周波数情報を用いる場合は視覚刺激が点灯した時刻を厳密に記録する必要がないため視覚刺激提示装置からイベントトリガーを生成する必要はないが、位相情報を用いる場合はイベントトリガーの生成は必須となる。また、EEG の解析に用いるデータ長が長いほど高精度に注視刺激を特定することができるため、通信速度と注視刺激特定精度はトレードオフとなる。

3.3.2.3 符号分割多元接続 (CDMA)

CDMA には擬似乱数符号列による変調や周波数変異変調 (FSK: Frequency shift keying) を用いた方式が存在する [108]。図 3.4B は擬似乱数符号列により情報付けられた 2 つのフラッシュ刺激の例であり、それぞれが異なる符号列の立ち上がりに同期して点灯する。この方式により誘発される VEP は、符号変調視覚誘発電位 (c-VEP: Code modulated visual

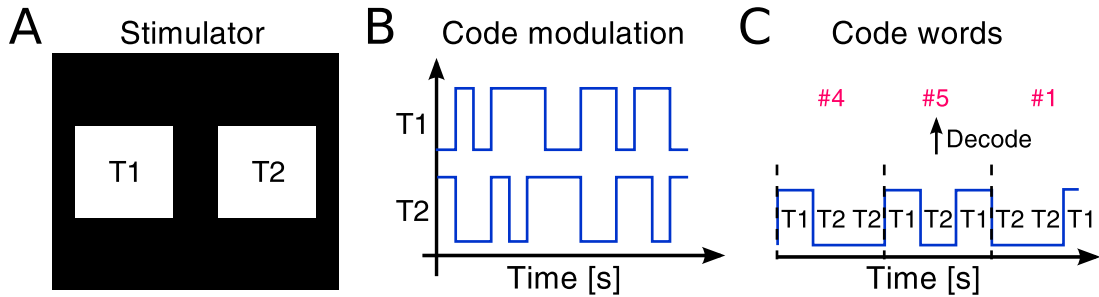


図 3.4 符号分割多元接続を用いた視覚刺激の例 [27]

evoked potentials) と呼ばれる [27]. Bin らの研究では M 系列により N ビットの符号列を生成し, これを循環シフトすることで各刺激に対する符号列を生成している [27, 28]. したがって, 最大 N 通りの符号列を生成することができ, 符号列長によっては FDMA に比べて多くの選択肢を提示することができる. また, TDMA と比べて高速な注視刺激選択ができることが報告されており, 高い ITR の達成が期待されている [28]. 実際, 2013 年までの従来研究において最も高い ITR を達成した BCI は, c-VEP に基づく BCI である [32].

図 3.4C は FSK を用いた変調方式の例を示す. Kimura らの研究では, 周波数変調された 2 つの視覚刺激により誘発された SSVEP から二値符号列を生成し, 符号列に対応するコマンドを外部機器へ入力する [116]. 図 3.4C の例では視覚刺激 T1 を '1', 視覚刺激 T2 を '0' に対応させて '100' や '101' のような 3 ビットの符号列を生成し, 対応するコマンドへ復号化する. この方法では, 符号列長を増やすことで幾らでも選択肢数を増加させることができる. しかしながら, 選択肢数の増加に伴いコマンド選択の時間が増加するため, 高い ITR の実現は困難である.

3.3.2.4 空間分割多元接続 (SDMA)

SDMA では視野上の異なる位置に視覚刺激を照射することで VEP に情報付けを行う方法であり, Vidal が提案した初の BCI に用いられた方法である [24]. Vidal の研究では, 図 3.5A のように市松模様のパターンリバーサル刺激がコンピュータモニタ上に提示され, ユーザは視覚刺激の頂点付近に提示された 4 つの固視点のうち 1 つを注視することで異なる視野上に刺激を照射する. この方法で誘発された VEP は 90% 以上の精度で分類することができ, BCI の実現可能性が報告された.

近年になり, Zheng らは SDMA と FDMA を組み合わせた視覚刺激を用いた BCI を提案した [117]. この研究では, 左右の半視野に周波数変調された 2 つの視覚刺激を照射し, 被験者が注意を向けた一方の視覚刺激を空間情報と周波数情報により特定する. 具体的には, 図 3.5B に示すように, 被験者はコンピュータモニタの中央に提示された固視点に視

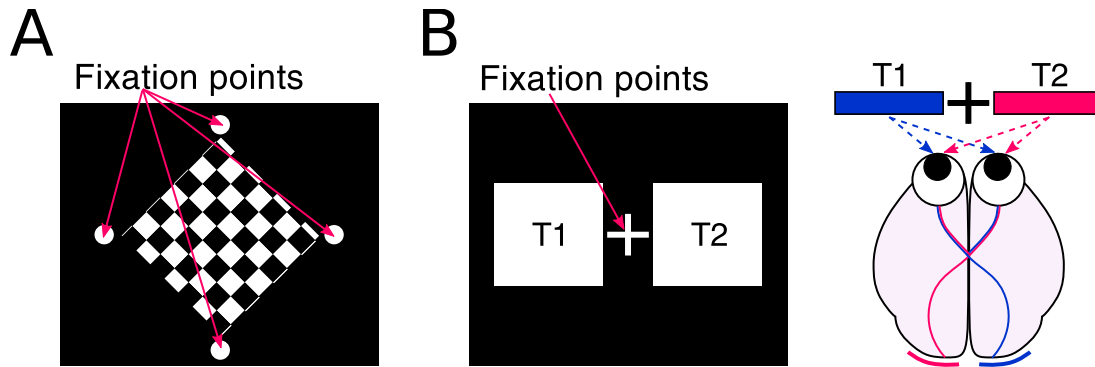


図 3.5 空間分割多元接続を用いた視覚刺激の例 [117]

線を保つことで、2つの視覚刺激を左右の視野に照射することが可能となる。左右の視野から知覚された情報は対側の視覚野へ伝わるため、後頭部の左右に貼付した複数の電極を用いて VEP を解析することで、注意を向けている視覚刺激を特定することができる。したがって、2つの視覚刺激には周波数情報だけでなく空間情報も加わるため、FDMA のみの場合よりも高精度な分類が可能である。

SDMA は他の変調方法と組み合わせることで、注視刺激特定精度を向上させることができる。しかしながら、EEG により分類可能な視空間上の空間解像度は低く、多くのコマンドが必要な BCI への応用は困難である。

3.4 VEP 型 BCI のための信号処理

3.4.1 空間フィルタ

複数の電極により計測された EEG は、時間フィルタだけでなく空間的なフィルタリングを行うことで SNR を向上することができる [118]。空間フィルタを用いることで、計測器から生じる雑音や環境に依存する雑音を除去することが可能となる。本論文では、基準電極導出法、共通平均基準導出法、発生源導出法の3の空間フィルタについて述べる。この他にも、眼球運動や筋活動などに起因する雑音を除去するために、主成分分析 (PCA: Principal component analysis) や独立成分分析 (ICA: Independent component analysis) を用いた空間フィルタが提案されている [119]。

3.4.1.1 基準電極導出法

目的の電極（探査電極）と基準電極の電位差を計測する方法を基準電極導出法という。特に、図 3.6A のように耳朶などに貼付した電極を基準とする場合を単極導出と呼び、頭皮上の電極を基準とする場合を双極導出という。一般に、EEG は耳朶や眉間、鼻尖、乳様

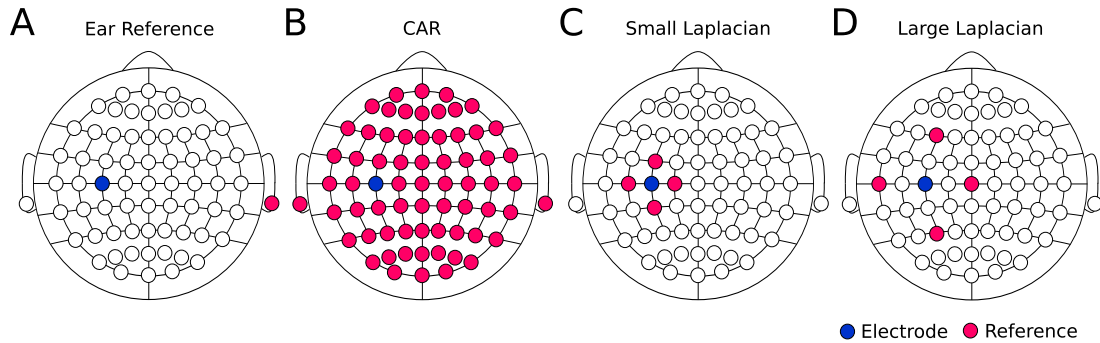


図 3.6 各種空間フィルタにおける電極配置 [118]

突起を基準電極として差動増幅により計測される。また、左右半球間の EEG の差や頭部間の電位差を観測したい場合は、双極導出が用いられる。

3.4.1.2 共通平均基準導出法

共通平均基準導出法 (CAR: Common average reference) は、図 3.6B に示すように、各電極における電位と全ての電極の平均値の差分を計算する方法である [118]。 i 番目の探查電極の EEG を $x_i(t)$ とすると、CAR を適用した信号 $y_i(t)$ は次式で求められる。

$$y_i(t) = x_i(t) - \frac{1}{N} [x_1(t) + x_2(t) + \dots + x_N(t)] \quad (3.1)$$

ここで、 N は電極数を示す。CAR は、全ての電極に同様の雑音が入っている場合に有用である [119]。例えば、電源雑音や計測器から生じる雑音は CAR により除去可能である。しかしながら、眼球運動や筋活動に起因する雑音のように、電極により影響が異なる雑音の除去には適していない。このような場合は、PCA や ICA による空間フィルタリングが有用である。

3.4.1.3 発生源導出法

発生源導出法は、目的とする電極の周囲に位置する電極の平均電位を基準とする空間フィルタである [118, 119]。 i 番目の電極の EEG を $x_i(t)$ とし、この周囲 4 箇所の電極を $x_j(t)$, $j = 1, 2, 3, 4$ とすると、発生源導出法は次式で定義される。

$$y_i(t) = x_i(t) - \frac{1}{4} [x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + x_4(t)] \quad (3.2)$$

発生源導出法は図 3.6C と図 3.6D に示すように、電極の選択方法が 2 種類存在する。図 3.6C は目的とする電極の再近傍の電極を用いる Small Laplacian と呼ばれる手法であり、多くの EEG に関する研究において用いられている [118]。しかしながら、再近傍の電極にも抽出したい成分が含まれている場合、この成分も除去してしまう可能性がある。この

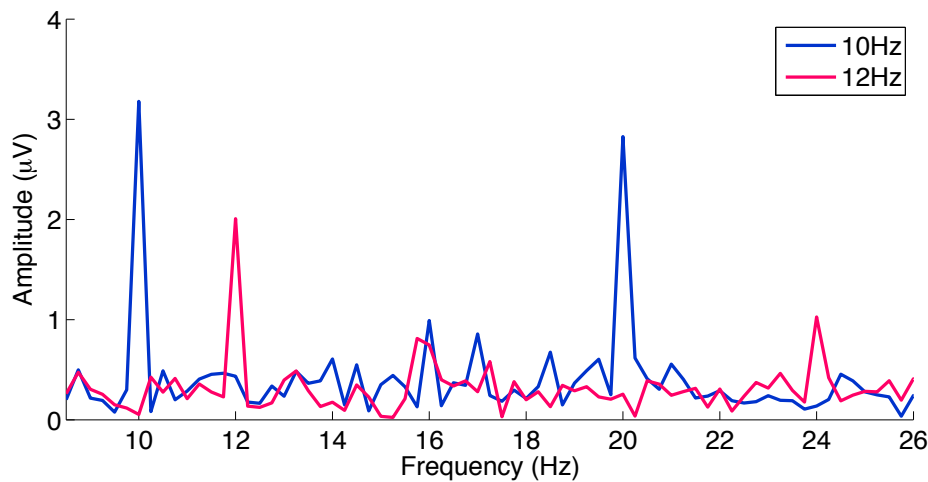


図 3.7 SSVEP の周波数スペクトラム

ような場合には、図 3.6D に示す 2 番目に近い電極を用いる Large Laplacian と呼ばれる手法が用いられる。これらの空間フィルタを用いることで、局所的な領域に共通して存在する雑音成分を除去することができる。

3.4.2 信号特徴解析手法

3.4.2.1 周波数解析

2.4 節で述べたように、各々の神経細胞は周期的に活動することで情報を表現し、複数の神経細胞が同期的に活動した結果として頭皮上から EEG として計測される。したがって、EEG の周期性（周波数）を解析することは、大脳皮質内の神経細胞の活動を推定するための有用な手段である。周波数解析を行うには、一般にフーリエ変換（FFT: Fast Fourier transform）が用いられる。信号 $x(n)$ の FFT は、次式により定義される。

$$F(f) = \left| \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) e^{-j2\pi(\frac{f}{f_s})n} \right| \quad (3.3)$$

ここで、 f は周波数 [Hz]、 f_s はサンプリング周波数 [Hz]、 n はサンプル点、 N はデータ長を示し、 $F(f)$ は $x(n)$ の振幅スペクトラムという。

図 3.7 に、10 Hz および 12 Hz で点滅する視覚刺激注視時の EEG（SSVEP）に対して FFT を適用して得られた振幅スペクトラムの例を示す。図から、各 SSVEP は主に刺激周波数に対応する周波数成分とその高調波成分により構成されていることが分かる。この他にも、周波数解析は基礎律動の解析や EOG の解析にも用いられる。

3.4.2.2 信号対雑音比

信号対雑音比 (SNR: Signal-to-noise ratio) は、信号に対する雑音の量を示したものであり、電気工学や通信工学では信号電力と雑音電力の比の対数で求められる。一方、SSVEP 研究の分野では、視覚刺激により誘発された成分を信号、これ以外の成分を雑音として次式により定義される SNR を用いた解析が行われる [111].

$$\text{SNR} = \frac{K \times F(f)}{\sum_{k=1}^{K/2} [F(f+k\Delta f) + F(f-k\Delta f)]} \quad (3.4)$$

ここで、 $F(f)$ は式 3.3 により求められる刺激周波数 f における振幅スペクトル値、 Δf は振幅スペクトルにおける周波数解像度を示す。また、 K は定数であり、刺激周波数の $\pm 2-4$ Hz の周波数成分が選択されるように決定される。式 3.4 から分かるように、SNR の値により刺激周波数に近接する周波数成分に対する SSVEP 成分の大きさを求めることができる。先述の空間フィルタを用いることで、SNR を向上させることができる。

3.4.2.3 位相と潜時

2.2 節で述べたように、VEP は P1 成分や N1 成分により構成されており、刺激提示から構成成分が生じるまでには時間差がある。これを潜時という。潜時を解析することで、計測された EEG が視覚刺激により誘発された成分を含むことを裏付けることができる。SSVEP の潜時は、群遅延により求めることができる [120,121]。まず、次式のように FFT を用いて SSVEP の位相 $\phi_x(f)$ を求める。

$$\phi_x(f) = \text{angle} \left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) e^{-j2\pi(\frac{f}{f_s})n} \right] \quad (3.5)$$

ここで、SSVEP の潜時が一定であると仮定すると、刺激周波数 f の関数である位相 $\phi_x(f)$ は一次関数による回帰が可能である。SSVEP の潜時 t は、この線形回帰関数の傾きとして次式のように得られる。

$$t = \frac{\Delta\phi_x(f_1 - f_2)}{2 \times (f_1 - f_2)} \times 1000 \quad (3.6)$$

ここで、 $\Delta\phi_x(f_1 - f_2) = \phi_x(f_1) - \phi_x(f_2)$ は異なる周波数 (f_1, f_2) における SSVEP の位相差である。

3.4.2.4 頭皮上分布

複数の電極により EEG を計測する場合は、頭皮上分布を用いた解析を行うことができる。各電極における振幅スペクトル値や SNR を計算し、電極間の値を補間することで

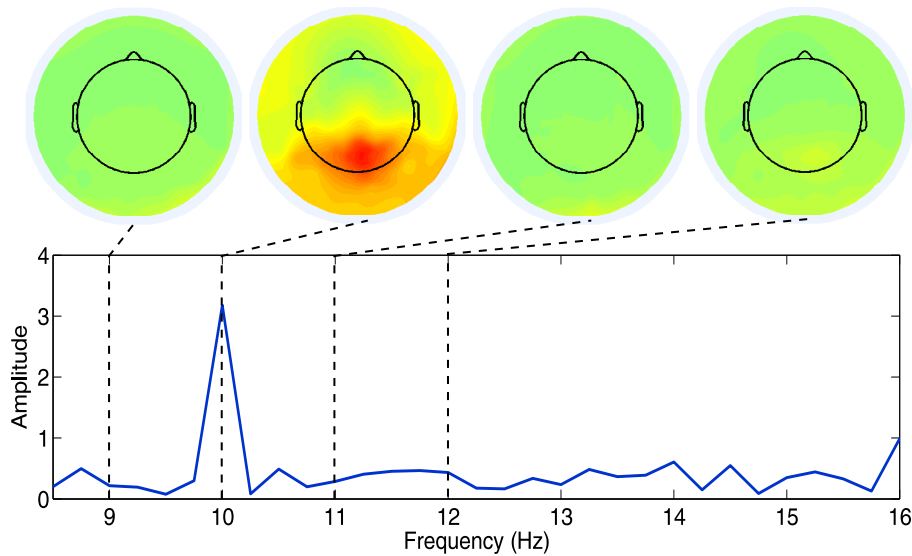


図 3.8 10 Hz の視覚刺激注視時の SSVEP の頭皮上分布

振幅値や SNR の頭皮上分布が生成される。本研究では、EEGLAB という EEG 解析用 MATLAB Toolbox (Mathworks, Inc.) の TOPOPLOT 関数を用いて頭皮上分布を生成する [122]。図 3.8 に、10 Hz で点滅する視覚刺激注視時の 256 箇所の EEG データから生成した振幅値の頭皮上分布を例示する。この図から、9, 11, 12 Hz の EEG は頭皮上分布に特徴的な傾向はみられないが、10 Hz の EEG は後頭部に高い振幅値を持つことが分かる。したがって、10 Hz の EEG は視覚野から生じており、視覚刺激により誘発された可能性が高いことを示している。頭皮上分布は、この他にも様々な場面において利用される。特に、運動想起時の EEG は特徴的な頭皮上分布を示すため、これを特徴量として想起している運動部位を特定することも可能である。

3.4.3 注視刺激特定手法

3.4.3.1 FFT に基づく手法

SSVEP 型 BCI において注視刺激を特定する最も簡単な手法は、周波数解析により優位周波数を検出することである [26]。刺激周波数は既知であるため、刺激周波数における振幅値のみを計算し、値が最大となる周波数が注視刺激の周波数であると判断できる。図 3.7 から分かるように、刺激周波数における振幅は、近接する周波数における振幅に比べて有意に高い値を持つ。したがって、80 - 90 % 以上の高い精度で注視刺激を特定することができる。

周波数解析には一般に FFT が用いられるが、データ長の選択は BCI の性能評価において重要な要素となる。データ長を大きくすることで精度を向上させることができるが、通

信速度が低下してしまう。また、視覚刺激の周波数解像度に適したデータ長を選択するの必要がある。例えば、1 Hz の周波数解像度であれば 1 s 分のデータ、0.25 Hz の周波数解像度であれば 4 s 分のデータを用いて解析を行う必要がある。式 1.1 に示すように、通信速度の低下は大幅な ITR の低下を引き起こすため、最適なデータ長の調査は重要な研究課題である。

3.4.3.2 最小エネルギー結合に基づく手法

最小エネルギー結合 (MEC: Minimum energy combination) に基づく手法は 2007 年に Friman らに提案された手法であり、多チャンネル EEG 信号から選択された SSVEP 検出に有効な電極のみを用いる手法である [30, 123, 124]。FFT を用いた手法は単チャンネルの EEG を用いるため何らかの手法により探査電極を予め決定しておく必要があるが、MEC に基づく手法ではこのような処理を行う必要はない。

MEC は、雑音成分を多く含む電極を推定し、計測された EEG から雑音成分を除去することで SNR を向上する手法である。ここで、 f Hz の視覚刺激注視時の EEG 信号 $X \in R^{M \times N}$ を、次式のようにモデル化する。

$$X^T = Y^T A + E \quad (3.7)$$

ここで、 $Y \in R^{2N_h \times N}$ は参照信号、 $A \in R^{2N_h \times N}$ は各電極における振幅値を保持する行列、 $E \in R^{M \times N}$ は雑音を示す。参照信号は次式で定義される。

$$Y_f = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f n) \\ \cos(2\pi f n) \\ \vdots \\ \sin(2\pi N_h f n) \\ \cos(2\pi N_h f n) \end{bmatrix}, n = \frac{1}{f_s}, \frac{2}{f_s}, \dots, \frac{N}{f_s} \quad (3.8)$$

ここで、 f は周波数、 f_s はサンプリング周波数、 N_h は高調波の数、 N はデータ長を示す。

本手法では、まず多チャンネル EEG 信号 X から周波数分類に有効な成分を抽出した混合信号 $S \in R^{N \times N_s}$ を、結合係数 $W \in R^{N \times N_s}$ を用いた線形変換により得る。 N_s は周波数分類に有効な EEG 成分の数を示し、後述の式 3.13 で決定される。

$$S = X^T W \quad (3.9)$$

最適な W は、雑音や余分な信号成分を可能な限り除去するような結合係数として求められる。まず、次式により多チャンネル EEG 信号 X から SSVEP 成分 Y を除去する。

$$\tilde{X} = X^T - Y^T (Y Y^T)^{-1} Y X^T \quad (3.10)$$

次に、次式の最適化問題を解くことで、最適な W を決定する。

$$\min \| \tilde{X}^T W \|^2 = \min W^T \tilde{X} \tilde{X}^T W \quad (3.11)$$

実際には、式 3.11 は PCA により実現される [30]. また、結合係数 W は、PCA により求められる固有値 ($\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3 \dots$) および固有ベクトル (v_1, v_2, v_3, \dots) により構成される.

$$W = \left[\frac{v_1}{\sqrt{\lambda_1}}, \frac{v_2}{\sqrt{\lambda_2}}, \dots, \frac{v_{N_s}}{\sqrt{\lambda_{N_s}}} \right] \quad (3.12)$$

N_s には、次の条件式を満たす最小の値が用いられる.

$$\frac{\sum_{i=1}^{N_s} \lambda_i}{\sum_{j=1}^N \lambda_j} > 0.1 \quad (3.13)$$

結合係数 W が得られた後は、SSVEP の信号強度を次式のように求める.

$$P = \frac{1}{N_s N_h} \sum_{l=1}^{N_s} \sum_{k=1}^{N_h} \| Y_k S_l \| \quad (3.14)$$

ここで、 Y_k は参照信号 Y における第 k 高調波成分を、 S_l は l 番目の混合信号を示す. 注視刺激の周波数を特定するためには、全ての刺激周波数 f_i に対して式 3.14 を計算し、次式を満たす i を刺激周波数であると特定する.

$$\arg \max_i P_i, i = 1, 2, \dots, K \quad (3.15)$$

近年の研究において、MEC に基づく手法よりも同年に提案された後述の正準相関分析 (CCA: Canonical correlation analysis) に基づく手法の方が高精度に周波数を検出できることが示されている [123, 124].

3.4.3.3 正準相関分析に基づく手法

FFT は SSVEP に基づく BCI において広く用いられているが、CCA に基づく手法を用いることで SSVEP の検出精度を向上させることができると 2007 年に Lin らにより報告されている [31, 125]. CCA は 2 組の多変量データがあるとき、それぞれの線形結合の相関 (正準相関) が最大となるような結合係数を決定する手法である. SSVEP の研究では、多チャンネル EEG データと三角関数を用いた参照信号の間の正準相関が特徴量として用いられる.

まず、2 組の多変量データを X, Y 、これらの線形結合を $x = X^T W_x$ 、 $y = Y^T W_y$ とすると、CCA は x と y の相関を最大にする W_x, W_y を求める次式に示す問題へ帰着する.

$$\arg \max_{W_x, W_y} \rho(x, y) = \frac{E[W_x^T X Y^T W_y]}{\sqrt{E[W_x^T X X^T W_x] E[W_y^T Y Y^T W_y]}} \quad (3.16)$$

SSVEP に基づく BCI では、 X を多チャンネル EEG データとし、 Y を X と同じデータ長の三角関数に基づく参照信号とする. 参照信号は式 3.8 で定義された Y_f が用いられる.

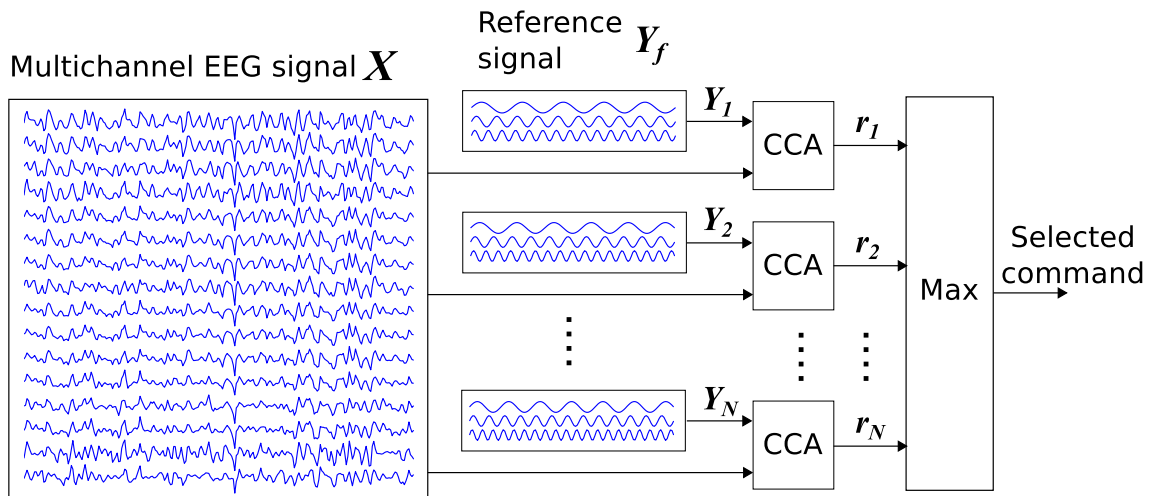


図 3.9 CCA に基づく SSVEP 検出手法 [31]

図 3.9 に示すように、注視刺激を特定するためには周波数 f を刺激周波数に対応させ、正準相関係数 ρ を最大にする周波数 f を選択すれば良い。また、正弦波と余弦波の線形結合は位相を変化させた正弦波となるため、SSVEP の位相と一致するような結合係数が選択され、SSVEP の位相が未知の場合においても対応可能となる。

第 4 章

眼電図の相関特徴を用いた随意性瞬目検出手法

4.1 緒言

本章では、非同期 BCI システムへの応用を目的として、人間が日常的に行う瞬目と区別して意図的な瞬目（随意性瞬目）のみを EOG から検出する手法について述べる。BCI は、1990 年代以降盛んに研究されてきたが、第 1 章で述べたように実用化に際して様々な課題が残されている。具体的には、使用環境の多様化や負担の軽減、および非同期システムによる使用時間の選択が可能であることが挙げられる。近年の小型の生体信号計測装置や携帯端末を用いた信号解析装置の台頭により、場所を問わず様々な環境における BCI システムの利用が可能となった [79, 81, 83]。さらに、複数の生体信号を組み合わせることで稼働状態と休止状態の切り替えが可能な BCI、すなわち非同期型の BCI が提案されている [90, 91]。既存の非同期 BCI システムでは、主に EOG から推定した眼球運動や瞬目を用いて稼働状態と休止状態を選択し、稼働時は EEG によるコマンド選択が行われる。したがって、ユーザは意図的にシステムの状態を切り替えることができ、意図しない入力や誤入力を防ぐことができる。しかしながら、眼球運動や瞬目は日常的に行う動作であるため、誤ってシステムの状態を切り替えてしまう可能性があり、実際は非同期 BCI のためのインタフェースには適していないという問題がある。

この問題を解決するためには、日常生活において無意識的に行う可能性が低く、意図した場合のみ行うことができる随意運動を用いたスイッチ型インタフェースを提案する必要がある。また、高精度かつ高速な入力可能なスイッチ型インタフェースが要求される。EMG や EOG は背景雑音に比べて振幅が大きいため高精度に動作を検出することができるため、スイッチ型インタフェースとして広く利用されている [126]。ここで、瞬目は無意識的に行われる周期性瞬目、光刺激や物理刺激に誘発されて行われる反射性瞬目、意図

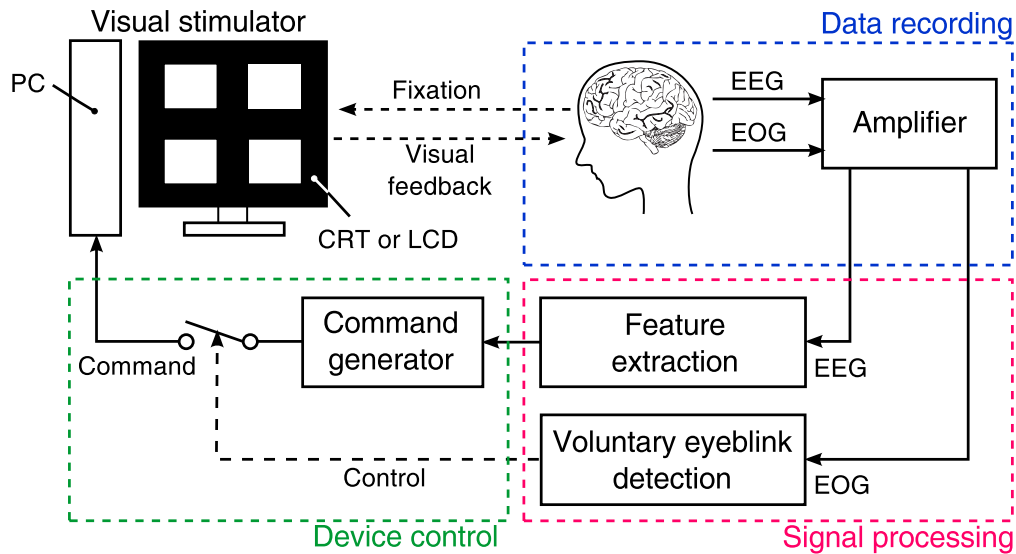


図 4.1 随意性瞬目を用いた非同期型 BCI システム

的に行われる随意性瞬目の3種類に分類される。したがって、周期性瞬目や反射性瞬目と区別して随意性瞬目のみを検出することで、実用的なスイッチ型インタフェースへ応用することができる。しかしながら、周期性瞬目時と随意性瞬目時の EOG の振幅や持続時間には有意差はなく、これらを識別することは困難である [127]。EOG と fMRI の同時計測により周期性瞬目と随意性瞬目の比較を行った研究では、各瞬目時には異なる部位が活性化することが示されたが、EOG による瞬目間の分類可能性は示されていない [127]。この他にも随意性瞬目を用いたスイッチ型インタフェースは数多く提案されているが、周期性瞬目と随意性瞬目の間の分類精度を検証した研究は報告されていない [128–130]。

本研究では、EOG を用いて周期性瞬目と随意性瞬目を分類する手法を提案する。高精度な分類が可能になれば、周期性瞬目を無視して随意性瞬目のみを検出ことができ、誤入力の少ないスイッチ型インタフェースが実現できる。ここで、本研究では随意性瞬目として両目で瞬時に2回瞬目を行うダブルブリンクと片目で行うウィンクを用いる。ダブルブリンクやウィンクは意図的な場合のみに発生し、無意識的にこれらを行う可能性は低いと考えられる。これらの瞬目の分類を目的として、本研究では (1) サポートベクトルマシン (SVM: Support vector machine) により生成した被験者毎の分類モデルを用いる手法、および (2) EOG の波形形状を用いることにより個人差の影響に頑健な分類手法を提案し、随意性瞬目の検出精度を検証する。検出された随意性瞬目は、図 4.1 に示すように非同期 BCI システムにおける状態の切り替えに用いられる。瞬目時の EOG の変化には個人差があるため個人毎に分類モデルを構築することで高精度な分類が可能となるが、新規ユーザは BCI システムを使用する前に訓練データを計測する必要がある。個人差を考慮した分類手法を提案することで、新規ユーザでもすぐに利用可能なシステムを構築する

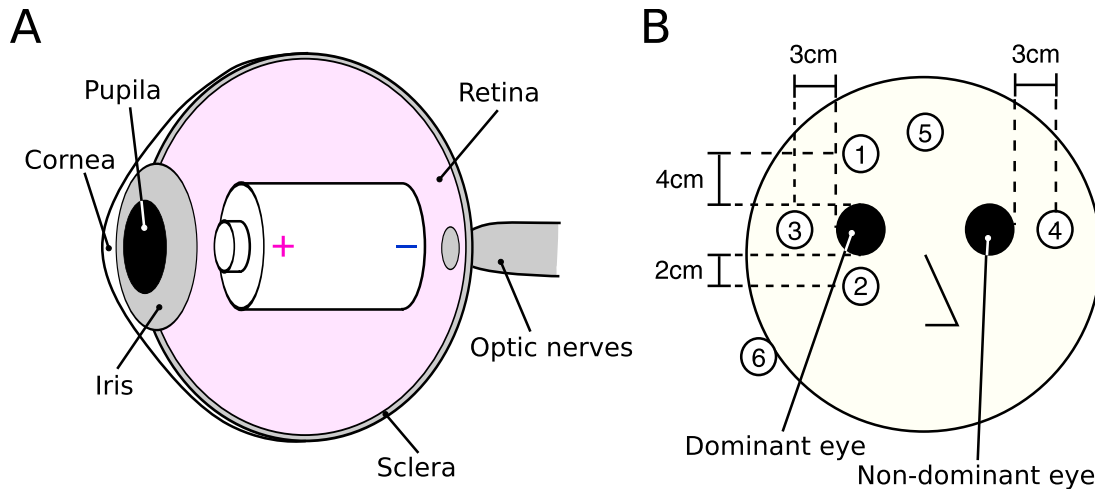


図 4.2 (A) 眼球の電池モデルと (B) 電極配置

ことができる。したがって、本研究の目的は個人差の影響を考慮した分類手法の提案であり、さらに非同期 BCI に適した随意性瞬目についての考察を行う。

4.2 方法

4.2.1 眼電図の発生機序と計測方法

2.3.1.3 節で述べたように網膜を構成する視細胞は約-20 mV の膜電位を持つため、図 4.2A のように眼球の角膜と網膜の間には角膜網膜電位と呼ばれる電位差が生じる [101]。この角膜網膜電位は常に一定の値であるが、眼球の動作に伴い眼球周囲の皮膚上から観測される電位は変化する。このように、眼球周囲に貼付した電極から計測される電位を EOG という。EOG は、主に眼球運動により生じる電位変化の解析に用いられるが、瞬目時にも電位変化が観測されると報告されている。これは、瞬目時には眼球が上方に約 1.5 度の回転を起こす事が原因と考えられていた。しかしながら、瞬目時の眼球の回転の影響だけではなく、瞼が角膜を覆うことにより眼球周囲の皮膚電位が変化することも原因の 1 つであると報告されている [131]。眼球運動とこれに伴う EOG の変化量は線形関係であり、EOG は背景雑音に比べて振幅が大きい (10 - 15 μ V) ことから、眼球運動や瞬目の検出を容易に行うことができる [126]。

EOG は、一般に図 4.2B に示すように眼球の上下左右の 4 箇所貼付した電極と耳朶または正中前頭部に貼付した参照電極、接地電極の計 6 箇所から計測される。電極位置に関する詳細な取決めは無いが、EOG は (1) 優位眼の上部 4 cm の前頭部と (2) 下部 2 cm の頬骨部、(3, 4) 優位眼と非優位眼の左右 3 cm の側頭骨部から計測され、参照電極は耳朶や乳様突起、正中前頭部が用いられることが多い [126, 132, 133]。さらに、眼球の上下

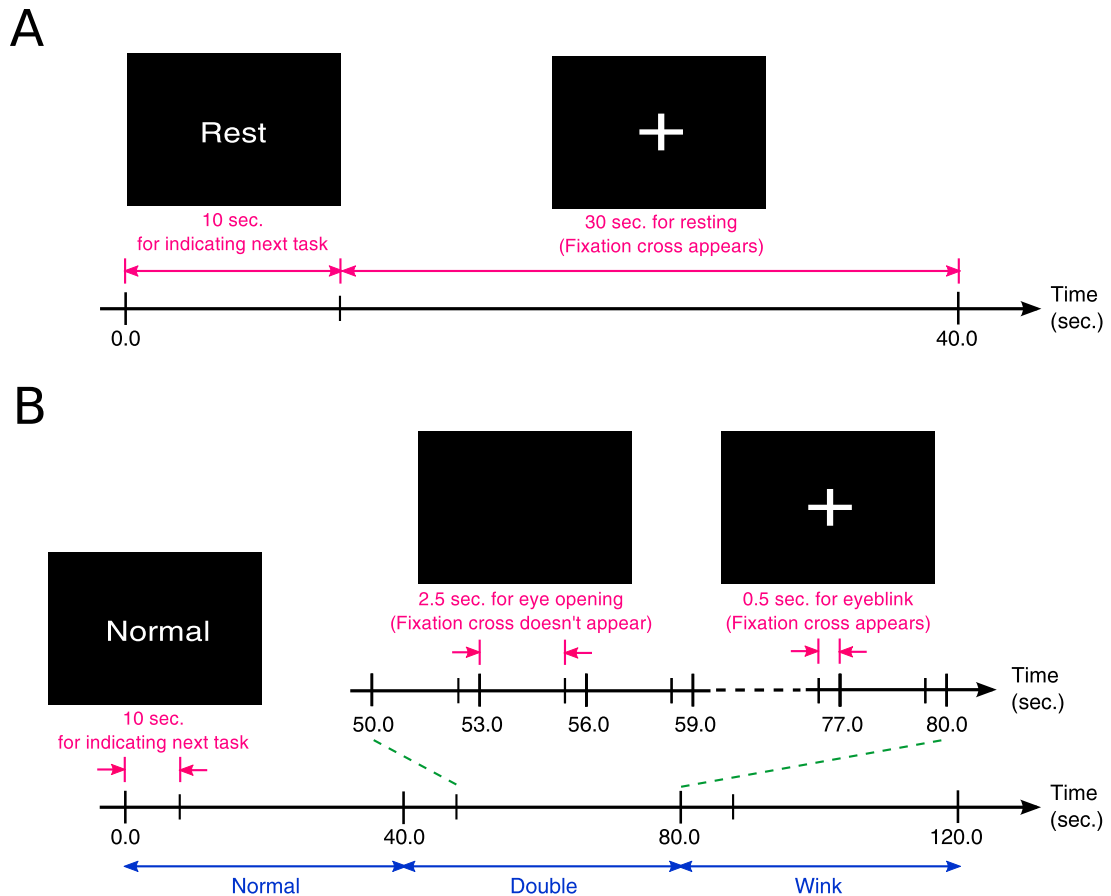


図 4.3 眼電図計測実験の流れ

2 箇所 の 電 位 差 お よ び 左 右 2 箇 所 の 電 位 差 を 得 る こ と に よ り ， 背 景 雑 音 の 影 響 を 除 去 し た 眼 球 運 動 に よ る 電 位 変 化 を 解 析 す る こ と が 可 能 と な る 。

4.2.2 眼電図計測実験

随意性瞬目時と周期性瞬目時の EOG の特徴を解析するために，EOG 計測実験を行った。被験者は心身ともに健康な 8 名の男女を対象とし，図 4.2B に示す計測箇所から EOG を計測した。全ての被験者は実験前に慶應義塾大学倫理委員会および University of California, San Diego (UCSD) Human Research Protections Program により認可された承認同意書に署名をしている。各被験者の優位眼を事前に調査し，優位眼の上部 4 cm と下部 2 cm の位置，および優位眼と非優位眼の左右 3 cm の位置に電極を貼付し，乳様突起に基準電極，FPz 箇所に接地電極を貼付して計測を行った。EOG は Ag/AgCl 電極により取得され，1000 Hz のサンプリング周波数で記録した。本実験では，(1) 両目で行う通常の瞬目（ノーマル），(2) 両目で瞬時に 2 度行う瞬目（ダブルブリンク），(3) 優位眼の

みの瞬目（ウィンク）の3種類の瞬目時の EOG を計測した。

実験は電磁遮蔽されていない明るい部屋で行った。コンピュータモニタから約 60 cm 離れた場所に椅子を用意し、被験者をモニタに正面を向くように着席させた。実験は図 4.3 に示す流れで行われ、各被験者はモニタに表示された視覚刺激に合わせて安静時と瞬目時の EOG を計測した。視覚刺激は MATLAB の Psychophysics Toolbox extensions を用いて実装した [134]。図 4.3A は安静時の EOG 計測の流れを示している。まず、モニタの中央に“Rest”という文字列が 10 s 間表示され、この後に固視点を示す“+”を 30 s 間表示させた。被験者は開眼状態で安静状態を保ち、固視点の表示中はこれの注視を維持させた。次に、図 4.3B に示す流れで瞬目時の EOG を計測した。まず、安静時と同様に次の瞬目を示す文字列（“Normal”, “Double”, “Wink”）を 10 s 間表示させた。被験者は固視点が表示された時刻に合わせて、指定された種類の瞬目を行った。固視点は 3 s に一度表示され、0.5 s 間表示された後に消える。各瞬目につき 30 s 間の計測が行われ、10 試行分の瞬目時の EOG データの計測を行った。これを 1 セッションとして、各被験者は合計 10 セッションの実験を行った。したがって、各瞬目につき合計 100 試行分の EOG データを計測した。また、実行中のタスクを示す 8 bits のデジタル信号を刺激提示装置により生成し、イベントトリガーとして EOG と同期して計測した。

4.2.3 眼電図解析手法

計測された EOG から各瞬目の特徴を解析するために、まず垂直電位と水平電位を求めた。垂直電位は眼球の上部の電極により計測された電位から下部の電位を減算することにより得られ、水平電位は優位眼側の電極により計測された電位から非優位眼側の電位を減算することにより得られる。次に、刺激提示装置から生成されたイベントトリガーに従い、垂直電位と水平電位を試行毎のエポックに分割した。エポックは固視点の提示時刻を 0 ms として、800 ms までの区間とした。また、瞬目が含まれていないと目視により判定された 800 ms の区間を抽出し、これを安静状態（Rest）とした。ここで、刺激提示に気づかずに瞬目が行えなかった区間や本来行うはずの瞬目と異なる瞬目を誤って行ってしまった区間などを明らかな失敗試行として目視により排除した。この時、瞬間的に電位が安静時電位に比べて 10 倍程度に増大した部分を瞬目であるとし、800 ms の区間中からこのような電位変化の有無や数を目視により判定した。垂直電位と水平電位は、元信号を $v(n), n = 1, 2, \dots, N$ とすると、次式により正規化される。

$$\hat{v}(n) = \frac{\mu(n) - \mu_{\min}}{\mu_{\max} - \mu_{\min}} \quad (4.1)$$

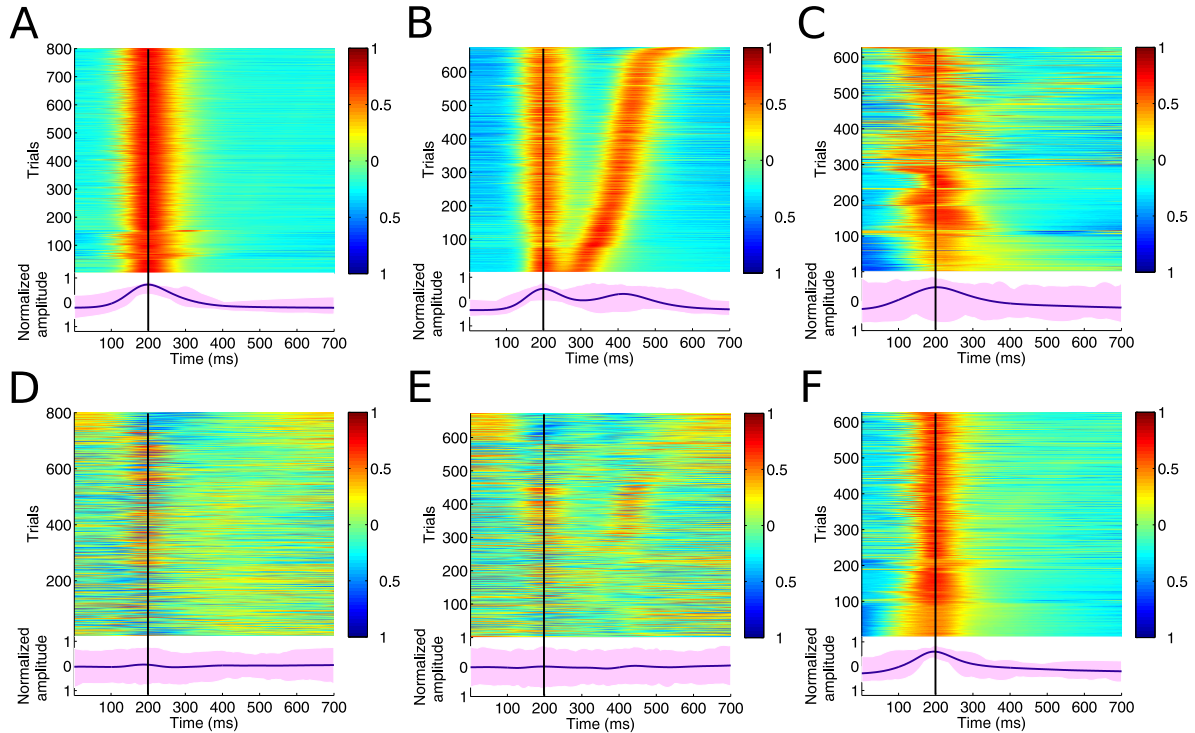


図 4.4 各瞬目時の垂直電位と水平電位

ここで、

$$\mu(n) = v(n) - \frac{1}{N} \sum_{h=1}^N v(h) \quad (4.2)$$

μ_{\max} は $\mu(n)$ の最大値を、 μ_{\min} は $\mu(n)$ の最小値を示す。また、 N はデータ長であり、本研究では $N = 800$ とした。

図 4.4 に全被験者の各瞬目時の垂直電位と水平電位を示す。図 4.4A - C はそれぞれ Normal, Double, Wink 時の垂直電位であり、図 4.4D - F は水平電位を示す。それぞれの上図は各瞬目の信号を試行毎に並べた図であり、縦軸は試行回数、横軸は時間 [ms] を表している。また、下図は各瞬目時の電位の試行間平均を示す。ここで、上図は瞬目に起因する振幅のピークが 200 ms の位置になるように試行毎に並べている。さらに、図 4.4B は、二度の振幅ピークの間隔が小さい試行から大きい試行の順になるよう並べて表示している。

図 4.4 から分かるように、各瞬目時は垂直電位に値の大きい振幅のピークが生じている。特に、Double 時は同レベルの振幅のピークが 2 度現れている。また、Wink の水平電位には、垂直電位と同レベルの振幅ピークが現れていることが分かる。Normal, Double, Wink の垂直電位と Wink の水平電位において、振幅ピークから前後数 ms の区間は類似した形状をしていることが分かる。さらに、Normal と Wink の持続時間は約 200 ms であ

り、Double の持続時間は約 300 - 500 ms であることが分かる。

4.2.4 SVM を用いた随意性瞬眼検出手法

SVM は、マージンと呼ばれる指標を最大化することにより分類を実現する機械学習手法である [135]。また、カーネルトリックという技法により、線形判別だけでなく非線形分類問題にも応用できる。SVM は高い汎化能力を持つため非常に注目されており、画像認識や音声認識など様々な分野において利用されている。

SVM による 2 クラス分類問題を考える。訓練データ集合として、 N 個の入力ベクトル \mathbf{x}_n とそれぞれに対応する目標値 $t_1, t_2, \dots, t_N (t_n \in \{-1, 1\})$ が与えられているとき、分類は次式における $y(\mathbf{x}_n)$ に基づいて行われる。

$$y(\mathbf{x}_n) = \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_n) + b \quad (4.3)$$

ここで、 \mathbf{w} は結合係数、 b はバイアスパラメータ、 $\phi(\mathbf{x})$ は特徴空間変換関数であり、 $\phi(\mathbf{x})^T \phi(\mathbf{x}_n) = K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_n)$ はカーネル関数となる。マージンとは訓練データと分類境界の距離 $|y(\mathbf{x}_n)| / \|\mathbf{w}\|$ の最小値であり、SVM ではこのマージンを最大化するパラメータ \mathbf{w} と b を求める。したがって、次の最適化問題を解くことで分類境界を得る。

$$\arg \max_{\mathbf{w}, b} \left\{ \frac{1}{\|\mathbf{w}\|} \min_n |y(\mathbf{x}_n)| \right\} \quad (4.4)$$

ここで、線形分離可能であると仮定すると $t_n y(\mathbf{x}_n) > 0$ が成立し、訓練データと分類境界の距離は $t_n y(\mathbf{x}_n) / \|\mathbf{w}\|$ と書き直すことができる。また、パラメータ \mathbf{w} と b を同じ係数で定数倍しても距離 $t_n y(\mathbf{x}_n) / \|\mathbf{w}\|$ は変化しないことから、マージンの値を 1 とすることができ、すべてのデータについて次の制約式が成立する。

$$t_n y(\mathbf{x}_n) = t_n (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_n) + b) \geq 1 \quad (4.5)$$

したがって、式 4.4 は式 4.5 の制約の下では $\|\mathbf{w}\|$ の最小化問題となり、ラグランジュ乗数を用いて次のラグランジュ関数を最小化する問題に置き換えられる。

$$L(\mathbf{w}, b, \mathbf{a}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{n=1}^N \{t_n (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_n) + b) - 1\} \quad (4.6)$$

ここで、 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_N)^T$ はラグランジュ乗数である。

これまでの SVM では、各クラスのデータは線形分離可能であることを仮定していた。しかしながら、実際の問題では分布が重なる場合が多く、線形分離不可能な場合にも適用できる必要がある。そこで、スラック変数 $\xi_n (\geq 0)$ を用いて一部の訓練データの誤分類を許容するよう修正する。

$$t_n y(\mathbf{x}_n) \geq 1 - \xi_n \quad (4.7)$$

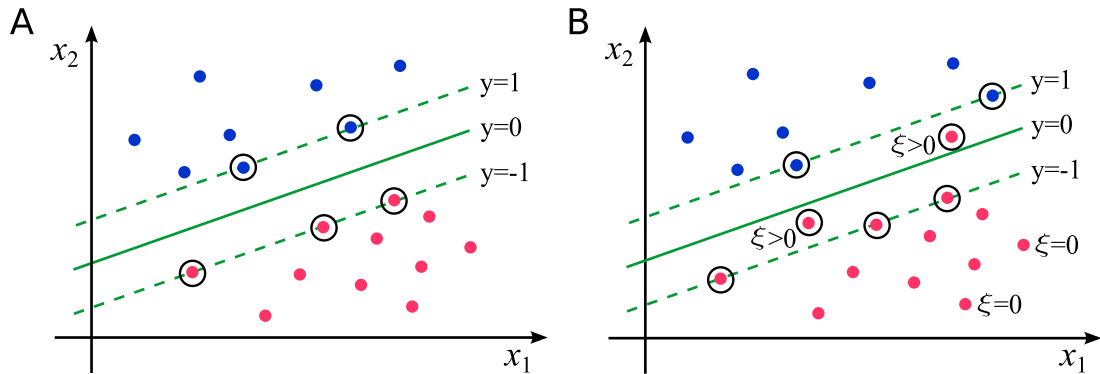


図 4.5 SVM におけるマージン最大化 [135]

式 4.7 を制約条件とすると、解は誤分類にペナルティを与えつつ式 4.4 を最小化する問題と考えられる。

$$L(\mathbf{w}, b, \xi, \mathbf{a}, \mu) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{n=1}^N \xi_n - \sum_{n=1}^N a_n \{t_n y(\mathbf{x}_n) - 1 + \xi_n\} - \sum_{n=1}^N \mu_n \xi_n \quad (4.8)$$

ここで、 a_n と μ_n はラグランジュ乗数である。学習したモデルパラメータ a_n と b を用いて新しいデータ x を分類するには、次式により $y(\mathbf{x})$ を計算し、この符号を調べれば良い。

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{n=1}^N a_n t_n k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_n) + b \quad (4.9)$$

ここで、 $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_n)$ はカーネル関数であり、 $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_n) = \phi(\mathbf{x})\phi(\mathbf{x}_n)$ である。このように、誤分類を許容する制約をソフトマージンと呼び、式 4.5 に示す制約をハードマージンと呼ぶ。図 4.5 にマージン最大化について図示する。図 4.5A はハードマージンを最大化する境界を、図 4.5B はソフトマージンを最大化する境界の例を示す。円で囲まれたデータは分類境界の決定に使用されたデータ（サポートベクトル）を示す。ソフトマージン SVM を用いることで、線形分離不可能な場合でも汎化能力の高い分類境界を決定することができる。

本研究では、各瞬目を分類するために SVM を用いた手法を提案した。図 4.4 から分かるように、瞬目時は安静時に比べて垂直電位の振幅値が非常に高くなる。したがって、垂直電位の振幅の極大値を特徴量とすることで、安静時と瞬目時の分類が可能となる。また、Wink 時は他の瞬目時と異なり、水平電位に高い振幅値を持つ。したがって、水平電位の振幅の極大値を特徴量とすることで、Wink と他の瞬目を分類することができる。さらに、Double を他の瞬目と分類するためには、約 300 - 500 ms 以内に生じる 2 度の振幅ピークを抽出する必要がある。本研究では、予め用意した Double の垂直電位のテンプレートを用い、入力された垂直電位との相互相関の最大値を特徴量とした。したがって、(1) 垂直電位の振幅の極大値、(2) 水平電位の振幅の極大値、(3) Double のテンプレ-

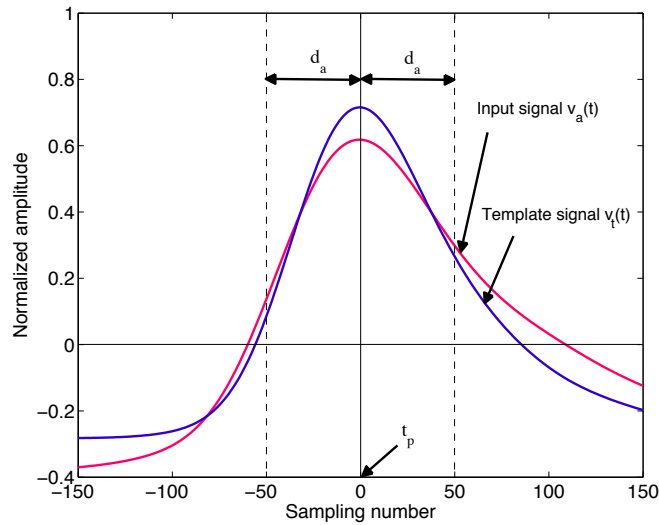


図 4.6 眼電図のテンプレート信号と入力信号

トと入力された垂直電位の相互相関の最大値を特徴量として SVM に適用した。ここで、EOG データには式 4.1 と式 4.2 で示した正規化は適用しない。また、本研究では、線形カーネル (Linear) と Radial basis function カーネル (RBF) を用いて分類を行った。線形カーネルは式 4.10 により定義され、

$$k(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = \mathbf{x}^T \hat{\mathbf{x}} \quad (4.10)$$

RBF カーネルは式 4.11 により定義される。

$$k(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (4.11)$$

ここで、 $\hat{\mathbf{x}}$ は学習データ、 \mathbf{x} は新規データ、 σ は実数のパラメータである。

4.2.5 個人差を考慮した随意性瞬眼検出手法

個人差を考慮した手法では、随意性瞬目の形状を特徴として用いた。図 4.6 に示すように、通常瞬目を行なうと、瞼を閉じ始めた時刻から垂直電位の振幅が上昇し、瞼を閉じた時刻に振幅が最大となる。さらに、瞼が自然な位置まで開いた時刻に平常時の振幅へと降下する。この時、振幅には個人差や試行間差があるが、相関係数を特徴量とすることでこれらの差の影響を受けない検出が可能となる。

計測された垂直電位と水平電位は、最小二乗法により設計した 8 次の FIR フィルタ (通過帯域: 0.5 - 15 Hz) を適用した。さらに、式 4.1, 式 4.2 により計測信号の正規化を行った。次に特徴量として事前に用意したテンプレート信号と入力信号の相関係数を求め

た。ここで、テンプレート信号は Normal 時の眼電図の学習データの時間平均を求めることにより作成した。図 4.6 における $v_t(n)$ はテンプレート信号を示し、 $v_a(n)$ は入力信号を示す。次式のように、振幅の極大点 n_p から $\pm d_a$ の区間に対してピアソンの相関係数 r を求めた。

$$r = \frac{\sum_{n=0}^{2d_a} (v_a(n_p - d_a + n) - \bar{v}_a)(v_t(n) - \bar{v}_t)}{\sqrt{\sum_{n=0}^{2d_a} (v_a(n_p - d_a + n) - \bar{v}_a)^2} \sqrt{\sum_{n=0}^{2d_a} (v_t(n) - \bar{v}_t)^2}} \quad (4.12)$$

ここで、 \bar{v}_a と \bar{v}_t はそれぞれ入力信号とテンプレート信号の平均を示す。相関係数 r が閾値 r_{th} を上回った時刻 $n_p \pm d_a$ に瞬目が含まれると判定した。

本手法における瞬目分類のアルゴリズムを次に示す。まず、Matlab 関数の `findpeaks.m` を用い、入力された垂直電位と水平電位から振幅ピークを検出した。次に、振幅の極大点と判定された時刻における信号に式 4.12 を適用して相関係数を求め、閾値 r_{th} を上回る区間を瞬目と判定した。ここで、水平電位に瞬目が含まれると判定された場合は、この区間を Wink と分類した。また、水平電位に瞬目が含まれず、垂直電位に瞬目が 1 度含まれる区間を Normal と分類した。さらに、垂直電位に瞬目が複数含まれていた場合、2 つの瞬目の時間差が d_{th} 以内であれば Double と分類した。

4.3 結果

4.3.1 SVM を用いた手法の分類精度

表 4.1 に、SVM を用いた瞬目分類の結果を示す。各被験者毎に 10 分割交差検証法を用いて分類精度を算出した。ここでは、精度と再現率の調和平均である F 値を用いた評価を行った。各被験者の F 値の平均は、線形カーネルを用いた場合は $94.43 \pm 6.15\%$ 、RBF カーネルを用いた場合は 97.28% となった。8 名中 6 名の被験者において、線形カーネルを用いた場合よりも RBF カーネルを用いた場合に高い分類精度が得られた。最も高い分類精度が得られた被験者は s1 であり、RBF カーネルを用いた場合に 99.83% の精度を示した。一方、被験者 s3 と s8 は、線形カーネルを用いた場合に特に低い分類精度が得られた。Wink の水平電位の振幅値には個人差および試行間差が大きく、水平電位の極大値が大きいほど、垂直電位の極大値も大きくなる傾向がみられた。特に、被験者 s3 と s8 は Wink の特徴量の分散が大きく、Normal との分布の重なりが大きくなるため、線形カーネルよりも RBF カーネルを用いることにより分類精度が向上したと考えられる。

表 4.2 に、RBF カーネルを用いた SVM による瞬目分類の混同行列を示す。全ての瞬目は 90% 以上の精度で分類可能であることが示された。Normal の 0.32% と Wink の 0.54% は Rest に誤分類されたが、瞬目と安静状態は高い精度で分類可能であることが示された。しかしながら、Double の 6.58% は Normal に、1.49% は Wink に誤分類されてしま

表 4.1 SVM による瞬目の分類精度 (F 値)

Subject	Kernel function		Number of valid trials
	Linear	RBF	
s1	99.64	99.83	397
s2	98.13	97.92	388
s3	81.57	95.80	376
s4	98.20	98.75	387
s5	98.20	98.40	391
s6	93.71	93.70	354
s7	96.56	97.57	369
s8	89.45	96.28	392
Mean±STD	94.43±6.15	97.28±1.94	382±14.42

表 4.2 RBF カーネルを用いた SVM による分類結果の混合行列

Input	Output of SVM-based method (%)			
	Rest	Normal	Double	Wink
Rest	98.87	0.00	0.28	0.85
Normal	0.32	95.56	2.87	1.25
Double	0.00	6.58	92.49	1.49
Wink	0.54	0.56	1.21	97.69

い、Double の真陽性率は 92.49 % であった。Double における振幅ピークの間隔の試行間差により相互相関係数が低下してしまい、垂直電位の振幅の極大値は Normal と同等であるため、多くの Double が Normal に誤分類されたと考えられる。一方、Wink の真陽性率は 97.69 % であり、Double より高い精度で検出できる可能性が示された。したがって、非同期 BCI のためのスイッチ型インタフェースには、随意性瞬目として Wink が適していると考えられる。

4.3.2 個人差を考慮した手法の分類精度

まず、個人差を考慮した手法におけるパラメータを設定する。提案手法における未知パラメータは、相関係数を求める区間を示す d_a 、相関係数の閾値 r_{th} 、ダブルブリンクの判定に用いる閾値 d_{th} の 3 種類である。 d_a を設定するためには、各瞬目時電位の試行間の

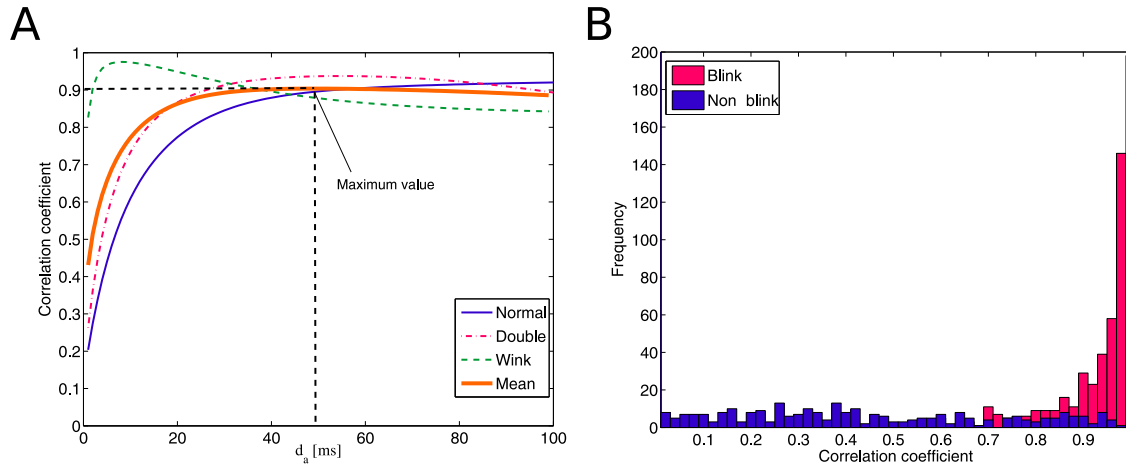


図 4.7 (A) 各瞬目 EOG の試行間相関係数と (B) 瞬目時と非瞬目時の EOG とテンプレート信号間の相関係数のヒストグラム

表 4.3 個人差を考慮した手法による分類結果の混合行列

Input	Output of proposed method (%)			
	Rest	Normal	Double	Wink
Rest	97.28	0.00	0.00	2.72
Normal	0.16	96.97	0.16	2.71
Double	0.00	1.44	96.49	2.07
Wink	0.32	1.92	0.00	97.76

相関係数を最大にする値を選択する。図 4.7A は、各瞬目の試行間の相関係数の平均値を示す。横軸は d_a を、縦軸は相関係数を表しており、 d_a を 2 - 100 ms まで変化させた時の相関係数を求める。結果から、 $d_a=49$ ms の場合に相関係数の最大値が得られることが明らかとなった。次に、 $d_a=49$ とした場合の入力信号とテンプレート信号の相関係数のヒストグラムを図 4.7B に示す。各瞬目信号に対する相関係数は 0.7 を上回り、瞬目が含まれない信号に対する相関係数は一様に分布しているが、主に 0.7 以下であるという結果が得られた。したがって、 $r_{th}=0.7$ と設定した。実際には、 d_a は交差検証法を用いて学習データに依存して求められた最適値を利用した。さらに、図 4.4 より、Double の持続時間は 500 ms 程度であることが分かるため、 $d_{th}=500$ ms とした。

本研究では、提案手法の個人差の影響に対する頑健性を示すため、7 名のデータを学習データとし、残り 1 名のデータを検証データとした 8 分割交差検証法による分類精度を算出した。学習データからテンプレート信号を作成し、さらに相関係数を求める区間を示す

表 4.4 従来手法と提案手法の比較 (F 値)

Method	Yamagishi <i>et al.</i> [96]	Proposed 1 [136]	Proposed 2
s1	98.71	86.07	99.36
s2	94.98	86.67	97.20
s3	96.31	89.90	98.93
s4	99.31	94.52	99.57
s5	99.36	96.30	99.57
s6	97.62	98.71	99.14
s7	92.95	88.11	95.43
s8	94.30	87.79	98.05
Mean±STD	96.67±2.42	91.01±4.82	98.41±1.46

d_a を求め、先述の瞬目検出アルゴリズムへ適用した。表 4.3 に、提案手法による分類結果の混合行列を示す。表から分かるように、全ての瞬目において 95 % 以上の分類精度が得られた。これは、相関係数を特徴量としたことにより、個人毎および試行毎の振幅の差を軽減することができたためと考えられる。しかしながら、安静状態であっても眼球運動の影響により、瞬目との相関が高くなる場合が観察された。したがって、微小な眼球運動の影響を取り除く手法が必要であると考えられる。本手法により得られた F 値は 98.41 % であり、高精度かつ個人差の影響を受けない随意性瞬目検出が可能であることが示された。

4.4 考察

4.4.1 随意性瞬目検出精度

本研究では、周期性瞬目と区別して随意性瞬目のみを検出するために、SVM を用いた個人に特化した手法と EOG 波形の相関係数を用いて個人差を考慮した手法を提案した。SVM を用いた手法では 97.28 % の分類精度が得られ、相関係数を用いた手法では 98.41 % の分類精度が得られた。また、いずれの手法においても、Double よりも Wink の方が高い精度で検出できることが示された。これらの結果から、提案手法は高精度な随意性瞬目検出が可能であることが示され、スイッチ型インタフェースへの応用可能性が確認された。

相関係数を特徴量とした手法では、EOG の振幅の個人差に影響されて分類精度が低下することを回避することができる。この事実を示すために、1 名の被験者から得られた検証データと他の被験者から得られた学習データを用いた交差検証法により分類精度を求め

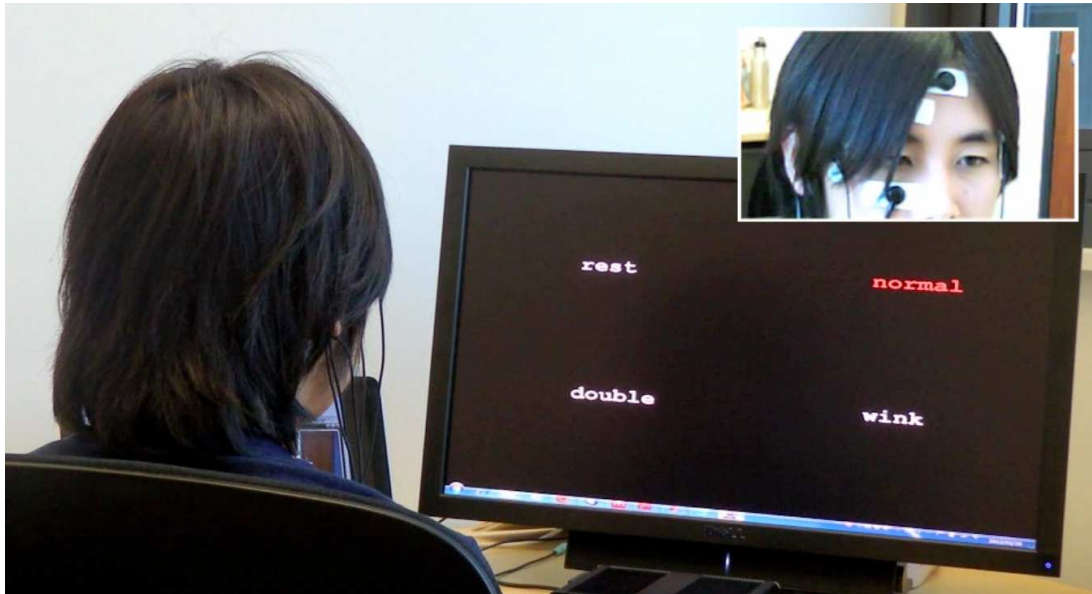


図 4.8 随意性瞬目を用いたスイッチ型インタフェースの例

た、一方、SVMを用いた手法における個人差の影響を調査するために、同様の交差検証を行った結果を表 4.4 に示す。さらに、従来研究により提案された手法として Yamagishi らの手法 [96] との比較も行った。Yamagishi らの手法では、瞬目により生じた垂直および水平電位の第一振幅ピーク値と第二振幅ピーク値を特徴量として、通常の瞬目とウィンクだけでなく、四方向の眼球運動を識別することができる。本手法を基に、Normal と Wink を識別し、提案手法と同様に 500 ms 以内に瞬目が 2 回含まれる場合は Double として瞬目の分類を行なう。表 4.4 に示すように、山岸らの手法 (Yamagishi *et al.*) の分類精度は $96.67 \pm 2.42\%$ 、SVM を用いた手法 (Proposed 1) の分類精度は $91.01 \pm 4.82\%$ 、相関係数を用いた手法の分類精度 (Proposed 2) は $98.41 \pm 1.46\%$ となった。さらに、t 検定により相関係数を用いた手法と他の手法の分類精度には有意差がある事が明らかとなった (Yamagishi *et al.* vs. Proposed 2: $p=0.005$, Proposed 1 vs. Proposed 2: $p=0.002$)。この結果から、EOG 波形の相関係数を特徴量として用いることで、個人差の影響に頑健な随意性瞬目検出が可能となることが示された。

4.4.2 コンピュータインタフェースへの応用

これまでの性能評価では、予め計測されたデータに対して手法を適用した結果 (オフライン評価結果) を示した。これをオンラインインタフェースシステムへ応用するためには、常時入力され続ける EOG データに対して提案手法を適用する必要がある。本研究では、400 ms 毎に 800 ms 分のデータを取得し、提案手法による瞬目検出を行うオンライン

BCIシステムを構築した。ここでは、EOGデータは1000 Hzのサンプリング周波数で計測されるが、256 Hzにリサンプリングした。また、提案手法におけるパラメータ（バンドパスフィルタ、 d_a , r_{th} , d_{th} ）は、オフライン解析時の値に対応するように設定した。

図4.8に、提案手法を用いたコンピュータインタフェースの例を示す。ここで示したインタフェースは、ユーザが実行した瞬目を検出して、フィードバックを行うシステムである。コンピュータモニタ上には“Rest”, “Normal”, “Double”, “Wink”の4種類の文字が表示されており、現在の状態が赤色の文字で示される。ユーザが瞬目をした数ms後に瞬目に対応した文字列が赤色で示され、次のフレームで“Rest”へ戻る。実際には、800msの解析窓を用いているため、瞬目の開始から入力まで最大800msの時間を要する。

本例では、4種類の状態を視覚的にフィードバックすることで、瞬目の検出を正しく行うことができるかを確認することができる。実際にスイッチ型インタフェースとして用いる場合は、Double または Wink のいずれかを入力コマンドと対応させ、他の瞬目および安静時には何も入力しないようにすればよい。本研究では、このスイッチ型インタフェースと EEG を用いた BCI を組み合わせることで、非同期 BCI の実現を目指す。さらに、Double と Wink の両方に入力コマンドを対応させることで、多機能インタフェースとしても用いることができる。

4.4.3 提案手法を用いた電動車椅子制御

提案手法は、随意性瞬目として Double と Wink を、非随意性瞬目である Normal と区別して検出することができる。また、EOGの水平電位に対して負の相関係数を特徴量として加えることで、左右の Wink を分類することができる。したがって、Double と左右 Wink の3種類を入力コマンドとして利用することができる。例えば、Double を前進および停止、左右の Wink を左右回転と対応させることで、電動車椅子や小型ロボット等へのインタフェースとして応用することが可能となる。

提案手法の応用例として、随意性瞬目により制御可能な電動車椅子を実装した。提案した電動車椅子は、随意性瞬目により前進、停止、左右回転が可能であるが、入力コマンド数が少ないため円滑な走行ができない。例えば、交差点を旋回するためには、交差点で一度停止し、その場で回転を行った後、再び前進をする必要があり、時間がかかってしまう。この問題を解決するために、本研究で用いる電動車椅子は前方にレーザーレンジファインダ (LRF: Laser range finder) が装着されており、通路や交差点、障害物の有無といった環境情報を認識し、環境に合わせた走行を可能にした。例えば、停止状態で左右 Wink を行なうと、その場で左右に回転する。また、前方に交差点がある状況で左右 Wink を行なう場合、最適な走行速度を算出し、壁に衝突しないように円滑に右左折を行なう。

本電動車椅子を用いて実環境を走行した例を図4.9に示す。図4.9は実際に走行した軌

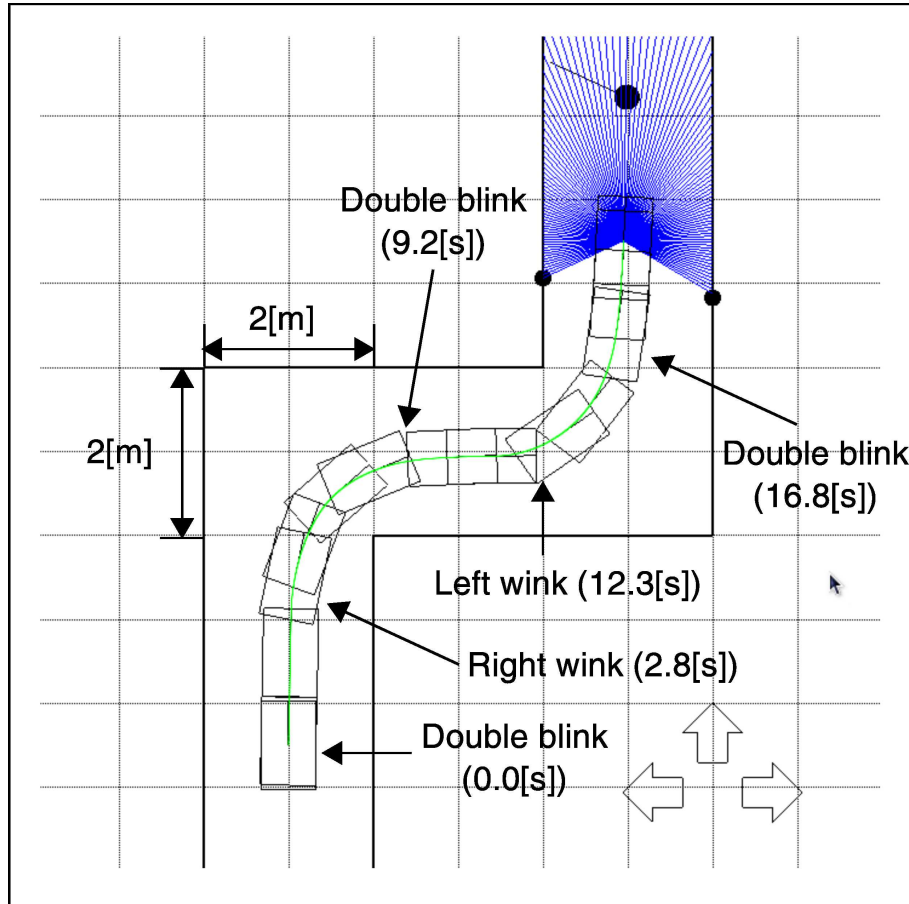


図 4.9 随意性瞬目により制御可能な電動車椅子の動作軌跡

跡をシミュレータ上に表示したものである。図 4.9 に示すように、この例では走行開始から 2.8 s 後に右ウィンク、9.2 s 後にダブルブリンク、12.3 s 後に左ウィンク、16.8 s 後にダブルブリンクを実行している。環境情報を考慮することにより、瞬目の実行回数と障害物等への衝突の可能性を減らすことができ、円滑な走行を可能にした。このように、提案した随意性瞬目検出手法により最大 3 種類の入力コマンドを持つインタフェースへ応用することができ、コンピュータへのインタフェースだけでなく、電動車椅子やロボットの操作にも応用できることが示された。

4.5 結言

本章では、非同期 BCI を実現するために、EOG から検出した随意性瞬目を用いたスイッチ型インタフェースを提案した。随意性瞬目の高精度な検出を目的として SVM を用いた手法と相関係数を用いた手法を提案し、分類精度の検証を行った。シミュレーションの結果から、相関係数を用いた手法を用いることで 98.41% の高精度かつ個人差の影響に

頑健な随意性瞬目検出が可能であり、新規ユーザでも利用可能なスイッチ型インタフェースを実現した.. また、提案手法は3種類の随意性瞬目を周期性瞬目と区別して検出できるため、スイッチ型インタフェースだけでなく、前進と左右回転を行う移動ロボット用のインタフェースとして応用可能であることを示した。本研究の発展課題として、随意性瞬目を用いたスイッチ型インタフェースと EEG を用いた BCI を組み合わせることにより、非同期 BCI の実現を目指す。

第 5 章

近似周波数を用いた定常状態視覚刺激提示手法

5.1 緒言

定常状態視覚誘発電位 (SSVEP: Steady-state visual evoked potentials) は周期的に点滅する視覚刺激を視野上に照射することにより誘発される EEG 特徴であり, 主に V1 野に近接する後頭部から計測される. SSVEP を用いた BCI は, ITR の高さや使いやすさ, ユーザの事前訓練が不要などの利点から注目を集めている [8, 25–27, 111, 137, 138]. SSVEP 型 BCI において, 視覚刺激の提示方法を工夫することで性能や使いやすさが変化するため, 視覚刺激提示手法の設計は重要な研究分野である [26]. 第 3 章で述べたように, 一般に LED やコンピュータモニタ上に提示される点滅光が視覚刺激として用いられる [107]. LED による刺激提示手法では視覚刺激の数, 色, 点滅パターン, 大きさ, 位置などのパラメータの変更は困難であるが, コンピュータモニタを用いることで容易に各パラメータを調節することができる. さらに, 近年では日常環境下における利用を想定したスマートフォンやタブレット PC などの携帯端末を用いた SSVEP 型 BCI が提案されており, コンピュータモニタを用いた視覚刺激提示手法の需要は高まっている [79, 81, 84, 86]. しかしながら, モニタのリフレッシュレートにより実現可能な周波数は制限されてしまうため, 選択肢数の増加は困難である. 例えば, 60 Hz のリフレッシュレートの場合は 10 Hz (6 フレーム/周期) や 12 Hz (5 フレーム/周期) のように, リフレッシュレートの約数となる周波数のみが提示可能である. この方法では, 文字入力装置のように多くの選択肢が必要な BCI システムへ応用することは不可能である.

近年, Wang らは, モニタのリフレッシュレートを用いて周波数を近似することで, 刺激周波数の解像度を向上させる方法を提案した [114]. 本手法を用いることで, リフレッシュレートの半分までのあらゆる周波数を提示することが可能となる. 彼らは 9 - 12.75

Hz の 16 種類の周波数 (0.25 Hz 間隔) で点滅する視覚刺激を用いた BCI を構築し, 75.4 bits/min の ITR を達成した. この周波数近似手法は幾つかの SSVEP 型 BCI の研究において有効性が示されているが, SSVEP に関連する多くの研究に用いられているとは言い難い [79, 81, 84, 86, 123, 139–141]. この主な原因は, 従来手法により誘発された SSVEP と周波数近似手法により誘発された SSVEP の特徴を直接比較した研究は未だ行われておらず, 周波数近似手法の頑健性が保証されていないことである. 正確な SSVEP の振幅や位相, 潜時が要求される研究において, 手法間の定量的な特徴比較の不足は, 周波数近似手法の採用を阻む要因となる. 例えば, 位相情報を用いた変調方法は SSVEP 型 BCI において広く用いられており, 視覚刺激による正確な位相情報付けが要求される. もし周波数近似手法により誘発された SSVEP が頑健な位相情報を有することが示されれば, Jia らが提案した周波数-位相変調方法において周波数と位相の柔軟な選択が可能となる [115]. また, SSVEP は認知神経科学や臨床神経学の様々な研究に用いられており, このような研究では SSVEP の振幅や位相の正確な計測が要求される [106, 142]. したがって, 周波数近似手法により誘発された SSVEP の特徴の頑健性を定量評価する必要がある.

本研究では, 75 Hz と 120 Hz の CRT モニタを用いて 2 種類の刺激提示手法による 9 Hz, 10 Hz..., 13 Hz の視覚刺激を提示し, 各手法により誘発された SSVEP の振幅値, SNR, 位相と潜時, 頭皮上分布, 周波数検出精度の比較を行う. ここで, 10 Hz と 12 Hz の視覚刺激は, 75 Hz のリフレッシュレート下では周波数近似手法により生成されるが, 120 Hz のリフレッシュレート下では従来の固定周期手法により生成される. また, 9 Hz, 11 Hz, 13 Hz の視覚刺激は, いずれのリフレッシュレート下においても周波数近似手法により提示される. LCD モニタは選択可能なリフレッシュレートが少ない場合が多いが, 本研究では 75 Hz と 120 Hz のリフレッシュレートの切替が可能な CRT を用いることで刺激提示手法間の直接比較を実現する. さらに, 高速 SSVEP 型 BCI としての周波数近似手法の有効性を示すために, 疑似オンライン BCI 実験と呼ばれる方法により周波数検出精度と ITR を求め, 性能評価を行う. ここでは, 75 Hz のリフレッシュレートで動作する LCD モニタを用い, 周波数近似手法により変調された 8 種類の視覚刺激 (8 Hz - 15 Hz, 1 Hz 間隔) を提示した場合における性能評価を行う. したがって, 本研究の目的は (1) 周波数近似手法により誘発された SSVEP の定量的な特徴解析, および, (2) 高速 BCI としての有効性の検証である.

5.2 方法

5.2.1 近似周波数を用いた刺激提示手法

従来のコンピュータモニタを用いた視覚刺激変調手法では、1周期あたりのフレーム数は固定されている。例えば、60 Hzのリフレッシュレート下において10 Hzの視覚刺激を提示するためには、3フレーム毎に点灯と消灯が切り替わる必要がある。ここで、‘1’は発光、‘0’は消灯とすると、10 Hzの視覚刺激は符号列‘111000111000111...’のように表現される。一方、11 Hzは2.73フレーム毎に点灯と消灯が切り替わる必要があり、この手法ではこのような周波数を実現することは不可能である。Wangらが提案した手法では、1周期あたりのフレーム数を可変にすることで、近似的に様々な周波数の実現を可能にした[114]。例えば、11 Hzの刺激は符号列‘1110001110011100011...’のように、5フレーム/周期と6フレーム/周期を混合することで実現している。本研究では、この手法を周波数近似手法と呼び、従来手法は対比的に固定周期手法と呼ぶ。刺激周波数を f とした時、周波数近似手法により得られる符号列 $c(f, i)$ は次式で定義される。

$$c(f, i) = \text{square} \left[2\pi f \left(\frac{i}{\text{RefreshRate}} \right) \right] \quad (5.1)$$

ここで、 $\text{square}[\cdot]$ は50%デューティ比の矩形波を、 i はフレーム番号を示す。この方法を用いることで、リフレッシュレートの半分までのあらゆる周波数を実現することが可能となる。図5.1Aと図5.1Dに、式5.1により生成された75 Hzおよび120 Hzのリフレッシュレート下における10 Hzの刺激変調符号列の例を示す。120 Hzのリフレッシュレート下における符号列では1周期あたりのフレーム数は12フレームに固定されているが、75 Hzのリフレッシュレート下における符号列では1周期あたりのフレーム数は7フレームの場合と8フレームの場合が混在する。

5.2.2 脳波計測実験

固定周期手法と周波数近似手法により誘発されたSSVEPの比較を行うため、EEG計測実験を行った。EEG計測実験では、図5.2Aに示す5×5 cmの正方形の視覚刺激を21インチのViewSonic P810 CRTモニタ(ViewSonic Corp.)上に提示した。リフレッシュレートは、75 Hzと120 Hzを用い、刺激周波数は9 - 13 Hz(1 Hz間隔)の5種類とした。ここで、10 Hzと12 Hzの視覚刺激は120 Hzのリフレッシュレート上では固定周期手法により提示されるが、これ以外の周波数は周波数近似手法により提示される。したがって、10 Hzと12 HzのSSVEPを比較することで、各手法の直接的な比較を行うことができる。また、他の周波数におけるSSVEPは、周波数近似により誘発されたSSVEP

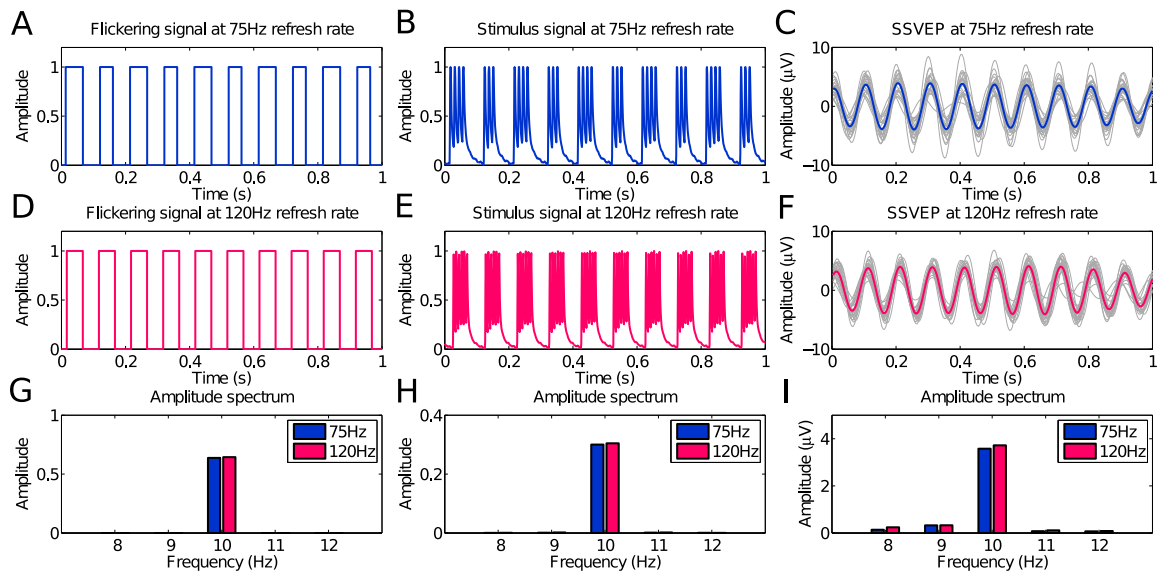


図 5.1 刺激変調符号列と誘発された SSVEP

のリフレッシュレートによる違いを検証するために用いた。刺激提示用のプログラムは、Microsoft DirectX 9.0 を用いて Microsoft Visual C++ により実装した。

本研究では 10 名の男性（平均年齢: 25 ± 5 歳）を被験者として EEG の計測を行った。全ての被験者は眼鏡やコンタクトレンズにより視力を矯正している。また、被験者は実験前に慶應義塾大学倫理委員会および UCSD Human Research Protections Program により認可された承認同意書に署名している。被験者はモニタから 35 cm 離れた椅子に着席し、顎台を用いて頭部姿勢を固定した。各被験者は、図 5.2A のようにモニタの中央に提示される 1 つの視覚刺激を 30 s 間注視した。ここで、視覚刺激は 10 種類（5 種類の周波数 \times 2 種類のリフレッシュレート）の中からランダムに選択され、数 s 間の休憩を挟んで全ての視覚刺激を注視した。これを 1 セッションとし、計 4 セッションの EEG 計測を行った。視覚疲労を避けるために、各刺激注視の間に数 s 間の休憩を、各セッション間に数分間の休憩を行った。脳波計に BioSemi Active Two EEG System (BioSemi, Inc.) を用い、256 個の Ag/AgCl 電極を用いて頭部全体から EEG を計測した。また、3D デジタイザ (Polhemus, Inc.) を用いて電極位置を計測した。すべての電極は Cz 箇所の電位を基準とし、2048 Hz のサンプリング周波数により EEG を計測した。さらに、刺激提示装置により生成された 8 bits のデジタル信号がイベントトリガーとして 4 s 毎に出力され、EEG と同期して計測される。

本実験では EEG に加え、モニタ表面に装着したフォトランジスタ (PNZ108CLR, Panasonic Corp.) により、60 s 間の点滅信号を計測した。ここでは 1000 Hz のサンプリン

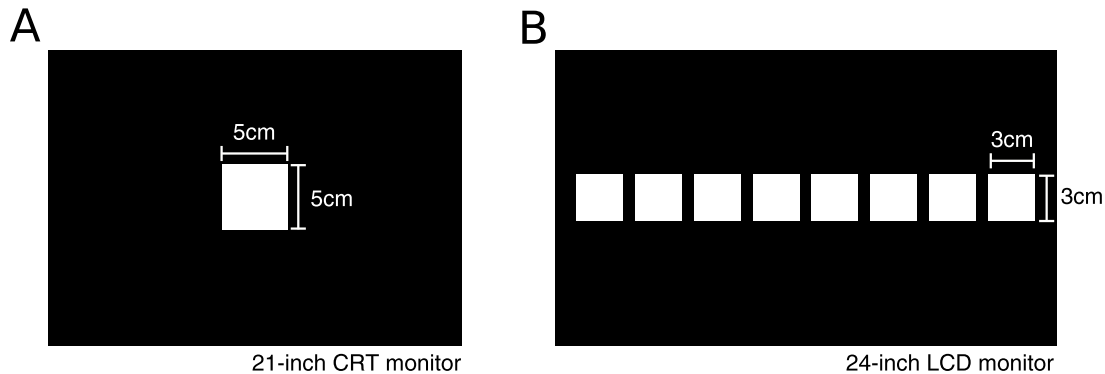


図 5.2 (A) オフライン実験と (B) オンライン実験における視覚刺激提示装置

グ周波数を用いた。図 5.1B と図 5.1D に、75 Hz と 120 Hz のリフレッシュレート下において計測された 10 Hz の点滅信号の例を示す。

5.2.3 脳波解析手法

本研究では誘発された SSVEP の振幅値、SNR、位相と潜時、頭皮上分布の解析を行い、視覚刺激提示手法間の比較を行った。計測された EEG データはまず 256 Hz にダウンサンプリングされ、透過周波数 5 - 30 Hz のバンドパスフィルタを適用した。次に、EEG データは刺激提示装置により生成されたイベントトリガーに従って 4 s 間のエポックに分割され、30 s 間分の各 EEG データから 6 個のエポックを抽出した。したがって、本研究では 4 セッションの EEG 計測を行ったため、各視覚刺激あたり 24 個のエポックを得た。

第 3 章に示した通り、計測された EEG に対して FFT による周波数解析を行い、式 3.3 のように刺激周波数 f に対する振幅値 $F(f)$ を得ることができる。同様にして、刺激周波数 f における SNR は式 3.4 により得られ、位相 $\phi_x(f)$ は式 3.5 により得られる。ここで、本研究では 4 s のエポックを用いるため、式 3.4 における Δf は 0.25 Hz であり、 K を 12 とした。SSVEP の潜時は、式 3.6 により、位相 $\phi_x(f)$, $f = 9, 10, \dots, 13$ に対する線形回帰関数の傾き、すなわち群遅延として得られる。さらに、3D デジタイザにより得られた電極の頭皮上の位置を用いて SSVEP の振幅値と SNR の頭皮上分布を作成し、SSVEP の検出に有用な電極の特定を行った。

本研究では上記の解析に加え、注視刺激特定精度の検証も行った。各刺激提示手法を用いた場合の注視刺激特定精度の直接比較を行うために、10 Hz と 12 Hz のみのデータを用いた 2 クラス分類を行った。また、2 種類のリフレッシュレートにおける注視刺激特定精度を比較するために、全ての刺激周波数 (9 - 13 Hz) を用いた 5 クラス分類を行った。注視刺激を特定するためには、第 3 章で述べた FFT に基づく手法と CCA に基づく手法を用いた。

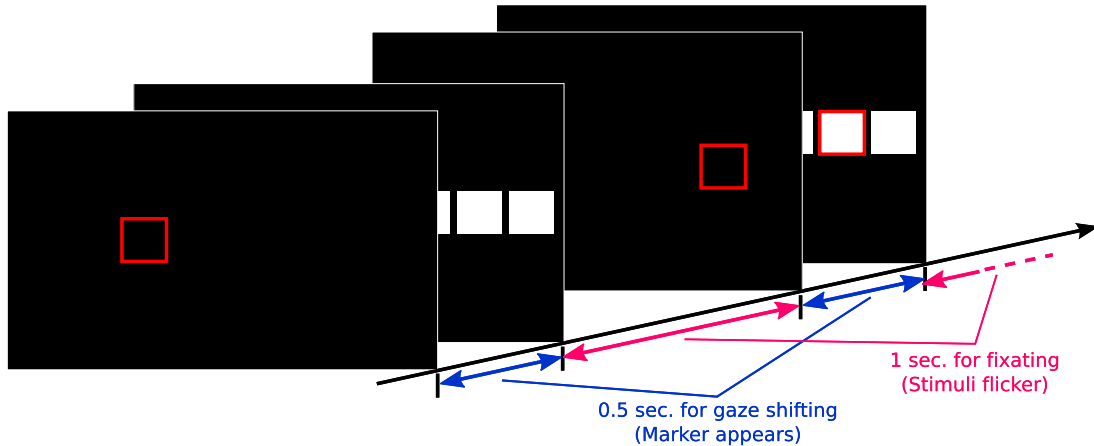


図 5.3 オンライン BCI 実験の流れ

5.2.4 疑似オンライン BCI 実験

これまでの周波数近似手法を用いた BCI の研究では、少人数の被験者（3 名）のみによるオンライン BCI 評価が行われている [114]. 本研究では、周波数近似手法のさらなる有効性を検証するために、8 名の被験者（男性：8 名，女性：2 名，平均年齢： 22.5 ± 0.85 歳）による疑似オンライン BCI 実験を行った [115]. 全ての被験者は慶應義塾大学倫理委員会により承認された同意書に署名し，実験データや個人情報の取り扱い方針に対する了承を得ている．本実験では，図 5.2B に示す 24 インチの Dell S2409W LCD モニタ（Dell Inc.）を用い，75 Hz のリフレッシュレート下において視覚刺激を提示した．視覚刺激は 8 個の正方形（ 3×3 cm）の点滅刺激であり，点滅周波数は 8 - 15 Hz（1 Hz 間隔）である．ここで，全ての視覚刺激は周波数近似手法により変調される．刺激提示プログラムは MATLAB の Psychophysics Toolbox extensions を用いて実装した [134]. EEG は後頭部の 4 箇所（POz, O1, O2, Oz）の電極を用いて計測され，脳波計 g.USBamp（g.tec medical engineering GmbH）により 256 Hz のサンプリング周波数で記録した．

被験者はモニタから 70 cm 離れた椅子に座り，同時に点滅する 8 個の視覚刺激からランダムに指定された 1 個を 1 s 間注視した．1 セッションにつき 8 個の視覚刺激を注視し，休憩を挟み 15 セッションの実験を行った．被験者が注視すべき視覚刺激は，視覚提示プログラムによりランダムに指示される．実験は図 5.3 に示す流れで行われる．まず，モニタ上の注視すべき位置に 3×3 cm の赤色の矩形枠が 0.5 s 間表示される．このとき，点滅刺激は表示されておらず，被験者はこの間に視線を注視位置へ移動させる．次に，点滅刺激が 1 s 間提示され，被験者は点滅が消えるまで注視を続ける．点滅が終わると，次の注視刺激の位置に矩形枠が移動し，ユーザはこれを繰り返す．

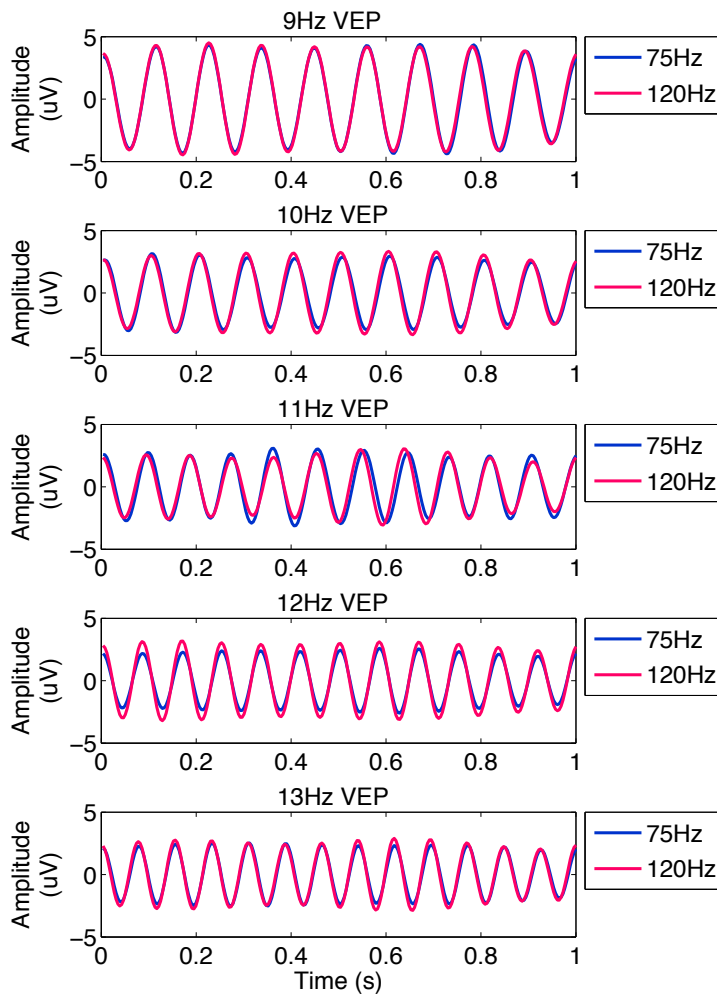


図 5.4 固定周期手法と周波数近似手法により誘発された SSVEP 信号波形の比較

計測された EEG は CCA に基づく手法により分類され，注視刺激が特定される．疑似オンライン BCI では，式 1.1 で定義される ITR を用いて性能評価を行った [1]．本研究では，式 1.1 における視覚刺激数 M は 8，注視刺激特定に要する時間 T は 1.5 s（刺激注視 1 s + 視線移動 0.5 s）である．

5.3 結果

5.3.1 SSVEP 波形と振幅スペクトル

図 5.1A と図 5.1D は，それぞれ 75 Hz と 120 Hz のリフレッシュレート下で生成された 10 Hz の刺激変調符号列を示す．ここで，120 Hz のリフレッシュレート下では固定周期手法，75 Hz のリフレッシュレート下では周波数近似手法により符号列を生成した．図 5.1B

と図 5.1E は、フォトトランジスタによりモニタ表面から計測された照度変化を示す。これらは、明らかに刺激の点灯時に高い振幅値を持ち、消灯時には小さい振幅値を持つ。図 5.1C と図 5.1F は、2 種類の刺激信号により誘発された SSVEP の波形を示す。刺激変調符号列の振幅スペクトル (図 5.1G) から、どちらのリフレッシュレート下においても刺激周波数において振幅値のピークが観測され、これらは同等の振幅値を持つことが分かる。また、刺激信号と SSVEP の振幅スペクトルも同様の傾向を示し、刺激周波数帯では高い振幅値を、これ以外の周波数では小さな振幅値を持つ (図 5.1H, 図 5.1I)。これらの結果から、周波数近似手法を用いることで、固定周期手法と同等な SSVEP を誘発することができる可能性が示された。

図 5.4 は、2 種類のリフレッシュレート下において誘発された全刺激周波数に対する SSVEP 波形の被験者間平均を示す。図 5.4 に示した波形は、Oz から計測された EEG を用い、背景雑音を除いて SSVEP の振幅と位相を見やすくするために通過周波数 $[f-2 f+2]$ Hz のバンドパスフィルタを適用したものである。ここで、 f は刺激周波数を示す。全ての条件下において、SSVEP の波形は刺激周波数と同じ周波数を持つ正弦波に近い形状をしていることが分かる。また、全ての刺激周波数において、SSVEP の周波数成分は常に一定の振幅値と位相を持ち、リフレッシュレートによらず類似した特徴を持つことがわかる。詳細な解析結果は、次節以降で述べる。

5.3.2 振幅値と SNR

図 5.5A は、2 種類のリフレッシュレートにおける Oz 箇所から計測された SSVEP の振幅値を示す。9 Hz から 13 Hz までの全ての周波数において、刺激周波数が大きくなるに従い SSVEP の振幅値は小さくなることが分かる。75 Hz と 120 Hz のリフレッシュレートにおける 10 Hz の SSVEP の振幅値はそれぞれ $3.70 \mu V$ と $3.80 \mu V$ であり、 t 検定の結果、リフレッシュレート間、すなわち刺激提示手法間に有意差は認められなかった ($p=0.70$)。一方、12 Hz では振幅値は $2.89 \mu V$ と $3.37 \mu V$ であり、刺激提示手法間に有意差が認められた ($p < 10^{-4}$)。また、これ以外の周波数における SSVEP の振幅値はリフレッシュレート間で同等であり (75 Hz vs. 120 Hz, 9 Hz: $4.79 \mu V$ vs. $4.83 \mu V$, 11 Hz: $3.10 \mu V$ vs. $2.99 \mu V$, 13 Hz: $2.77 \mu V$ vs. $2.95 \mu V$)、リフレッシュレート間に有意差は確認されなかった (9 Hz: $p=0.77$, 11 Hz: $p=0.19$, 13 Hz: $p=0.34$)。

図 5.5B は、各 SSVEP の SNR を示す。振幅値と同様に、12 Hz における SNR はリフレッシュレート間に有意差が確認された (75 Hz: 3.37, 120 Hz: 3.83, $p < 0.001$)。一方、10 Hz における SNR には有意差は確認されなかった (75 Hz: 3.44, 120 Hz: 3.34, $p < 0.67$)。これ以外の周波数における SNR には有意差は確認されなかった (75 Hz vs. 120 Hz, 9 Hz: 4.28 vs. 4.38, $p=0.62$, 11 Hz: 2.93 vs. 2.96, $p=0.73$, 13 Hz: 3.59 vs. 3.79, $p=0.35$)。

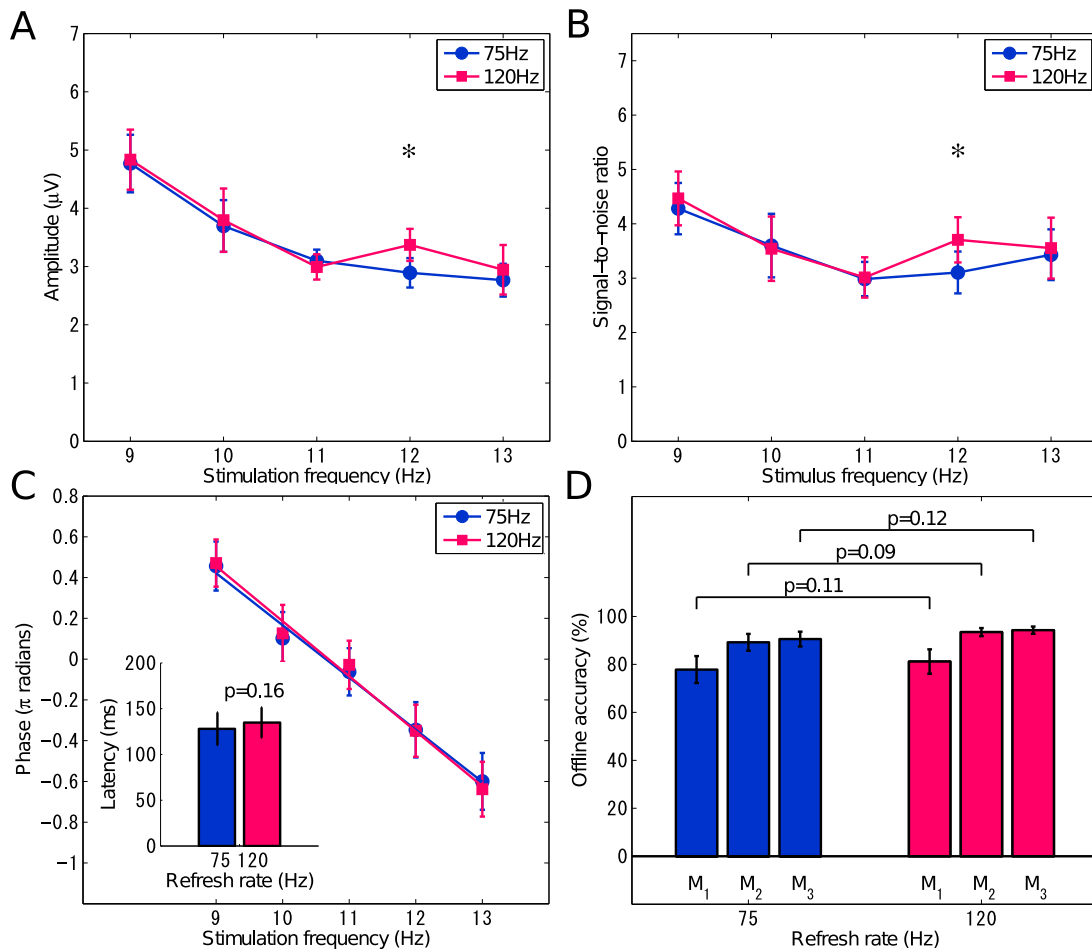


図 5.5 オフライン脳波解析結果

5.3.3 位相と潜時

位相と潜時は Oz 箇所から計測された SSVEP により求めた。図 5.5C に、位相の被験者間平均値を刺激周波数の関数として示した。各リフレッシュレートにおける位相の値は線形回帰モデルにより近似された直線が当てはめられ、これは SSVEP の潜時が刺激周波数に依らず一定であることを示す。また、図 5.5C は線形回帰曲線の傾きとして推定された SSVEP の潜時も示しており、2 種類のリフレッシュレートにおける潜時は 75 Hz では 128 ms、120 Hz では 135 ms であった。これらの結果は、固定周期手法を用いた SSVEP の潜時を示した従来研究の結果と一致している [115, 143]。t 検定の結果、2 種類のリフレッシュレートにおける潜時に有意差は確認されなかった ($p=0.16$)。

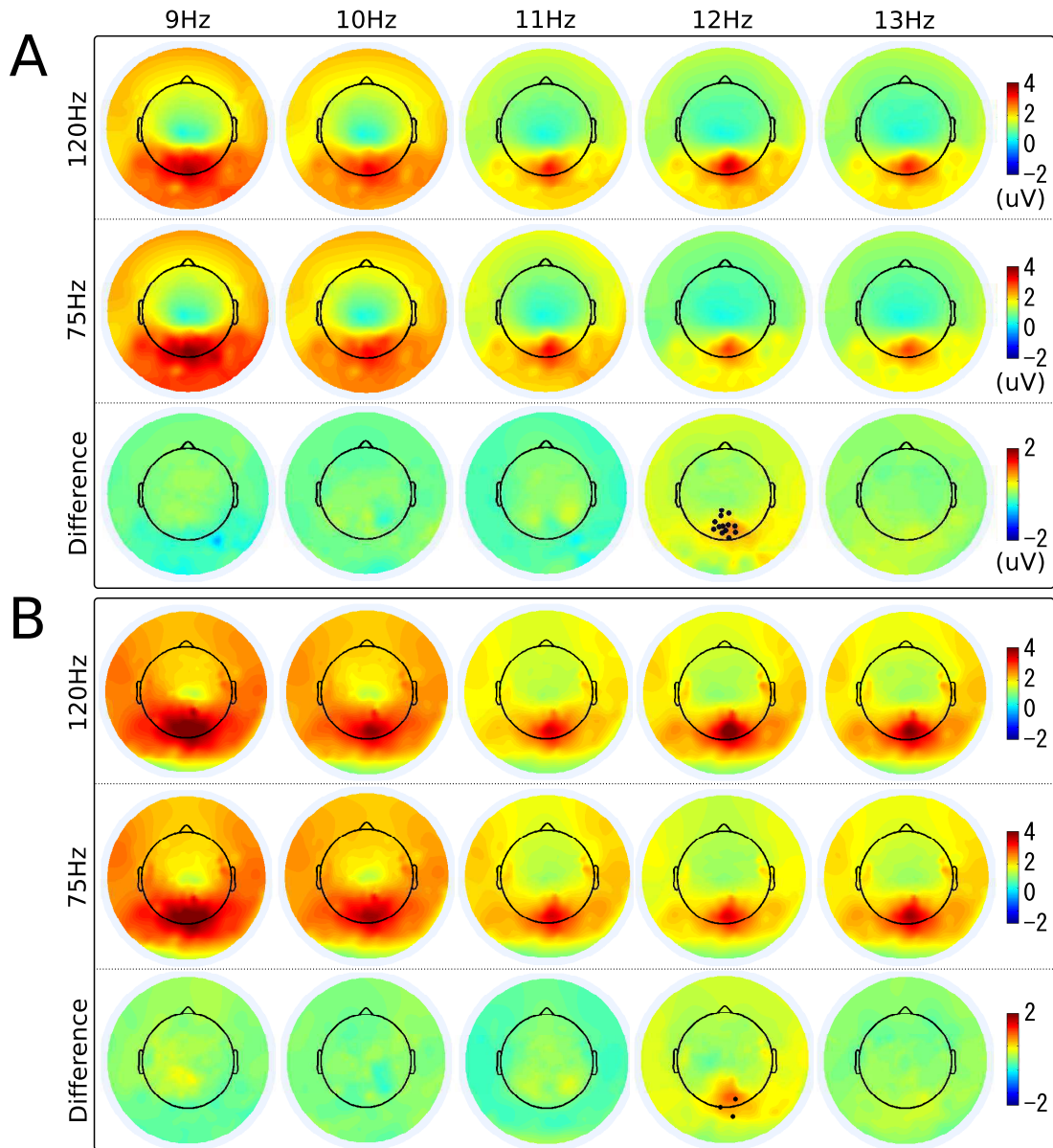


図 5.6 SSVEP 振幅値と SNR の頭皮上分布

5.3.4 振幅値および SNR の頭皮上分布

図 5.6A と図 5.6B は、SSVEP の振幅値と SNR の頭皮上分布を示す。各図の上段は 120 Hz のリフレッシュレートにおける頭皮上分布を示し、中段は 75 Hz のリフレッシュレートにおける頭皮上分布を示す。また、下段は 120 Hz と 75 Hz のリフレッシュレートにおける振幅値および SNR の差に基づく頭皮上分布を示す。全ての条件下において、頭皮上分布は類似しており、後頭部に高い振幅値および SNR を持つことが分かる。刺激周波数

が大きくなるに従い、振幅値および SNR が高い値を示す領域が小さくなる事が分かる。頭皮上分布に示された黒点は、リフレッシュレート間に振幅値および SNR の有意差が確認された電極位置を示す。先で述べたように、12 Hz の SSVEP の振幅値と SNR はリフレッシュレート間において有意差があり、頭皮上分布によると振幅値は 13 個、SNR は 3 個の電極に有意差が存在することが確認された ($p < 10^{-4}$)。他の刺激周波数における頭皮上分布には、リフレッシュレート間に有意差は確認されなかった。

5.3.5 周波数分類精度

表 5.1 に、FFT と CCA に基づく手法を用いて 10 Hz と 12 Hz の SSVEP を分類した結果を示す。ここで、 M_1 は FFT に基づく手法、 M_2 は基本周波数のみを用いた CCA ($N_h = 1$) に基づく手法、 M_3 は基本周波数と第二高調波を用いた CCA ($N_h = 2$) に基づく手法を示す。10 Hz と 12 Hz の視覚刺激は、120 Hz のリフレッシュレート下では固定周期手法により提示され、75 Hz のリフレッシュレート下では周波数近似手法により提示されている。したがって、この 2 クラス分類の精度比較は、刺激提示手法の直接的な比較となる。表 5.1 から、固定周期手法を用いることで周波数近似手法よりも高い分類精度が得られることが分かり、これは 12 Hz の SSVEP の振幅値や SNR は手法間に有意差があるという結果と一致している。FFT に基づく手法では、固定周期手法と周波数近似手法の分類精度はそれぞれ 91.72 % と 92.30 % であり、刺激提示手法間に有意差は認められなかった ($p=0.58$)。CCA に基づく手法を用いた場合は、FFT に基づく手法よりも高い分類精度が得られた (75 Hz vs. 120 Hz, M_2 : 97.33 % vs. 98.96 %, M_3 : 97.95% vs. 99.37 %)。また、FFT に基づく手法の場合と同様に、刺激提示手法間に有意差は確認されなかった (M_2 : $p=0.22$, M_3 : $p=0.29$)。第二高調波を用いることで分類精度を向上できることが示されたが、CCA に基づく手法では全ての被験者において高い分類精度が得られたため、高調波の有無による有意差は認められなかった (75 Hz: $p=0.08$; 120 Hz: $p=0.17$)。表 5.2 に、分類結果の混合行列を示す。FFT に基づく手法では 10 Hz の SSVEP に比べて 12 Hz の SSVEP は高い分類精度が得られたが、CCA に基づく手法では 10 Hz の SSVEP において高い分類精度が示された。

図 5.5D に、全ての刺激周波数 (9-13 Hz) を用いた場合の SSVEP の周波数分類精度を示す。 M_1 を用いた場合の分類精度は、75 Hz と 120 Hz のリフレッシュレート下ではそれぞれ 77.80 % と 81.19 % であり、有意差は認められなかった ($p=0.11$)。一方、CCA を用いることで周波数検出精度は向上した (75 Hz vs 120 Hz: M_2 : 89.20 % vs. 93.46 %, M_3 : 90.55 % vs. 94.27 %)。第二高調波を用いることで分類精度を向上できることが示されたが、75 Hz のリフレッシュレート下では高調波の有無による有意差が認められ ($p=0.03$)、120 Hz のリフレッシュレート下では有意差は認められなかった ($p=0.13$)。FFT を用いた

表 5.1 オフライン周波数分類精度 (10 Hz vs. 12 Hz)

Subject	M_1		M_2		M_3	
	75 Hz	120 Hz	75 Hz	120 Hz	75Hz	120Hz
s1	79.17	86.96	100.00	100.00	100.00	100.00
s2	68.75	67.35	93.75	93.75	95.83	99.37
s3	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
s4	89.80	91.67	85.71	97.92	87.76	100.00
s5	97.92	95.74	97.92	100.00	97.92	100.00
s6	100.00	97.87	100.00	97.87	100.00	97.87
s7	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
s8	100.00	98.00	100.00	100.00	100.00	100.00
s9	83.67	87.50	95.92	97.92	97.96	97.92
s10	97.92	97.92	100.00	100.00	100.00	100.00
Mean±STD	91.72±3.50	92.30±3.16	97.33±1.46	98.96±0.46	97.95±1.22	99.37±0.31

表 5.2 オフライン周波数分類における混合行列 (10 Hz vs. 12 Hz)

	M_1				M_2				M_3			
	75 Hz		120 Hz		75 Hz		120 Hz		75Hz		120Hz	
	10 Hz	12 Hz	10 Hz	12 Hz	10 Hz	12 Hz	10 Hz	12 Hz	10 Hz	12 Hz	10 Hz	12 Hz
10 Hz	90.10	9.90	90.71	9.29	100.00	0.00	100.00	0.00	100.00	0.00	100.00	0.00
12 Hz	6.67	93.33	6.28	93.72	5.38	94.62	2.07	97.93	4.15	95.85	1.23	98.77

表 5.3 疑似オンライン周波数検出精度

Subject	Accuracy (%)	ITR (bits/min)
s1	90.83	92.03
s2	96.67	107.82
s3	84.17	77.01
s4	92.50	96.21
s5	95.00	102.93
s6	100.00	120.00
s7	94.17	100.62
s8	86.67	82.37
s9	100.00	120.00
s10	70.00	51.06
Mean±STD	91.00±9.00	95.00±20.90

手法と同様に、CCA を用いた手法においてもリフレッシュレート間に有意差は認められなかった (M_2 : $p=0.09$, M_3 : $p=0.12$)。これらの結果から、120 Hz のリフレッシュレートを用いることで、75 Hz のリフレッシュレートに比べてわずかに高い周波数検出精度を実現可能であることが示されたが、統計的には同等の値であることが示された。

5.3.6 疑似オンライン BCI 性能

表 5.3 に、疑似オンライン BCI 実験により得られた性能評価結果を示す。疑似オンライン BCI 実験の結果として、 95.0 ± 20.9 bits/min の ITR が得られた (被験者間平均)。また、このとき注視刺激特定精度は 91.0 ± 9.0 % であった。特に、被験者 s6 と s9 は 100% の分類精度を示しており、120 bits/min の ITR を達成した。95.00 bits/min の ITR は、これまでの SSVEP 型 BCI における最高値である [31, 114]。表 5.4 は混合行列であり、すべての周波数において高い分類精度を示していることが分かる。特に、9 - 13 Hz の分類精度は 90% を超えており、これは alpha 帯域 (8 - 13 Hz) における SSVEP の SNR は他の帯域に比べて高いという従来研究の結果と一致している [137]。これらの結果から、周波数近似手法により誘発された SSVEP を用いることで様々な周波数 (8 - 15 Hz) を実現することができ、高い ITR を達成可能な SSVEP 型 BCI の実現可能性が示された。

表 5.4 疑似オンライン周波数検出における混合行列

Input	Output of the simulated online test							
	8 Hz	9 Hz	10 Hz	11 Hz	12 Hz	13 Hz	14 Hz	15 Hz
8 Hz	89.33	2.00	0.67	0.67	4.00	2.00	0.67	0.67
9 Hz	1.33	91.33	2.67	0.67	0.00	2.67	0.67	0.67
10 Hz	1.33	0.00	97.33	0.00	0.67	0.00	0.67	0.00
11 Hz	2.00	0.00	2.00	93.33	1.33	0.00	1.33	0.00
12 Hz	0.00	0.67	0.00	1.33	98.00	0.00	0.00	0.00
13 Hz	8.00	1.33	0.00	0.00	0.00	90.67	0.00	0.00
14 Hz	3.33	1.33	1.33	0.67	4.00	6.67	82.00	0.67
15 Hz	4.00	1.33	0.00	0.00	2.00	1.33	5.33	86.00

5.4 考察

5.4.1 誘発された SSVEP の波形特徴

周波数近似手法を用いた視覚刺激提示手法は、SSVEP 型 BCI において高い周波数解像度の SSVEP を誘発するために有効な手法であることが示されていた [114]。しかしながら、従来の固定周期手法と周波数近似手法により誘発された SSVEP の直接的な特徴比較は行われていなかった。したがって、周波数近似手法の厳密な有効性の検証が必要とされていた。本研究では、2 種類のリフレッシュレートで動作する CRT モニタを用いて固定周期手法と周波数近似手法による視覚刺激を提示し、誘発された SSVEP の計測を行った。ここで、120 Hz のリフレッシュレートにおいては 10 Hz と 12 Hz の視覚刺激は固定周期手法により実現されるが、これ以外の視覚刺激は周波数近似手法により実現される。計測された SSVEP に対して、振幅値、SNR、位相と潜時、頭皮上分布を用いた解析を行うことで、刺激提示手法間の直接的な特徴比較を行った。10 Hz の SSVEP のすべての特徴は、手法間で同等であるという結果が得られた。一方、12 Hz の SSVEP においては、手法により振幅値に有意な差が生じる結果が得られた ($p < 10^{-4}$)。従来研究により特定の周波数の SSVEP には分数調波成分が生じることが示されており、120 Hz のリフレッシュレートを用いることで分数調波成分である 12 Hz の信号が増幅されたと考えられる [144]。また、提案手法により実現された 2 種類のリフレッシュレートにおける 3 種類の SSVEP (9 Hz, 11 Hz, 13 Hz) は、同等な信号特徴を持つことが示された。図 5.5A より、75 Hz のリフレッシュレート下における周波数近似手法により誘発された SSVEP の振幅値は刺激

周波数の増加に伴い滑らかに減少していることから、12 Hz の SSVEP の振幅差は固定周期手法を用いた場合にのみ生じる作用であると考えられる。これらの結果から、周波数近似手法を用いることで様々な周波数の視覚刺激を実現可能であり、誘発される SSVEP は頑健な特徴を持つことが示された。

本研究では、SSVEP の基本周波数に焦点を絞った特徴解析を行ったが、SSVEP の分類では高調波成分を含めた解析が一般に用いられる。したがって、周波数近似手法により誘発された SSVEP の高調波の解析は重要である [26]。9 Hz と 13 Hz の刺激注視時における SSVEP の第二高調波の振幅値は、リフレッシュレート間において同等であることが示された (75 Hz vs. 120Hz, 9 Hz: $2.65 \mu V$ vs. $2.63 \mu V$, $p=0.87$; 13 Hz: $1.11 \mu V$ vs. $1.12 \mu V$, $p=0.82$)。しかしながら、これ以外の刺激周波数に対する第二高調波の振幅値には有意差が確認された (75 Hz vs. 120 Hz, 10 Hz: $1.87 \mu V$ vs. $2.27 \mu V$, $p=0.01$; 11 Hz: $1.52 \mu V$ vs. $1.83 \mu V$, $p=0.02$; 12 Hz: $1.29 \mu V$ vs. $1.62 \mu V$, $p=0.02$)。これは、120 Hz の分数調波 (20 Hz と 24 Hz) と刺激周波数 (10 Hz - 12 Hz) の干渉作用が第二高調波の振幅値を増大させたと考えられる。第二高調波以外にも、周波数近似手法により誘発された SSVEP には、高い振幅値を示す干渉周波数と呼ばれる成分が観測された [145]。しかしながら、これらの干渉周波数成分に関しては、照度センサを用いた視覚刺激間の光強度の比較を行うなど、更なる調査が必要である。

5.4.2 注視刺激特定精度と情報伝達率

本研究では、周波数近似手法と固定周期手法により誘発された 10 Hz と 12 Hz の SSVEP の分類精度の比較を行った。周波数近似手法における分類精度の被験者平均は固定周期手法に比べてわずかに低いことが示されたが、有意差は認められなかった (周波数近似 vs. 固定周期, FFT : 91.72 % vs. 92.30 %, $p=0.58$; CCA : 97.33 % vs. 98.96 %, $p=0.22$)。さらに、本研究では 5 種類の刺激周波数 (9 Hz - 13 Hz, 1 Hz 間隔) の刺激注視時の SSVEP に対して周波数分類を行い、注視刺激の特定精度を求めた。75 Hz における分類精度は 120 Hz に比べるとわずかに低いが、有意差は認められなかった。したがって、周波数近似を用いた提案手法は、分類精度を低下させることなく、選択できる周波数を大幅に増加させることができる。しかしながら、120 Hz のリフレッシュレート下で誘発された 12 Hz の SSVEP は高い SNR を持つため、SSVEP 型 BCI の構築を検討する際は従来手法と提案手法を組み合わせた視覚刺激が有効であると考えられる。

上記の性能評価に加え、本研究では疑似オンライン BCI 実験を行い、8 個の選択肢を持つオンライン BCI システムとしての性能を推定した。疑似オンライン BCI 実験の結果、平均 91.0 ± 9.0 % の分類精度が得られた。同様に 8 個の選択肢を持つ SSVEP 型 BCI を用いた Bakardjian らの研究では、広帯域の刺激周波数から 8 種類の刺激周波数を選択し、

3.4 s/selection の入力速度を示した [146], 本研究では, SNR が高い alpha 帯域から刺激周波数を選択することで, 1.5 s/selection の入力速度を達成した. 理論上は選択肢数の増加, 入力速度の改善, 分類精度の向上により ITR を向上させることができ, 本研究では 95.0 bits/min の ITR を達成した. このように, 周波数近似手法を用いることで刺激周波数の帯域を柔軟に選択することができるため, 選択肢数の増加だけでなく, 分類精度の高い刺激周波数の選択が可能となり, 高速な BCI の実現が可能となる.

5.4.3 干渉周波数成分

先に述べたように, 周波数近似手法により誘発された SSVEP の周波数スペクトルを詳細に観察すると, 基本周波数や高調波以外の成分が生じていることが分かる [145]. 図 5.7A と図 5.7B に, それぞれ 10 Hz と 12 Hz の視覚刺激注視時の EEG の振幅スペクトルを示す. 図 5.7 から分かるように, 75 Hz のリフレッシュレート下では基本周波数と高調波成分以外にも高い振幅値を持つ周波数が存在することが分かる. 例えば, 10 Hz の視覚刺激注視時は 5 Hz, 15 Hz, 25 Hz において, 12 Hz の視覚刺激注視時は 9 Hz, 15 Hz, 33 Hz において高い振幅値が観測された. また, 頭皮上分布から分かるように, これらの成分は主に後頭部に現れており, 視覚刺激を注視することにより誘発されていると考えられる. 本研究では, これらの成分はリフレッシュレートと刺激周波数の干渉により生じたと仮定しており, 干渉周波数と呼ぶ.

干渉周波数成分は SSVEP に付加情報を与えると考えられる. したがって, 次式を参照信号とした CCA に基づく注視刺激特定手法を用いることで, 分類精度を向上可能であると考えられる.

$$Y_f = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f n) \\ \cos(2\pi f n) \\ \vdots \\ \sin(2\pi N_h f n) \\ \cos(2\pi N_h f n) \\ \sin(2\pi f_{i_1} n) \\ \cos(2\pi f_{i_1} n) \\ \vdots \\ \sin(2\pi f_{i_M} n) \\ \cos(2\pi f_{i_M} n) \end{bmatrix}, n = \frac{1}{f_s}, \frac{2}{f_s}, \dots, \frac{N}{f_s} \quad (5.2)$$

ここで, $f_{i_m}, m = 1, 2, \dots, M$ は m 番目の干渉周波数を示す. 実際に, 本手法を用いて全ての刺激周波数 (9 - 13 Hz) から注視刺激周波数を検出した結果, 平均検出精度は $92.82 \pm 6.57\%$ となった. ここでは, 式 5.2 における M を 2 とし, 被験者毎に最も検出率が高くなるように干渉周波数成分を選択した. この結果から, 本手法 (M_4) を用いることで, 式 3.8

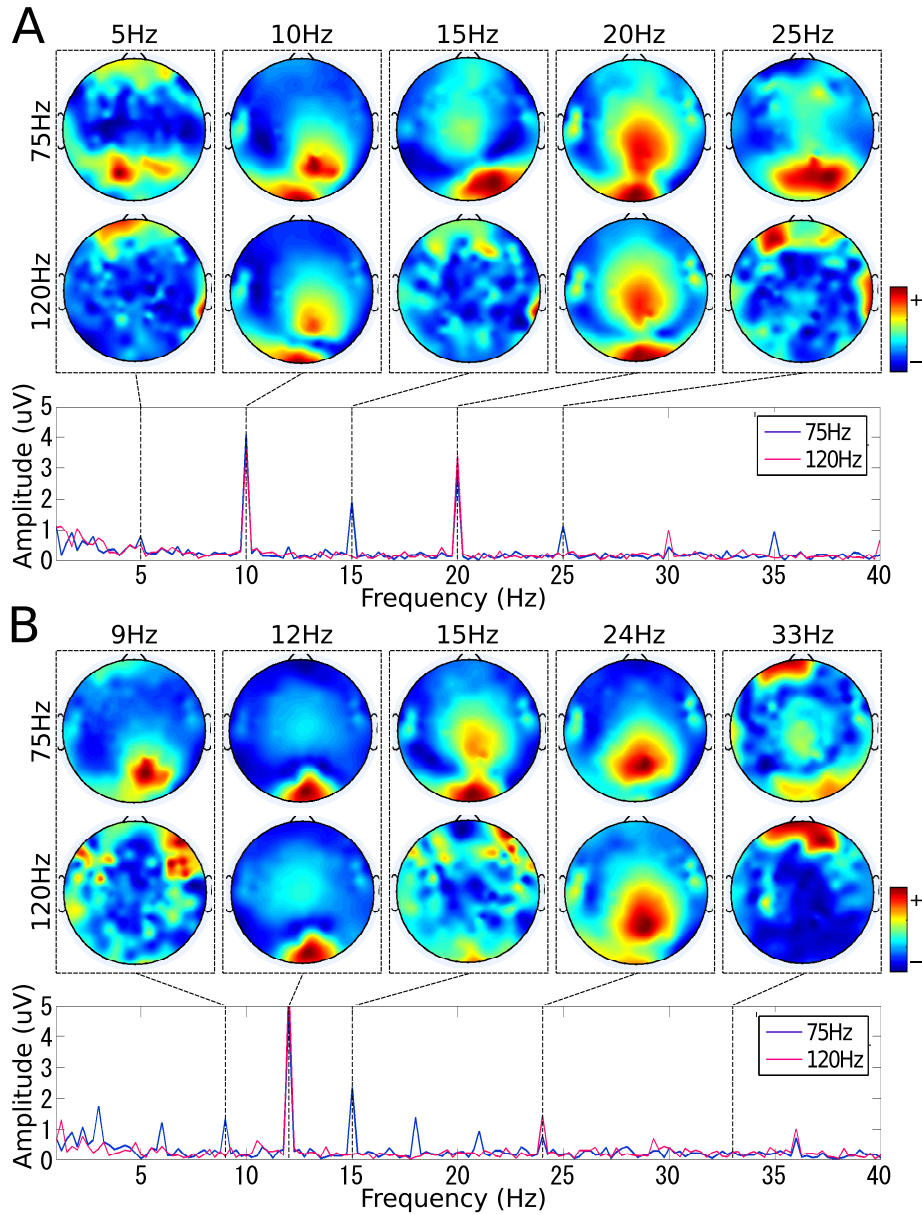


図 5.7 干渉周波数成分と振幅値の頭皮上分布

で定義される従来の参照信号を用いた場合よりも高精度な検出ができることが示された (M_2 vs. M_4 : $p=0.03$, M_3 vs. M_4 : $p=0.048$). したがって、周波数近似手法を用いる場合は、干渉周波数成分を考慮した特徴抽出を検討するべきである。

5.4.4 刺激周波数とリフレッシュレート

本研究では、従来研究により広く用いられている 10 Hz と 12 Hz の刺激周波数を用いて固定周期手法と周波数近似手法の比較を行った。実際、9 Hz, 11 Hz, 13 Hz の刺激周波

数は、固定周期手法を用いて一般的なモニタのリフレッシュレート（60 Hz, 75 Hz, 120 Hz）下に提示することは不可能である。本研究を更に発展させるためには、90 Hz のリフレッシュレートで動作するモニタを用いて固定周期手法により 9 Hz の視覚刺激を提示する方針が考えられる。さらに、LED を用いた刺激提示装置では柔軟な刺激周波数を実現することができるため、様々な刺激周波数における直接比較が可能である。

本研究では、SSVEP 型 BCI において一般に用いられる alpha 帯域の刺激周波数のみを用いた実験を行ったが [26], 周波数近似手法は他の周波数帯域にも適用可能である。近年の研究では、20 Hz 以上の刺激周波数を用いた SSVEP の有効性が報告されている [147, 148]。高周波数帯域の刺激周波数を採用することで注視による眼疲労を軽減できるため、BCI システムの快適性を向上することができる。固定周期手法を用いる場合、高周波数帯域から刺激周波数を選択することは、リフレッシュレートによる制限のために alpha 帯域からの選択に比べて困難である。例えば、60 Hz のリフレッシュレート下では、選択可能な高帯域の周波数は 20 Hz と 30 Hz のみである。対して、周波数近似手法を用いることにより、理論的にはリフレッシュレートの半分までのあらゆる刺激周波数を提示することができる。したがって、高周波数帯域の視覚刺激を用いた SSVEP 型 BCI の実現には、周波数近似手法が不可欠である。また、高周波数帯域を用いる場合、120 Hz などの高いリフレッシュレートのコンピュータモニタが望ましい。周波数近似手法では、固定周期手法により生成可能な近接する 2 つの周波数を用いて近似的にあらゆる周波数を実現している。例えば、22 Hz の刺激周波数を生成する場合、60 Hz のリフレッシュレート下では 20 Hz と 30 Hz の混合により近似され、120 Hz のリフレッシュレート下では 20 Hz と 24 Hz の混合により近似される。したがって、高いリフレッシュレートのモニタを用いることで、より近い周波数による近似が可能であるため、近似精度が向上すると考えられる。

5.4.5 位相情報を含む刺激変調

周波数近似により様々な刺激周波数を選択することができるようになったが、変調可能な刺激数の更なる増加手法として位相情報を組み込むことが考えられる。刺激提示時刻から SSVEP が発生するまでの時間は一定であることが知られており、異なる位相を持つ同一周波数の複数の視覚刺激により、視覚刺激と同一の周波数と位相を持つ SSVEP を誘発することができる [26, 149, 150]。このように位相情報と周波数情報を組み合わせることで刺激周波数の数を増やし、ITR を向上した研究が報告されている [115]。本研究では、周波数近似手法により得られた SSVEP の振幅値や SNR の解析に加え、位相と潜時の解析も行った。結果から、潜時は刺激周波数に依らず一定であり、約 130 ms であることが示された。これは固定周期手法により誘発された SSVEP の潜時とほぼ同等の結果である。したがって、式 5.3 のように周波数近似手法により生成された視覚刺激に位相情報を組み

込むことで、位相による分類が可能な SSVEP が誘発可能であると考えられる。

$$c(f, \phi, i) = \text{square} \left[2\pi f \left(\frac{i}{\text{RefreshRate}} \right) + \phi \right] \quad (5.3)$$

ここで、 ϕ は位相を示す。この方法では、近似的にあらゆる周波数と位相を実現することができ、SSVEP 型 BCI における視覚刺激の数を大幅に増加させることができる。

5.4.6 周波数近似手法の応用例

周波数近似を用いた視覚刺激提示手法により、様々な刺激周波数を選択できるようになった。したがって、高い ITR を達成可能な多コマンド BCI への応用が期待される。例えば、コンピュータのマウスカーソルを 8 方向へ操作するシステム [146] や 12 個の選択肢から成る電話番号入力システム（数字 10 個、Backspace, Enter）[111]、30 個以上の選択肢が必要な文字入力システム（英字 26 個、Backspace, Space, Enter, Shift）[151] などが考えられる。また、周波数近似手法は従来の視覚刺激数を増加するために用いられていた手法（Dual-frequency method [152]、Mixed frequency-phase method [115]）にも用いることができ、より選択肢数を増加できる可能性がある。さらに、リフレッシュレートの低い携帯端末やタブレット型端末などの画面上に刺激を提示する際にも提案手法は有効である [79,81]。周波数近似手法を用いた SSVEP 型 BCI には様々な応用例が考えられるが、視覚神経科学の研究にも利用することができる。例えば、様々な周波数で点滅する光刺激注視時の脳活動を調べる研究や多くの視覚情報から知覚したい情報のみを選択する（選択的注視）能力の診断にも用いることができる [153]。

5.5 結言

本章では、SSVEP 型 BCI における選択肢数を増加させるために、周波数近似を用いた視覚刺激変調手法の有効性を検証した [154,155]。従来の固定周期手法では提示可能な刺激周波数は限られていたが、周波数近似手法を用いることで刺激の周波数解像度を大幅に向上することができる。実際、コンピュータモニタのリフレッシュレートの半分までのあらゆる周波数を実現可能である。周波数近似手法と固定周期手法により誘発された SSVEP の特徴を比較した結果、手法に依らず頑健な SSVEP を誘発できることが確認された。また、周波数近似手法を用いた疑似オンライン BCI 実験を行った結果、高速かつ高精度に SSVEP を検出することができ、95.00 bits/min の ITR を実現した。

周波数近似手法により誘発された SSVEP の潜時は、視覚刺激の点滅時刻に対して一定であることが示された。したがって、位相を変化させた複数の視覚刺激を用いることで、位相情報によりタグ付けられた SSVEP を誘発することができる。このようにして、周波

数情報だけでなく位相情報を付加することで選択肢数の更なる増加が可能となると考えられる。次章では周波数と位相情報を用いた刺激提示手法を提案し、多選択肢が必要な文字入力のための BCI へ応用する。

第 6 章

周波数-位相近似手法を用いた高速 SSVEP 型 BCI

6.1 緒言

第 1 章で述べたように、EEG を用いた BCI は様々な分野の研究者に注目されており [1, 156, 157]、過去数十年の間に性能は飛躍的に向上した。SSVEP 型 BCI の性能は、(1) 視覚刺激提示方法、(2) 視覚刺激への情報付与方法、(3) 注視刺激特定手法の 3 つの要因に依存する。第一に、頑健で信頼性のある VEP を誘発するためには、安定かつ正確な刺激提示を行う必要がある。一般に、SSVEP 型 BCI における刺激の数は、モニタのリフレッシュレートにより制限されるが、第 5 章で示した周波数近似手法を用いることでこの問題は解決できる [114, 158, 159]。次に、視覚刺激への情報付与は、BCI システムを設計する上で重要な役割を担う。第 3 章で述べたように VEP 型 BCI には t-VEP, f-VEP, c-VEP, s-VEP の 4 種類が存在し、これらは無線通信技術として利用されている時分割多元接続方式 (TDMA: Time division multiple access) や周波数分割多元接続方式 (FDMA: Frequency division multiple access)、符号分割多元接続方式 (CDMA: Code division multiple access)、空間分割多元接続方式 (SDMA: Space division multiple access) に相当する [27]。無線通信技術の場合と同様に、効果的な符号化方法を用いることで VEP の SNR を向上させることができ、刺激間の分離可能性を高めることができる。第三に、高速な BCI を実現するためには、効果的な注視刺激特定手法が必要となる。近年、CCA を用いた多チャンネル EEG 解析手法は広く SSVEP 型 BCI の研究において用いられている [31, 125]。単チャンネル EEG のパワースペクトル密度 (PSD: Power spectrum density) に基づく手法と比べると、注視刺激特定精度を大幅に向上可能であることが示された [125]。CCA に基づく手法は近年の研究によりさらに改良されている [160–162]。

本研究では、ITR の向上を目的とした SSVEP 型 BCI を提案する。近年報告されてい

る SSVEP 型 BCI の研究における ITR の多くは 60 bits/min 以下である [31]. このように SSVEP 型 BCI の ITR は近年飛躍的に向上しているが, 更なる改善の余地があると考えられる. 前章で示した通り, 周波数だけでなく位相情報を組み込んだ視覚刺激を利用することで, 視覚刺激の数を増加させることが可能となる [115]. しかしながら, 従来の注視刺激特定手法では位相情報を検出することはできないため, 周波数と位相を同時に検出する手法の提案が必要となる. このように, 最適な視覚刺激提示方法, 情報付与方法, 注視刺激特定手法を用いることで, 高性能な SSVEP 型 BCI を実現することができる. 本研究では, 40 文字/min の速度で入力可能な SSVEP 型 BCI を提案する. 提案システムでは, 8 種類の周波数情報 (8 - 15 Hz, 1 Hz 間隔) と 4 種類の位相情報 (0, 90, 180, 270 度) を持つ計 32 個の視覚刺激を用いた. 短時間 (高速) に EEG の周波数と位相情報を捉えるために, 本研究ではユーザ特有の学習データを参照信号として利用する CCA に基づく注視刺激特定手法を提案する. 本研究の新規性は, (1) 周波数-位相近似手法を用いた視覚刺激提示手法の提案, (2) 多選択肢 (32 個) BCI の設計, (3) 学習データを用いた CCA に基づく注視刺激特定手法の提案である.

6.2 方法

6.2.1 周波数-位相近似手法

前章で述べたように, コンピュータモニタ上に視覚刺激を提示することで色や点滅パターンなどの刺激パラメータを柔軟に変更することができるが, 実現可能な周波数はリフレッシュレートにより制限される. 周波数近似手法を用いることでこの制限は解決され, リフレッシュレートの半分までのあらゆる周波数を持つ視覚刺激をコンピュータモニタ上に提示できるようになった [79, 113, 114]. これまでの研究において, 周波数近似手法により提示された SSVEP の位相と潜時は頑健であり, 9 - 13 Hz (1 Hz 間隔) の SSVEP の潜時は 140 ms 前後であることが示された [155]. この結果から, 周波数近似を位相領域へ拡張可能であると考えられる. つまり, 同一周波数かつ位相の異なる視覚刺激は, 刺激位相に応じた位相を持つ SSVEP を誘発することができる. したがって, 周波数だけでなく位相情報を付加した視覚刺激が設計でき, これは提示可能な視覚刺激数を大幅に増加することができる. 近似周波数に位相情報を加えた符号列 $c(f, \phi, i)$ は次式により定義される.

$$c(f, \phi, i) = \text{square} \left[2\pi f \left(\frac{i}{\text{RefreshRate}} \right) + \phi \right] \quad (6.1)$$

ここで, $\text{square}[\cdot]$ は 50 % デューティ比の矩形波を, f は刺激周波数, ϕ は位相, i はフレーム番号を示す. 理論的には, 周波数-位相近似手法によりあらゆる周波数 (リフレッシュレートの半分まで) と位相 (0 - 360 度) を実現可能である. 図 6.1A に, 75 Hz のリ

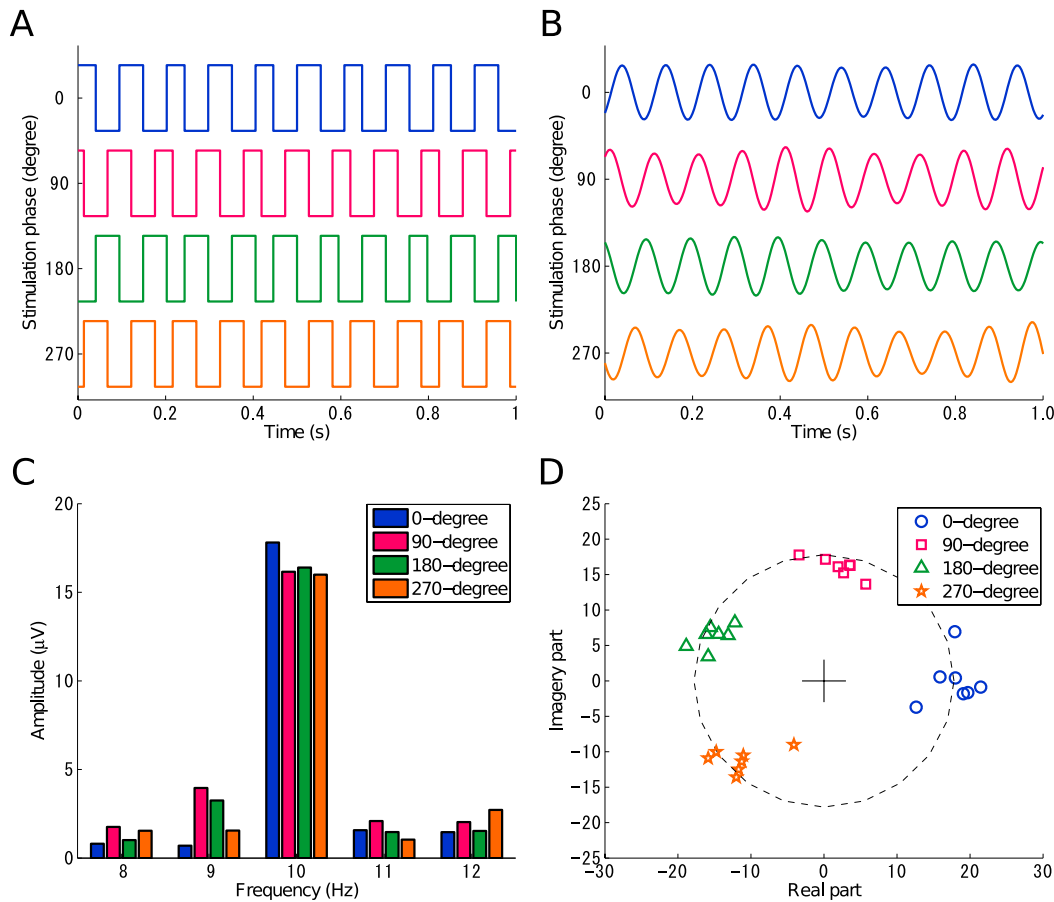


図 6.1 (A) 刺激変調符号列と (B) 誘発された SSVEP, (C) 振幅スペクトル, (D) 複素スペクトル

フレッシュレート下において周波数-位相近似手法により生成された 4 種類の位相 (0, 90, 180, 270 度) を持つ 10 Hz の符号列を示す。さらに, 図 6.1B より, 光駆動により周波数-位相情報は正確に SSVEP に現れていることが分かる [163].

6.2.2 脳波解析手法

式 6.1 により生成された刺激符号列により, 特定の周波数と位相を持つ視覚刺激を提示することができる。誘発された SSVEP の周波数と位相は, FFT により求められた複素スペクトルから得ることができる。振幅スペクトル値と位相スペクトル値は, 各スペクトルの刺激周波数における値として得ることができる。したがって, SSVEP の振幅 $A_x(f)$ と

初期位相 $\phi_x(f)$ は次式により求められる.

$$A_x(f) = \text{abs} \left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) e^{-j2\pi(\frac{f}{f_s})n} \right] \quad (6.2)$$

$$\phi_x(f) = \text{angle} \left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) e^{-j2\pi(\frac{f}{f_s})n} \right] \quad (6.3)$$

ここで, $x(n)$ は単チャンネル EEG, f は刺激周波数, f_s はサンプリング周波数, n はサンプル点, N はデータ長を示す. さらに, 第 5 章と同様の解析手法 (式 3.6) により, 刺激提示から SSVEP が発生するまでの潜時 t を求めた.

6.2.3 注視刺激特定手法

6.2.3.1 CCA と PSD に基づく手法

SSVEP から周波数情報と位相情報を求める最も単純な手法は, 周波数検出と位相検出の 2 段階処理を行う手法である. 本研究では, まず, CCA に基づく手法により刺激周波数を特定し, 次に FFT により位相を求め, 注視刺激の特定を行った. CCA に基づく周波数の特定手法は, 3.4.3.3 節で述べた通りである. CCA により特定された周波数における複素スペクトル値を計算することで SSVEP の初期位相を求め [31, 125], 学習データから得られた位相の参照値と比較することで位相検出を行った [115].

周波数検出では, まず多チャンネル EEG である \mathbf{X} と式 3.8 に示す参照信号 \mathbf{Y}_f 間の正準相関係数 $CCA(\mathbf{X}, \mathbf{Y}_f)$ を求め, 正準相関係数を最大にする f を刺激周波数と特定した. ここで, 参照信号 \mathbf{Y}_f は, 刺激提示に用いた周波数 (8 - 15 Hz, 1 Hz 間隔) の数だけ用意した. 周波数検出の後, 後頭部の電極から 1 箇所を選択し, 特定された周波数における単チャンネル EEG の複素スペクトルを求めた. さらに, 予め求めた学習データの刺激周波数における複素スペクトル値と新たに入力された EEG の複素スペクトル値の内積を求め, 最も高くなる視覚刺激を注視刺激であると特定した.

6.2.3.2 学習データを用いた CCA に基づく手法

本研究では, SSVEP の学習データを参照信号とした CCA に基づく注視刺激特定手法を提案した. 学習データを参照信号とすることで, 周波数検出と位相検出を独立に行う必要がなく, 1 段階の処理により注視刺激を特定できる.

提案手法では, 参照信号 $\hat{\mathbf{X}}_k$ は学習データ \mathbf{X}_k ($k = 1, 2, \dots, K$) の時間平均を求めることで得られる. K は視覚刺激数を示す. また, CCA により得られた空間フィルタ (式 3.16 における \mathbf{W}_x) を適用した検証データ \mathbf{X} と参照信号 $\hat{\mathbf{X}}_k$ の相関係数を注視刺激特定のための特徴量として利用した. 本研究では, SNR を向上させるための空間フィルタとして (1) 検証データ \mathbf{X} と学習データに基づく参照信号 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 間の正準係数 $\mathbf{W}_{\mathbf{X}\hat{\mathbf{X}}}$, (2) 検証データ \mathbf{X} と

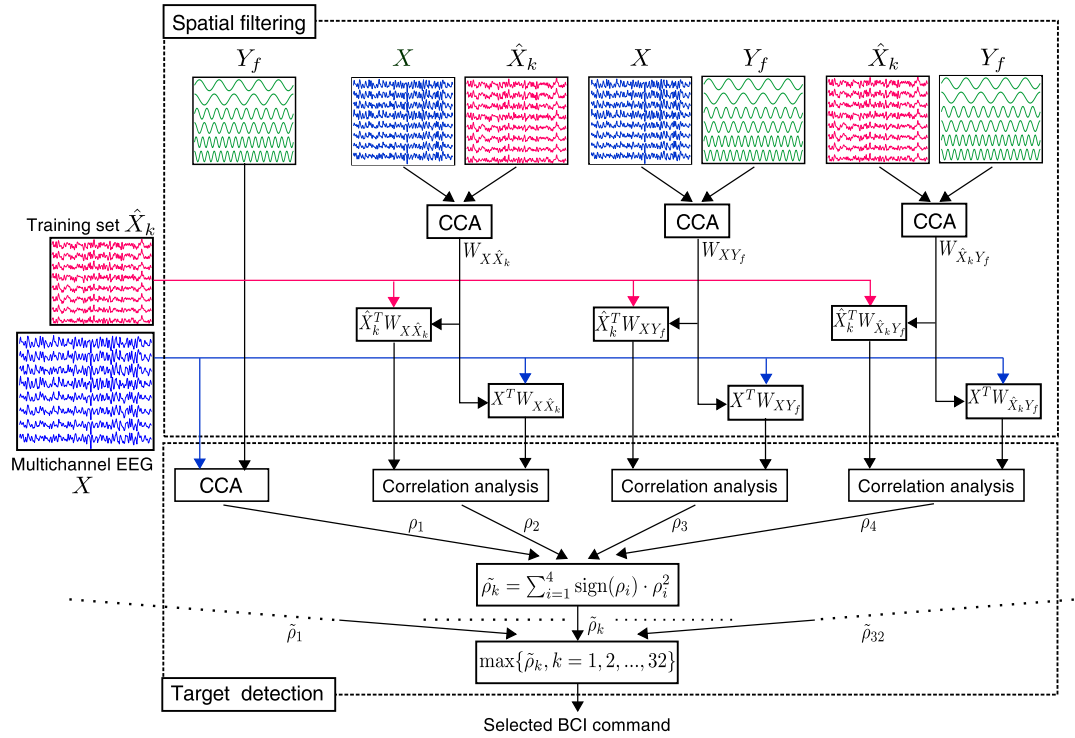


図 6.2 提案手法のフローチャート

三角関数に基づく参照信号 \mathbf{Y} 間の正準係数 \mathbf{W}_{XY} , (3) 学習データに基づく参照信号 $\hat{\mathbf{X}}_k$ と三角関数に基づく参照信号 \mathbf{Y} 間の正準係数 $\mathbf{W}_{\hat{X}_k Y}$ の 3 種類を導入した. 図 6.2 に, 提案手法による注視刺激特定手法の処理の流れを示す. 注視刺激は, 学習データに基づく参照信号と新規に入力された信号 (検証データ) 間の相関係数が最大になる刺激として特定される. 従来手法における三角関数に基づく参照信号と検証データの正準相関係数は, 位相を区別する能力はないが, 周波数の特定には効果がある. したがって, 本研究では 3 種類の空間フィルタにより得られた相関係数に, 上述の正準相関係数を加えた 4 種類の特徴量を考慮した.

さらに本研究では, 上記の 4 種類の特徴量を組み合わせた統合分類器を提案した. まず, 上述の特徴量を示す相関ベクトル ρ を次式により定義した.

$$\rho = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \rho_3 \\ \rho_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho \\ \rho(\mathbf{X}^T \mathbf{W}_{X\hat{X}_k}, \hat{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}_{X\hat{X}_k}) \\ \rho(\mathbf{X}^T \mathbf{W}_{XY_f}, \hat{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}_{XY_f}) \\ \rho(\mathbf{X}^T \mathbf{W}_{\hat{X}_k Y_f}, \hat{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}_{\hat{X}_k Y_f}) \end{bmatrix} \quad (6.4)$$

ここで, $\rho(a, b)$ は a と b の間のピアソンの相関係数を示す. 次に, 次式に示す重み付き

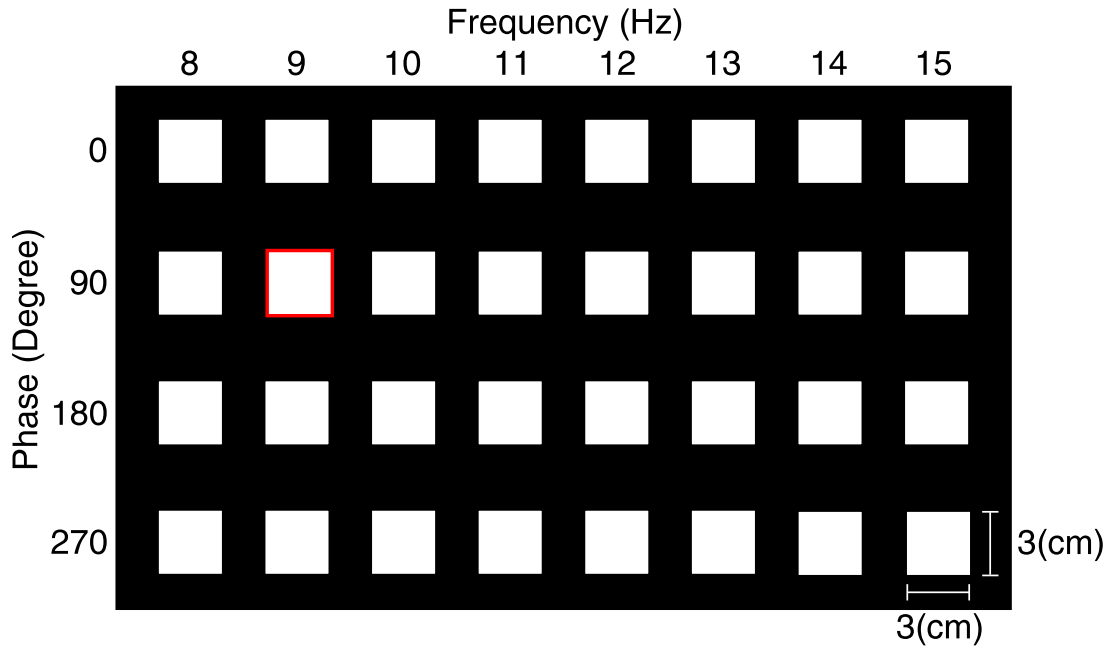


図 6.3 刺激提示装置

相関係数 ρ を特徴量とすることで、先述した特徴量を統合した手法となる。

$$\tilde{\rho} = \sum_{i=1}^4 \text{sign}(\rho_i) \cdot \rho_i^2 \quad (6.5)$$

ここで、 sign は検証データと学習データ間の負の相関係数による分類可能性を保つために利用した (e.g., 0 度と 180 度, 90 度と 270 度)。提案手法では、この特徴量 $\tilde{\rho}$ を最大にする参照信号に対応した視覚刺激が注視刺激として特定される。

6.2.4 脳波計測実験

6.2.4.1 実験 1：オフライン脳波計測実験

周波数-位相近似手法による視覚刺激により誘発された EEG を計測、解析するために、オフライン実験を行った。この実験では、24 インチの LCD モニタ (Dell S2409W, Dell Inc.) 上に 32 個の視覚刺激を提示した。モニタのリフレッシュレートは 75 Hz とした。図 6.3 に示すように、視覚刺激は 3 × 3 cm の正方形であり、2 つの刺激間の距離を 3 cm (縦) と 2 cm (横) として 8 × 4 の行列として配置した。各列はそれぞれ 8 種類の周波数 (8 - 15 Hz) を示し、各行はそれぞれ 4 種類の位相 (0, 90, 180, 270 度) を示す。ここで、全ての視覚刺激は、式 6.1 に述べた周波数-位相近似手法により生成された。また、刺激提示プログラムは MATLAB の Psychophysics Toolbox extensions を用いて実装した [134]。

本研究では、平均年齢 23 歳の 13 名の男女 (男性：10 名, 女性：3 名) による実験を

行った。全ての被験者は、慶應義塾大学倫理委員会により承認された同意書に署名し、実験データや個人情報の取り扱い方針に了承済みである。被験者はモニタから 70 cm 離れた椅子に座り、同時に点滅する 32 個の視覚刺激からランダムに指定された 1 個を 4 s 間注視した。1 セッションの中で 32 個全ての視覚刺激を順に注視した。また、セッション間に数 min の休憩を挟み、合計 7 セッションの実験を行った。被験者が注視すべき視覚刺激は、刺激提示プログラムにより指示される。まず、モニタ上の注視すべき位置に 3 × 3 cm の赤い矩形枠が 0.5 s 間表示される。このとき、点滅刺激は表示されておらず、被験者はこの間に視線を注視位置へ移動させる。次に、点滅刺激が 4 s 間提示され、被験者は点滅が消えるまで注視を続けた。点滅が終わると、次に注視すべき位置に矩形枠が移動し、ユーザは上記の行為を繰り返し行った。EEG は主に後頭部に貼付された 16 個の電極 (FPz, F3, F4, Fz, Cz, P1, P2, Pz, PO3, PO4, PO7, PO8, O1, O2, Oz) により計測され、脳波計 g.USBamp (g.tec medical engineering GmbH) により 512 Hz のサンプリング周波数で記録した。注視刺激や視線移動の時間を示す 8 bits のデジタル信号が刺激提示プログラムにより生成され、イベントトリガーとして EEG と同時に計測した。計測された EEG はイベントトリガーに従い 4 s 間のエポックに分割され、特徴解析や注視刺激特定手法の検証に用いられる。

6.2.4.2 実験 2：疑似オンライン BCI 実験

刺激提示手法や注視刺激特定手法を含む提案システムのオンライン性能を評価するために、第 5 章と同様に疑似オンライン BCI 実験を行った。実験はオフライン EEG 計測実験と同じ 13 名の被験者に対して行われた。本実験は、視覚刺激の点滅時間を 1 s 間、視線移動時間を 0.5 s 間とするオンライン BCI を想定して行われた。また、32 個のコマンドをオンライン入力する実験を想定し、刺激提示プログラムによりランダムに指示された順に 32 個の視覚刺激を注視する実験内容とした。各被験者は、32 個のコマンドを入力する実験を 2 回行った。計測条件は、オフライン EEG 計測実験のときと比べて、刺激の点滅時間 (実験 1：4 s 間、実験 2：1 s 間) 以外は同じとした。

6.2.5 脳波解析と性能評価

オフライン EEG 計測実験と疑似オンライン BCI 実験では、全ての EEG データエポックは式 3.1 に示す CAR と通過周波数 7 - 50 Hz の無限インパルス応答 (IIR: Infinite impulse response) フィルタが適用される。視覚系の反応の遅れを考慮し、オフライン EEG 計測実験と疑似オンライン BCI 実験にて計測されたデータエポックは、0 を刺激の点滅が開始した時点とすると、それぞれ [0.12 s 4.12 s] と [0.12 s 1.12 s] の区間を切り出した。つまり、オフライン実験において分類精度を最大にする区間として、120 ms の遅れを適用

した。また、CCA における過学習を防ぐために、後頭部の 8 個の電極 (PO3, PO4, PO7, PO8, POz, O1, O2, Oz) を用いて解析を行った。CCA を用いた周波数検出における三角関数に基づく参照信号では、高調波成分の数を 3 ($N_h=3$) とした。さらに、CCA を用いた注視刺激特定手法における位相検出には、Small Laplacian 法による前処理を行った Oz 箇所の単チャンネル EEG を用いた。

計測された EEG データエポックは、先述の提案手法により分類される。オフライン EEG 計測実験では、Leave-one-out 交差検証法 (LOOCV: Leave-one-out cross validation) により分類精度を推定した。ここで分類に使用されたパラメータおよび学習データは疑似オンライン BCI 実験における EEG 解析にも適用される。本稿では、分類精度に加えて式 1.1 で定義される ITR による性能評価も行った。

6.3 結果

6.3.1 位相と潜時

図 6.1 に、4 種類の位相 (0, 90, 180, 270 度) を持つ 10 Hz の刺激変調符号列 (図 6.1A) と誘発された SSVEP (図 6.1B) の例を示す。刺激は 75 Hz のリフレッシュレートで提示されていると想定している。図 6.1C は、誘発された SSVEP の振幅スペクトルを示す。この図から、異なる位相を持つ全ての SSVEP において 10 Hz に振幅ピークが生じていることが分かる。図 6.1D に示す SSVEP の複素スペクトルは、4 種類の位相に対応したクラスターが存在することを示している。これらの結果は、周波数-位相近似手法により、

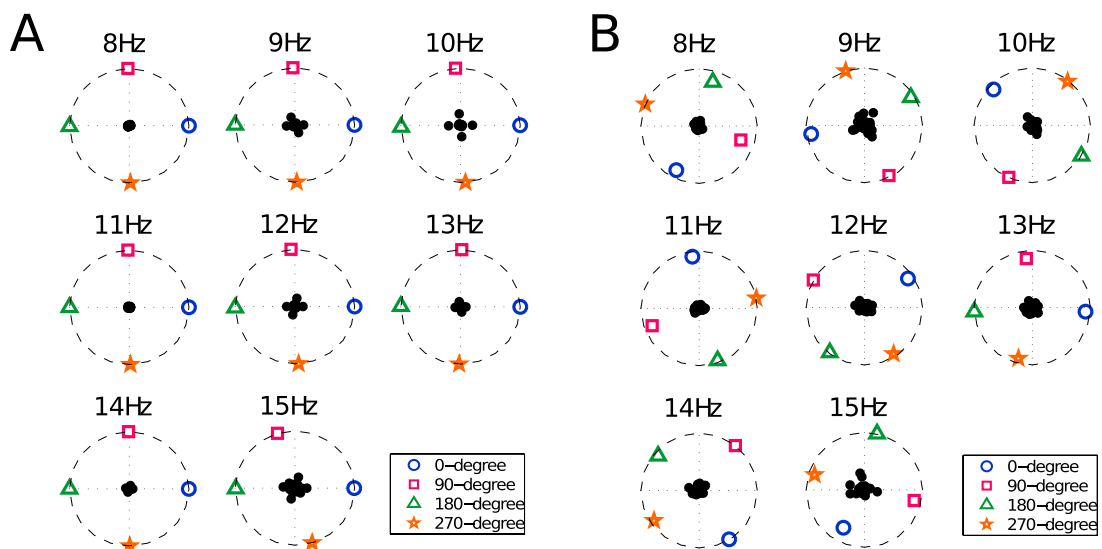


図 6.4 各周波数における (A) 刺激変調符号列と (B)SSVEP の複素スペクトル

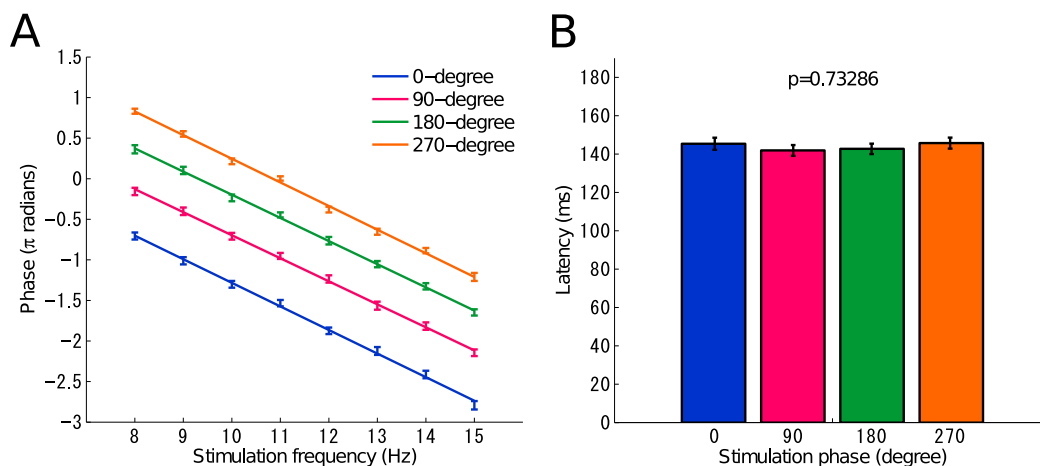


図 6.5 誘発された SSVEP の (A) 位相と (B) 潜時

所望の周波数と位相を持つ SSVEP を誘発できることを示す。したがって、この手法により SSVEP 型 BCI における視覚刺激の数を柔軟に増減させることができる。図 6.4A と図 6.4B は、刺激変調符号列と誘発された SSVEP の被験者間平均の刺激周波数における複素スペクトルを示す。ここに示す SSVEP は、CAR により空間フィルタリングされた Oz 箇所 EEG を用いたものである。理想的には、注視刺激に対する複素スペクトル値は同程度の振幅値を持ち、それぞれ 0, 90, 180, 270 度の位置に現れると予想される。一方、非注視刺激に対する複素スペクトル値はほぼゼロの振幅値を持つことが予想される。近似手法により得られた符号列には周波数や位相の誤差が見られるが、それぞれは互いに異なる周波数と位相を示している。誘発された SSVEP の複素スペクトルは、刺激変調符号列の場合と同様の傾向を示している。符号列と SSVEP 間の違いは視覚系の遅れから生じたものであり、この遅れ時間（潜時）は式 3.6 により推定可能である。図 6.5 は、誘発された SSVEP から推定された位相と潜時を示す。図 6.5A は、位相の被験者間平均を刺激周波数の関数として 4 種類の刺激位相それぞれについて示したものである。全ての周波数-位相曲線は同等な傾きを持つ線形回帰モデルに当てはまり、これは SSVEP の潜時が一定であることを示している。図 6.5B は、線形回帰モデルの傾きから推定された SSVEP の潜時を示す。4 種類の刺激位相に対する SSVEP の潜時は、それぞれ 144ms, 141ms, 142ms, 145ms であった。推定された潜時は、従来研究により示された結果と一致する [115, 143]。一元配置分散分析 (ANOVA: Analysis of variance) の結果、異なる刺激位相における潜時の間には有意差は確認されなかった ($p=0.73$)。これらの結果から、適切な機械学習の処理を行うことで、SSVEP の周波数と位相を正しく分類できる可能性が示された。

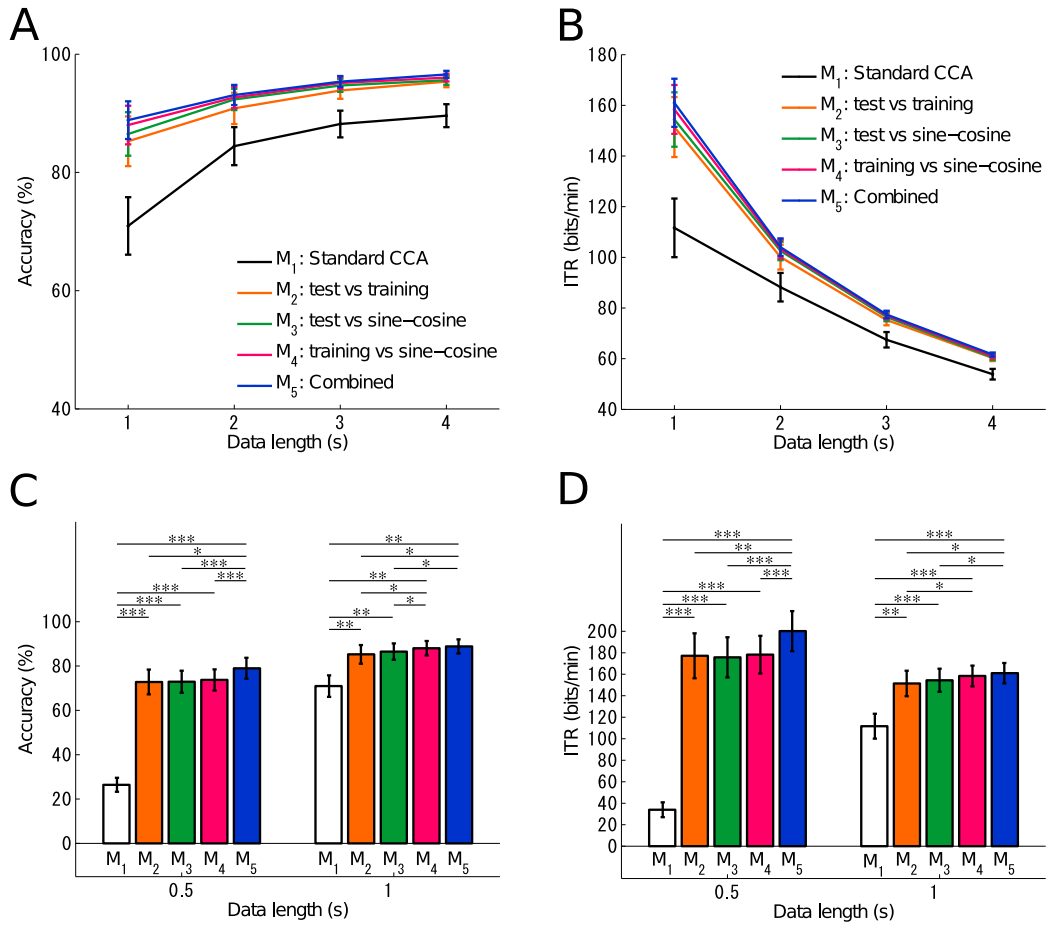


図 6.6 オフライン注視刺激特定精度

6.3.2 オフライン BCI 性能

図 6.6A はオフライン実験における注視刺激特定精度の被験者平均を、図 6.6B は ITR の被験者平均をそれぞれ示す。これらの結果は、1 - 4 s に分割されたエポックに対して 5 種類の CCA に基づく手法を用いて計算された。図 6.6 において、M₁ は CCA に基づく周波数検出と PSD に基づく位相検出の 2 段階手法を、M₂ は検証データと学習データから生成された空間フィルタを用いた提案手法を、M₃ は検証データと三角関数に基づく参照信号から生成された空間フィルタを用いた提案手法を、M₄ は学習データと三角関数に基づく参照信号から生成された空間フィルタを用いた提案手法を、M₅ はこれらを組み合わせた提案手法を示す。これらの結果から、4 種類の提案手法 (M₂, M₃, M₄, M₅) は全てのデータ長において M₁ よりも高い分類精度と ITR が得られることが示された。特に、統合分類器である M₅ を用いることで、最も高い分類精度と ITR が得られることが分かる。1 s のデータ長において、分類精度は $70.95 \pm 17.53\%$ から $88.84 \pm 11.48\%$ まで増加

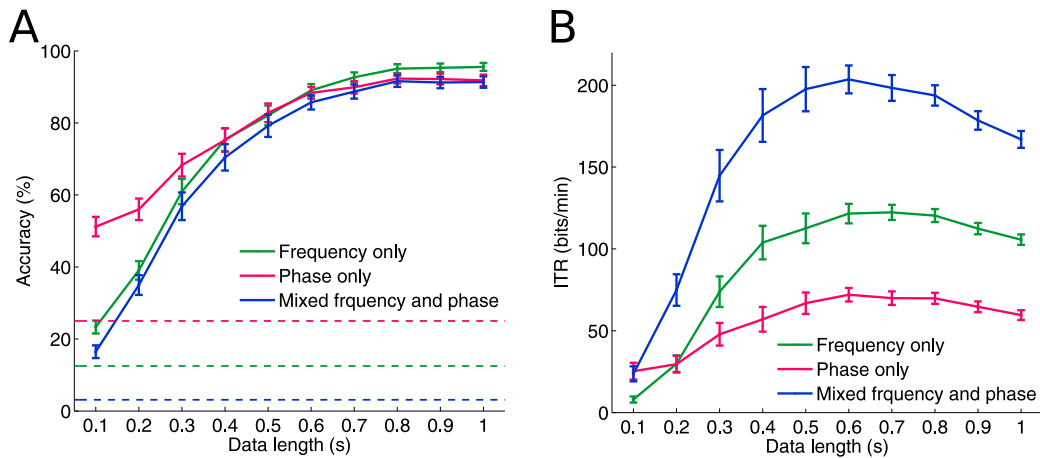


図 6.7 疑似オンライン BCI 実験における (A) 注視刺激特定精度と (B) ITR

し (M_1 vs. M_5 , $p < 10^{-3}$), ITR は 111.65 ± 41.75 bits/min から 161.00 ± 34.23 bits/min まで増加した (M_1 vs. M_5 , $p < 10^{-5}$). 全てのデータ長において比較的高い分類精度 (>88%) が得られたことから, データ長が短い 1 s の場合に最も高い ITR が得られた. 式 1.1 から分かるように, データ長が長い場合, 多少の精度向上は大幅な ITR の減少を引き起こす. 例えば, 1 s の場合に比べて 2 s のデータを用いることで分類精度は 4.26 % 増加可能だが (88.84 ± 11.48 % vs. 93.10 ± 6.16 %, $p < 0.05$), ITR は 161.00 ± 34.23 bits.min から 104.03 ± 12.49 bits/min に減少してしまう ($p < 10^{-6}$). これらの結果は, 1 s のデータ長が高い ITR を持つオンライン BCI システムを構築するために最適であることを示している.

注視刺激特定手法の更なる比較のために, 0.5 s と 1 s のデータを用いた場合の各手法における分類精度と ITR を計算した. 図 6.6C と図 6.6D に示すように, いずれの場合も提案手法 (M_2 , M_3 , M_4 , M_5) の分類精度と ITR は M_1 に比べて有意に高いことが示された. 0.5 s のデータ長の場合, 提案手法の優位性はさらに顕著に現れている. 特に, M_1 の分類精度は提案手法に比べて有意に低く (M_1 vs. M_2 : $p < 10^{-5}$; M_1 vs. M_3 : $p < 10^{-5}$; M_1 vs. M_4 : $p < 10^{-6}$; M_1 vs. M_5 : $p < 10^{-6}$), 一方, M_5 の分類精度は他の手法に比べて有意に高いことが分かる (M_5 vs. M_1 : $p < 10^{-6}$; M_5 vs. M_2 : $p < 10^{-3}$; M_5 vs. M_3 : $p < 10^{-5}$; M_5 vs. M_4 : $p < 10^{-4}$). M_2 , M_3 , M_4 の間には分類精度に有意差は認められなかった (M_2 vs. M_3 : $p = 0.75$; M_2 vs. M_4 : $p = 0.85$; M_3 vs. M_4 : $p = 0.50$). これらの結果から, CCA に基づく空間フィルタを用いた提案手法の有効性が示された.

6.3.3 疑似オンライン BCI 性能

表 6.1 は疑似オンライン BCI 実験により得られた被験者毎の分類精度と ITR を示す. 表では, 周波数分類精度 (8 クラス分類) と位相分類精度 (4 クラス分類), 周波数-位相

表 6.1 疑似オンライン BCI 性能評価

Subject	Accuracy (%)			ITR (bits/min)
	Frequency	Phase	Mixed	
s1	96.88	93.75	92.19	168.70
s2	93.75	90.62	90.62	163.47
s3	93.75	95.31	93.75	174.12
s4	93.75	92.19	92.19	168.70
s5	96.88	90.62	90.62	163.47
s6	96.88	93.75	92.19	168.70
s7	100.00	95.31	95.31	179.79
s8	100.00	96.88	96.88	185.78
s9	89.06	78.12	78.12	126.34
s10	100.00	98.44	98.44	192.26
s11	95.31	85.94	85.94	148.70
s12	98.44	96.88	96.88	185.78
s13	87.50	85.94	84.38	144.03
Mean±std	95.55±3.98	91.83±5.68	91.35±5.69	166.91±18.50

分類精度 (32 クラス分類) の結果をそれぞれ区別して示している。3 種類の全ての分類精度において、被験者間平均値は 90 % を超える高い値が得られた (周波数: 95.55 ± 3.98 %, 位相: 91.83 ± 5.68 %, 周波数-位相: 91.59 ± 5.69 %)。一般に、周波数分類は位相分類よりも高精度に行うことができ、3 名の被験者からは 100 % の周波数分類精度が得られた。1 試行の長さが 1.5 s であることから、これらの分類精度は高い ITR を示し、周波数-位相分類では被験者間平均 166.91 ± 18.50 bits/min の ITR が得られた。周波数検出と位相検出それぞれの ITR の平均は、それぞれ 105.64 ± 11.55 bits/min と 59.55 ± 10.85 bits/min であった。ここで、図 6.8 に各視覚刺激に対する注視刺激特定精度を示す。図から分かるように、刺激周波数が高帯域であるほど注視刺激特定精度は低く、これは従来研究の結果と一致する [155]。

図 6.7 は異なるデータ長を用いた場合のオンライン BCI 性能の推定結果を示す。図中の実線はそれぞれ分類精度と ITR を示しており、破線はチャンスレベルを示す。図 6.7A は、データ長が 0.1 s から 1 s へ増えるに従い分類精度が増加することを示している。ここで、各エポックは刺激提示から SSVEP 発生までの 120 ms の遅れを考慮して抽出されている。すなわち、0.1 s のエポックとは、刺激提示の時間を 0 s とすると 0.12 s 後から 0.22

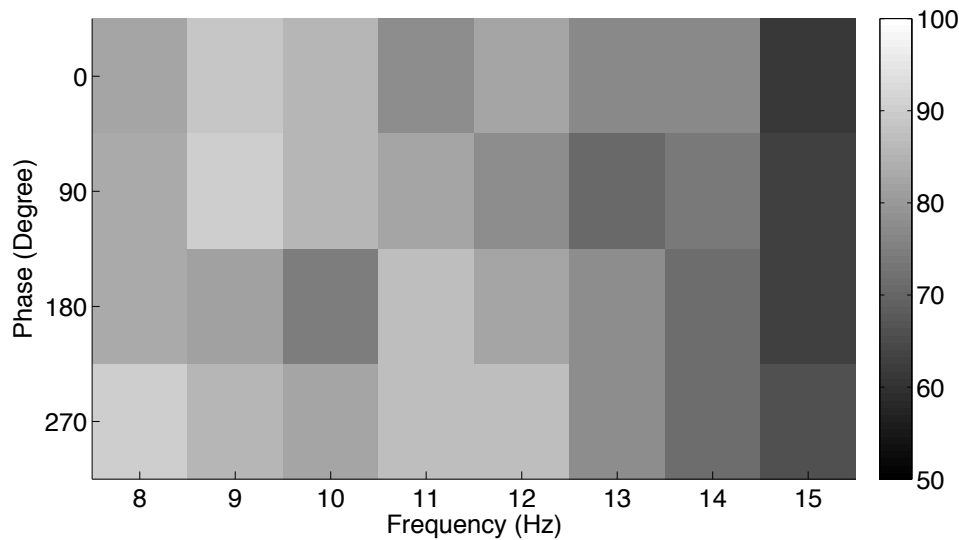


図 6.8 各視覚刺激に対する注視刺激特定精度 (%)

s 後までを抽出したものとなる。結果から、短いデータ長のエポックにおいても、3 種類の分類精度はそれぞれチャンスレベルを上回っていることが分かる。図 6.7B より、短いデータ長のエポックを用いて検出時間を短縮することで、分類精度は低下するが ITR を向上可能であることが分かる。この現象は周波数検出、位相検出、周波数-位相検出全てにおいて共通である。最も高い ITR は、0.6 s のエポックの場合に得られた（周波数-位相： 203.56 ± 30.74 bits/min, 周波数： 121.58 ± 21.47 bits/min, 位相： 72.01 ± 14.96 bits/min）。実際、分類精度と ITR にはトレードオフがあり、オンライン BCI システムを構築するには目的に応じて最適値を選択する必要がある。

6.4 考察

6.4.1 情報伝達率

BCI の評価において ITR は広く用いられてきた [1, 164]。本研究では、13 名の被験者に対して疑似オンライン BCI 実験を行った結果、平均 166.91 ± 18.50 bits/min の ITR が得られた。ITR の最大値と最小値はそれぞれ 192.26 bits/min (s10) と 126.34 bits/min (s9) であった。我々の知見では、 166.91 ± 18.50 bits/min の ITR はこれまでに報告されてきた EEG を用いた BCI の中で最高値であり、これは過去に c-VEP 型 BCI の研究で得られた ITR の最高値である 144 bits/min を大きく上回る結果である [32]。

従来、周波数と位相情報を組み合わせた SSVEP 型 BCI の研究では、本研究と同様の疑似オンライン BCI 実験により 66.5 bits/min の ITR を示した [115]。本研究は従来研究に

比べ、(1) 視覚刺激数の増加 (32 vs. 15), (2) 注視刺激特定に要する時間の短縮 (1 s vs. 2 s), (3) 多チャンネル手法の使用 (CCA vs. bipolar), (4) 学習データを用いた CCA に基づく注視刺激特定手法の使用などの理由により 100 bits/min 以上の大幅な性能改善を達成することができた。本研究で提案した周波数-位相近似手法は、コンピュータモニタを用いた場合でも多数の視覚刺激を提示することを可能にする。解析の結果、この近似手法により誘発された SSVEP は、高い周波数-位相解像度 (周波数: 1 Hz, 位相: 90 度) を持ち、適切な機械学習手法により分類できる性質を持つことが示された。また、学習データと CCA に基づく空間フィルタを用いた提案手法は、1 s の短いデータ長においても 90 % 以上の高い分類精度を実現可能であることが示された。

本研究では、SSVEP 型 BCI の既存研究に比べて高い性能を達成した。CCA に基づく手法を用いた初のオンライン BCI システムの研究では、58 bits/min の ITR が示された [31]。100 bits/min の高い ITR を達成した先行研究は、周波数近似を用いた研究である [155]。本研究は、周波数近似手法を拡張して位相情報を加えたものであり、SSVEP の持つ情報量の大幅な増加を実現した。この結果として、これまでの研究において最高性能を誇っていた c-VEP 型 BCI システムよりも高い ITR を達成した [27,28,32]。しかしながら、データ長や符号列長などのパラメータを最適化することで c-VEP 型 BCI の性能を向上させる余地があると考えられるため、これらの BCI システムの直接比較を行う必要がある。

本提案システムは高い ITR を達成したが、更なる改善の余地がある。図 6.7 から分かるように、0.6 s のデータ長を用いることで、ITR を 203.56 ± 30.74 bits/min まで向上可能であることが分かる。特に、最も高い値を示した被験者 (s8) の ITR は 262.17 bits/min であった。実際には、データ長を被験者毎に適応的に決定する手法を用いることで、注視刺激特定に要する時間を減らすことができる [111]。個人差を考慮し個人に特有なパラメータ (電極位置, 高調波成分, バンドパスフィルタ) を決定することで、更なる性能向上が期待される。一方、視覚刺激数の増加も、ITR を増加させる有効な手段の 1 つである。周波数と位相の解像度を向上させることで、この目的を達成できる。さらに、視線移動の時間を減少させることにより、ITR を向上させることができる。実際、ユーザが訓練することにより、視線移動時間を減少させることができる。Chen らの研究では 0.3 s の視線移動時間を考慮しており、本研究で用いた 0.5 s の視線位相時間を短縮可能であることを示している。これらのパラメータは、高性能な BCI システムを実現するために慎重に選択されるべきである。上述のパラメータ最適化を行うことで、60 文字/min の速度で入力可能な BCI システムを実現可能であると考えられる。

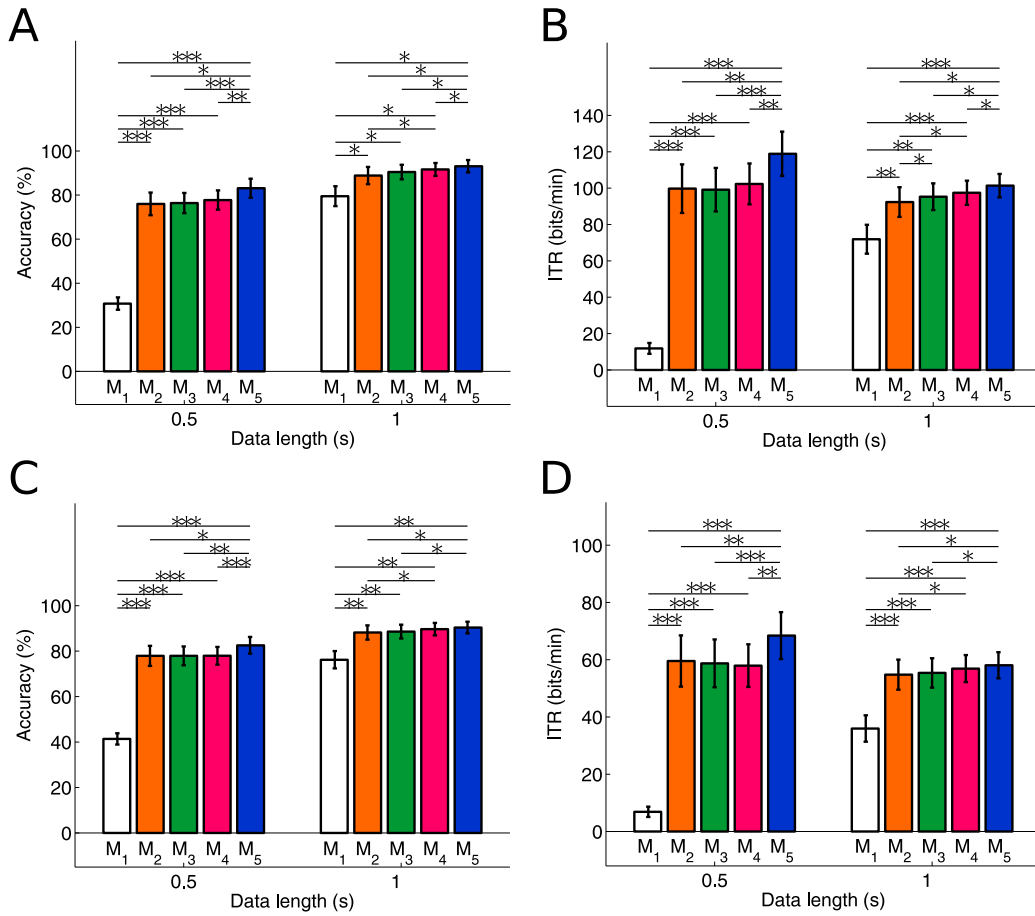


図 6.9 周波数特定精度と位相特定精度

6.4.2 学習データを用いた手法の有効性

本研究における提案手法は、BCI システムの性能向上のための重要な役割を担う。提案手法について詳しく考察するために、本研究では周波数分類精度と位相分類精度における提案手法と従来の CCA に基づく手法の比較を行った。図 6.9 に、0.5 s と 1 s のエポックに対して 5 種類の分類手法を適用した場合の周波数検出と位相検出における分類精度と ITR を示す。この結果は、CCA の参照信号に学習データを導入することで周波数検出と位相検出の両方の分類精度を向上可能であることを示している。特に、位相検出精度の向上は顕著に現れている。1 s のエポックを用いた場合、位相検出精度は 14.15 % (M_1 : 76.20 %, M_5 : 90.35 %, $p < 0.005$) 向上し、周波数検出精度は 13.60 % (M_1 : 79.50 %, M_5 : 93.10 %, $p < 0.05$) 向上した。0.5 s のエポックを用いた場合でも、提案手法の分類精度は高く、CCA に基づく手法に比べて有意に高い値を達成した (M_5 vs. M_1 ; 周波数 : 83.10 % vs. 30.77 %, $p < 10^{-6}$; 位相 : 82.55 % vs. 41.38 %, $p < 10^{-8}$)。

提案手法を用いることで周波数検出や位相検出精度が向上する理由は次のように考えられる。(1) 時間領域における特徴量としては、三角関数による参照信号に比べて SSVEP の学習データの方がより良い特徴付けが可能であるということが実証されている。Zhang らは SSVEP の学習データを用いて周波数検出を行う Multi-way CCA (MCCA) を提案し [160,162], Pan らは位相を考慮した三角関数と学習データを参照信号として周波数検出を行う手法を提案した [161]。これらの手法は従来の CCA に基づく手法に比べて周波数検出精度を改善することができる。図 6.9 に示すように、提案手法は三角関数を参照信号とした従来の CCA に基づく手法よりも高い周波数検出精度を達成している。(2) 提案手法では、正準相関ではなく、空間フィルタを適用した EEG 信号間の相関係数を特徴量として用いている。正準相関では検証データと参照信号の相関が正值になるように重みが決定されるため、位相が 180 度異なる 2 つのクラスを分類することはできない。検証データと参照信号間の相関係数ではこのような場合は負値となる。一方、CCA に基づく空間フィルタにより 1 次元信号へ次元削減した検証データと参照信号間の相関係数を用いることで、同周波数かつ位相が 180 度異なる 2 クラス分類も可能になる。この処理により、位相の正確な検出が可能になる。(3) 提案手法では異なる 3 種類の空間フィルタを用いることで、検証データと参照信号間の相関係数の推定を改善している。さらに、これらに加えて通常の CCA による特徴量を組み合わせた統合分類器を提案した。図 6.6 に示すように、統合分類器の分類精度は他の手法に比べて最も高く、周波数と位相の同時検出に有効であることが分かる。最も重要な結果として、0.5 s のような短いデータ長においても高い分類精度を達成できることが挙げられる。通常の CCA に基づく手法に比べて提案手法の分類精度は高く、両者の平均値には有意差が存在した (分類精度: 78.98 % vs. 26.41 % ; ITR: 200.14 bits/min vs. 33.92 bits/min, $p < 10^{-6}$)。したがって、提案手法を用いることで、1 s 以内に文字入力が可能なる BCI システムを構築することが可能となる。

注意すべき点として、注視刺激特定に必要な学習データを取得するために、実利用の前に EEG 計測を行う必要がある。周波数検出のみであれば通常の CCA に基づく手法を用いれば学習データを事前に取得する必要はない。しかしながら、SSVEP における位相の個人差は比較的高く、高精度に位相検出を行うためには学習データを利用した手法が望ましい。実利用を考えると、提案手法を用いるために事前に計測すべき学習データ数を検証することは重要である。図 6.10 に、学習データ数と分類精度と ITR の関係を示す。概して、学習データ数が増加するに従い、性能は増加することが分かる。学習データ数の増加による性能改善は、周波数検出よりも位相検出において顕著にみられる。5 試行分以上の学習データを使用することにより、160 bits/min 以上の高い ITR を得ることができる (5 試行: 161.34 bits/min, 6 試行: 164.20 bits/min, 7 試行: 166.91 bits/min)。本研究では 1 試行に 1.5 s を要するシステムを想定しているため、5 試行分の学習データを計測するには 5 min 程度の予備実験が必要となる。

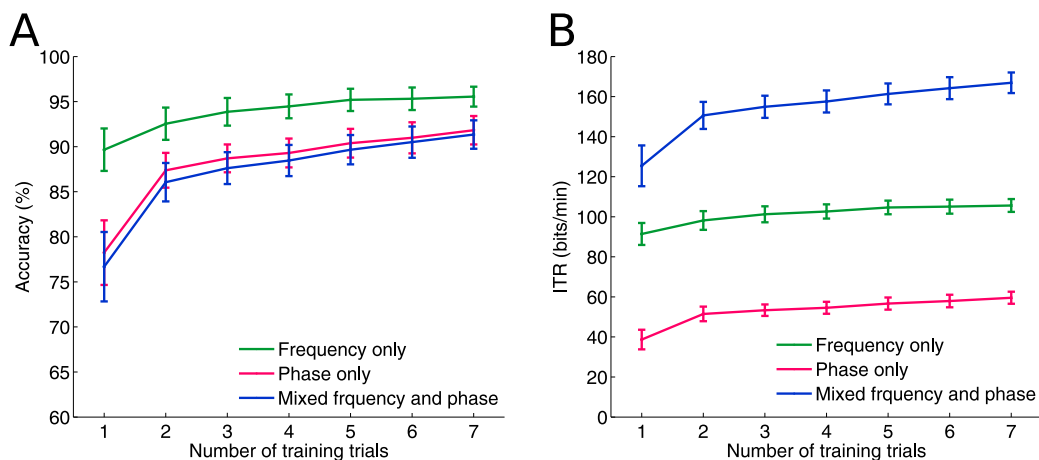


図 6.10 学習データ数と注視刺激特定精度

6.4.3 実用的な BCI の実現における課題

本研究では疑似オンライン BCI 実験を用いた性能評価を行った。この方法はこれまでの研究においても広く用いられている [116, 161, 165]。本質的には、疑似オンライン BCI 実験で得られた知見は容易にオンラインシステムへ適用して実装することができる。しかしながら、オンラインシステムにより得られた BCI 性能はデータ転送の遅れやデータ処理時間、フィードバックの提示による効果など、様々な要因の影響を受ける。さらに、オンラインシステム使用中の入力誤りなどに関連したユーザの生理、心理変化が評価に影響を与える可能性がある。ユーザに対して訓練の時間を用意することで、これらの影響を押し返さえることができると考えられる。また、本研究では 20 代の被験者を用いたが、SSVEP の振幅や潜時は被験者の年齢によって変化することが報告されている [166]。1991 年の Porciatti らの報告では、低周波数帯域の視覚刺激による誘発された高齢者の SSVEP は、振幅が小さく、潜時は長くなる。したがって、様々な年齢の被験者で実験を行い、提案した BCI システムの有効性を検証する必要がある。

実際に文字入力装置を実装するために、次の問題について考慮する必要がある。第一に、非同期 BCI システムを構築する必要がある。つまり、文字入力状態と休憩状態を判別し、自動で切り替える機構が必要となる。この問題に最も簡単な解決策は、スイッチ型インタフェースの導入である [25]。本研究では、第 4 章に示した随意性瞬目検出手法を利用したスイッチ型インタフェースを導入することにより、この問題に対処可能である。第二に、VEP 型 BCI では視覚刺激を注視することによる眼疲労や不快感が生じるため、これを軽減する必要がある。視覚刺激に対する眼疲労や不快感は刺激パラメータを調節することにより改善できる。例えば、高周波数帯域 [147] や高デューティ比 [167] の視覚刺激は、

眼疲労や不快感の軽減に有用であることが示されている。第三に、実用性を考慮した携帯型 BCI システムを構築する必要がある。日常生活における実用性を向上させるためには、携帯端末や無線通信技術を用いた BCI システムの実現が不可欠である [79, 86, 168].

6.4.4 周波数-位相近似手法の応用可能性

本研究では、32 個の視覚刺激を用いた SSVEP 型 BCI を用いて、周波数-位相近似手法や注視刺激特定手法の有効性を検証した。P300 や c-VEP を用いた文字入力システム [32, 35] などと比べ、提案システムは高速な入力が可能であることが示された。1.5 s で 1 個の注視刺激を特定することができ、これは 1 min 間に 40 文字の入力が可能であることに相当する。このことから、提案システムの入力速度が視線追跡装置やタッチパネルなどによる入力装置に匹敵すると考えられる。また、文字入力装置の他にも多くの入力コマンドを要するインタフェースとしての応用が可能である。例えば、電話番号入力装置や多くの関節を持つ機械の制御などが考えられる。

本研究で提案した注視刺激特定手法は、入力コマンドの少ない SSVEP 型 BCI へも適用できる [106]。例えば、2 種類の周波数 (例: 10 Hz と 15 Hz など) と 2 種類の位相 (例: 0 度と 180 度など) を用いた 4 個の視覚刺激を持つシステムでは、提案手法による注視刺激特定手法が有効である。このような場合、注視刺激特定のためのデータ長を 0.5 s 以下に短縮できると考えられる。数 100 ms 程度の速度での入力の実現すれば、高速入力を求める多くのシステムへ応用できる。例えば、周波数-位相でタグ付けされた物体に対する視覚的注意は、ほぼリアルタイムで追跡することができる [169]。高速 BCI は、肢体不自由者の行動やコミュニケーション支援だけでなく、健常者に対するヒューマンコンピュータインタフェースとしての利用が期待される [170, 171]。また、本研究で提案された技術は、SSVEP を用いた視覚神経科学への応用も期待される。例えば、多くの視覚情報から知覚したい情報を選択する (選択的注視) 能力に関する研究などにおいて利用可能である [142, 153]。これらに基づき、提案手法は SSVEP を用いた選択的注視に基づくあらゆる BCI システムへ応用可能であると考えられる [160, 172, 173].

6.5 結言

本章では、周波数近似手法を拡張し、位相情報を付加することにより、SSVEP 型 BCI における視覚刺激数を大幅に増加させる手法を提案した [174]。この周波数-位相近似手法を用いることで、視覚刺激と同じ周波数や位相を持つ SSVEP を誘発することができる。したがって、適切な機械学習手法を用いることで、SSVEP の周波数と位相を検出することができ、これらの特徴に関連付けられた情報を BCI のコマンドとして利用することが

できる。本研究では、周波数と位相を検出する手法として、学習データを用いた CCA に基づく手法を提案した。提案手法では、学習データと検証データの相関係数を特徴量として用いることで、正確な周波数と位相の検出を可能とした。このように多選択肢かつ高精度な BCI の性能評価をした結果、166.91 bits/min という既存研究の中で最高値の ITR が実現できることが示された。

提案システムは、文字入力装置に必要な選択肢数および性能を達成可能である。しかしながら、本研究で行われた性能評価は疑似オンライン BCI 実験のみであるため、オンライン BCI システムを構築して性能評価を行う必要がある。また、視覚刺激を注視することによる眼疲労や不快感を軽減することも重要な研究課題である。今後は、上記の課題を解決することにより、実用性の高い BCI システムの実装を行う。

第7章

結論

本研究では、実環境下における文字入力のための BCI を提案し、BCI システムの非同期化および ITR を向上するための視覚刺激提示手法や信号処理手法を提案した。従来の BCI 研究では工学的な機能補填やコミュニケーション支援が必要な ALS や筋ジストロフィーなどの神経筋難病患者を対象としており、健常者に対しても有用かつ魅力的な BCI は未だ実現されていなかった。BCI の潜在ユーザを肢体不自由者だけでなく健常者へ拡大させ、需要が増加することで、BCI システムの販売会社や研究者が増加し、BCI に関する市場と研究の間に好循環が生じると考えられる。これを実現するためには、高性能かつ簡便に利用できる BCI を提案し、健常者に対する BCI の有用性を示す必要がある。文字入力を可能にするためには少なくとも 32 個の選択肢（英字 26 種類、Backspace、Space、Enter、Shift、Period、Comma）が必要であり、キーボードやタッチパネルに匹敵するためには 1 - 1.5 s/selection 程度の高速な入力速度が望ましい。BCI システムにおける選択肢数や通信速度、精度はシステムの性能を評価する上で重要な指標となり、これらの総合的な評価指標である ITR を用いると、上記の目的を達成するためには 170 bits/min 程度の ITR が望まれる。従来研究では符号変調された VEP を用いることで 2.1 s/selection の通信が可能な高速 BCI を実現したが、タッチパネルに匹敵するほど高速な通信は未だに達成されていない。本研究では各視覚刺激に対して多くの情報を付与し、短いデータ長の EEG による高精度な特徴抽出を可能にすることで、通信速度および ITR の向上を実現した。具体的には、近似的に実現された周波数および位相により情報が付加された視覚刺激の提示手法を提案し、この手法により誘発された VEP に正確に周波数-位相情報が付与されていることを示した。また、学習データを用いた信号処理手法を提案し、短いデータ長の EEG からの高精度な周波数-位相情報の抽出を実現した。さらに、EOG により随意性瞬目を検出する手法を提案し、BCI システムの稼働状態と休止状態を切り替えるためのスイッチ型インタフェースとして応用することで、非同期 BCI システムを実現した。

第4章では、無意識的な瞬目と区別して随意性瞬目であるダブルブリンクとウィンク

を EOG を用いて検出し、スイッチ型インタフェースへ応用する手法を提案した。従来の EOG による瞬目検出法では振幅値を特徴量として用いるのに対して、提案手法では瞬目時の EOG の波形形状を特徴量として用い、EOG の振幅や持続時間の個人差の影響に頑健な随意性瞬目検出を実現している。ウイंक時の EOG の振幅は個人差だけでなく試行間差が大きく適切な閾値を決定することは困難であったが、RBF カーネルを用いた SVM や提案手法により試行間差の影響を受けない高精度な検出を実現した。シミュレーションでは対象となる被験者以外の学習データから抽出した波形形状を用いた場合の提案手法による瞬目分類精度を求めた結果、高精度な分類精度を達成した。したがって、個人差の影響を受けない特徴量の抽出に成功し、提案手法を用いることで新規ユーザでも随意性瞬目によるスイッチ型インタフェースを利用可能であることが示されたと考えている。

第5章では、コンピュータモニタにより提示可能な周波数の解像度を向上し、選択肢数を増加させる方法として周波数近似手法を提案した。コンピュータモニタ上に提示可能な周波数はリフレッシュレートにより制限されていたが、周波数近似手法では周期を可変にすることで近似的に様々な周波数が実現できる。本手法により誘発された SSVEP を解析した結果、振幅値や SNR、位相と潜時は従来手法により誘発された SSVEP とほぼ同等であり、SSVEP 型 BCI としての応用可能性が示された。さらに、疑似オンライン BCI 実験の結果、選択肢数を増加可能であるにもかかわらず高速かつ高精度に SSVEP を検出可能であり、ITR を向上させる可能性が示された。また、SSVEP に付加された位相情報が頑健な特性を持つことから、周波数近似手法を拡張して位相情報を付加することにより、選択肢数をさらに増加できる可能性が示された。

第6章では、周波数情報だけでなく位相情報を付加した SSVEP を誘発するための周波数-位相近似手法を提案した。本手法により周波数または位相の異なる 32 種類の視覚刺激をコンピュータモニタ上に提示させることに成功し、文字入力への応用可能性の検証を行った。一般に SSVEP の周波数や位相解析に用いられる FFT に基づく手法では、解析に用いる電極を 1 つ選択する必要があるため情報量が少なく、周波数-位相検出精度は選択された電極に左右される。一方、多チャンネル EEG の学習データと新規データの正準相関を特徴とした提案手法を用いることで、電極選択の必要がなく、情報量も増加するため高精度な分類ができることが示された。これらの提案手法を用いた疑似オンライン BCI 実験の結果、167 bits/min の ITR を達成し、既存研究において提案された BCI の中で最も高速な BCI の実現に成功した。

本研究において提案した VEP 型 BCI は、1.5 s/selection の通信速度を実現し、従来研究における ITR の最高値を更新した。これは 1 min 間に約 40 個の文字入力を可能にする速度であり、健常者がタッチパネルにより文字入力を行う速度に匹敵する。したがって、BCI が健常者にとっても有用であることが示され、潜在ユーザの拡大が期待される。また、本研究で提案した BCI は文字入力を対象としていたが、他のアプリケーションへの

応用も可能である。例えば、ユーザの周辺環境に存在する家電機器などの操作入力を BCI の選択肢へ割り当てることで、環境操作のための BCI が実現できる。この場合、選択肢数が多いほど、多くの機器操作が可能であるため、本研究において提案された手法の利用が不可欠となる。また、コンピュータのマウスカーソルを 4 - 8 方向へ移動させるような BCI や On と Off を制御するスイッチのような BCI など、選択肢の少ない BCI に対しても提案手法は有効である。この場合、周波数と位相により情報が付加された少数の視覚刺激を用いることで、1s 以下の高速な通信が可能になると考えられる。これらの例のように、今後は本研究において提案した成果を発展させて様々な応用研究を行うことで、BCI の需要を拡大させられると考えている。本研究成果が礎となり、多くの肢体不自由者の生活の質が向上し、さらには健常者にとっても有用な BCI 技術が発展することを切に願う。

謝辞

本研究は、著者が慶應義塾大学大学院 理工学研究科 後期博士課程在学中に行ったものであり、多くの方の御指導と御助言を賜りました。ここに感謝の意を表します。

本研究を遂行するにあたり、親身な御指導と御支援を賜りました慶應義塾大学 理工学部 満倉靖恵准教授に心より感謝の意を申し上げます。筆者が東京農工大学在学中から研究を行う上で有益な経験をさせて頂き、慶應義塾大学の後期博士課程まで導いてくださいました。また、研究活動や学会活動における的確な御指導、筆者の留学に対する御理解と御協力、研究者として成長するための御鞭撻を賜りましたことを重ねて御礼申し上げます。

本論文の審査仮定において、有益な御助言を賜りました慶應義塾大学 理工学部の村上俊之教授、滑川徹教授、牛場潤一准教授、高橋正樹准教授に厚く御礼申し上げます。

本研究を遂行するにあたり、実験条件や解析、論文執筆に関して多くの御助言を賜りました Swartz Center for Computational Neuroscience, University of California, San Diego の Tzyy-Ping Jung 教授、Yijun Wang 氏、Yu-Te Wang 氏に深く感謝致します。

慶應義塾大学大学院入学以来、研究生活から学生生活に至まで、多くの御支援を賜りました慶應義塾大学 理工学部 浜田望名誉教授に厚く御礼申し上げます。

筆者が東京農工大学在学中に御指導を賜りました東京農工大学 工学部 中條拓伯准教授、東京大学大学院 情報理工学系研究科 三輪忍助教に心より感謝申し上げます。

満倉研究室の先輩として御支援を賜りました日本文理大学 工学部 吉森聖貴准教授、徳島大学 工学部 伊藤伸一助教、岡山県立大学 情報工学部 滝本裕則助教、香川大学 工学部 佐藤敬子助教、明電舎株式会社 深井寛修氏、フォスター電機株式会社 富田洋平氏、香川大学 工学部 鈴木聡氏に感謝致します。

共同研究を遂行する中で共に切磋琢磨し、様々な御助言を頂きました慶應義塾大学 理工学研究科 高橋研究室卒業生の奥川恭平氏に感謝申し上げます。

研究生活を共にした東京農工大学 満倉研究室の卒業生および修了生の皆様、慶應義塾大学 満倉研究室の卒業生、修了生および現役生の皆様に感謝致します。特に、東京農工大学入学時から同輩として学生生活、研究生活を共にした日立製作所中央研究所 藤大樹氏に感謝の意を表します。

最後に、筆者の学生生活に寛容なる理解を示してくれた父 中西克也ならびに姉 中西樹理に心より感謝申し上げます。また、2008年5月に亡くなった母 中西優子ならびに2011年4月に亡くなった愛犬 エルの冥福を祈り、この論文に捧げます。

2014年7月

中西正樹

参考文献

- [1] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. Mcfarland, G. Pfurtscheller, and T. M. Vaughan, “Brain-computer interfaces for communication and control,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 113, pp. 767–791, 2002.
- [2] J. B. Posner, C. B. Saper, N. D. Schiff, and F. Plum, “Prognosis in coma and related disorders of consciousness, mechanisms underlying outcomes, and ethical considerations,” in *Plum and Posner’s Diagnosis of Stupor and Coma*. Oxford: Oxford University Press, 1966, pp. 341–386.
- [3] R. G. Miller, J. D. Mitchell, L. Mary, and D. H. Moore, “Riluzole for amyotrophic lateral sclerosis (ALS)/ motor neuron disease (MND),” *Coherence Database Syst. Rev.*, vol. 14, no. 3, pp. 1–29, 2009.
- [4] Y. Kazuki, M. Hiratsuka, M. Takiguchi, M. Osaki, N. Kajitani, H. Hoshiya, K. Hiramatsu, T. Yoshino, K. Kazuki, C. Ishihara, S. Takehara, K. Higaki, M. Nakagawa, K. Takahashi, S. Yamanaka, and M. Oshimura, “Complete genetic correction of iPSC cells from Duchenne muscular dystrophy,” *Mol. Ther.*, vol. 18, no. 2, pp. 386–393, 2010.
- [5] J. R. LaCourse and F. C. Hludik, “An eye movement communication-control system for the disabled,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 37, no. 12, pp. 1215–1220, 1990.
- [6] Y.-L. Chen, F.-T. Tang, W. H. Chang, M.-K. Wong, Y.-Y. Shih, and T.-S. Kuo, “The new design of an infrared-controlled human-computer interface for the disabled,” *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 7, no. 4, pp. 474–481, 1999.
- [7] M. Kubota, Y. Sakakihara, Y. Uchiyama, A. Nara, T. Nagata, H. Nitta, K. Ishimoto, A. Oka, K. Horio, and M. Yanagisawa, “New ocular movement detector system as a communication tool in ventilator-assisted Werdnig-Hoffmann disease,” *Dev. Med. Child Neurol.*, vol. 42, no. 1, pp. 61–64, 2000.
- [8] M. Middendorf, G. McMillan, G. Calhoun, and K. S. Jones, “Brain-computer interfaces based on the steady-state visual-evoked response,” *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*,

- vol. 8, no. 2, pp. 211–214, 2000.
- [9] E. E. Sutter, “The brain response interface: Communication through visually-induced electrical brain response,” *J. Microcomput. Appli.*, vol. 15, no. 1, pp. 31–45, 1992.
- [10] G. Pfurtscheller and C. Neuper, “Motor imagery and direct brain-computer communication,” *Proc. IEEE*, vol. 89, no. 7, pp. 1123–1134, 2001.
- [11] J. R. Wolpaw, D. J. McFarland, and T. M. Vaughan, “Brain-computer interface research at the Wadsworth Center,” *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 222–226, 2000.
- [12] T. Hinterberger, S. Schmidt, N. Neumann, J. Mellinger, B. Blankertz, G. Curio, and N. Birbaumer, “Brain-computer communication and slow cortical potentials,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 6, pp. 1011–1018, 2004.
- [13] E. Donchin, K. M. Speneer, and R. Wijesinghe, “The mental prosthesis : Assessing the speed of a P300-based brain-computer interface,” *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 174–179, 2000.
- [14] B. Blankertz, G. Dornhege, C. Schäfer, R. Krepki, J. Kohlmorgen, K.-R. Müller, V. Kunzmann, F. Losch, and G. Curio, “Boosting bit rates and error detection for the classification of fast-paced motor commands based on single-trial EEG analysis,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, no. 2, pp. 127–131, 2003.
- [15] L. Kauhanen, T. Nykopp, and M. Sams, “Classification of single MEG trials related to left and right index finger movements,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 117, no. 2, pp. 430–439, 2006.
- [16] L. Kauhanen and T. Nykopp, “EEG and MEG brain-computer interface for tetraplegic patients,” *IEEE Trans. Neural Rehabil. Syst. Eng.*, vol. 14, no. 2, pp. 190–193, 2006.
- [17] T. Hinterberger and N. Weiskopf, “An EEG-driven brain-computer interface combined with functional magnetic resonance imaging (fMRI),” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 6, pp. 971–974, 2004.
- [18] S.-S. Yoo, T. Fairney, N.-K. Chen, S.-E. Choo, L. P. Panych, H. Park, S.-Y. Lee, and F. a. Jolesz, “Brain-computer interface using fMRI: Spatial navigation by thoughts,” *Neuroreport*, vol. 15, no. 10, pp. 1591–1595, 2004.
- [19] S. Coyle, T. Ward, C. Markham, and G. McDarby, “On the suitability of near-infrared (NIR) systems for next-generation brain-computer interfaces,” *Physiol. Meas.*, vol. 25, no. 4, pp. 815–822, 2004.
- [20] B. Graimann, J. E. Huggins, S. P. Levine, and G. Pfurtscheller, “Toward a direct brain interface based on human subdural recordings and wavelet-packet analysis,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 6, pp. 954–962, 2004.
- [21] N. J. Hill, T. N. Lal, M. Schr, T. Hinterberger, B. Wilhelm, F. Nijboer, U. Mochty,

- G. Widman, C. Elger, B. Sch, and K. Andrea, "Classifying EEG and ECoG signals without subject training for fast BCI Implementation: Comparison of Non-Paralysed and Completely Paralysed Subjects," *IEEE Trans. Neural Rehabil. Syst. Eng.*, vol. 14, pp. 2–5, 2006.
- [22] J. Vidal, "Toward direct brain-computer communication," *Annu. Rev. Biophys. Bioeng.*, vol. 2, pp. 157–180, 1973.
- [23] J. P. Donoghue, "Connecting cortex to machines: Recent advances in brain interfaces," *Nat. Neurosci.*, vol. 5, pp. 1085–1088, 2002.
- [24] J. Vidal, "Real-time detection of brain events in EEG," *Proc. IEEE*, vol. 65, pp. 644–665, 1977.
- [25] M. Cheng, X. Gao, S. Gao, and D. Xu, "Design and implementation of a brain-computer interface with high transfer rates," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 49, no. 10, pp. 1181–1186, 2002.
- [26] Y. Wang, X. Gao, B. Hong, C. Jia, and S. Gao, "Brain-computer interfaces based on visual evoked potentials," *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, vol. 27, no. 5, pp. 64–71, 2008.
- [27] G. Bin, X. Gao, Y. Wang, B. Hong, and S. Gao, "VEP-based brain-computer interfaces: Time, frequency, and code modulations," *IEEE Comput. Intell. Mag.*, vol. 4, no. 4, pp. 22–26, 2009.
- [28] G. Bin, X. Gao, Y. Wang, Y. Li, B. Hong, and S. Gao, "A high-speed BCI based on code modulation VEP," *J. Neural Eng.*, vol. 8, 025015, pp. 1–5, 2011.
- [29] G. R. Müller-Putz, R. Scherer, C. Brauneis, and G. Pfurtscheller, "Steady-state visual evoked potential (SSVEP)-based communication: Impact of harmonic frequency components," *J. Neural Eng.*, vol. 2, pp. 123–130, 2005.
- [30] O. Friman, I. Volosyak, and A. Gräser, "Multiple channel detection of steady-state visual evoked potentials for brain-computer interfaces," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 54, no. 4, pp. 742–750, 2007.
- [31] G. Bin, X. Gao, Z. Yan, B. Hong, and S. Gao, "An online multi-channel SSVEP-based brain-computer interface using a canonical correlation analysis method," *J. Neural Eng.*, vol. 6, 046002, pp. 1–6, 2009.
- [32] M. Spüler, W. Rosenstiel, and M. Bogdan, "Online adaptation of a c-VEP brain-computer Interface (BCI) based on error-related potentials and unsupervised learning," *PLoS One*, vol. 7, no. 12, e51077, pp. 1–11, 2012.
- [33] S. Sutton, M. Braren, J. Zubin, and E. R. John, "Evoked potential correlates of stimulus unvertainty," *Science*, vol. 150, no. 700, pp. 1187–1188, 1965.
- [34] E. Donchin, "Presidential address, 1980. Surprise!...Surprise?" *Psychophysiology*, 105

- vol. 18, no. 5, pp. 493–513, 1981.
- [35] L. A. Farwell and E. Donchin, “Talking off the top of your head: Toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials,” *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 70, no. 6, pp. 510–523, 1988.
- [36] P. Meinicke, M. Kaper, F. Hoppe, M. Heumann, and H. Ritter, “Improving transfer rates in brain computer interfacing : A case study,” in *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, 2002, pp. 1107–1114.
- [37] E. W. Sellers and E. Donchin, “A P300-based brain-computer Interface: Initial tests by ALS patients,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 117, no. 3, pp. 538–548, 2006.
- [38] K. Takano, T. Komatsu, N. Hata, Y. Nakajima, and K. Kansaku, “Visual stimuli for the P300 brain-computer interface: A comparison of white/gray and green/blue flicker matrices.” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 120, no. 8, pp. 1562–1566, 2009.
- [39] H. Berger, “Über das Elektrenkephalogramm des Menschen,” *Arch. Psychiatr. Nervenkr.*, vol. 87, pp. 555–574, 1932.
- [40] H. H. Jasper and H. L. Andrews, “Electroencephalography. III. normal differentiation of occipital and precentral regions in man,” *Archives of Neurology and Psychiatry*, vol. 39, pp. 96–115, 1938.
- [41] H. Jasper and W. Penfield, “Zur Deutung des normalen Elektrenkephalogramms und seiner Veränderungen. Electroencephalograms in man : Effect of voluntary movement upon the electrical activity of the precentral gyrus,” *Arch Psychiat Z Neurol*, vol. 174, no. 307, pp. 163–174, 1949.
- [42] G. E. Chatrian, M. C. Petersen, and J. A. Lazarte, “The blocking of the rolandic wicket and some central changes related to movement,” *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 11, no. 3, pp. 497–510, 1959.
- [43] G. Pfurtscheller and A. Aranibar, “Evaluation of event-related desynchronization (ERD) preceding and following voluntary self-paced movement,” *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 46, no. 2, pp. 138–146, 1979.
- [44] G. Pfurtscheller, “Event-related synchronization (ERS): An electrophysiological correlate of cortical areas at rest,” *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 83, no. 1, pp. 62–69, 1992.
- [45] A. Stancak and G. Pfurtscheller, “Mu-rhythm changes in brisk and slow self-paced finger movements,” *Neuroreport*, vol. 7, pp. 1161–1164, 1996.
- [46] G. Pfurtscheller, A. Stancak, and C. Neuper, “Event-related synchronization (ERS) in the alpha band - an electrophysiological correlate of cortical idling: A review,” *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 24, pp. 39–46, 1996.

- [47] C. Neuper and G. Pfurtscheller, "Evidence for distinct beta resonance frequencies in human EEG related to specific sensorimotor cortical areas," *Clin. Neurophysiol.*, vol. 112, pp. 2084–2097, 2001.
- [48] H. Gastaut, R. Naquet, and Y. Gastaut, "A study of the mu rhythm in subjects lacking one or more limbs," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 18, pp. 720–721, 1965.
- [49] G. Pfurtscheller and C. Neuper, "Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans," *Neurosci. Lett.*, vol. 239, pp. 65–68, 1997.
- [50] ———, "Future prospects of ERD/ERS in the context of brain-computer interface (BCI) developments," *Prog. Brain Res.*, vol. 159, pp. 433–437, 2006.
- [51] ———, "Dynamics of sensorimotor oscillations in a motor task," in *Brain-Computer Interfaces*. Berlin Heidelberg: Springer, 2010, pp. 47–64.
- [52] G. Krausz, R. Scherer, G. Korisek, and G. Pfurtscheller, "Critical decision-speed and information transfer in the "Graz Brain-Computer Interface"," *Appl. Psychophysiol. Biofeedback*, vol. 28, no. 3, pp. 233–240, 2003.
- [53] 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 Trans. Neural Rehabil. Syst. Eng.*, vol. 14, no. 2, pp. 147–152, 2006.
- [54] B. Blankertz, G. Dornhege, M. Krauledat, K.-R. Müller, and G. Curio, "The non-invasive Berlin Brain-Computer Interface: Fast acquisition of effective performance in untrained subjects," *NeuroImage*, vol. 37, no. 2, pp. 539–550, 2007.
- [55] H. H. Kornhuber and L. Deecke, "Changes in the brain potential in voluntary movements and passive movements in man: Readiness potential and reafferent potentials," *Pflugers Arch Gesamte Physiol Menschen Tiere*, vol. 284, pp. 1–17, 1965.
- [56] B. Rockstroh, W. Lutzenberger, and N. Birbaumer, "Biofeedback of slow cortical potentials. I," *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 48, pp. 293–301, 1980.
- [57] S. Schütz and B. Weissbecker, "A spelling device for the paralysed," *Nature*, vol. 398, pp. 297–298, 1999.
- [58] N. Birbaumer, A. Kübler, N. Ghanayim, T. Hinterberger, J. Perelmouter, J. Kaiser, I. Iversen, B. Kotchoubey, N. Neumann, and H. Flor, "The thought translation device (TTD) for completely paralyzed patients," *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 190–193, 2000.
- [59] W. Lutzenberger, T. Elbert, B. Rockstroh, and N. Birbaumer, "The effects of self-regulation of slow cortical potentials on performance in a signal detection task," *Int. J.*

- Neurosci.*, vol. 9, pp. 175–183, 1979.
- [60] A. Kübler, B. Kotchoubey, J. Perelmouter, and M. Schauer, “The thought translation device : A neurophysiological approach to communication in total motor paralysis,” *Exp. Brain Res.*, vol. 124, pp. 223–232, 1999.
- [61] D. Krusienski, E. Sellers, D. J. Mcfarland, T. M. Vaughan, and J. R. Wolpaw, “Toward enhanced P300 speller performance,” *J. Neurosci. Methods*, vol. 167, no. 1, pp. 15–21, 2008.
- [62] G. Edlinger, G. Krausz, C. Groenegrass, C. Holzner, C. Guger, and M. Slater, “Brain-computer interfaces for virtual environment control,” in *13th Int. Conf. Biomed. Eng.*, 2009, pp. 366–369.
- [63] C. Jia, H. Xu, B. Hong, X. Gao, Z. Zhang, and S. Gao, “A human computer interface using SSVEP-based BCI technology,” *Lect. Notes Comput. Sci.*, vol. 4565, pp. 113–119, 2007.
- [64] B. Graimann, B. Allison, C. Mandel, L. Thorsten, D. Valbuena, and A. Gr, “Non-invasive brain-computer interfaces for semi-autonomous assistive devices,” in *Robust Intell. Syst.* London: Springer, 2008, pp. 113–138.
- [65] J. D. R. Millán, F. Renkens, J. Mouriño, and W. Gerstner, “Noninvasive brain-actuated control of a mobile robot by human EEG,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 6, pp. 1026–1033, 2004.
- [66] F. Galán, M. Nuttin, E. Lew, P. W. Ferrez, G. Vanacker, J. Philips, and J. D. R. Millán, “A brain-actuated wheelchair: Asynchronous and non-invasive Brain-computer interfaces for continuous control of robots,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 119, no. 9, pp. 2159–2169, 2008.
- [67] D. Huang, K. Qian, D.-Y. Fei, W. Jia, X. Chen, and O. Bai, “Electroencephalography (EEG)-based brain-computer interface (BCI): A 2-D virtual wheelchair control based on event-related desynchronization / synchronization and state control,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 20, no. 3, pp. 379–388, 2012.
- [68] N. Birbaumer, “Slow cortical potentials: Plasticity, operant control, and behavioral effects,” *Neurosci.*, vol. 5, no. 2, pp. 74–78, 1999.
- [69] ———, “Brain-computer-interface research: Coming of age,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 117, no. 3, pp. 479–483, 2006.
- [70] G. Prasad, P. Herman, D. Coyle, S. McDonough, and J. Crosbie, “Applying a brain-computer interface to support motor imagery practice in people with stroke for upper limb recovery: A feasibility study,” *J. Neuroeng. Rehabil.*, vol. 7, no. 60, pp. 1–17, 2010.

- [71] K. Shindo, K. Kawashima, J. Ushiba, N. Ota, M. Ito, T. Ota, A. Kimura, and M. Liu, "Effects of neurofeedback training with an electroencephalogram-based brain-computer interface for hand paralysis in patients with chronic stroke: A preliminary case series study," *J. Rehabil. Med.*, vol. 43, no. 10, pp. 951–957, 2011.
- [72] F. Nijboer, E. W. Sellers, J. Mellinger, M. A. Jordan, T. Matuz, A. Furdea, S. Halder, U. Mochty, D. J. Krusienski, T. M. Vaughan, J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, and A. Kübler, "A P300-based brain-computer interface for people with amyotrophic lateral sclerosis," *Clin. Neurophysiol.*, vol. 119, no. 8, pp. 1909–1916, 2008.
- [73] J. Jin, B. Z. Allison, E. W. Sellers, C. Brunner, P. Horke, X. Wang, and C. Neuper, "Optimized stimulus presentation patterns for an event-related potential EEG-based brain-computer interface," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 49, no. 2, pp. 181–191, 2011.
- [74] L. Liu and Q. Wei, "Extension of common spatial pattern (CSP) algorithm to multi-task case by Jacobi Rotations for single-trial EEG classification," in *4th Int. IEEE EMBS Conf. Neural Eng.*, 2009, pp. 347–350.
- [75] Q. Wei, Y. Ma, and Z. Lu, "Independent component analysis for spatial filtering and feature extraction in a four-task brain-computer interface," in *2010 Second Int. Conf. Intell. Human-Machine Syst. Cybern.*, 2010, pp. 151–154.
- [76] Q. Wei, Y. Ma, and K. Chen, "Application of quadratic optimization to multi-class common spatial pattern algorithm in brain-computer interfaces," in *3rd Int. Conf. Biomed. Eng. Informatics*, 2010, pp. 764–767.
- [77] E. Yin, Z. Zhou, J. Jiang, F. Chen, Y. Liu, and D. Hu, "A novel hybrid BCI speller based on the incorporation of SSVEP into the P300 paradigm," *J. Neural Eng.*, vol. 10, 026012, pp. 1–9, 2013.
- [78] C.-T. Lin, Y.-C. Chen, T.-Y. Huang, T.-T. Chiu, L.-W. Ko, S.-F. Liang, H.-Y. Hsieh, S.-H. Hsu, and J.-R. Duann, "Development of wireless brain computer interface with embedded multitask scheduling and its application on real-time driver's drowsiness detection and warning," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 55, no. 5, pp. 1582–1591, 2008.
- [79] Y.-T. Wang, Y. Wang, and T.-P. Jung, "A cell-phone-based brain-computer interface for communication in daily life," *J. Neural Eng.*, vol. 8, 025018, pp. 1–5, 2011.
- [80] N. S. Dias, J. P. Carmo, P. M. Mendes, and J. H. Correia, "Wireless instrumentation system based on dry electrodes for acquiring EEG signals," *Med. Eng. Phys.*, vol. 34, no. 7, pp. 972–981, 2012.
- [81] Y.-T. Wang, Y. Wang, C.-K. Cheng, and T.-P. Jung, "Developing stimulus presentation on mobile devices for a truly portable SSVEP-based BCI," in *35th Annu. Int. Conf.*

- IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2013, pp. 5271–5274.
- [82] S. Debener, F. Minow, R. Emkes, K. Gandras, and M. de Vos, “How about taking a low-cost, small, and wireless EEG for a walk?” *Psychophysiology*, vol. 49, no. 11, pp. 1449–1453, 2012.
- [83] Y.-T. Wang, C.-K. Cheng, Y. Wang, and T.-P. Jung, “Cell-phone based drowsiness monitoring and management system,” in *2012 IEEE Biomed. Circuits Syst. Conf.*, 2012, pp. 200–203.
- [84] Y.-P. Lin, Y. Wang, and T.-P. Jung, “A mobile SSVEP-based brain-computer Interface for freely moving humans : The robustness of canonical correlation analysis to motion artifacts,” in *35th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2013, pp. 1350–1353.
- [85] Y. M. Chi, T.-P. Jung, and G. Cauwenberghs, “Dry-contact and noncontact biopotential electrodes: Methodological review,” *IEEE Rev. Biomed. Eng.*, vol. 3, pp. 106–119, 2010.
- [86] Y. M. Chi, Y.-T. Wang, Y. Wang, C. Maier, T.-P. Jung, and G. Cauwenberghs, “Dry and non-contact EEG sensors for mobile brain-computer interfaces,” *IEEE Trans. Neural Rehabil. Syst. Eng.*, vol. 20, no. 2, pp. 1–7, 2012.
- [87] S. G. Mason and G. E. Birch, “A brain-controlled switch for asynchronous control applications,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 47, no. 10, pp. 1297–1307, 2000.
- [88] G. Pfurtscheller, B. Z. Allison, C. Brunner, G. Bauernfeind, T. Solis-Escalante, R. Scherer, T. O. Zander, G. Mueller-Putz, C. Neuper, and N. Birbaumer, “The hybrid BCI,” *Front. Neurosci.*, vol. 4, no. 30, pp. 1–11, 2010.
- [89] H. Zhang, C. Guan, and C. Wang, “Asynchronous P300-based brain-computer interfaces: A computational approach,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 55, no. 6, pp. 1754–1763, 2008.
- [90] A. B. Usakli, S. Gurkan, F. Aloise, G. Vecchiato, and F. Babiloni, “A hybrid platform based on EOG and EEG signals to restore communication for patients afflicted with progressive motor neuron diseases,” in *31th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2009, pp. 543–546.
- [91] Y. Punsawad, Y. Wongsawat, and M. Parnichkun, “Hybrid EEG-EOG brain-computer interface system for practical machine control,” in *32nd Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2010, pp. 1360–1363.
- [92] R. Leeb, H. Sagha, R. Chavarriaga, and J. D. R. Millán, “A hybrid brain-computer interface based on the fusion of electroencephalographic and electromyographic activities,” *J. Neural Eng.*, vol. 8, 025011, pp. 1–5, 2011.
- [93] Y. Nam, B. Koo, A. Cichocki, and S. Choi, “GOM-Face: GKP, EOG, and EMG-

- based multimodal interface with applications to humanoid robot control,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 61, no. 2, pp. 453–462, 2014.
- [94] N. Green, J. Kruger, C. Faldu, and R. S. Amant, “A reduced QWERTY keyboard for mobile text entry,” in *Ext. Abstr. ACM SIGCHI Conf. Hum. Factors Comput. Syst.*, 2004, pp. 1429–1432.
- [95] O. Tsimhoni, D. Smith, and P. Green, “Address entry while driving: Speech recognition versus a touch-screen keyboard,” *Hum. Factors*, vol. 46, no. 4, pp. 600–610, 2004.
- [96] K. Yamagishi, J. Hori, and M. Miyakawa, “Development of EOG-based communication system controlled by eight-directional eye movements,” in *28th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2006, pp. 2574–2577.
- [97] M. F. Bear, B. W. Connors, and M. A. Paradiso, “Neurons and glia.” Lippincott Williams and Wilkins, 1996, pp. 23–50.
- [98] ———, “The neuronal membrane at rest.” Lippincott Williams and Wilkins, 1996, pp. 51–74.
- [99] ———, “Synaptic transmission.” Lippincott Williams and Wilkins, 1996, pp. 101–132.
- [100] ———, “The action potential.” Lippincott Williams and Wilkins, 1996, pp. 75–100.
- [101] ———, “The eye.” Lippincott Williams and Wilkins, 1996, pp. 277–308.
- [102] ———, “The central visual system.” Lippincott Williams and Wilkins, 1996, pp. 309–342.
- [103] ———, “Brain rhythms and sleep.” Lippincott Williams and Wilkins, 1996, pp. 585–616.
- [104] B. Graimann, B. Allison, and G. Pfurtscheller, “Brain-computer interfaces: A gentle introduction,” in *Brain-Computer Interfaces*. Berlin Heidelberg: Springer, 2010, pp. 1–28.
- [105] B. P. M. Daniel and D. Whitteridge, “The representation of the visual field on the cerebral cortex in monkeys,” *J. Physiol.*, vol. 159, pp. 203–221, 1961.
- [106] F.-B. Vialatte, M. Maurice, J. Dauwels, and A. Cichocki, “Steady-state visually evoked potentials: Focus on essential paradigms and future perspectives,” *Prog. Neurobiol.*, vol. 90, no. 4, pp. 418–438, 2010.
- [107] Z. Wu, Y. Lai, Y. Xia, D. Wu, and D. Yao, “Stimulator selection in SSVEP-based BCI,” *Med. Eng. Phys.*, vol. 30, no. 8, pp. 1079–1088, 2008.
- [108] S. Gao, Y. Wang, X. Gao, and B. Hong, “Visual and auditory brain-computer interfaces,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 61, no. 5, pp. 1436–1447, 2014.
- [109] F. Guo, B. Hong, X. Gao, and S. Gao, “A brain-computer interface using motion-onset

- visual evoked potential,” *J. Neural Eng.*, vol. 5, pp. 477–485, 2008.
- [110] P.-L. Lee, J.-C. Hsieh, C.-H. Wu, K.-K. Shyu, S.-S. Chen, T.-C. Yeh, and Y.-T. Wu, “The brain computer interface using flash visual evoked potential and independent component analysis,” *Ann. Biomed. Eng.*, vol. 34, no. 10, pp. 1641–1654, 2006.
- [111] Y. Wang, R. Wang, X. Gao, B. Hong, and S. Gao, “A practical VEP-based brain-computer interface,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 14, no. 2, pp. 234–239, 2006.
- [112] F.-C. Lin, J. K. Zao, K.-C. Tu, Y. Wang, Y.-P. Huang, C.-W. Chuang, H.-Y. Kuo, Y.-Y. Chien, C.-C. Chou, and T.-P. Jung, “SNR analysis of high-frequency steady-state visual evoked potentials from the foveal and extrafoveal regions of human retina,” in *34th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2012, pp. 1810–1814.
- [113] X. Chen, Z. Chen, S. Gao, and X. Gao, “A high-ITR ssvep based BCI speller,” *Brain-Computer Interfaces*, 2014, (Accepted).
- [114] Y. Wang, Y.-T. Wang, and T.-P. Jung, “Visual stimulus design for high-rate SSVEP BCI,” *Electron. Lett.*, vol. 46, no. 15, pp. 1057–1058, 2010.
- [115] C. Jia, X. Gao, B. Hong, and S. Gao, “Frequency and phase mixed coding in SSVEP-based brain-computer interface,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 58, no. 1, pp. 200–206, 2011.
- [116] Y. Kimura, T. Tanaka, H. Higashi, and N. Morikawa, “SSVEP-based brain-computer interfaces using FSK-modulated visual stimuli,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 60, no. 10, pp. 2831–2838, 2013.
- [117] Z. Yan, X. Gao, and S. Gao, “Right-and-left visual field stimulation: A frequency and space mixed coding method for SSVEP based brain-computer interface,” *Sci. China Inf. Sci.*, vol. 54, no. 12, pp. 2492–2498, 2011.
- [118] D. J. McFarland, L. M. McCane, S. V. David, and J. R. Wolpaw, “Spatial filter selection for EEG-based communication,” *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 103, no. 3, pp. 386–394, 1997.
- [119] Y. Li, K. K. Ang, and C. Guan, “Digital signal processing and machine learning,” in *Brain-Computer Interfaces*. Berlin Heidelberg: Springer, 2010, pp. 305–330.
- [120] D. Regan, “Some characteristics of average steady-state and transient responses evoked by modulated light,” *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 20, pp. 238–248, 1966.
- [121] H. Spekreijse, M. A. Estivez, and D. Reits, “Visual evoked potentials and the physiological analysis of visual processes in man,” in *Visual evoked potentials in man, new developments*. Oxford: Oxford University Press, 1977, pp. 16–89.

- [122] A. Delorme and S. Makeig, "EEGLAB: An open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis," *J. Neurosci. Methods*, vol. 134, no. 1, pp. 9–21, Mar. 2004.
- [123] W. Nan, C. M. Wong, B. Wang, F. Wan, P. U. Mak, P. I. Mak, and M. I. Vai, "A comparison of minimum energy combination and canonical correlation analysis for SSVEP detection," in *5th Int. IEEE EMBS Conf. Neural Eng.*, no. 3, 2011, pp. 469–472.
- [124] Y. Zhang, P. Xu, K. Cheng, and D. Yao, "Multivariate synchronization index for frequency recognition of SSVEP-based brain-computer interface." *J. Neurosci. Methods*, vol. 221, pp. 32–40, 2014.
- [125] Z. Lin, C. Zhang, W. Wu, and X. Gao, "Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 54, no. 6, pp. 1172–1176, 2007.
- [126] C. G. Pinheiro, E. L. M. Naves, P. Pino, E. Losson, A. O. Andrade, and G. Bourhis, "Alternative communication systems for people with severe motor disabilities: A survey," *Biomed. Eng. Online*, vol. 10, no. 31, pp. 1–28, 2011.
- [127] J.-Y. Chung, H. W. Yoon, M.-S. Song, and H. Park, "Event related fMRI studies of voluntary and inhibited eye blinking using a time marker of EOG," *Neurosci. Lett.*, vol. 395, no. 3, pp. 196–200, 2006.
- [128] J. Hori, K. Sakano, and Y. Saitoh, "Development of communication supporting device controlled by eye movements and voluntary eye blink," in *26th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2004, pp. 4302–4305.
- [129] Y. Kim, N. Doh, Y. Youm, and W. K. Chung, "Human-mobile communication system using electrooculogram signals," in *2001 IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robot. Syst.*, 2001, pp. 2160–2165.
- [130] X. Kong and G. Wilson, "A new EOG-based eyeblink detection algorithm," *Behav. Res. Methods, Instruments Comput.*, vol. 30, no. 4, pp. 713–719, 1998.
- [131] F. Matsuo, J. Peters, and E. Reilly, "Electrical phenomena associated with movements of the eyelid," *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 38, pp. 507–511, 1975.
- [132] R. Barea, L. Boquete, M. Mazo, and E. López, "Wheelchair guidance strategies using EOG," *J. Intell. Robot. Syst.*, vol. 34, pp. 279–299, 2002.
- [133] T. Doyle, Z. Kucеровsky, and W. Greason, "Design of an electroocular computing interface," in *2006 Can. Conf. Electr. Comput. Eng.*, 2006, pp. 1458–1461.
- [134] D. H. Brainard, "The psychophysics toolbox," *Spat. Vis.*, vol. 10, no. 4, pp. 433–436, 1997.

-
- [135] C. M. Bishop, "Linear models for classification," in *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 2006, pp. 179–224.
- [136] M. Nakanishi, Y. Mitsukura, Y. Wang, Y.-T. Wang, and T.-P. Jung, "Online voluntary eye blink detection using electrooculogram," in *2012 Int. Symp. Nonlinear Theory its Appl.*, 2012, pp. 114–117.
- [137] X. Gao, D. Xu, M. Cheng, and S. Gao, "A BCI-based environmental controller for the motion-disabled," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, no. 2, pp. 137–140, 2003.
- [138] E. C. Lalor, S. P. Kelly, C. Finucane, R. Burke, R. Smith, R. B. Reilly, and G. McDarby, "Steady-state VEP-based brain-computer interface control in an immersive 3D gaming environment," *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, vol. 2005, no. 19, pp. 3156–3164, 2005.
- [139] T. Cao, X. Wang, B. Wang, C. M. Wong, F. Wan, P. U. Mak, P. I. Mak, and M. I. Vai, "A high rate online SSVEP based brain-computer interface speller," in *5th Int. IEEE EMBS Conf. Neural Eng.*, 2011, pp. 465–468.
- [140] K. B. Ng, A. P. Bradley, and R. Cunnington, "Stimulus specificity of a steady-state visual-evoked potential-based brain-computer interface," *J. Neural Eng.*, vol. 9, 036008, pp. 1–13, 2012.
- [141] P. Gergondet and S. Druon, "Using brain-computer interface to steer a humanoid robot," in *Proc. 2011 IEEE Int. Conf. Robot. Biomimetics*, 2011, pp. 192–197.
- [142] S. T. Morgan, J. C. Hansen, and S. A. Hillyard, "Selective attention to stimulus location modulates the steady-state visual evoked potential," *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, vol. 93, no. 10, pp. 4770–4774, 1996.
- [143] F. Di Russo and D. Spinelli, "Electrophysiological evidence for an early attentional mechanism in visual processing in humans," *Vision Res.*, vol. 39, no. 18, pp. 2975–2985, 1999.
- [144] C. S. Herrmann, "Human EEG responses to 1-100Hz flicker: Resonance phenomena in visual cortex and their potential correlation to cognitive phenomena," *Exp. Brain Res.*, vol. 137, no. 3-4, pp. 346–353, 2001.
- [145] M. Nakanishi, Y. Wang, Y.-T. Wang, Y. Mitsukura, and T.-P. Jung, "Integrating interference frequency components elicited by monitor refresh rate to enhance frequency detection of SSVEPs," in *6th Annu. Int. IEEE EMBS Conf. Neural Eng.*, 2013, pp. 1092–1095.
- [146] H. Bakardjian, T. Tanaka, and A. Cichocki, "Optimization of SSVEP brain responses with application to eight-command brain-computer interface," *Neurosci. Lett.*, vol.

- 469, pp. 34–38, 2010.
- [147] Y. Wang, R. Wang, and X. Gao, “Brain-computer interface based on the high-frequency steady-state visual evoked potential,” in *2005 First Int. Conf. Neural Interface Control*, 2005, pp. 37–39.
- [148] P. F. Diez, V. A. Mut, A. P. E. M, and L. E. Laciari, “Asynchronous BCI control using high-frequency SSVEP,” *J. Neuroeng. Rehabil.*, vol. 8, no. 39, pp. 1–8, 2011.
- [149] T. Kluge and M. Hartmann, “Phase coherent detection of steady-state evoked potentials: Experimental results and application to brain-computer interfaces,” in *3rd Int. IEEE EMBS Conf. Neural Eng.*, 2007, pp. 425–429.
- [150] M. A. Lopez-Gordo, A. Prieto, F. Pelayo, and C. Morillas, “Use of phase in brain-computer interfaces based on steady-state visual evoked potentials,” *Neural Process. Lett.*, vol. 32, pp. 1–9, 2010.
- [151] H.-J. Hwang, J.-H. Lim, Y.-J. Jung, H. Choi, S. W. Lee, and C.-H. Im, “Development of an SSVEP-based BCI spelling system adopting a QWERTY-style LED keyboard,” *J. Neurosci. Methods*, vol. 208, pp. 59–65, 2012.
- [152] K.-K. Shyu, P.-L. Lee, Y.-J. Liu, and J.-J. Sie, “Dual-frequency steady-state visual evoked potential for brain computer interface,” *Neurosci. Lett.*, vol. 483, pp. 28–31, 2010.
- [153] S. K. Andersen and M. M. Müller, “Behavioral performance follows the time course of neural facilitation and suppression during cued shifts of feature-selective attention,” *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, vol. 107, no. 31, pp. 13 878–13 882, 2010.
- [154] M. Nakanishi, Y. Wang, Y.-T. Wang, Y. Mitsukura, and T.-P. Jung, “An approximation approach for rendering visual flickers in SSVEP-based BCI using monitor refresh rate,” in *35th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2013, pp. 2176–2179.
- [155] ———, “Generating visual flickers for eliciting steady-state visual evoked potentials at flexible frequencies using monitor refresh rate,” *PLoS One*, vol. 9, no. 6, e99235, 2014.
- [156] M. A. Lebedev and M. A. L. Nicolelis, “Brain-machine interfaces: Past, present and future,” *Trends Neurosci.*, vol. 29, no. 9, pp. 536–546, 2006.
- [157] J. J. Daly and J. R. Wolpaw, “Brain-computer interfaces in neurological rehabilitation,” *Lancet Neurol.*, vol. 7, no. 11, pp. 1032–1043, 2008.
- [158] M. Nakanishi and Y. Mitsukura, “Wheelchair control system by using electrooculogram signal processing,” in *19th Korea-Japan Jt. Work. Front. Comput. Vis.*, 2013, pp. 137–142.
- [159] M. Nakanishi, K. Okugawa, M. Takahashi, and Y. Mitsukura, “Voluntary eye blink detection using electrooculogram for controlling powered wheelchairs considering en-

- vironmental information,” *IEEJ Trans. Electron. Inf. Syst.*, vol. 133, no. 10, pp. 1969–1975, 2013.
- [160] Y. Zhang, G. Zhou, Q. Zhao, and A. Onishi, “Multiway canonical correlation analysis for frequency components recognition in SSVEP-based BCIs,” in *18th Int. Conf. Neural Inf. Process.*, 2011, pp. 287–295.
- [161] J. Pan, X. Gao, F. Duan, Z. Yan, and S. Gao, “Enhancing the classification accuracy of steady-state visual evoked potential-based brain-computer interfaces using phase constrained canonical correlation analysis,” *J. Neural Eng.*, vol. 8, 036027, pp. 1–7, 2011.
- [162] Y. Zhang, G. Zhou, J. Jin, M. Wang, X. Wang, and A. Cichocki, “L1-regularized multiway canonical correlation analysis for SSVEP-based BCI,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 21, no. 6, pp. 887–896, 2013.
- [163] D. Regan, “Evoked potential sources and the equivalent dipole approximation,” in *Hum. brain Electrophysiol. Evoked potentials evoked Magn. fields Sci. Med.* New York: Elsevier, 1989, pp. 19–20.
- [164] P. Yuan, X. Gao, B. Allison, Y. Wang, G. Bin, and S. Gao, “A study of the existing problems of estimating the information transfer rate in online brain-computer interfaces,” *J. Neural Eng.*, vol. 10, 026014, pp. 1–11, 2013.
- [165] N. V. Manyakov, N. Chumerin, A. Robben, A. Combaz, M. van Vliet, and M. M. Van Hulle, “Sampled sinusoidal stimulation profile and multichannel fuzzy logic classification for monitor-based phase-coded SSVEP brain-computer interfacing,” *J. Neural Eng.*, vol. 10, 036011, pp. 1–11, 2013.
- [166] V. Porciatti, D. C. Burr, M. C. Morrone, and A. Fiorentini, “The effects of aging on the pattern electroretinogram and visual evoked potential in humans,” *Vision Res.*, vol. 32, no. 7, pp. 1199–1209, 1991.
- [167] P.-L. Lee, C.-L. Yeh, J. Y.-S. Cheng, C.-Y. Yang, and G.-Y. Lan, “An SSVEP-based BCI using high duty-cycle visual flicker,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 58, no. 12, pp. 3350–3359, 2011.
- [168] B. C.-T. Lin, L.-W. Ko, J.-C. Chiou, J.-R. Duann, R.-S. Huang, S.-F. Liang, T.-W. Chiu, and T.-P. Jung, “Noninvasive neural prostheses using mobile and wireless EEG,” *Proc. IEEE*, vol. 96, no. 7, pp. 1167–1183, 2008.
- [169] S. S. Robertson, S. E. Watamura, and M. P. Wilbourn, “Attentional dynamics of infant visual foraging,” *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, vol. 109, no. 28, pp. 11 460–11 464, 2012.
- [170] Y. Wang and T.-P. Jung, “A collaborative brain-computer interface for improving hu-

- man performance,” *PLoS One*, vol. 6, no. 5, e20422, pp. 1–11, 2011.
- [171] B. J. Lance, S. E. Kerick, A. J. Ries, K. S. Oie, and K. McDowell, “Brain-computer interface technologies in the coming decades,” *Proc. IEEE*, vol. 100, pp. 1585–1599, 2012.
- [172] S. P. Kelly, E. C. Lalor, C. Finucane, G. McDarby, and R. B. Reilly, “Visual spatial attention control in an independent brain-computer interface,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 52, no. 9, pp. 1588–1596, 2005.
- [173] 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,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 119, no. 2, pp. 399–408, 2008.
- [174] M. Nakanishi, Y. Wang, Y.-T. Wang, Y. Mitsukura, and T.-P. Jung, “A high-speed brain speller using steady-state visual evoked potentials,” *Int. J. Neural Syst.*, vol. 24, 1450019, 2014, (Accepted).

研究業績

定期刊行誌掲載論文（主論文に関連する原著論文）

1. 中西正樹, 奥川恭平, 高橋正樹, 満倉靖恵, “環境情報を考慮した電動車椅子制御のための眼電位を用いた随意性瞬目検出手法”, 電機学会論文誌 C, Vol.133, No.10, pp.1969-1975, 2013.
2. M. Nakanishi, Y. Wang, Y. -T. Wang, Y. Mitsukura, and T. -P. Jung, “Generating Visual Flickers for Eliciting Robust Steady-State Visual Evoked Potentials at Flexible Frequencies Using Monitor Refresh Rate”, *PLoS ONE*, Vol.9, No.6, e99235, 2014.
3. M. Nakanishi, Y. Wang, Y. -T. Wang, Y. Mitsukura, and T. -P. Jung, “A High-Speed Brain Speller Using Steady-State Visual Evoked Potentials”, *Int. J. Neural Syst.*, 2014. (Accepted for publication)

定期刊行誌掲載論文（その他の論文）

1. M. Nakanishi, and Y. Mitsukura, “Separation of Mixed Audio Signals With Time Frequency Masking Using Bivariate Empirical Mode Decomposition”, *J. Sig. Process.*, Vol.15, No.4, pp.271-274, 2011.
2. M. Nakanishi, and Y. Mitsukura, “Horn Extraction in Noisy Environments by Empirical Mode Decomposition”, *Inform.*, Vol.14, No.8, pp.2759-2766, 2011.
3. K. Okugawa, M. Nakanishi, Y. Mitsukura, and M. Takahashi, “Driving Control of a Powered Wheelchair by Voluntary Eye Blinking and with Environment Recognition”, *Appl. Mech. Mater.*, Vol.490-491, pp.1764-1768, 2014.
4. 奥川恭平, 中西正樹, 満倉靖恵, 高橋正樹, “随意性瞬目を用いた電動車いすの環境認識に基づく走行制御と実験的検証”, 日本機械学会論文集, Vol.80, No.813, p.DR0125, 2014.

国際会議論文（査読付きの full-length papers）

1. M. Nakanishi, Y. Mitsukura, T. Tanaka, S. Miwa, and H. Nakajo, “Extraction of Horns in a Noisy Environment by EMD”, *Proc. 2010 RISP Int. Workshop Nonlin. Circuits Commun. Sig. Process.*, pp.333-336, Hawaii, USA, Mar. 2010.
2. M. Nakanishi, Y. Mitsukura, and T. Tanaka, “Separation of Mixed Audio Signals With Time Frequency Masking Using Bivariate Empirical Mode Decomposition”, *Proc. 2011 RISP Int. Workshop Nonlin. Circuits Commun. Sig. Process.*, pp.243-246, Tianjin, China, Mar. 2011.
3. M. Nakanishi, Y. Mitsukura, and A. Hara, “EEG Analysis for Acoustic Quality Evaluation Using PCA and FDA”, *Proc. 22nd IEEE Int. Symp. Robot Hum. Interactive Commun.*, pp.321-324, GA, USA, Aug. 2011.
4. K. Takahashi, M. Nakanishi, and Y. Mitsukura, “Recognizing Facial Actions Using RBF Networks”, *Proc. 2011 Int. Symp. Nonlin. Theory its Appl.*, pp.298-301, Kobe, Japan, Sep. 2011.
5. M. Nakanishi, and Y. Mitsukura, “Periodicity Detection for BCI Based on Periodic Code Modulation Visual Evoked Potentials”, *Proc. 37th IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Sig. Process.*, pp.665-668, Kyoto, Japan, Mar. 2012.
6. M. Nakanishi, Y. Mitsukura, Y. Wang, Y. -T. Wang, T. -P. Jung, “Online Voluntary Eye Blink Detection Method Using Electrooculogram”, *Proc. 2012 Int. Symp. Nonlin. Theory its Appl.*, pp.114-117, Majorca, Spain, Oct. 2012.
7. K. Nishimura, M. Nakanishi, T. Fuji, and Y. Mitsukura, “Scrolling Interface for Computers Using Signal Sinusoidal Signal”, *Proc. MJIIT-JUC Joint Int. Symp. 2012*, Kuala Lumpur, Malaysia, pp.21-23, Nov. 2012.
8. M. Nakanishi, and Y. Mitsukura, “Wheelchair Control System by Using Electrooculogram Signal Processing”, *Proc. 19th Korea-Japan Joint Workshop Frontiers Comput. Vis.*, pp.137-142, Incheon, Korea, Jan. 2013.
9. M. Nakanishi, and Y. Mitsukura, “Analysis of Visual Evoked Potentials Modulated by Pseudo-Random Sequences”, *Proc. 2013 RISP Int. Workshop Nonlin. Circuits Commun. Sig. Process.*, pp.432-435, Hawaii, USA, Mar. 2013.
10. M. Nakanishi, and Y. Mitsukura, “Analysis of Visual Evoked Potentials Modulated by

- Periodic Binary Sequences”, *Proc. 6th Int. Conf. Inform.*, pp.275-278, Tokyo, Japan, May 2013.
11. M. Nakanishi, Y. Wang, Y. -T. Wang, Y. Mitsukura, and T. -P. Jung, “An Approximation Approach for Rendering Visual Flickers in SSVEP-Based BCI Using Monitor Refresh Rate”, *Proc. 35th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Society*, pp.2176-2179, Osaka, Japan, Jul. 2013.
 12. M. Nakanishi, Y. Wang, Y. -T. Wang, Y. Mitsukura, and T. -P. Jung, “Integrating Interference Frequency Components Elicited by Monitor Refresh Rate to Enhance Frequency Detection of SSVEPs”, *Proc. 6th Int. IEEE EMBS Conf. Neural Eng.*, pp.1092-1095, San Diego, USA, Nov. 2013.
 13. M. Nakanishi, and Y. Mitsukura, “Analysis of Interference Frequency Components in SSVEPs Elicited by LCD Monitor”, *Proc. 2014 RISP Int. Workshop Nonlin. Circuits Commun. Sig. Process.*, pp.669-672, Hawaii, USA, Mar. 2014.
 14. M. Nakanishi, Y. Wang, Y. -T. Wang, Y. Mitsukura, and T. -P. Jung, “Enhancing Unsupervised Canonical Correlation Analysis-Based Frequency Detection of SSVEPs by Incorporating Background EEG”, *Proc. 36th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Society*, Chicago, USA, Aug. 2014. (Accepted)
 15. Y. Wang, M. Nakanishi, Y. -T. Wang, and T. -P. Jung, “Enhancing Detection of Steady-State Visual Evoked Potentials Using Individual Training Data”, *Proc. 36th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Society*, Chicago, USA, Aug. 2014. (Accepted)
 16. X. Chen, Y. Wang, M. Nakanishi, T. -P. Jung, and X. Gao, “Hybrid Frequency and Phase Coding for a High-Speed SSVEP-Based BCI Speller”, *Proc. 36th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Society*, Chicago, USA, Aug. 2014. (Accepted)

国内学会発表

1. 中西正樹, 満倉靖恵, 田中聡久, 三輪忍, 中條拓伯, 「経験的モード分解を用いた雑音環境下における警笛抽出手法」, 電気学会 産業計測制御研究会, IIC-10-071・073-078, pp.19-22, 2010年3月.
2. 中西正樹, 満倉靖恵, 田中聡久, 「二変量経験的モード分解を用いた時間周波数マスキングによる音源分離手法」, 第25回信号処理シンポジウム, pp.410-413, 2010年11月.

3. 中西正樹, 満倉靖恵, 原晃, 「主成分分析を用いた音質評価のための脳波解析」, 電気学会 産業計測制御研究会, IIC-11-82, pp.55-58, 2011年3月.
4. 中西正樹, 満倉靖恵, 原晃, 「脳波信号解析による音質評価」, 平成23年電気学会 産業応用部門大会, pp.II-275-280, 2011年9月.
5. 中西正樹, 満倉靖恵, 「眼電位を用いた随意性瞬目検出手法」, 第86回パターン計測部門研究会, pp.1-6, 2012年4月.
6. 中西正樹, 満倉靖恵, 「眼電位を用いたオンライン随意性瞬目検出手法」, 平成24年電気学会 電子・情報・システム部門大会, pp.1046-1050, 2012年9月.
7. 西村公伸, 中西正樹, 藤大貴, 満倉靖恵, 「単一周波数によるアプリケーション操作」, 平成24年電気学会 電子・情報・システム部門大会, pp.895-898, 2012年9月.
8. 中西正樹, 奥川恭平, 満倉靖恵, 高橋正樹, 「随意性瞬目を用いた電動車椅子制御のための眼電位解析手法」, 第55回自動制御連合講演会, pp.1259-1264, 2012年11月.
9. 奥川恭平, 中西正樹, 高橋正樹, 満倉靖恵, 「眼電位で操作する知的車いすの環境評価に基づく走行制御」, 第55回自動制御連合講演会, pp.1694-1699, 2012年11月.
10. 中西正樹, 満倉靖恵, 「電動車椅子乗車時を想定した眼球運動による眼電位変化の解析」, HCG シンポジウム 2012, pp.3-7, 2012年12月.
11. 中西正樹, 満倉靖恵, 「周期的符号変調刺激により誘発された視覚誘発電位の解析」, 第56回自動制御連合講演会, pp.524-527, 2013年11月.

受賞

1. 電気学会 産業計測制御技術委員会, 「優秀論文発表賞」, 2010年12月.
2. Technical Program Committee of the 2011 RISP NCSP, “Student Paper Award”, Mar. 2011.

研究助成

1. 慶應義塾大学先端科学技術研究センター 2012年度 KLL 後期博士課程研究助成金, 2012年度.
2. 慶應義塾大学博士課程学生研究支援プログラム (研究科推薦枠), 2012年度.

3. 日本学術振興会特別研究員奨励費, 2013 年度.