

氏名 宮脇 陽一

所属機関 国立大学法人電気通信大学

研究題目 ヒト脳活動からの画像認識情報の高速抽出技術の研究

## 1. 研究の目的

ヒトがロボットなどの機械システムとスムースなコミュニケーションを行うにあたって最も重要な機能は、画像による高速・高精度な物体認識技術である。物体画像認識アルゴリズムの研究は古くから多く行われているが、実環境下で高速に任意物体を認識するのは、いまだに困難な課題として捉えられている。

一方、ヒトの物体認識は、極めて高速・高精度であることが知られている。このように優れたヒトの視覚的な物体認識のメカニズムには、実世界の視覚的構造に埋め込まれた特徴的性質を効率よく抽出するための普遍原理が隠されているに違いない。この原理を解明するには、ヒトが物体認識する際の脳活動から高速に情報抽出し解析する技術の開発が必要である。

また近年、深層学習技術の発達とともに画像からの物体認識精度は驚くべき向上を見せているが、その複雑さゆえ、物体認識精度が高まるそのメカニズムについては十分な理解が進んでいないという現状がある。このような状況を開拓するうえでも、ヒトの脳における高速かつ正確な物体認識メカニズムの解明は欠かせないといえよう。

そこで本研究では、ヒトの画像からの物体認識に関する脳活動の状態をミリ秒オーダーで高速に把握する技術を開発し、ヒトの高速な画像認識原理にヒントを得た高速な画像認識アルゴリズムの開発への応用へと展開することをひとつの出口として想定する。またこの技術を応用し、生体画像の高度な画像処理にもとづき、画像からの病態診断などへの応用へつなげることを目的とする。

## 2. 研究の内容（手法、経過、評価など）

本研究の実施期間内では、ヒトの画像認識に関する脳活動の状態を高速かつ高効率に把握する技術の開発とそれによるヒト脳内での物体認識メカニズムの解明に、特に焦点を当てて研究を実施した。この目標を達成するため、ベイズ推定法を用いた MEG データと fMRI データの統合による高時空間分解能脳活動解析（課題 1）、脳活動パターンからの高時空間分解能情報抽出法の開発（課題 2）、物体カテゴリ画像特徴量と物体カテゴリ表現ダイナミクスの関連性の同定（課題 3）の 3 つの課題を研究開始時に設定した。以下ではこれらの課題の実施手法と達成状況について経過をまとめつつ、研究成果の評価を述べる。

課題 1 では、まず不偏かつ網羅的にデータが取得可能な実験設計に取り組んだ。この条件を達成するため、本研究では大規模物体画像データベースである ImageNet (Deng et al., 2009) を用いて、実験中に被験者に提示する画像を体系的に設定する実験設計を実施した（図 1）。また、物体画像に対する脳活動を高い信号対ノイズ比で取得するため、データベース中の画像からの背景除去作業も行った。これにより、総計 40 カテゴリ、画像枚数にして約 2300 枚の背景除去済み物体画像に対する MEG 信号の計測実験の実施に成功した。このような大規模物体画像カテゴリに対応する脳活動データの計測例は国際的にも貴重なものであり、得られたデータの有用性を示すものである。

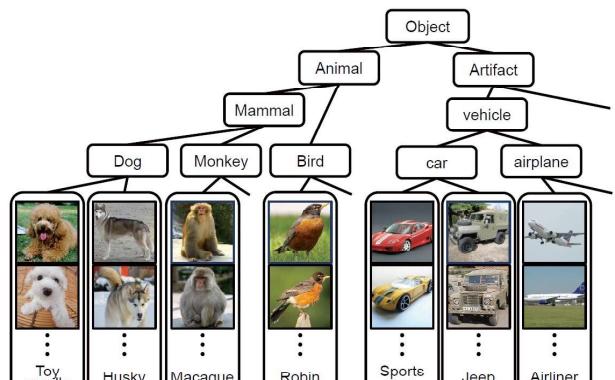


図 1:ImageNet の物体画像カテゴリの階層構造の例。

## 2. 研究の内容（続き）（書ききれない場合には、同一形態のページを追加しても結構です）

次に、こうして得られた MEG 信号が対応する脳内活動源パターンの推定に取り組んだ。MEG 信号計測は時間分解能が高いものの、信号計測部位が頭皮上であるため計測信号に対応する脳活動源の位置が直接わからないという欠点がある。この脳活動源推定を高精度に行うため、本研究では空間分解能に優れた fMRI 信号計測によって脳活動が起こりうる候補脳部位を高精度に求めておき、それを事前分布としたベイズ推定の方法によって MEG 信号に対応する脳活動源のパターンを推定する方法を実施した。これにより、従来方法と比較して高精度に脳活動源パターンの時空間的推移を同定することに成功した（図 2）。

さらに、脳活動源パターン推定の新しい精度評価法の開発にも取り組んだ。従来研究では信号源が含まれる脳部位とそれ以外の脳部位との脳活動強度の差に着目した評価が行われることがほとんどであったが、本研究では脳活動源パターンの解析が重要であるため、その再現性も重要な評価項目となる。ここでは複数の仮想実験条件に対応する脳活動信号源パターンを人工生成するシミュレーション環境を新たに開発し、シミュレートされた MEG 計測信号から脳活動信号源を推定し、推定された信号源パターンに対応する仮想実験条件が予測できるかを判別分析で検証する手法を取った。そ

の結果、本研究で用いた信号源推定方法で復元された脳活動源パターンの判別成績は極めて高く、元の信号源パターンの差は有意に復元されていることが示唆された。しかしその一方で、元の信号源を仮定していない脳部位においては、従来の評価法では無視可能なほど小さな振幅の信号源しか推定されないにも関わらず、判別分析によって仮想実験条件を有意に予測できてしまうという非直感的な現象が生じることを新たに発見した。信号源強度が小さいにも関わらず信号源がもつ情報だけが拡散しているように見えるこの現象を「情報拡散」と名付けた（図 3）。情報拡散は、真の活動源がわからない実データ解析において偽陽性的解釈をもたらす重大な問題であり、関連研究分野に大きなインパクトを与える発見として高く評価されている。

課題 2 では、課題 1 で確立した実験および解析手法を用いて物体画像観察時の脳活動源パターンを推定し、推定された脳活動源パターンに対応する物体画像がいつ脳活動に表現されるのかを定量化した（図 4、5）。実験で用いた 40 カテゴリの物体画像について網羅的に解析した結果、物体カテゴリの情報は、先行研究で示唆されていたように物体カテゴリの抽象度が高いところや低いところから順に脳活動に表現されるのではなく、カテゴリ抽象度に関わらず並列的に表現される可能性があるこ

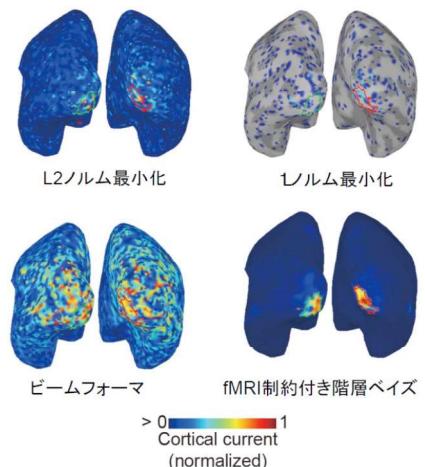


図2:脳活動源パターンの推定結果(右下が本研究で用いた手法)。

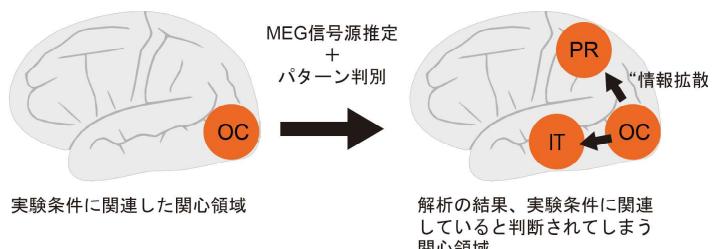


図3:情報拡散現象。ある脳部位にしかない実験条件に関する情報が、他の脳部位にも拡散てしまい、実験結果の解釈において偽陽性を生じてしまう。

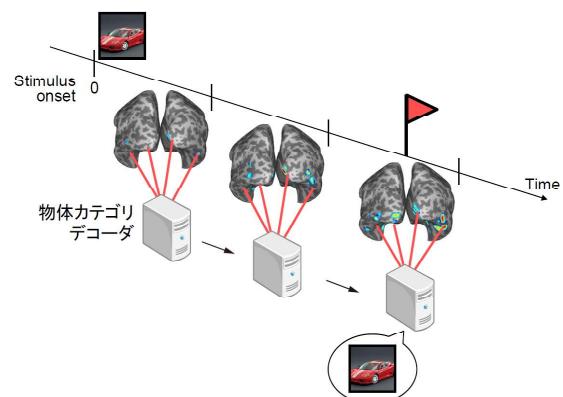


図4:脳活動源パターンからの物体カテゴリの時間分解予測(time-resolved decoding)。

## 2. 研究の内容（続き）

とを新たに提唱することに成功した（並列表現モデル、図6）。

この解析には、脳活動源パターンと物体画像カテゴリとの統計的関係性を学習する機械学習手法を用いるが、その際に重要になるのが、高次元の脳活動源パターンのうちどの脳部位の信号を用いるかという特徴選択の問題である。これを効率的に解決する新しい手法として、L0 ノルム最適化に基づく解のスパース化を応用した新しいアルゴリズムの開発に成功した。Iterative hard thresholding (IHT) と呼ばれる回帰モデルのアルゴリズムを判別モデルに適用可能に改良することで（これを IHT for classification (IHTc) と呼ぶことにする）、従来型のスパースアルゴリズムと同程度の判別成績を達成可能のこと、さらに解析対象信号のノイズレベルや選択すべき特徴量と棄却すべき特徴量の比（特徴量のスパースネス）に関わらず、IHTc のほうが平均的に良好な成績を示すことが分かった（図7に一部の例を示す）。以上の結果は、脳活動データに限らず、高次元データを解析する際に必須となる特徴量選択手法として IHTc が一般に有用なものであり、開発手法の広範な有効性が示唆される。

課題3では、まず自然物体画像を表現する画像特徴量の抽出に取り組んだ。これを達成するため、画像からの物体認識において近年著しい成果をあげている深層畠み込みニューラルネットワーク (DCNN;

Krizhevsky et al., 2012) を活用した（図8）。これにより、低次の画像特徴量から高次の画像特徴量までを網羅的に抽出することができるようになった。また高次画像特徴量を用いることにより MEG 計測実験で用いた物体カテゴリを適切に表現可能であることも確認することができた（図9）。

こうして抽出された画像特徴量を用いて脳活動との対応関係をとる解析を実施する前に、行動レベルの時間的特性に画像特徴量がどのように効いているのかを調べるために、画像観察時の眼球運動の時間特性と画像特徴量との関係を解析した。どのような画像特徴量に視線が向きやすいかを解析するため、ここでは様々な物体を含む自然光景画像を被験者に提示し、その際に視線がどのような時間順序で向けられるのかを解析した。その結果、従来の研究では、低次特徴量で定義される saliency と呼ばれる量が高い箇所にヒ

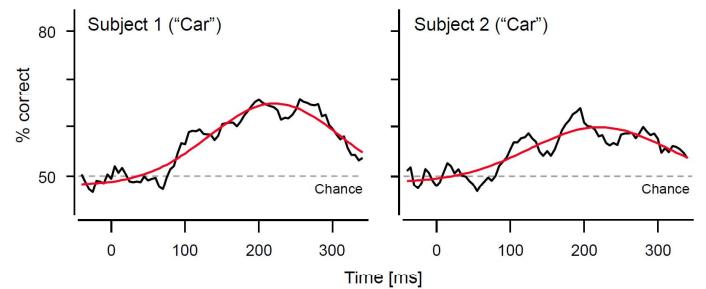


図5：皮質上神経電流分布からの物体カテゴリ予測成績の時間変化（被験者2名分の“Car”カテゴリの例）。

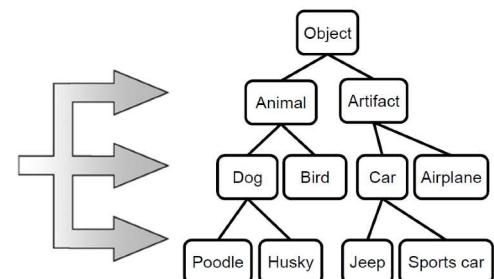


図6：物体カテゴリ階層構造の「並列表現モデル」。

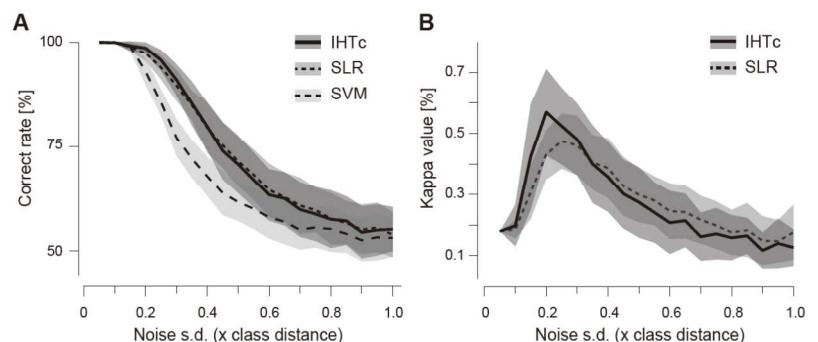


図7：IHTc を用いた判別モデルの性能。A) 2クラス問題の判別成績、B) 正しい特徴量を選べたかどうかを  $\kappa$  値（選択した特徴量と真の特徴量の一一致度）で評価した結果。横軸は、ともにノイズの強さを表す。

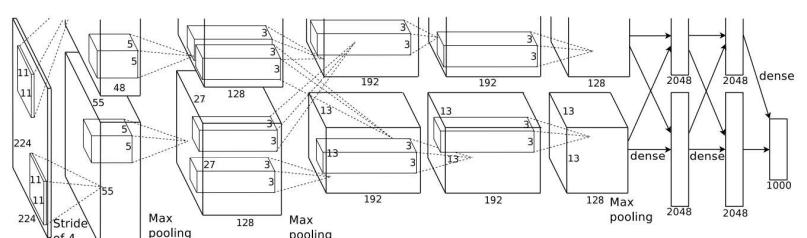


図8：DCNN(Krizhevsky et al., 2012)のモデル概略図。

## 2. 研究の内容（続き）

トは頻繁に視線を向けることが明らかになっているが、視線の時間順序については saliency はよい予測を与える、ある特定のカテゴリ群が時間的により早く見られやすい傾向にあることを初めて明らかにした（図 10）。この実験で用いた画像を DCNN で解析し、各画像位置に含まれる特徴量を DCNN の階層に対応させて算出した結果、第 2 層および第 5 層の特徴量が含まれる箇所が時間的に優先して注視されやすい傾向にあることが新たに分かった。以上の結果は、ヒトの視線移動という行動レベルの時間特性が、画像での中程度に複雑な特徴量によって大きく影響を受けている可能性を示唆する新規な結果であり、極めて興味深い。行動レベルでの相関関係が得られているとするならば、脳活動においてもその証左が発見される可能性は高く、今後の画像－行動－脳という三者の連関を統合的に解析する道を拓くうえで極めて意義深い。

さらに本課題で確立した画像特徴量解析手法を細胞画像の診断へと応用する課題にも取り組んだ。ここでは脳内のグリア細胞を解析対象とした。グリア細胞は、低酸素状態に置かれるとその細胞形態が変化することが知られているが、具体的にどのような形態変化が起こるのかが不明であるという問題がある。本研究では DCNN をグリア細胞の形態を撮像した顕微鏡画像（図 11）に適用することによって、低次から高次までの画像特徴量を網羅的に抽出し、そのうちどの画像特徴量が低酸素病態前後の識別に有効であるのかを同定することによって、病態前後で変化する形態特徴を見出すことにチャレンジした。その結果、高次画像特徴量を用いるとほぼ 100% という高い正答率でグリア細胞が病態下にあるか健常状態かを顕微鏡画像のみから見分けることができる事が分かった（図 12）。この識別精度は低酸素状態における経過日数にしたがって上昇することから、病態依存性の変化を同定できている可能性が高いことが示唆された。また、その識別に有効な画像特徴量はわずか 10 個以下程度であること、有効特徴量のうちの一部は日数が経過しても病態識別に有効なままであるが、残りの特徴量は動的に入れ替わることが明らかになった。以上の結果は、本研究で用いた手法が細胞画像からの病態診断に有効なことを示すのみならず、低酸素状態におかれたグリア細胞の動的形態変化のメカニズムの一端を明らかにする可能性を示唆する重要な結果であり、極めて意義深い応用展開のひとつと考えている。

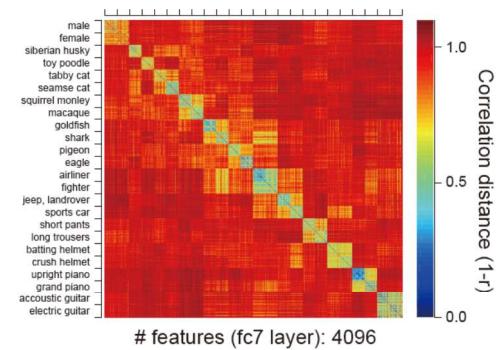


図9：MEG 計測実験で用いた物体カテゴリ画像から、高次画像特徴量を抽出し、各画像間での特徴量の非類似度を計算した結果。

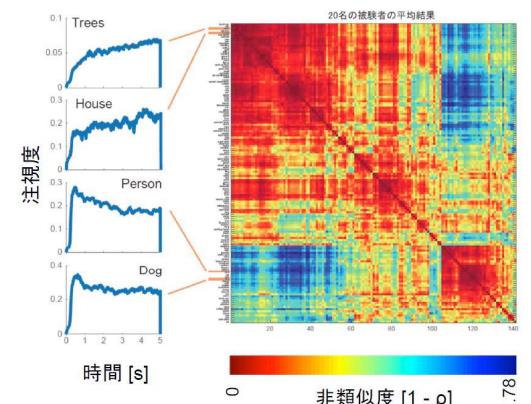


図10：自然光景画像内での物体に対する視線順序のクラスタ解析の結果（類似度が高いペア同士が赤色を示す）。

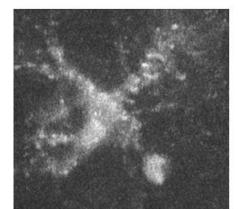


図11：グリア細胞（アストロサイト）の顕微鏡画像の例（電気通信大学正本研究室より画像提供）。

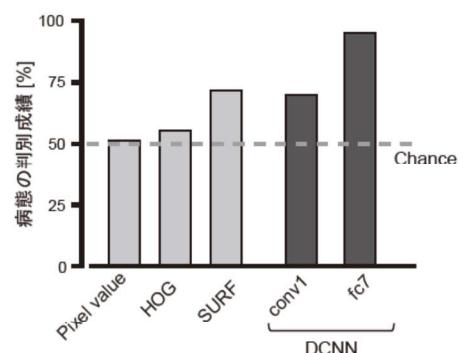


図12：高次画像特徴量を用いたアストロサイトの病態識別の結果。

### 3. 研究の結論、今後の課題

以上の3課題の実施を通じ、物体画像観察時のヒト脳内の情報表現を高時空間分解能で解析するための基礎を築くことができつつある。本研究期間のなかでは特に、物体カテゴリの抽象度と脳活動に物体カテゴリが表現される時間関係に着目し、従来研究が主張してきた直列型モデルではなく、各抽象度が並列に表現される可能性を示す新しいモデル（並列表現モデル）を提唱することに成功した。また画像観察時の視線移動の時間順序を解析することにより、従来研究において注目されていた低次特微量で定義される saliency は視線が対象に向けられる頻度はよく説明するが、視線順序の説明には適さず、むしろ中程度に複雑な画像特微量が重要な貢献をしている可能性の発見に繋がった。技術的側面からは、MEG 信号源推定と判別分析のような多変量解析手法を組み合わせた場合には、情報拡散現象が起きる可能性に十分注意する必要があることを明らかにした。また、高次元データの解析において重要となる特微量選択の新しい手法として L0 ノルム最適化に基づくスパースアルゴリズムを開発し、その有効性を実証した。画像特微量の解析においては DCNN の有効性を示すとともに、その応用展開としてグリア細胞の顕微鏡画像を解析対象とすることで、細胞画像からの病態診断への道を拓き、また低酸素状態下でのグリア細胞の形態変化のダイナミックなメカニズム解明の緒を見出した。以上のように、基礎科学・技術開発・応用展開の観点から実り多い結果が得られ、本研究の目的に適う成果が得られたものと考えている。

しかしながら、脳活動における物体画像の表現時刻と物体画像特微量との関係性の解析については今後の課題として残された。これは脳活動解析の前に、より基本的な行動（具体的には視線移動）レベルと画像特微量との相関関係の解明に重点をおいたためである。行動と画像特微量との関係性が見えてきたので、これを脳活動の解析へと発展させることができ自然なステップであり、本課題に関する今後の研究の進展の可能性は十分に高いと考えている。

#### 4. 成果の価値（とくに判りやすく書いて下さい）

##### 4. 1. 社会的価値

来るべき超高齢化社会において、ロボットが日常生活や介護の現場に入つて行くならば、高速かつ高精度な物体認識を人工的に実現することは極めて重要である。また医療現場において医用画像に基づく迅速診断の実現は喫緊の社会的課題となっている。このような社会的要請のもと、我が国のみならず国際的にも画像からの物体認識の精度向上と高速化の研究は日進月歩の進化と発展を遂げている。こうしたなかで技術的ブレークスルーを支えるのはヒトの優れた物体認識メカニズムの解明とその応用であり、本研究から得られた知見や技術開発の成果の社会的価値は極めて高い。また本研究で確立した手法を細胞画像からの病態診断に応用することに既に成功しており、近い将来において医用現場での直接的な貢献につながる価値も潜在的に有すると考える。

##### 4. 2. 学術的価値

ヒトの物体認識メカニズムは生物学分野で最も重要な問題のひとつとされつつも、複雑性・高次元性から未解決な部分が多く残されたものである。本研究では、これまで限定的にしか論じて来られなかった物体認識のダイナミクスを、不偏かつ体系的な実験設計と定量的な解析により明らかにした点が独創的である。また、視線順序の解析という行動学的な手法も加えることにより、画像—行動—脳という3つの観点から統合的に物体認識のメカニズムにアプローチすることに成功しており、その学術的価値は高い。基礎科学的側面に加えて、高次元データ一般に適用可能なアルゴリズムの開発や従来研究で見落とされていた情報拡散に基づく偽陽性的解釈可能性の指摘は関連分野において意義深く、学術的有用性が高い。神経科学、心理学、統計的信号処理、細胞生物学などに多岐に渡る学際的な波及効果が大である。

#### 4. 3. 成果論文（本研究で得られた論文等を年代順に書いて下さい。未発表のものは公表予定を書いて下さい）

##### 学術論文

1. Masashi Sato, Okito Yamashita, Masa-aki Sato, Yoichi Miyawaki, “Information spreading by a combination of MEG source estimation and multivariate pattern classification,” PLoS ONE 13(6): e0198806 (2018).
2. 宮脇陽一，“スペースモデリングを用いたヒト脳活動の解析,” システム/制御/情報, vol.61, no.4, pp.138-145 (2017).
3. Yoichi Miyawaki, “Multivariate analysis of magnetic resonance imaging signals of the human brain,” Current Topics in Medicinal Chemistry, vol.16, pp.2685-2693 (2016).
4. 宮脇陽一, “機能的磁気共鳴画像法を用いた神経コードの解読,” システム/制御/情報, 第59巻, 第9号, pp.353-335 (2015) .

##### 国際会議

1. Kazuaki Akamatsu, Yoichi Miyawaki, “Temporal priority of gaze during natural scene viewing,” Vision Science Society 2018, St. Pete Beach, FL, USA, May 18 – 23, 2018.
2. Yoichi Miyawaki, “Toward high spatio-temporal resolution analysis of neural information representation using multivariate patterns of human brain activity,” National Institute of Mental Health, National Institutes of Health, Bethesda, MD, USA, November 26, 2017.
3. Sosuke Tanaka, Tomohiro Nishino, Masahito Nitta, Takuma Sugashi, Kazuto Masamoto, Yoichi Miyawaki, “Analysis of astrocyte morphology during hypoxia adaptation using higher-order image features extracted by deep convolutional neural network,” Society for Neuroscience 2017, Washington D.C., USA, November 2017.
4. Masashi Sato, Yoichi Miyawaki, “Spatial Spreading of Representational Geometry through Source Estimation of Magnetoencephalography Signals,” IEEE International Workshop on Pattern Recognition in NeuroImaging 2017 (PRNI2017), Toronto, Canada, June 2017.
5. Yoichi Miyawaki, “Neural decoding of human brain activity using sparse modeling,” IUUWS 2017, Tokyo, March 2017. (invited)
6. Masashi Sato, Okito Yamashita, Masa-aki Sato, Yoichi Miyawaki, “Information spreading through magnetoencephalography source localization and its effect on pattern classification analysis,” The 22nd Annual Meeting of the Organization for Human Brain Mapping, Geneva, Switzerland, June 26-30 2016.
7. Yoichi Miyawaki, “Deciphering visual information represented by human brain activity patterns,” LIRMM/CNRS, France, June 27, 2016. (invited)

#### 4. 3. 成果論文（続き）

8. Yoichi Miyawaki and Masashi Sato, “Neural dynamics of object representation in the human brain” International Symposium on Object Vision in Human, Monkey, and Machine, Tokyo, Nov. 2015. (invited)

#### 国内会議

1. 石橋直樹, 伊藤紀基, 佐藤匡, 権島祥介, 宮脇陽一, “L0 ノルム最適化に基づくスペース判別アルゴリズムを用いた特徴量選択精度の検証,” ニューロコンピューティング研究会, 機械振興会館, 2018年3月12-13日.
2. 赤松和昌, 宮脇陽一, “自然画像観察時の注視の時間特性,” 日本視覚学会2018年冬季大会, 工学院大学, 2018年1月17-19日.
3. 宮脇陽一, “機械学習を用いた脳機能画像解析と細胞形態解析への応用,” Neurovascular unit 研究会2018, 第一三共株式会社, 2018年1月27日(招待).
4. 宮脇陽一, “神経情報の復号化を用いたヒト脳内における視知覚表象の解明,” 第5回 MEET Young Cardiologists, 新潟大学, 2017年10月6日(招待).
5. 宮脇陽一, 伊藤紀基, 佐藤匡, 権島祥介, “スペース特徴選択にもとづく脳情報表現部位の推論,” 第40回日本神経科学大会シンポジウム:機能的MRIにおける逆推論問題を再考する, 幕張メッセ, 千葉市, 2017年7月20-23日(招待).
6. 宮脇陽一, “機械学習を用いた脳活動解析とヒトの感覚知覚メカニズムの解明,” 電気通信大学技術士会総会, 電気通信大学, 東京都, 2017年7月16日(招待).
7. 西野智博, 田中草介, 新タ雅啓, 須賀拓馬, 正本和人, 宮脇陽一, “高次画像特徴量を用いた低酸素順応下におけるアストロサイト形態の経時変化の解析”, ニューロコンピューティング研究会, 機械振興会館, 2017年3月13-14日.
8. 野崎恵, 中谷駿, 衛藤祥太, 高橋陽香, 青木直哉, 角谷基文, 北田亮, 定藤規弘, 神谷之康, 宮脇陽一, 触覚刺激時における第一次視覚野の活動と情報表現の解析, 日本視覚学会2017年冬季大会, 東京, 2017年1月18-20日.
9. 伊藤紀基, 佐藤匡, 権島祥介, 宮脇陽一, “L0 ノルム最適化に基づく判別分析法の開発と高次元データへの適用”, 第19回情報論的学習理論ワークショップ, 京都, 2016年11月16-19日.
10. 田中草介, 新タ雅啓, 正本和人, 宮脇陽一, “Deep convolutional neural network で抽出した高次画像特徴量による低酸素適応前後のアストロサイト画像判別,” 第39回日本神経科学大会, パシフィコ横浜, 2016年7月20-22日.
11. 伊藤紀基, 佐藤匡, 権島祥介, 宮脇陽一, “L0 ノルム最適化手法に基づく高次元データの判別分析,” ニューロコンピューティング研究会, 沖縄, 2016年7月4-6日
12. 田中草介, 新タ雅啓, 正本和人, 宮脇陽一, “Deep convolutional neural network を用いた低酸素適応前後のアストロサイトの画像判別,” ニューロコンピューティング研究会, 玉川大学, 2016年3月22-23日.
13. 赤松和昌, 宮脇陽一, “自然画像観察時における注視順序の物体カテゴリ依存性,” 日本視覚学会2016年冬季大会, 東京, 2016年1月20日.
14. 宮脇陽一, “ヒト視覚系における物体画像表現の時間構造,” 東京大学文学部心理学研究室第31回心理学研究室セミナー, 2016年1月13日(招待).
15. 佐藤匡, 宮脇陽一, “ヒト視覚野における物体カテゴリ表現の時間的構造の解明,” Pre-symposium workshop: Brain, Mind, and Life Support Technology, 東京, 2015年11月25日.
16. 佐藤匡, 山下宙人, 佐藤雅昭, 宮脇陽一, “脳磁場信号源推定において生じる情報漏洩と脳情報デコーディングへの影響,” 第25回日本神経回路学会全国大会, 東京, 2015年9月2-4日.