

論文内容の要旨

論文題目 A MEG study on extraction of complex neural representation and its single-trial classification

(脳磁図を用いた複雑な神経表現の抽出とその単一試行分類に関する研究)

氏名

下野 昌宣

1. はじめに

脳機能計測技術の進展に伴い、脳機能の解明が進んでいる。しかし、複雑系として脳を取り扱う脳機能計測研究は未だに少ない。本論文では、視覚認知機能と脳磁図(MEG)で計測した脳活動について議論する。そこに見られる複雑な様相の例として、広い周波数域にまたがるベキ分布成分 (Chapter2)、複数の状態間での、知覚の”揺らぎ”と、それに伴う脳活動の”揺らぎ” (Chapter 3,4)、目で特徴の判別が困難な脳活動のパターン (Chapter 4,5) などを取り扱う。また、目で判別が困難な脳活動から特徴を抜き出す解析手法は、認知状態の一試行分類にも応用できる事にも強く言及する (Chapter 4,5)。Chapter 1 では、本論文に関わる専門知識や手法を鳥瞰し、最後に、Chapter 6 で4つの研究の関係性を議論する。

2. Chapter1 の概要

各研究で用いた手法の紹介は Chapter 2-5 の中の subsection に委ね、本 Chapter では、鳥瞰的な視点から、刺激、計測、解析の手法を紹介する。

3. Chapter2 の概要：脳磁図に計測されるベキ分布の認知機能の探求

3-1. 背景

脳研究では、未解決部分への(入力)刺激と(出力)応答の相関関係から、システム特性に迫る方法がよく選ばれる。ここでは、刺激が応答を決めると暗に仮定されているが、刺激の入らない状況での脳活動 (自発脳活動) が応答を予め決める、という報告がされている (Kenet, 2003; Hansen, 2004)。他方、自発脳活動は、時間スケール、空間サイズでベキ則を満たす成分を含んでいる (Hwa,2002; Beggs,2003)。しかし、周波数解

析では、決められた周波数領域(周波数帯)での位相や強度と認知機能の関係を述べる事が多く、ベキ分布成分がヒトの認知成績を反映する報告はなかった。

3-2. 目的

以上から、ベキ分布を示す自発脳活動が、積極的に行動成績を反映する事を検証する事とした。

3-3. 解決のコンセプト

そこで、『パワースペクトルのベキ分布が、非常に弱い刺激の検出可否と関係する』という仮説(図1-(a), 点線)を、『ある周波数帯の強度が、検出可否と関係する』という仮説、及び『ベキ分布成分を差し引いて残る成分のある周波数帯の強度

が、検出可否と関係する』という仮説(図1-(b))らと比較した。

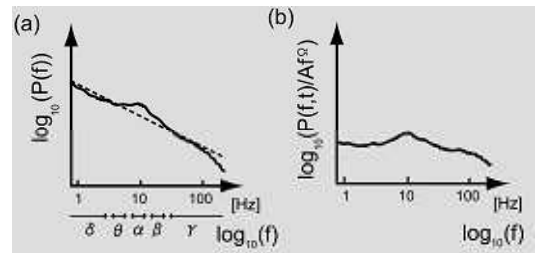


図1. Wavelet power spectrum の時間断面の例。(a)wavelet power (実線)の時間断面(自然対数表示)と、ベキ近似線(点線)、(b)両者の差分

3-4. 研究方法

検出閾値の(50%で検出できる)輝度の光点滅を二つの視野にランダムな順序で提示し、被験者に知覚した位置を回答してもらった。そして、事前に調べた刺激提示の位置に選択的に応答するセンサー群の活動に Wavelet 解析を適用した。そして、回答の正解群、不正解群の間での有意な差異に着目した。

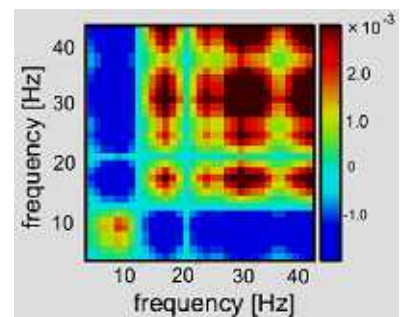


図2. 受容野周辺でのセンサーの応答における“正解群と不正解群での Wavelet power spectrum の差”と“その差自身”との積。青い領域の点では、x 軸で表現される周波数でのパワーと y 軸で表現される周波数でのパワーが逆方向に変調している

3-5. 結果

次の二つの事実が観察された。(1) スペクトル強度でどこかの周波数領域が(正解群と不正群を比べて)有意な違いを示した時間帯において、両群の大小関係が 15Hz をまたいで反転していた(図2)。(2) 正解群と不正解群の間での有意な違いは、ベキ分布成分を差し引くと消えた。

3-6. 結論

得られた結果は、ベキ分布の自然対数の傾きで行動成績を説明しやすい事を示唆していた。

4. Chapter3 の概要： 知覚交代の意図的コントロールの神経相関

4-1. 背景

脳は、刺激が単一でも、複数の解釈や知覚をする事がある(多義図形)。この多義的知覚は、時間的に交代し (Eichler, 1930)。被験者が意図的にバイアスを掛けられる事も知られている (Meng & Tong, 2004)。しかし、過去の研究でのバイアス効果は、ある知覚の持続時間を伸縮する効果であり、知覚交代のタイミングまでもコントロールする効果を述べた研究はなかった。

4-2. 目的

以上を踏まえて、多義図形の一つである多義的仮現運動における知覚の意図的コントロールに関する心理物理特性と脳活動の関係性を調べた。多義的仮現運動とは、図3左に示す様なドットの対の画像を時間的に交互に提示する刺激である。この刺激から生成する知覚には、水平運動もし

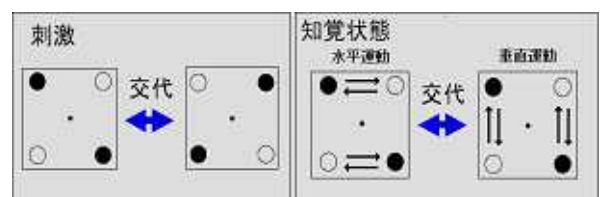


図3. 多義的仮現運動

くは垂直運動の多義性がある。この刺激においては、知覚を生成するタイミングが、刺激の画像が切り替わ

るタイミングから明確に定義できる。

4-3. 方法

私は4つの実験を行いました。(1) 画像1枚の提示時間 (Stimulus Onset Asynchrony: SOA) に対する被験者に意図的コントロール可能性の依存性を調べた。(2) 被験者が意図的に知覚交代をしている時の眼球運動をEOG(ElectroOculoGram)で計測した。(3) 被験者に、縦/横運動の系列をコントロールしてもらい、知覚交代が必要な刺激提示時の脳活動、と必要でない提示時の脳活動を比較した。(4) コントロールが50%可能なSOAに調節して、知覚交代が成功した時の脳活動と失敗した時の脳活動を比較した。(5) 意図的な知覚交代時と受動的な知覚交代(知覚交代をただ待つ)時の脳活動を比較した。脳活動の強度を測る指標として、全頭でのRMS (Root Mean Square) 値を採用した。

4-4. 結果

(1)の実験では、刺激のSOAが約275msより長い場合で知覚交代に成功する確率は高く、短い場合では低くなるという二層化が確認された。(1),(3)の実験では、刺激の切り替わり後300msで条件間の違いが観測され、(2)の実験では、刺激の切り替わり後、約40msと約250msで有意な違いが見えた。

4-5. 結論

心理物理実験で観察された知覚交代の成功率が変化する特徴的なSOA(約275ms)を見出し、その周辺(約250msと約300ms)で、有意なMEGの変調がある事を観察した。

5. Chapter4: 意図的コントロール可能性の一試行事前予測

5-1. 背景

近年、一試行の非侵襲計測で得られた信号に機械学習的手法を用いて、被験者の知覚(Kamitani & Tong, 2005,2006)や意図(Haynes, 2007)を高い精度で言い当てられる事が報告されてきた。周波数解析や主成分解析などの手法と比較して、この手法は、強度が弱くとも再現性の高いパターンであれば、それを高次元空間から自動的に抜き出せる優位性がある。

5-2. 目的

上記の優位性を活かし、刺激提示前に存在する知覚を意図的にコントロールしようとしている時の脳活動(Chapter3の実験4)から、そのコントロールの可否を予測する事を目指した。

5-3. 方法

成功率がほぼ50%となるSOAの時の脳磁図を計測した。画像三枚の内、二枚目の前後で知覚される運動方向の切り替えの可否に関する回答を記録した。SSP (Signal Space Projection) (Tesche et al., 1995) で眼球運動由来のノイズを除去した後、100試行のデータからSVM (Support Vector Machine) で状態分離面 (Classifier) を作成して、そのClassifierで、残り100試行のデータの何%を予測可能かを評価した。

5-4. 結果

最も成功した脳活動の選択法は、着目する試行の刺激の交代前の脳活動とその一つ前の試行の刺激の交代前後の脳活動とを組み合わせる方法であった。その場合、刺激の交代前でも70%を超える精度で知覚交替の成否が予測できる可能性が示された(図4, 矢印の下)。

5-6. 結論

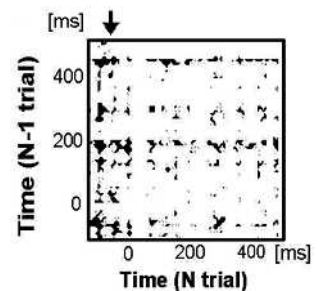


図4. 知覚交替成否の予測正解率。

70%を超えた所を黒で示している。横軸に対応する“現在の試行”の二枚目から三枚目の刺激交代の前後(-100-500ms)の脳活動と、縦軸に対応する“一つ前の試行”の同刺激交代前後の脳活動を合わせた空間内で、クラシフィケーションを行っている。

機械学習的手法が、知覚の予測が可能な程に、試行間に共通するパターンを抜き出していた。”予測が可能である”という事は、脳活動に長期相関がある事を示唆する。

6 . Chapter5 : オブジェクトカテゴリー知覚の神経相関の一試行分類

6-1. 背景

OC (Object Category)とは、顔,車,鳥などの抽象的な集合概念を指す認知神経科学の専門用語である。OCの画像を提示した時の脳波、脳磁図計測は多く報告されている(Lu *et al.*, 1991; Swithenby, 1998)。近年、Tanらは、OCの判別に対する脳波を高い精度で一試行分類した(Tan *et al.*, 2008)。しかし、本研究にはいくつかの問題点がある。彼らは、Classifierを作成するのに、多くの被験者の脳活動を利用してしたが、計測される脳活動の個人差が大きい可能性がある。また、彼らは、オブジェクトサイズや輝度などを標準化していないが、近年、単一のOC(たとえば、顔)の画像のコントラストの分布間での共分散 (ISPV) が大きいと 170ms 成分が強く d なる事が報告されており、何の情報 classification に利いているのかが不明瞭である (Thierry *et al.*, 2007)。

6-2. 目的

以上の問題点を解決した実験を行うとともに、好成績、高速な解析手法を提案したい。

6-3. 手法

ISPV を車画像と顔画像で揃えて、一つの画像は一回のみ提示した。必ず単一被験者の情報から classifier を作成した。事前の解析を通して、後頭頭頂部のセンサーの 3-20 [Hz] 成分を選んだ。また、100 試行での Cross Validation(CV)から、120-200ms の中で classification に利く時間領域を選んだ。その後、他の 100 試行で、選択された時間領域で作成した classifier からの距離を変換した確率変数を likelihood とみなして、Bayes 推定をする事で、選ばれた時間領域での複数のクラス情報を統合した。

6-4. 結果と結論

顔 vs.車、顔 vs.家の classification で被験者間平均 80% を超える精度を実現し、車 vs.家の classification でも 70% を超える精度を得た (図 5)。MEG/EEG での一人の被験者のデータを用いたオブジェクトカテゴリークラシフィケーションでは、現時点での最高成績である。

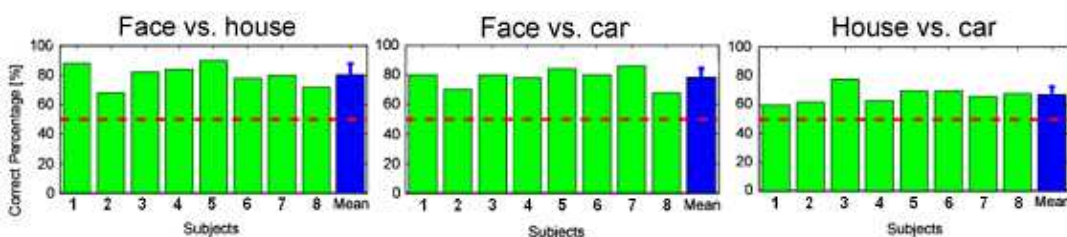


図 5. 分類成績

三つのバーグラフは、それぞれが顔 vs.家、顔 vs.車、車 vs.家のクラシフィケーション結果を示している。それぞれの中で、緑のバーが 8 人の被験者への結果をしめし、青いバーがその平均と分散を意味する。

7 . Chapter 6 : 総括

本論文で紹介する研究は、視覚系の認知活動を脳磁図で計測する事を通して、認知状態、脳活動から ”複雑系” を連想させる情報の抽出を試みてきた。本論文で取り扱えたのは、『特定の特徴スケールを持たないベキ分布の認知機能の解明』や『多義的知覚状態の確率的遷移とその決定性』や『一見、パターンが見出せない磁場マップからの認知・知覚の予測と分類』などである。それぞれは、『自発活動』、『知覚交代』、『意図』、『カテゴリー認知』など脳認知科学の文脈を縦系とし、『スケールフリー性』、『決定性と確率性』、『長期相関性』、『機械学習』などの数理科学的な概念や手法を横系とした、学際的な知の一例である。