

豊田工業大学 課題研究報告書

Brain Computer Interface のための信号解析

平成 28 年 2 月

工学部 先端工学基礎学科

制御システム研究室

12037

佐野光

目次

第 1 章 序論	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 研究目的.....	2
1.3 本論文の構成.....	4
 第 2 章 脳活動の計測について	
2.1 非侵襲式計測と脳波.....	5
2.2 脳波計.....	8
2.3 脳波計測の環境.....	9
 第 3 章 足動作検出の手法	
3.1 事象関連脱同期.....	10
3.2 空間フィルタ.....	11
3.3 最大エントロピー法.....	13
3.4 確率的主成分分析.....	17
 第 4 章 脳波の解析結果	
4.1 空間フィルタ.....	20
4.2 最大エントロピー法.....	22
4.3 確率的主成分分析.....	23
 第 5 章 まとめと今後の課題	
5.1 まとめ.....	25
5.2 今後の課題.....	25

参考文献.....	27
-----------	----

第1章 序論

1.1 研究背景

Brain Computer Interface(BCI)とは脳とコンピュータを何らかの方法で繋ぎ、脳の活動を物理的な信号として解析することで、その解析結果をコンピュータの動作に応用する技術の総称である。また、信号が脳からコンピュータへ流れる前述の技術に加え、コンピュータ側の信号を脳に送ることで脳の特定の活動を誘発するような技術も BCI に含まれる。BCI と似た用語として Brain Machine Interface(BMI)がある。脳の活動をコンピュータによって解析し、その解析結果から制御信号を構成することで、外部機器を操作する技術を総称して BMI と呼ぶ傾向にある。この際の外部機器の操作とは、例として車いすの操作やエアコンの温度調整などがある。BCI に比べ BMI の方が機器の操作に関することも含む広い言葉であるという見識もあるが、BCI と BMI の使い分けに関しては共通の明確な定義は示されていない。研究者個々が、その都度言葉を定義して使っているのが現状である。本論文では特に脳活動のコンピュータによる信号解析に重点を置いていること、3年に1度開かれる BCI と BMI に関する国際会議名が BCI を採用していることから、外部機器の操作を含む文脈においても BCI を用語として用いる。また、本論文では脳からコンピュータへと信号が流れていく BCI について扱う。

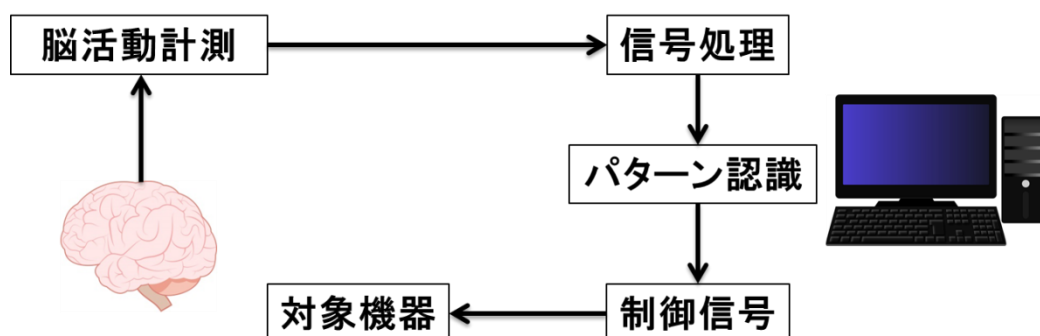


図 1.1-1 脳からコンピュータへと信号が流れる BCI の概略図

近年神経科学の研究が進み、神経の活動をコントロールすることで脳卒中や脊髄損傷などで生じる肢体の麻痺状態を回復させることが可能であると知られるようになった。神経科学

の知見から行うリハビリテーションを特にニューロリハビリテーションと呼ぶ。BCI は脳の活動をコンピュータで解析し、何らかの操作を行なうことが可能となるため、ニューロリハビリテーションに応用できるツールとして期待されている。一方で筋萎縮性側索硬化症 (Amyotrophic lateral Sclerosis(ALS))などの進行によって、身体動作に関してリハビリによる回復の見込みがない患者も存在する。ALS では最終的には眼球動作以外のあらゆる筋肉を用いた動作が行えなくため、そのような状態の患者は眼球動作のみで意思伝達を行わなければならない。眼球動作による意思伝達に加え、脳の活動を意思伝達に用いるための装置として BCI が期待されている。

脳とコンピュータを繋ぐ研究は 1970 年代から始まっており、1990 年代半ば頃から実際に脳に電極を埋め込む外科手術が普及し、主に脳神経系の病気を治療する医療分野を中心に発達してきた。外科手術を伴う BCI の構成を侵襲式 BCI と呼ぶ。一方で外科手術を伴わない構成を非侵襲式 BCI と呼ぶ。侵襲式 BCI では神経の活動位置と活動の強さを比較的正確に計測できる。一方非侵襲式 BCI では、脳活動の計測時に本来の信号の発生源である位置から距離的に離れた場所で信号を獲得するため、正確な神経の活動位置や活動の強さを知るのは一般に困難である。それに伴い、信号の意味を捉えることも困難となる。これは BCI を構成する上で本質的な問題であり、得られた信号を解析し、信号の意味を適切に捉えなければならない。このような課題があるとしても、非侵襲式 BCI での計測は比較的手軽であるという点では侵襲式 BCI に対し優位である。このことは BCI を実際に運用することを考えると非常に重要なことであり、侵襲式 BCI を運用する上で必要となる外科手術や、感染症のリスク、埋め込まれた電極のメンテナンスなどのコストを考えると、非侵襲式 BCI を実用に至らせる信号解析技術の発展が望まれる。

1.2 研究目的

本研究の目的は非侵襲式 BCI の実現にとって重要な要素技術となる脳信号解析手法の検討を行い、ニューロリハビリテーションや外部機器の操作を行なう際に有用な脳活動の特徴を抽出することである。外部機器の操作を行なうためだけの BCI を構成する場合は、特定の脳

活動を外部機器の制御信号に変換するということを予め自由に定めておくことができる。すなわち BCI の使用者が外部機器の操作を望んでいるかどうかを、予め定めておいた脳活動を検出することで判定する。非侵襲式 BCI に関する多くの研究は、上記のような使用環境を想定し、いかにして予め定めておいた脳活動を検知するかが研究の主体となっていた。例として金沢工業大学の中沢らは、異なる数字である「1, 2, 3」を思い浮かべた際に、それぞれの数字の想起に対して得られる脳波をパターン認識することで、数字が割り振られた所定の位置へ車椅子が自動で移動するシステムを構築している[1]。このような場合には、各数字を思い浮かべた際の脳内での神経活動に関する詳細は本質的な問題ではない。一方でニューロリハビリテーションにおいては、特定の神経活動を促すことで神経細胞の死滅を防いだり、新たな神経ネットワークを構築することが重要となるため[2]、制御信号に変換する脳の活動を BCI の使用者や設計者が勝手に決めることはできず、ニューロリハビリテーションにとって有用な神経活動を検知しなければならない。

下肢麻痺患者に対するニューロリハビリテーションについて記す。特に脳卒中に関するニューロリハビリテーションの理論について簡単に説明する。運動麻痺回復のステージ理論として、実際に行うリハビリは3段階に分けられている(図1.2-1)[2]。段階ごとに明確に目的が設定されており、それに応じて BCI に求められる働きは変わる。

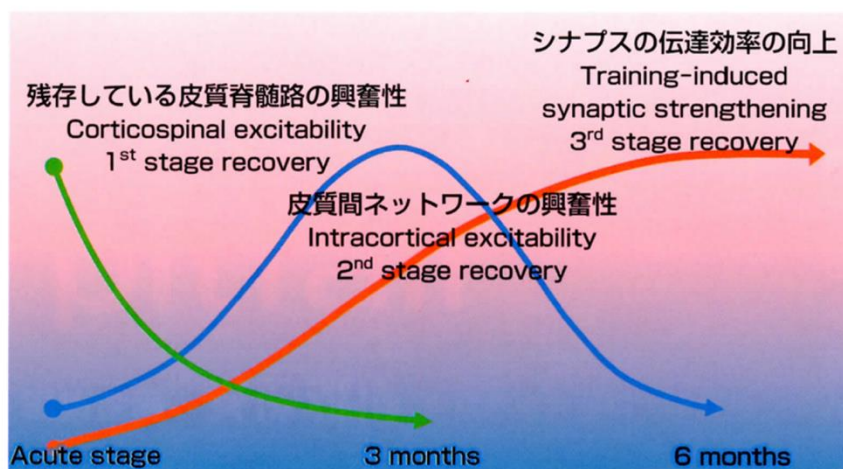


図1.2-1 運動麻痺回復のステージ理論

第一段階は下肢に実際に刺激を与えることで残存している皮質脊髄路の興奮を促し、神経細胞の死滅を防ぐ。麻痺をしている部位を放置し、神経細胞が一切興奮しない期間が続くと、神経細胞は死滅することが知られている。これを防ぐのが第一段階の目的である。この段階においては BCI の介入は必要ではない。第二の段階では、下肢に動作命令を送っている神経のネットワークの興奮性を高める。実際には下肢動作に関する命令が出力されたとしても、脳卒中ではどこかの神経細胞で伝達ができなくなっているために下肢に命令は伝わらない。麻痺患者にとっては、麻痺部位を動かそうというタスクを行っても実際にその部位が動作することはないため、そもそも神経活動が正しく行われているのかどうかを自覚するのは困難である。ここで BCI が神経活動の特徴を抽出することで、神経細胞の活動に関する情報を患者にフィードバックすれば、適切なリハビリテーションの進行を援助することができると考えられる。第三の段階では、動作命令に関する神経細胞の活動が行われたら、その結果として下肢に対して刺激を与えることで、伝達効率の向上を促す。この段階では下肢に関する脳の神経細胞の活動を検知し、下肢に対して刺激を与えるような BCI を構成することでリハビリテーションを援助することができると考えられる。

以上の見解から、本研究では歩行が困難な下肢麻痺患者を想定し、第二段階と第三段階のニューロリハビリテーションに応用が期待できる BCI の構築を考える。そのために下肢動作に関わる神経の活動を検知する信号解析手法の検討を具体的な目的とする。

1.3 本論文の構成

本論文は以下のような構成となっている。第 2 章では、脳活動の計測について説明する。第 3 章では、足動作検出手法について説明する。第 4 章では、足動作を行った際の脳波を解析した結果とその考察を記す。第 5 章では、まとめと今後の課題について述べる。以上が本論文の構成となる。

第2章 脳活動の計測について

本章では、脳活動の計測について述べる。2.1 では脳活動の非侵襲式計測方法について述べ、本論文で扱う脳活動のデータである脳波(Electroencephalogram: EEG)について詳しく説明する。2.2 では脳波計測に使う計測機器の説明をする。2.3 では計測環境について述べる。

2.1 非侵襲式計測と脳波 (Electroencephalogram: EEG)

非侵襲式計測とは、BCI においては頭蓋骨を切開するなどの外科手術を伴わない脳活動の計測のことを指す。非侵襲式計測は侵襲式計測に比べ手軽に行えるため、BCI が現実運用される際のことを考えれば望ましい手法だと考えられる。

しかし非侵襲式計測では脳のどの領域がどの程度の活動を行っているのかを正確に把握することは難しい。脳波は、脳細胞の活動の際に生じる電流によって発生する電位を頭蓋骨と皮膚を介して測定したものであるため、計測された電位の分布は大きく歪んでいると考えなければならない。一方で、脳細胞の活動の際に生じる電流が誘起する磁場を計測する手法もある。この手法の大きな利点は、磁場が絶縁体である頭蓋骨の影響を受けにくいことである。さらに生体内で透磁率はほぼ一様であるため、得られる磁場の分布に歪みは生じていないと考えられる[3]。磁場を観測することで得られる脳活動のデータを脳磁図という。他にもいくつかの計測方法が存在するが、いずれの手法も一長一短であり、用途によって使い分ける必要がある。上記の脳波と脳磁図では、得られたデータの空間的分布が、生体内で歪むか否かを考慮すれば、データから信号の発生源を特定しようとする際には脳磁図が有利であると言える。一方で計測の際に脳波が必要とするのは小型の電極であり、脳磁図が必要とするのは超伝導量子干渉計と呼ばれる非常に大型の計測装置である(図 2.1-1)。従ってリハビリテーションなどに BCI を応用する場合には、現状は脳波の方が適していると言える。

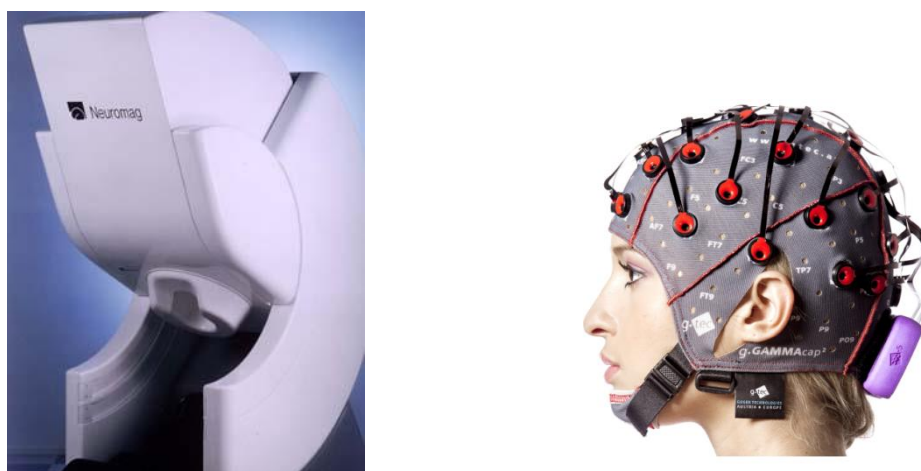


図 2.1-1 脳磁図計(左)[4]と脳波計(右)[5]

また、BCI では計測をしながら、その計測データに応じて同時に何かしらの出力をする。従って、脳の活動に対して遅延が少なくかつ時間分解能の優れた計測手法が求められる。近赤外分光法によって、血流の変化を計測することでも脳の活動を捉えることができるが、血流の変化は細胞活動に伴ったエネルギーの消費を補うために、酸素を供給することで生じる現象であることから、実際の脳の活動に対して遅延が生じたデータを得ることとなる(図 2.1-2)。脳波は神経活動を計測しており、最もリアルタイム性を有する。

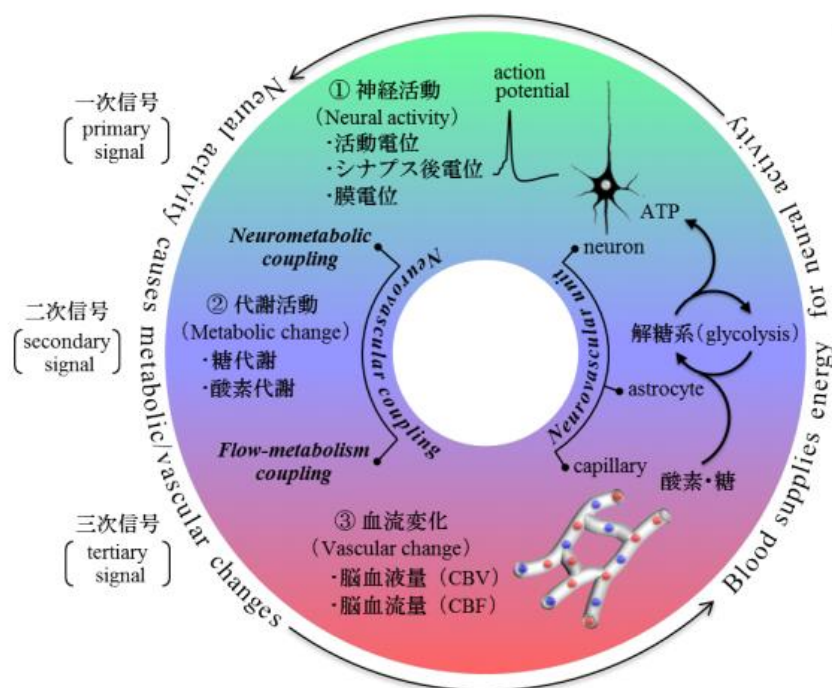


図 2.1-2 脳の活動時に現れる信号と生体活動の対応図[3]

脳波の発生機序について説明する。シナプス活動によるシナプス後電位の発生に伴って細胞内電流が流れる。細胞内電流は細胞外へ流れ出て、細胞内へ戻る帰還電流を形成する(図 2.1-3 ③)。脳内の電流源としては、興奮性シナプス後電位の空間的・時間的荷重によって神経線維を伝搬する活動電位もあるが、持続時間が短いため同期的荷重が起こりにくく、一部の例外を除いては頭皮上の脳波の発生には寄与しないと考えられている。すなわち脳波計で計測される脳活動は、ある領域からの出力(活動電位)よりも、シナプスを介したその領域への入力と領域内のニューロンの結合による領域内の信号処理を強く反映していると考えられている。個々のニューロンが発生する電流は極めて小さいが、錐体細胞は平行に並んでいるため(図 2.1-3 ②)、多数の錐体細胞が同期して活動すれば、頭皮上観測可能な電流源となる。脳波は主に細胞外帰還電流によって生じる頭皮上での電位差を電極によって計測していると考えられている[3]。

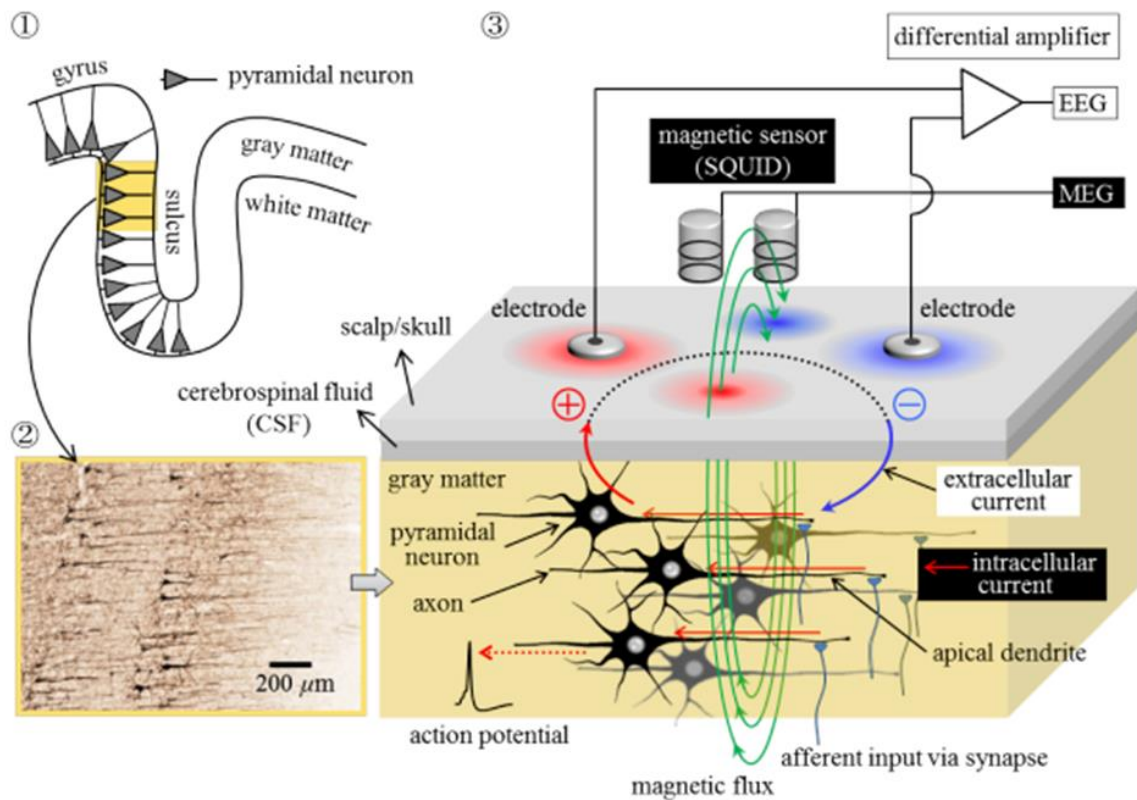


図 2.1-3 脳波と脳磁図の発生機序[3]

2.2 脳波計

本研究で用いる計測機器について説明する。脳波を計測する際に用いる計測機器を一般に脳波計という。本研究では脳波計として g. tec 社の g. USBamp を用いる。従来の BCI 研究で用いられている脳波計の中には、医療用の脳波計ではないものも含まれているが、本研究では医療用の使用認可が下りている脳波計を用いる。



図 2.2-1 g. USBamp の外観

電極にはウェット式とドライ式がある(図 2.2-2)。ウェット式とは頭皮と電極間に導電性ジェルを塗布する計測方式である。ドライ式は電極を直接頭皮に当てることで計測を行う方式である。ドライ式の場合は電極が頭皮から浮く、頭皮と擦れるなどの原因によって多くの機械的アーチファクトが混入するため、本研究ではウェット式の電極を採用する。使用する電極はアクティブ電極である。



図 2.2-2 (左)ドライ式電極, (中央)ウェット式電極 (右)ウェット式電極

ドライ式電極は複数のピンを頭皮に当てることで計測を行う。ウェット式電極では中央の図で見られる穴から頭皮にジェルが到達するように流し込み、図右の丸型の電極と頭皮間の導電性を確保する。

2.3 脳波の計測環境

脳波の計測環境について述べる。脳波を計測する電極自体は、心電図にも筋電図にも応用できるものであり、脳波を選択的に取得するものではない。従って計測の環境によっては脳波ではない信号が多分に含まれてしまう場合もあり注意が必要である。本研究では、筋電などの脳波以外の生体信号や、機械的アーチファクトが混入しないよう配慮した計測を行い、得られた波形はほとんどが脳波であるという条件の下で解析を行う。そのような環境を得るための計測環境について説明し、実際に脳波を取得する際のタイムスケジュールを記す。

被験者は椅子に着座した状態で計測を行う。脳波以外の生体信号として、特に首の動作や目の動作時に生じる生体信号は頭皮上にある電極に拾われることが知られている。被験者はこの影響を小さくするため、脳波の計測中にはディスプレイ上に視点を固定するように指示されている。足の動作をする際には、体が大きく揺れることがないようにその場で小さく足踏みをする。計測のタイムスケジュールは以下の図のように設定されている。

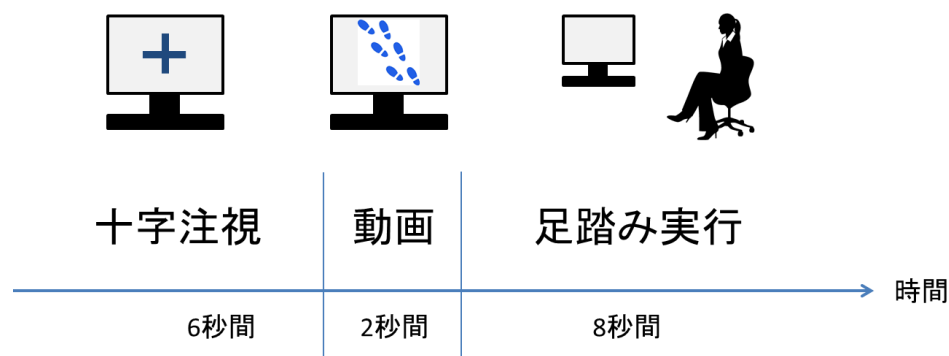


図 2.3-3 脳波計測時のタイムスケジュール

まず 6 秒間ディスプレイ上に十字のマークが表示される。被験者はこの十字のマークを注視して脳波を安定させる。6 秒経過してから 2 秒間、人が足踏みをしている動画が表示される。被験者はこの 2 秒間の動画終了後に 8 秒間着座状態で足踏み動作を行う。この際画面上には何も表示されていない。足踏み動作の 8 秒間が終了すると再び十字のマークが表示され、以下同様のサイクルを複数回繰り返す。ただし、計測を開始して 16 秒間(一番最初のサイクル)は脳波計測システムの安定性の確保と、脳波の定常性確保のために動作を行わない時間となっている。この区間に得られた信号は解析を行わない。

第3章 足動作検出手法

本章では足動作に関する脳波の発生を検出する手法について述べる。3.1 では脳活動の現象として有名な事象関連脱同期(Event-Related Desynchronization : ERD)について説明する。3.2 では空間フィルタの一種であるスモールラプラシアンフィルタについて説明する。3.3 ではスペクトル密度推定の一手法である Burg 法について説明する。3.4 では主成分分析と、EM アルゴリズムを導出できる確率的主成分分析について説明する。

3.1 事象関連脱同期 (Event-Related Desynchronization : ERD)

事象関連脱同期(ERD)は、様々な刺激や運動に伴って脳活動におけるある周波数帯域の振動成分が減少する現象である。このような現象が生じる詳細なメカニズムは解明されていないが、肢体動作に応じて ERD が生じるということは実験的に確認されており、脳波でもその現象が観測できると確認されている。更に 2013 年に武見らによって、ERD の発現は動作を司る一次運動野の興奮性と動作を出力する脊髄前角細胞の興奮性と相関があることが確認された。この事実により ERD が一次運動野と脊髄前角細胞の興奮性の指標となることが示され、ニューロリハビリテーションへの応用として妥当であることが支持された[4]。

右腕と左腕では ERD が生じる脳の領域が異なっており、右腕動作時には脳の左半球で、左腕動作時には脳の右半球で生じることが確認されている[5]。足の場合は ERD は頭頂部で生じ、これらの位置関係は脳がそれぞれの肢体の動作を司っている領域に対応している[5]。

椅子に着座して静止している状態と、椅子に着座して足踏みをしている状態それぞれに対して、頭頂部に 3.2 で述べるスモールラプラシアンフィルタを用いて計測した脳波 8 秒のデータを使いスペクトル解析を行った(図 3.1-2)。

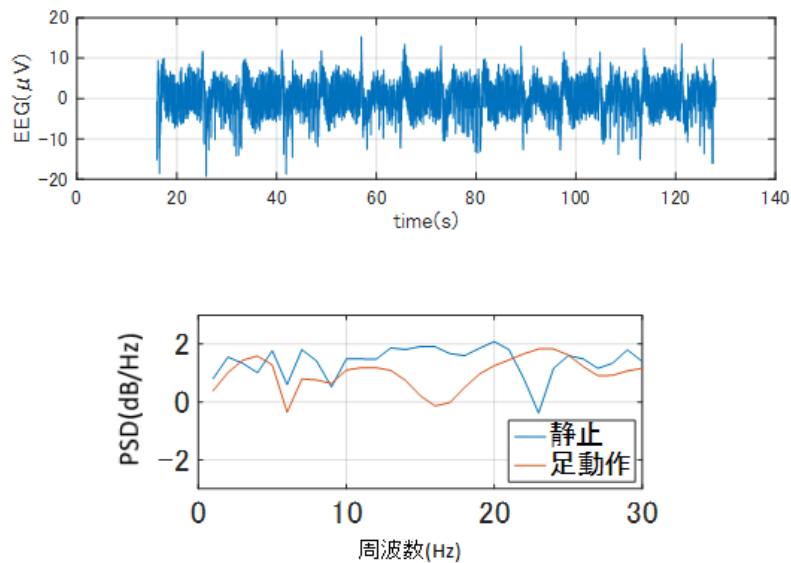


図 3.1-2 頭頂部の脳波(上)とパワースペクトル密度(下)

図 3.1-2 上の図の波形は、8 秒ごとに静止状態と足踏み状態を切り替えて取得した脳波である。下の図は上の波形の静止状態だった 8 秒間のパワースペクトル密度と足踏み状態だったパワースペクトル密度を比較したものである。解析にはハミングウィンドウを用いた離散フーリエ変換を用いた。ERD は個人差があるが、この被験者においては 8Hz 付近と 12~18Hz あたりで生じていると考えられる。しかし、実際には脳波の非定常性を考慮すると、上記の図の結果は偶然である可能性もある。非常に多くのデータから個人に対して生じる ERD の帯域を特定をしなければならないのが、ERD を用いる BCI の課題となっている。

3.2 空間フィルタ

脳の頭頂部での電位変化は、頭皮上の頭頂部のみならずその周囲にも頭蓋骨や皮膚を伝搬する過程で拡散していくと考えられる。そこで脳における頭頂部に関する電位変化を捉えるために、頭皮上の頭頂部とその周囲に電極を配置し空間フィルタを設ける。空間フィルタは画像処理の分野で特に研究されており、本研究では画像処理におけるエッジ検出に用いられるスモールラプラシアンフィルタを用いる。

スモールラプラシアンフィルタは二次微分フィルタの一種である。二次元直交座標系におけるラプラシアンは以下で定義される。

$$\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \quad (3.2.1)$$

関数 $f(x, y)$ のラプラシアンは次式で定義される。

$$\begin{aligned} \nabla^2 f(x, y) &= \frac{\partial^2}{\partial x^2} f(x, y) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} f(x, y) \\ &= \frac{\partial}{\partial x} \left\{ \frac{f(x + dx, y) - f(x, y)}{dx} \right\} + \frac{\partial}{\partial y} \left\{ \frac{f(x, y + dy) - f(x, y)}{dy} \right\} \\ &= \frac{\{f(x + dx, y) - f(x, y)\} - \{f(x, y) - f(x - dx, y)\}}{dx^2} \\ &\quad + \frac{\{f(x, y + dy) - f(x, y)\} - \{f(x, y) - f(x, y - dy)\}}{dy^2} \\ &= \frac{1}{dr^2} \{f(x + dx, y) + f(x - dx, y) + f(x, y + dy) + f(x, y - dy) - 4f(x, y)\} \end{aligned}$$

ここで $dr^2 = dx^2 = dy^2$ である。この定義式を離散化することで差分の式に変形すると

$$\nabla^2 f(i, j) = f(i + 1, j) + f(i - 1, j) + f(i, j + 1) + f(i, j - 1) - 4f(i, j) \quad (3.2,2)$$

が得られる。実際には符号を反転した式を利用する(図 3.2-1)。頭頂部の脳波の計測時にこの演算を応用する場合は、頭頂部とその上下左右の計 5 つの電極を用いることとなる。頭皮上に配置された 5 つの電極に対してこの演算を施すと、電極が置かれた領域において頭頂部で際立った電位のみが抽出されることになり、周囲に比べ空間的に頭頂部の電位が高い場合にはフィルタ通過後に正の値が出力されることとなる(図 3.2-2)。

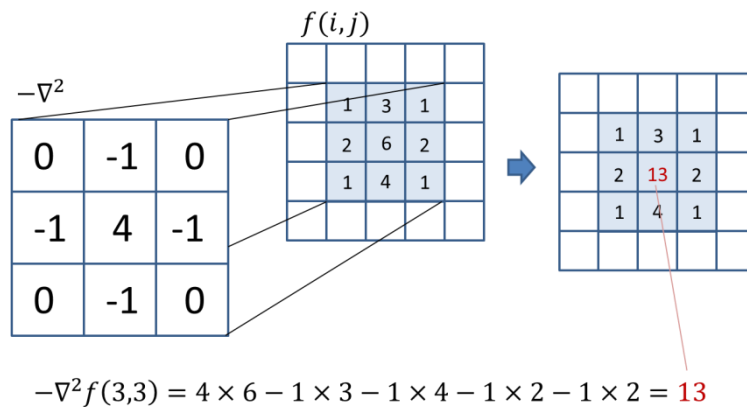


図 3.2-1 スモールラプラシアンフィルタの計算例

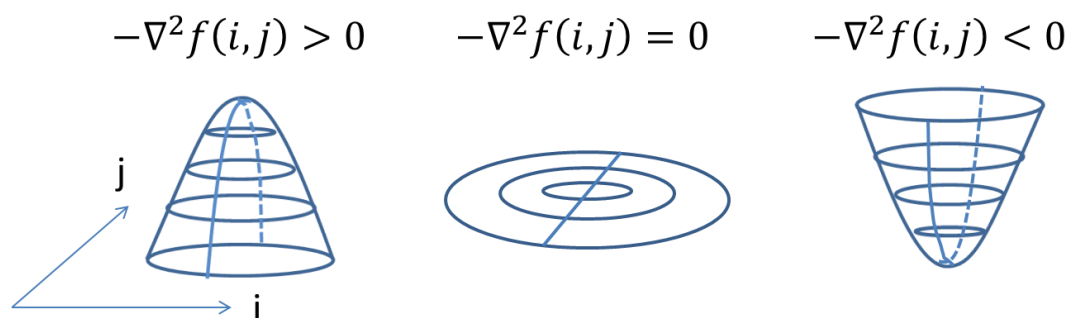


図 3.2-2 フィルタ通過後の符号と電位分布

他にも様々な空間フィルタが提案されており、明確な正しい方法というものは与えられていない。特にニューロリハビリテーションを意識せずに、ある動作部位に対応した脳波を識別したいという場合には、多数の電極を用いて空間フィルタを学習的に得る Common Spatial Pattern(CSP)と呼ばれる手法が頻繁に用いられる。本研究では脳波の現象である ERD の検知が課題であるため、スモールラプラシアンフィルタを使用した。

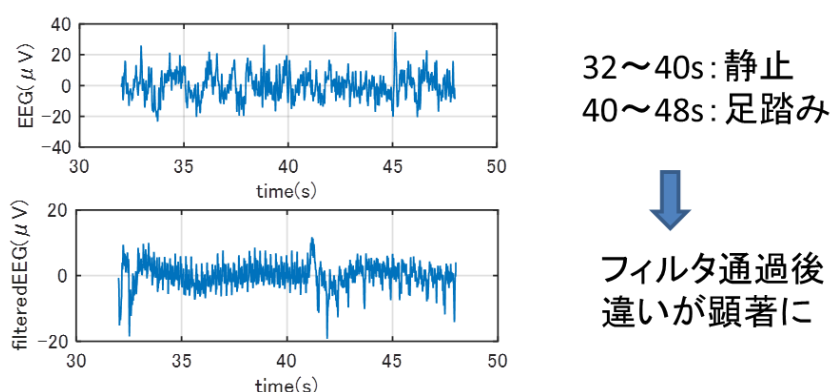


図 3.2-1 頭頂部へのスモールラプラシアンフィルタ適用例

3.3 Burg 法

パワースペクトル密度 (Power Spectral Density : PSD) 推定を行う場合には基本的にフーリエ変換が用いられる。コンピュータで処理を行う際には FFT と呼ばれる高速なアルゴリズムが提案されているため、PSD の時間変化を観察する際にも解析区間を短く取り、少しずつ解析区間をずらしていくことで時間周波数解析が行える。これは一般に短時間フーリエ変換と呼ばれる手法である。FFT 自体は離散フーリエ変換の高速処理のアルゴリズムであり、その数

学的定義は離散フーリエ変換によって与えられる。短時間フーリエ変換を行う際には不確定性原理により、時間区間を短く取るとそれに逆比例して周波数分解能が低下する問題に注意しなければならない。問題点は以上の有名な時間分解能と周波数分解能に関するトレードオフだけではない。

以下に離散フーリエ変換とその逆変換の定義式を記す。

$$F[k] = \sum_{n=0}^{N-1} f[n] \exp(-i \frac{2\pi}{N} kn) \quad (3.3.1)$$

$$f[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} F[k] \exp(i \frac{2\pi}{N} kn) \quad (3.3.2)$$

離散フーリエ変換は上記のとおり、時間領域でも周波数領域でも離散的に定義されている。周波数領域で離散的であることは時間領域で波形が周期的であることに対応する。すなわち離散フーリエ変換を行うという場合には、これから変換を行う波形が解析区間において周期関数になっていると仮定していることになる。窓関数で信号を切り取った場合には、窓関数の外の区間において窓内の波形が繰り返し続いていることを想定した変換になる。時間領域での周期性を要求しない場合には離散時間フーリエ変換を行うことになるが、離散時間フーリエ変換は総和の区間を無限大として定義されているために、窓関数で波形を切り取った場合には、窓関数の外の区間では波形は常に 0 であると仮定していることになる。これらの無理な仮定と、窓関数により短区間ごとに波形が歪むことを考慮すると、脳波の解析に短時間フーリエ変換は得策ではない。

最大エントロピー法は信号を確率過程として扱い、情報エントロピーを考察することで推定を行う。情報エントロピー H は確率分布 $p(x)$ として以下で表される。

$$H = - \int p(x) \log p(x) dx \quad (3.3.3)$$

離散時間系列 $x(0), x(\Delta t), x(2\Delta t), \dots, x(m\Delta t)$ に関して各時刻に取りうる x の値 $x(k\Delta t) = x_k$ は連続的であるとする。 x_0, x_1, \dots, x_m の同時確率分布を $P(x_0, x_1, \dots, x_m)$ とするとエントロピーは以下の式で表される。

$$H = - \int p(x_0, x_1, \dots, x_m) \log p(x_0, x_1, \dots, x_m) dx \quad (3.3.4)$$

ここで p がガウス分布であれば、式(3.3.4)は以下で表される。

$$H = \frac{1}{2} \log(\det C_m) \quad (3.3.5)$$

$$C_m = \begin{bmatrix} C(0) & C(-1) & \dots & C(-m) \\ C(1) & C(0) & & C(-m+1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ C(m) & C(m-1) & \dots & C(0) \end{bmatrix} \quad (3.3.6)$$

$$C(k) = E[x(i)x(i-k)] \quad (3.3.7)$$

ここに行列 C_m は x_k の相関よりなる Toeplitz 行列である。この Toeplitz 行列とスペクトルの間に次の関係が導かれている。

$$\lim_{m \rightarrow \infty} (\det C_m)^{\frac{1}{m}+1} = 2f_N \exp \left\{ \frac{1}{2f_N} \int_{-f_N}^{f_N} \log P(f) df \right\} \quad (3.3.8)$$

ここに、 $f_N = 1/(2\Delta t)$ はナイキスト周波数である。ここで極限操作時にエントロピーが発散しないように、以下のエントロピー密度 h を定義する。これは式(3.3.5)と(3.3.8)を用いて(3.3.9)のように表現される。

$$\begin{aligned} h &= \lim_{m \rightarrow \infty} \frac{H}{m+1} \\ &= \lim_{m \rightarrow \infty} \frac{1}{2} \log[\det C_m]^{\frac{1}{m}+1} \\ &= \frac{1}{4f_N} \int_{-f_N}^{f_N} \log P(f) df + \frac{1}{2} \log 2f_N \end{aligned} \quad (3.3.9)$$

定数項を除けば、時系列のエントロピー密度 h はその時系列のスペクトルの対数をナイキスト周波数の範囲で積分した量によって決まる。

スペクトルを計算するには、スペクトルが自己相関係列のフーリエ変換であるという以下の関係式(Wiener-Khintchine の定理)を用いる。

$$\int_{-f_N}^{f_N} P(f) \exp(i2\pi f k \Delta t) df = C(k) \quad (3.3.10)$$

$$P(f) = \Delta t \sum_{k=-\infty}^{\infty} C(k) \exp(-i2\pi f k \Delta t) \quad (3.3.11)$$

式(3.3.10)の和の範囲は現実には計算できない。従って、十分に大きな範囲でこの計算を行う

ためには未知の区間に対し自己相関係数 $C(k)$ を外挿しなければならない。Burg 法では Wiener-Khintchine の定理の制約式のもとでエントロピーを増加させないように未知の区間へ自己相関係数を外挿する。このとき既知となる区間での自己相関係数に関するエントロピーが最大となる。このような推定の手法は Burg 法として知られている。式(3.3.10)の右辺を左辺の積分の中に含むと(3.3.12)となる。

$$\int_{-f_N}^{f_N} \left[P(f)z^k - \frac{1}{2f_N} C(k) \right] df = 0 \quad (-m \leq k \leq m) \quad (3.3.12)$$

ここに $z = \exp(i2\pi f \Delta t)$ である。従って Wiener-Khintchine の定理は(3.3.13)のように変形される。

$$P(f) = \frac{1}{2f_N} \sum_{k=-\infty}^{\infty} C(k)z^{-k} \quad (3.3.13)$$

この条件のもとにエントロピーを最大化するには、ラグランジュ乗数 λ_k を導入して以下の式(3.3.14)で表される変分演算を行う。

$$\delta \int_{-f_N}^{f_N} \left[\log P(f) - \sum_{k=-m}^m \lambda_k \left\{ P(f)z^k - \frac{1}{2f_N} C(k) \right\} \right] df = 0 \quad (3.3.14)$$

これにより式(3.3.15)を得る。

$$P(f) = \frac{1}{\sum_{k=-m}^m \lambda_k z^k} \quad (3.3.15)$$

$P(f)$ は正の実関数であるから、上の関係式は λ_k の代わりに未知係数 γ_k を導入し

$$P(f) = \frac{P_m}{2f_N} = \frac{1}{|1 + \sum_{k=-m}^m \gamma_k z^k|^2} \quad (3.3.16)$$

の形で表現されなければならない。ここに係数 γ_k は m 点予測誤差フィルターであり、 P_m はこのフィルターからの平均出力であり、以下で表される。

$$\begin{aligned} P_m &= E \left[\left\{ x_i - \left(\sum_{k=1}^m (-\gamma_k x_{i-k}) \right) \right\}^2 \right] \\ &= C(0) + \sum_{k=1}^m \gamma_k C(k) \end{aligned} \quad (3.3.17)$$

式(3.3.13)と式(3.3.16)の z^k に関する係数を比較し、 $C_{-m} = C_m$ の関係から $(m+1)$ 次元の連立方程式が得られる。

$$\begin{bmatrix} C(0) & C(1) & \dots & C(m) \\ C(1) & C(0) & & C(m-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ C(m) & C(m-1) & \dots & C(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \gamma_1 \\ \vdots \\ \gamma_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_m \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.3.18)$$

上式において未知数は、 $\gamma_1, \dots, \gamma_m; C_m; P_m$ の $(m+2)$ 個であり、方程式は $(m+1)$ 個である。新たに条件を 1 つ加える必要があり、この条件として「予測誤差フィルターに前向きと後ろ向きに信号を通した際の平均出力を最小とする」を加える。最終的に得られるスペクトルは以下で表される。

$$P(f) = \frac{P_m \Delta t}{|1 + \sum_{k=-m}^m \gamma_k \exp(i2\pi f k \Delta t)|^2} \quad (3.3.19)$$

具体的に $\gamma_1, \dots, \gamma_m; P_m$ は Levinson 漸化式によって求めることが出来る。また式(3.3.19)の分母を計算機を用いて計算する場合には FFT のアルゴリズムを代用することができる[6]。

離散フーリエ変換によるパワースペクトル密度推定であるペリオドグラム法では、先に述べた通り使用するデータ区間の外に対して不自然な仮定を用いることになる。一方で最大エントロピー法に基づく **Burg** 法では、使用するデータ区間のスペクトルのエントロピーが最大となるように推定を行うため、データ区間の外に対して最も偏見の少ない仮定を置いていることになる。最大エントロピー法は地震などのように長時間に渡るデータが得られず、特に低い周波数の振動を十分に観測できない場合に应用される。本研究においては **ERD** の現象を観測するために時間区間 1 秒のデータを用いる。従って短いデータからスペクトル推定を行える **Burg** 法を用いる。本研究では 1 秒のデータを使い **Burg** 法によってスペクトル密度推定を行い、1/32 秒が経過するごとに再び過去 1 秒のデータを用いてスペクトル密度推定を更新する。従って、実システム上では 1/32 秒ごとにスペクトル密度の分布が更新されるためパワーの変動がリアルタイムで表示される。ただし、更新されるデータは過去 1 秒に関する密度推定であるために、頭皮上で生じている変化に対して時間遅れが生じることを考慮しておかなければならない。

3.4 確率的主成分分析

確率的主成分分析は次元削減や特徴抽出に頻繁に用いられる主成分分析を、観測データの

生成モデルを考え確率的に扱ったものである。普通の主成分分析は得られたデータの平均ベクトルを求め、平均ベクトルの点を原点に取り直してデータに対して最小二乗直線を引く。この最小二乗直線を第一主軸として、第一主軸にデータ点を直行射影することで第一主成分を得る。またもう 1 つの導出方法は、データの分散を最大化するような主軸を得ることである。これはデータの分散共分散行列の二次形式の最大化問題に帰着される。すなわち分散共分散行列の最大固有値に属する固有ベクトルが主軸となり、これは最小二乗直線の方角と一致する。いずれの方法にしても、解は解析的に求まるために一切の逐次最適化アルゴリズムなどを用いる必要はなく、計算量的にも非常に扱いやすい手法となっている。確率的主成分分析はデータの生成モデルを構築し、そのパラメータを最尤法により決定する。確率的主成分分析も最尤法を用いる限り確率的主成分分析も解析的に解が求まる。一方 EM アルゴリズムによって導出することもできる[7]。

観測データの生成モデルを考える。潜在変数 \mathbf{z} ベクトルがあり、これが本来データの意味を説明する変数とする。このようなデータが観測時に変換行列 \mathbf{W} によって変換され、観測データベクトルを \mathbf{x} を観測するとする。この際には加法的ノイズ $\boldsymbol{\varepsilon}$ が混入する。 $\boldsymbol{\mu}$ は観測データの平均ベクトルであるとして、生成モデルは以下で表される。

$$\mathbf{x} = \mathbf{W}\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (3.4.1)$$

$$p(\boldsymbol{\varepsilon}) = N(\boldsymbol{\varepsilon}|\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I}) \quad (3.4.2)$$

ここに $\mathbf{x}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\varepsilon} \in R^D$ 、 $\mathbf{z} \in R^M$ 、 $\mathbf{W} \in R^{D \times M}$ である。確率的主成分分析ではすべての確率分布を正規分布 N で表現し、そのパラメータを推定する。潜在変数 \mathbf{z} の確率分布と観測変数 \mathbf{x} の条件付き確率分布を以下で表す。

$$p(\mathbf{z}) = N(\mathbf{z}|\mathbf{0}, \mathbf{I}) \quad (3.4.3)$$

$$p(\mathbf{x}|\mathbf{z}) = N(\mathbf{x}|\mathbf{W}\mathbf{z} + \boldsymbol{\mu}, \sigma^2 \mathbf{I}) \quad (3.4.4)$$

観測変数 \mathbf{x} の確率分布は(3.4.3)と(3.4.4)を用いて \mathbf{z} で周辺化することで以下のように求まる。

$$p(\mathbf{x}) = N(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \mathbf{C}) \quad (3.4.5)$$

$$\mathbf{C} = \mathbf{W}\mathbf{W}^T + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (3.4.6)$$

次に得られたデータを用いて、パラメータ $(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{W}, \sigma^2)$ を推定することでモデルの構築ができる

推定のための EM アルゴリズムの更新式は以下で与えられる。

• E-step

$$E[\mathbf{z}_n] = M^{-1}\mathbf{W}^T(\mathbf{x}_n - \bar{\mathbf{x}}) \quad (3.4.7)$$

$$E[\mathbf{z}_n\mathbf{z}_n^T] = \sigma^2 M^{-1} + E[\mathbf{z}_n]E[\mathbf{z}_n]^T \quad (3.4.8)$$

• M-step

$$\mathbf{W}_{new} = [\sum(\mathbf{x}_n - \bar{\mathbf{x}})E[\mathbf{z}_n]^T][\sum E[\mathbf{z}_n\mathbf{z}_n^T]]^{-1} \quad (3.4.9)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{new}^2 = \frac{1}{ND} \sum \{ & \|\mathbf{x}_n - \bar{\mathbf{x}}\|^2 - 2E[\mathbf{z}_n]^T \mathbf{W}_{new}^T (\mathbf{x}_n - \bar{\mathbf{x}}) \\ & + Tr(E[\mathbf{z}_n\mathbf{z}_n^T] \mathbf{W}_{new}^T \mathbf{W}_{new}) \} \end{aligned} \quad (3.4.10)$$

最尤法を用いずに EM アルゴリズムを用いる利点としてオンライン学習が挙げられる。普通の主成分分析ではデータ点の集合に対して計算を行うことになるが、EM アルゴリズムでは新たな点が 1 つ加わる事に計算を行うことができる。実用的には、変換行列を予め主成分分析によって求めておき、これを初期値として以後計測される脳波データを用いて EM アルゴリズムにより変換行列を更新することができる。本研究では観測データとしてパワースペクトル密度の時間変化を使い、潜在変数である ERD を獲得する。

第4章 脳波の解析結果

本章では、実際に計測した脳波を3章で述べた手法を用いて解析を行った際の結果を記す。4.1ではスモールラプラシアンフィルタを用いた結果を記す。4.2ではBurg法での時間周波数解析の結果を記す。4.3では確率的主成分分析の結果を記す。4.4ではまとめと今後の課題について述べる。

表 4-1 被験者の情報

仮称	年齢	性別
S1	20代	男
S2	20代	女
S3	50代	男

4.1 スモールラプラシアンフィルタの結果

以下にスモールラプラシアンフィルタを用いる前と後の脳波の波形を記す。

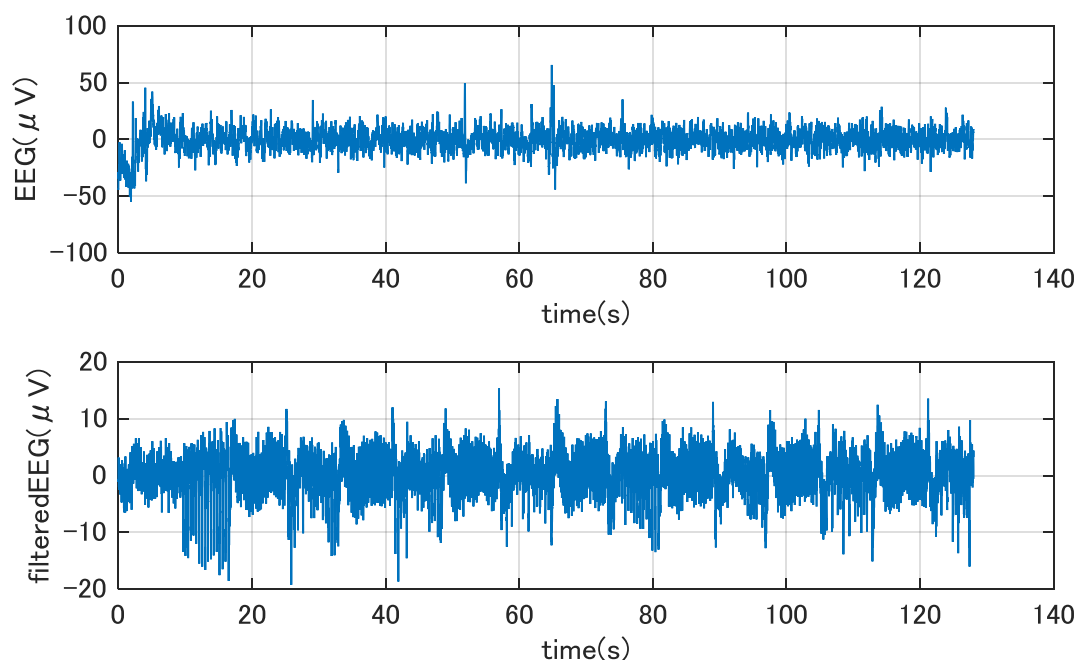


図 4.1-1 (上)頭頂部の脳波と(下)スモールラプラシアンフィルタの結果

最初の 16 秒はシステムの安定性確保のための時間で意味の無いデータである。図上の頭頂部の脳波は一見特徴が見受けられないが、スモールラプラシアンフィルタを通すと 8 秒毎に変

化が起きている様子が分かる。8 秒ごとに大きな電位が計測されるのは、足踏み動作開始と終了時の身体の揺れの可能性もあるが、静止 8 秒と足踏み 8 秒のある 1 周期を取り出して拡大してみると、それぞれの 8 秒で波形が異なる様子が分かる(図 4.1.2)。

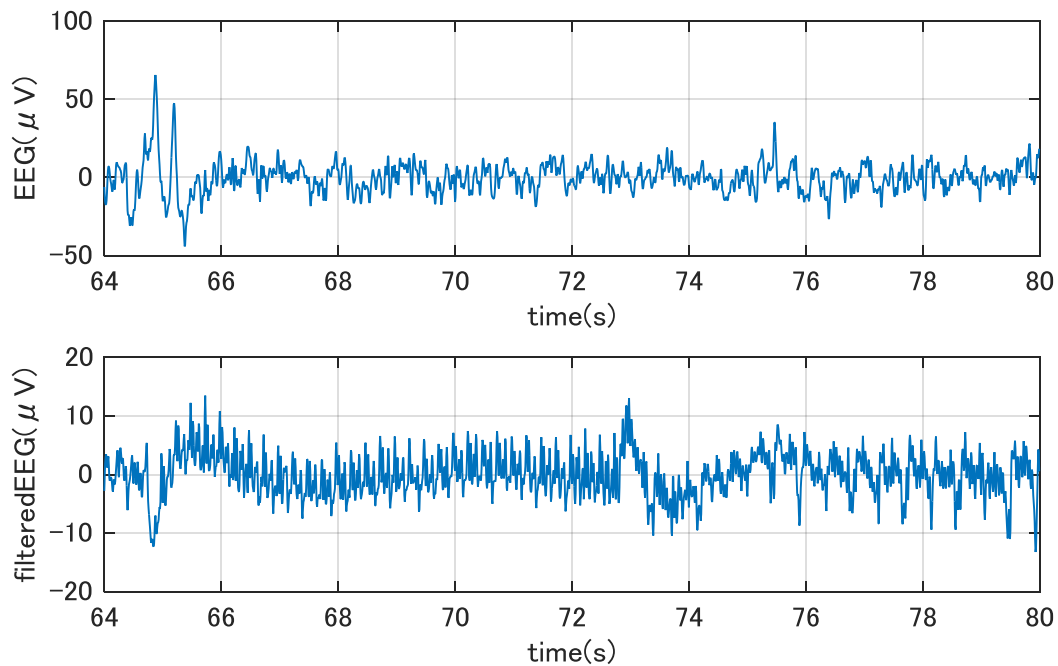


図 4.1-2 図 4.1.1 の 64～80 秒の拡大図

図 4.1.2 の上の図では前半と後半で違いはあまり見受けられないが、下の図では前半と後半で波形が異なるのが顕著に見受けられる。足動作の指令は 72 秒の時点で画面上で表示されるが、波形の変化は約 73 秒の時点で生じ始めている。これは足動作の指令に対して、被験者が指示を目で確認してから行うために動作開始が遅れているためだと考えられる。上記の図は波形の変化が目視で最も分かる被験者での結果であるため、通常はこの波形から直ちに足動作を検知することはできない。しかし、スモールラプシアンフィルタの有用性は確認できた。

4.2 最大エントロピー法を用いた時間周波数解析の結果

次数6としてBurg法を用いた。 α 波の代表周波数として9Hzと12Hzを、 β 波の代表周波数として15Hzと18Hzのパワーの変化を時間軸でプロットしたデータを記す(図4.2.1)。

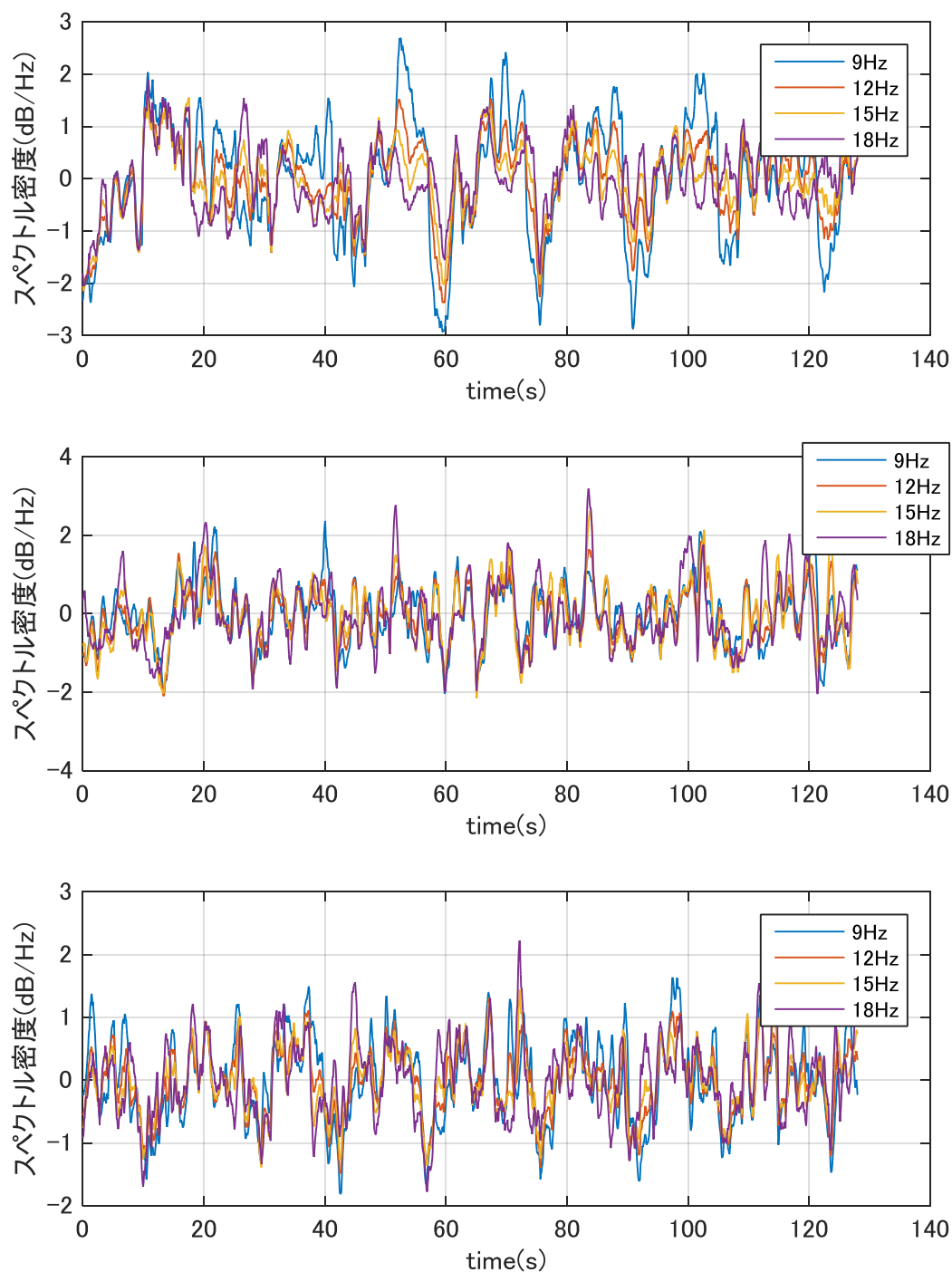


図 4.2-1 スペクトル密度の時間変化(上 S1 中 S2 下 S3)

パワーが減少している区間がある様子が分かるが被験者によって度合いは様々で、また最も減少を示す帯域も異なっている。

4.3 確率的主成分分析での次元圧縮の結果

スペクトル密度の時間変化を広い帯域に渡って見る場合に、どの帯域で ERD が生じているかを見つけなければならない。方法の 1 つとしては複数回の計測を行い、人手で ERD が生じる帯域を見つけ、その帯域のバンドパスフィルタを設けておくことが考えられる。しかし同一人物でも ERD が変化する可能性は考えられ、また個人ごとにこの作業を行うのは難しい。そこで確率的主成分分析により 9Hz、12Hz、15Hz、18Hz の 4 次元のパワーの時間変化で ERD の成分を獲得する。

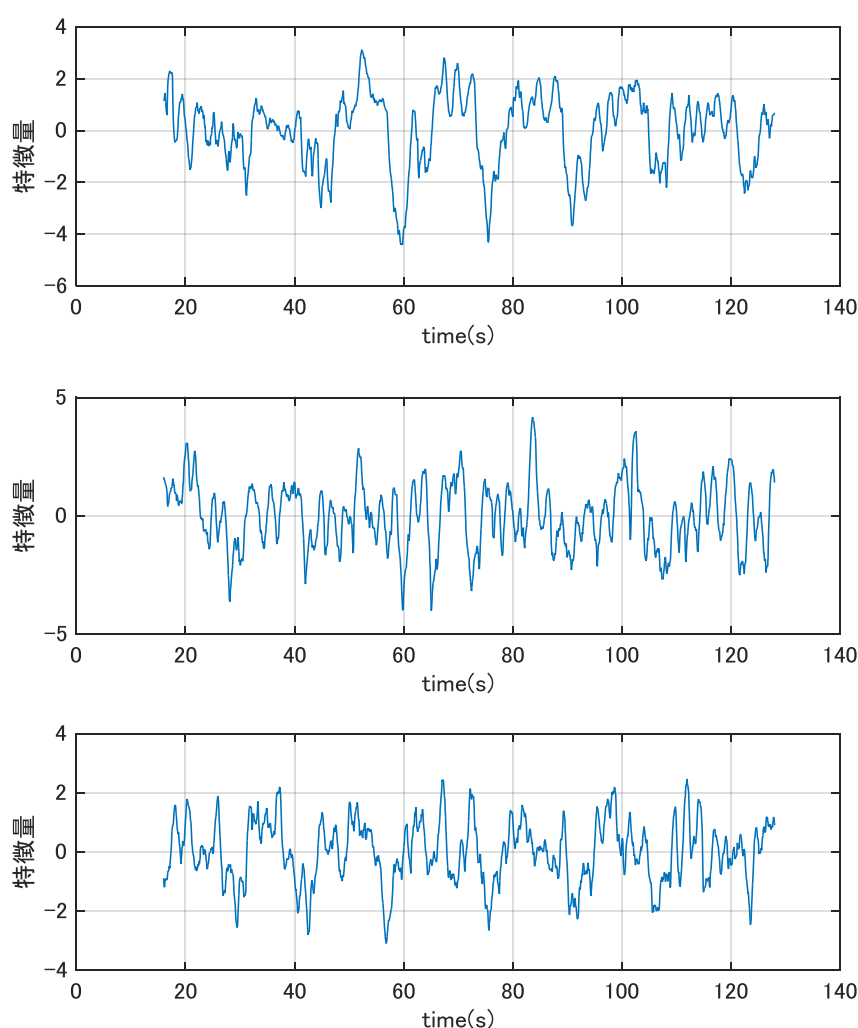


図 4.3-1 確率的主成分分析で得た第一主成分(上 S1 中 S2 下 S3)

図 4.3-1 の最初の 16 秒はシステムの安定性のために消去している（最初の 16 秒はシステムの安定性確保のための時間で意味の無いデータである）。S1 と S3 では約 16 秒周期で特微量の減少が見られるため、抽出された特微量は ERD であると考えられるが、S2 ではその傾向は

読み取れない。抽出された特徴量の時間変化は緩やかであり ERD だと思われる変化は低周波成分にあると考えられるため、ERD を抽出するためにローパスフィルタを用いる。2 次バターワースフィルタでカットオフ周波数 0.15Hz として設計し、ゼロ位相フィルタとして特徴量を通すと以下の波形が得られる。また

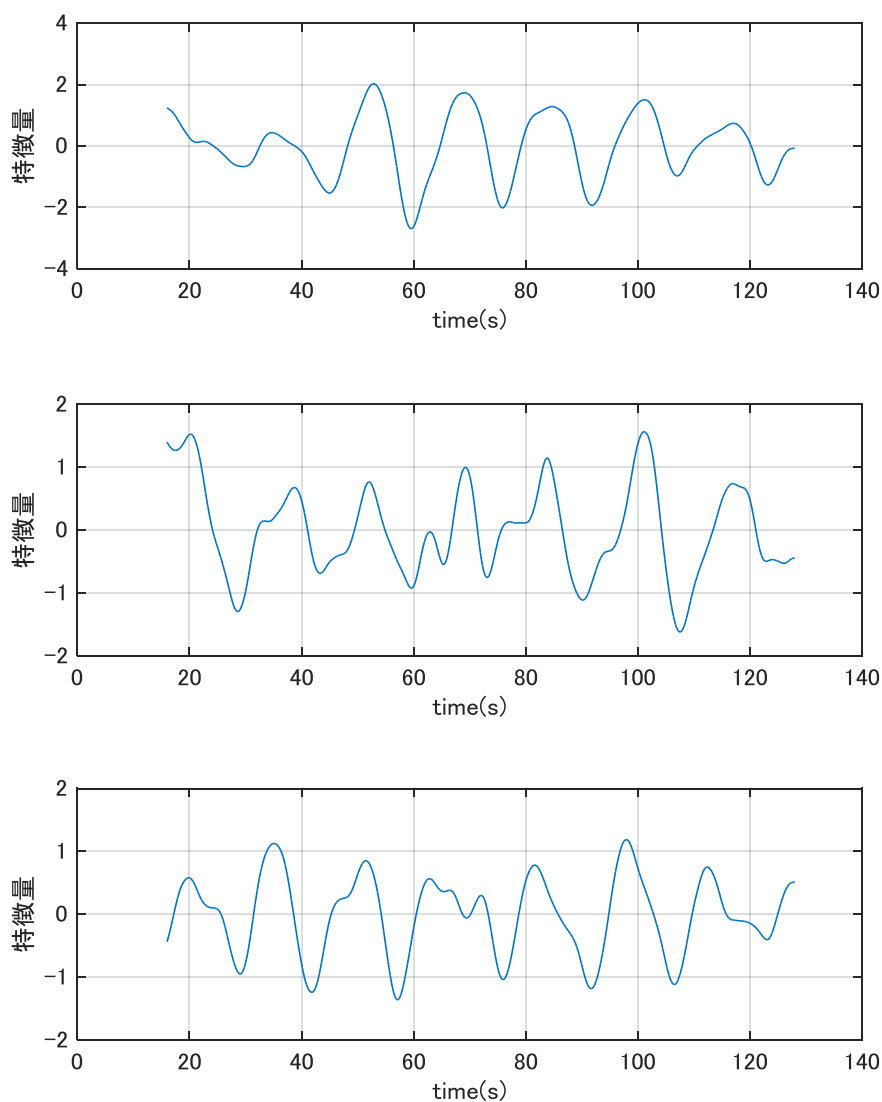


図 4.3-2 特徴量の低周波成分 (上 S1 中 S2 下 S3)

図 4.3-2 から S2 も緩やかな変動においては周期的に減少している波形があることが分かる。

第5章 まとめと今後の課題

本章では、5.1 で本研究のまとめと 5.2 で今後の課題について述べる。

5.1 本研究のまとめ

本手法により 16 秒ごとの足動作に対する ERD を獲得することができた。しかし図 4.3-1 の特徴量では S2 に関しては明確に ERD が抽出できたとは言えない。図 4.3-2 で得られた波形では S2 に関しても特徴量の減少が見られるが、これが ERD に起因するものであるとは断言できない。フィルタが非常に低い周波数しか通さない設計のために、偶然にも周期的に減少する波形が得られた可能性もある。ただし 112 秒間で 7 回増減を繰り返しており、この周波数は約 0.06Hz である。カットオフ周波数が 0.15Hz であることを考えると、S2 の波形の増減は ERD を反映していると考えられる。S1 が静止をしていた脳波のデータのみを本手法により解析した場合に図 4.4-1 が得られた。従ってローパスフィルタの影響を考慮しても、全く動作を行わない場合には周期的な減少の波形は得られないことが分かる。このことから、S2 の特徴量は ERD を反映していると考えられる。

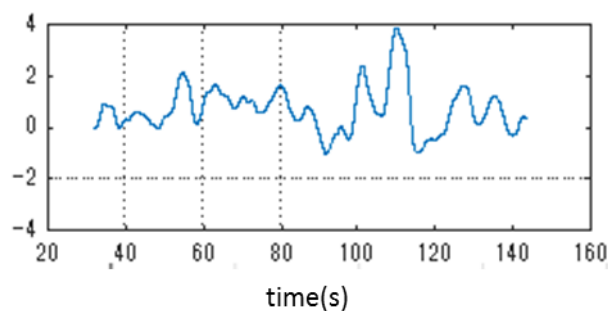


図 4.4-1 静止時に得られた特徴量

5.1 今後の課題

最終的に得られた特徴量である図 4.3-2 に関しては、ERD が抽出できるのかのみに着目しゼロ位相フィルタを用いていた。しかしリアルタイムで処理を行う際には位相遅れを考慮しなければならない(図 4.4-2)。

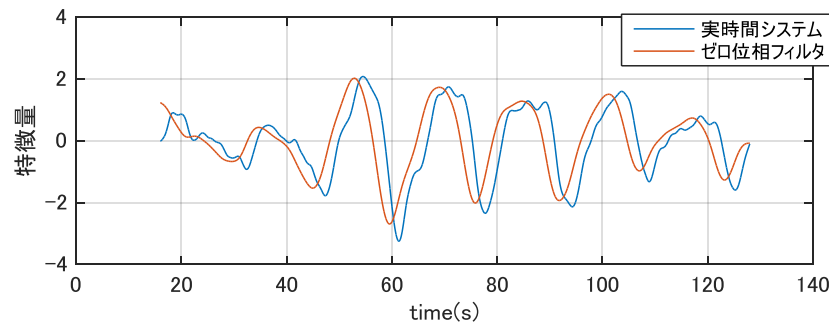


図 4.4-2 実時間システムとゼロ位相フィルタの応答比較

応答速度が求められる BCI、例としてニューロリハビリテーションにおける第 3 段階、動作命令と実際の肢体動作を同期させる段階にはまだ用いることはできない。実時間で動作し、位相遅れが生じない方法を考える必要がある。一つはカルマンフィルタのような変動を予測する手法を用いることが考えられる。

一方でニューロリハビリテーションの第 2 段階では、麻痺患者の運動に関する細胞活動を促すことが目的である。ERD が細胞活動の指標になるため、下肢麻痺患者に下肢の動作を想像してもらい、それによって ERD が生じているかをフィードバックすることでリハビリテーションが行える。この場合の課題は ERD をより正確に検知することであり、本質的にはパワースペクトルの変動であるので、時間周波数解析のより良い手法を提案することが課題である。本手法で ERD を検知できるため、検知した区間に関して経験的モード分解などの手法により足動作に関する脳波の基底を得ることが考えられる。

また上肢などの他の部位の動作を含めた特徴抽出と、識別器について考える必要があり、時系列データに関して識別を行うことのできるリカレントニューラルネットワークや隠れマルコフモデル、動的ボルツマンマシンなどの手法を検討したい。

参考文献

- [1] 鷹箸孝典、阿部拓真、中沢実「脳波を用いた車いすロボット制御システム」情報処理学会インタラクシオン2015
- [2] 原寛美「脳卒中運動麻痺回復可塑性理論とステージ理論に依拠したリハビリテーション」特集ニューロリハビリテーションの進歩、脳外誌 21 巻 7 号 2012年 7 月
- [3] 宮内哲 「脳を測る Ver. 1.0.4」※
※「脳を測る : 改訂 ヒトの脳機能の非侵襲的測定」心理学評論 56(3), 414-454, 2013の改訂
- [4]脳磁図計測・解析の基礎 <https://www.nips.ac.jp/training/2003/abstract/no14.html>
- [5]ミユキ技研 <http://www.miyuki-net.co.jp/jp/product/researchEquipment.shtml>
- [6] 武見充晃、里宇 明元、正門 由久、牛場 潤一「Event-related desynchronization during hand motor imagery is correlated with the corticospinal excitability」Motor Control 研究会
- [7] Bernhard Graimann・Brendan Allison・Gert Pfurtscheller(2010)『Brain Computer Interfaces』Springer
- [8] 日野幹雄「スペクトル解析」朝倉書店
- [9] C.M.Bishop「パターン認識と機械学習ベイズ理論による統計的予測」Springer