▼特別寄稿▼

ヒトの神経-意味コードにおける普遍性と多様性

Timothy T. Rogers (*University of Wisconsin-Madison, United States*)

日本語訳: 西山 慧 (京都大学)

Understanding the diversity and consistency of neural codes for human semantic representations

Timothy T. ROGERS (*University of Wisconsin-Madison, United States*)

Translated by Satoru NISHIYAMA (*Kyoto University*)

What causes patterns of functional specialization in the human brain? Are such responses built into our genetic inheritance, or do they arise through learning and experience with environmental structure? The nature and extent of diversity in human cognition hinges upon answers to these questions. I will discuss new work suggesting that the functional profiles of different cortical regions are jointly constrained by their long-range anatomical connectivity and by learning and experience. At a coarse scale this arrangement produces homologies across individuals with little effect of experience, but at a finer scale, substantial individual variability can be observed. I will support these arguments with reference to new brain imaging, computational modeling, and patient studies of semantic memory—the form of memory that supports knowledge about the meanings of words and objects. The convergence of methods suggests a new account of semantic representation that reconciles long-standing theoretical disputes.

Key words: semantic memory, brain imaging, computational modeling, neuropsychology

今回の講演タイトルは「ヒトの神経-意味コード (Neuro-semantic Code) における普遍性と多様性を理解する」ということです。私はこのテーマが、ヒトの認知神経科学研究の中心にある、一つの対立軸をとらえていると考えていて、このテーマについて話ができることを嬉しく思っています。

近年、脚光を浴びているいくつかの論文で、認知的な能力と概念的な構造は文化によって劇的に異なるという主張がされてきました。例えば、アマゾンの文化には私たちが持っているような数の概念や、時間の概念がない文化もあると言われています (Gordon, 2004; Sinha, Da Silva Sinha, Zinken, & Sampaio, 2011)。環境空間のなかで私たちが感じる色も、話す言語によって異なる可能性が示唆されています (Roberson, Davies, & Davidoff, 2000)。ウイスコンシン大学マディソン校にいる私の同僚の Yuri Miyamoto (宮本百合) は、東京の下町にあるこの場所のような入り組んだ都市環境で育ったのか、私が住んでいるアメリカの中西部のようなより田舎の環境で育ったのかによって、知覚と注意の基本的な部分が劇的に異なることを示してきました (Miyamoto, Nisbett, & Masuda, 2006)。私たちが大人になって用いている認知的、知覚的な構造は、環境や文化、境遇、そして経験

によって劇的に異なってくるということは一つの仮説として長年主張されてきました。

その一方で、普遍性の存在を示す証拠も数多く存在していて、生涯を通じて全く異なる経験をしていたとしても、認知的、神経的な構造はかなり類似していることが示されてきました。例えば、かの有名なヘレン・ケラーは、2歳前に視覚と聴覚を失いましたが、それでもなお世界に関する日常的な知識を一般的な水準で獲得したと言われています。視力を持った人と先天盲の人では、知覚的な経験の性質が大きく異なりますが、視覚野の機能的な構造は両者の間でかなり類似していることも、この十数年に及ぶfMRIなど機能的脳画像法研究によって示されてきました。

私のお気に入りの研究の一つに、Mahon, Milleville, Negri, Rumiat, Caramazza, & Martin (2007) があります。Brad Mahonは、ハンマーやのこぎり、レンチ、車、バイクのような人工物の名称か、羊、鳥、豚、魚、鹿のような動物の名前のどちらかを実験参加者に聞かせました。そして彼は、片方のカテゴリーに対して特異的に反応する皮質領域を探しました。

視力を持った参加者では、後部腹側視覚処理経路 (posterior ventral visual processing stream) の領域が、

動物名よりも道具や人工物の名称に対してより反応することが見られました。驚くべきことに、先天盲の人でも同じ領域で同じ反応パターンが観察されたのです。つまり、このパターンは、環境中の視覚的構造を学習することでしか生じないわけではないことが示されました。さらに、視力をもつ参加者では、人工物や動物の画像を見たときでも、同じ領域が同様の反応を示しました。

これらのような研究からわかることは、たとえ異なった感覚モダリティからの入力であっても、全く異なる人生経験をしている人同士でも、同じ表象的構成概念、今の例では単語と物体 (object)、に対して同じ皮質領域が反応するということです。認知神経科学の中心的な問いは、どのようにすれば普遍性の証拠と多様性の証拠を最もうまく調和させることができるかという点にあるのです。

私の研究では、人工的なニューラルネットワークモデル (artificial neural network model) を用いたコンピュータシミュレーションを利用して、これらの問いに答えようとしてきました。そして、それがここでお伝えしたいことです。しかし、その前に、ニューラルネットワークモデルとは何かについて少し説明しましょう。

ニューラルネットワークモデルは、0から1までの範囲の活性値を取ることができる、神経細胞のような単純な処理ユニットで構成されています。その活性は、複数の神経細胞の平均発火率を幾つかの点で模しています。それぞれのユニットは、重み付けされたシナプスのような接続を通じて、ネットワーク内のほかのユニットからの信号を受け取りますし、それぞれのユニットはその状態に関する情報を重み付けされた接続を通して、ネットワーク内のほかのユニットに伝達することもあります。接続の重み付けは促進的 (excitatory: 送信ユニットからの活性の増加が受信ユニットの活性を増加させること) にもできますし、抑制的 (inhibitory: 送信ユニットにおける活性の増加が受信ユニットの活性を低下させること) にもできます。重み付けはそれらの効果の強度を変えることもできます。

ニューラルネットワークモデルにおいて、複数のユニットは、検討対象となっている仮説によって規定された方法で結びつけられています。例えば、“意味ハブ (semantic hub)” モデルでは、物体の視覚的表象と物体の言語的表象が、共通のハブユニットを通して互いに作用しあっており、側頭葉前部 (anterior temporal lobe) を模したモデルとなっています (Patterson, Nestor, & Rogers, 2007; Rogers, Lambon Ralph, Garrard, Bozeat, McClelland, Hodges, & Patterson, 2004)。そしてコンピュータプログラムを用いて、このパターンの接続性と接続間の重み付けが設定されたネットワークに対して、活性のパターンがどのように流れるのかをシミュレ

ーションします。最初、重み付けにはランダムで小さな値が割り当てられます。しかし、ネットワークがさまざまなパターンを処理するに従って、モデル環境において生じる単語と画像の連合を符号化するために、重み付けの値は調整されます。

この観点のもとでは普遍性を孕んでいるのは環境の側面です。私たちはみな同じ世界に住んでいて、世界には普遍的な物理的特性がありますし、私たちはみな似たような体を持っています。ですから、私たちの感覚や私たちが選択した行動、あるいは体の形状などによって選択される環境の側面は、似ているでしょう。重要なことは、どの理論も、ヒトの経験に関するこのような普遍性を持っていないなければならないということです。

しかし、ニューラルネットワークモデルは付加的な構成要素、特に、ある課題における行動を実際に支えている脳内のニューラルネットワークの解剖学的な構造を提案することもあります。ここでいう解剖学的な構造とは何のことでしょうか。もちろん、ある領域の項目を処理することに関わっている神経細胞の集合体もそうですし、それらの神経細胞が環境中の構造を符号化する方法もその一つです。それらはおそらく普遍的で、遺伝的な形質の一部です。しかしながら、それらに加えて、これらの神経細胞の集合の間にある接続性のパターンは、システム全体が情報を処理するネットワークとして振る舞うことを可能にしている、決定的に重要で、個人間で広く共有されている可能性のあるものです。

ポイントを具体的にするために、以前私が指導していたChen Langによって行われた研究についてお伝えしましょう (Chen, Lambon Ralph, & Rogers, 2017)。彼は、特定のカテゴリーに対する脳の活動パターンが視覚を有する人と先天盲の人の両方で見られたことを、皮質の接続性によって説明できるかどうか明らかにしたいと考えていました。Chen Langは意味表象の単純ハブモデル (simple hub model) を取り上げました。単純ハブモデルでは、上側頭回 (superior temporal gyrus) で符号化された音声表象と紡錘状回後部 (posterior fusiform gyrus) で符号化された物体の視覚表象を領域横断的にマッピングできるようになるために、側頭葉前部が重要な役割を果たしています。このモデルをスタート地点として、Chen Langは頑健なカテゴリー効果が機能的脳画像のどこで観測されるのかということと、この非常に単純なモデルからどの領域が抜け落ちているのかということについて明らかにしようとしていました。そして、彼は、脳内における意味カテゴリー効果を検討している、60以上の機能的脳画像法研究に対して活性化可能性推定メタ分析 (activation likelihood estimation meta analysis) を実施しました。Figure 1Aにその結果を示しています。

まず、下側頭葉 (inferior temporal lobe) にある青い

Figure 1. A：活性化可能性推定（ALE）メタ分析の結果。青色部は、研究間で動物よりも人工物に対して活性が有意に高かった部位。橙色部は、逆のパターンを示した部位。B：拡散テンソル画像法を用いた、皮質意味ネットワークの構成要素間における白質の接続性に関する結果。C：活性化可能性推定と接続性の結果のまとめ。D：イメージングと接続性のデータに基づくニューラルネットワークモデルの構造。図はChen et al. (2017) から抜粋し、修正を加えたもの。

部分に注目してください。これは、紡錘状皮質後部（posterior fusiform cortex）の内側部で、Brad Mahon が、視力のある人と先天盲の人の両方で動物よりも人工物に対して強い活性が見られるということを示したのほとんど同じ領域です。さらに、ほかの研究ですでに示されてきたように、紡錘状回外側部（lateral fusiform gyrus）にある領域が逆のパターン、つまり、人工物よりも動物に対して強く活性するという結果も得られました。元来のハブモデルの視覚ユニットは、物体の視覚表象を符号化していると考えられている紡錘状回後部を模しています。私たちはそのモデルに、道具よりも動物に対してはより外側部が反応し、動物よりも道具や人工物に対してはより内側部が反応することを反映させなければなりません。

ばなりません。

メタ分析ではほかにも有意な効果を示した部位があります。まず、頭頂葉の上部と少し下部に、動物よりも人工物に対してより強く反応する領域があります。同様に、中側頭回後部（posterior middle temporal gyrus）にも、動物よりも人工物に対してより強く反応していると思われる領域があることがわかります。最後に、後頭複合体外側部（lateral occipital complex）では、逆のパターン、つまり人工物よりも動物に対してより活性が強くなる領域があるのがわかります。これは広く見られる知見で、人工物よりも動物のほうが視覚的に複雑で情報が豊富な傾向があるということが理由であると考えられることが多いです。これらの結果をもとに、物体に対す

る選好を示す領域として、頭頂葉の上部と下部、そして中側頭回後部を、さらに動物に対する選好を示す領域として後頭複合体外側部を作成中のモデルに加えました。

次に、Chen Langはこれらの領域が解剖学的にどのような接続しているのかについて確率的拡散テンソル画像法 (probabilistic diffusion tensor imaging) を用いて検討しました。Figure 1Bにその結果が示されています。

赤い点々は拡散テンソル画像法研究のための起点 (seed point) で、これらはFigure 1Aにあるメタ分析の結果をもとに設定されました。まず、腹側部の接続性について見ていきましょう (Figure 1B上部)。起点は、紡錘状回外側部と紡錘状回内側部、意味ハブであると考えられる側頭葉前部、そして動物に対する選好を示している後頭複合体外側部にあります¹⁾。着色部分は、これらそれぞれの起点から描出された白質の経路を示しています。ここからわかることは、後頭複合体外側部が紡錘状皮質後部の内側と外側に投射しており (内側：青、外側：紫)、さらにこれらの領域の両方から側頭葉前部のハブに投射する経路が接続されているということです。次に下頭頂葉背部 (dorsal inferior parietal lobe) の領域を見ていきましょう (Figure 1B中部)。図には、頭頂下部の起点と、中側頭回後部から描出される経路も示されています。頭頂下部領域は中側頭回後部に向かって直接、経路が接続されており (図中の緑)、同様に、中側頭回後部は頭頂葉下部、さらに、側頭葉前部のハブにまで経路が接続されています (図中の黄色)。

最後に、上頭頂葉背部の領域について見ていきましょう (Figure 1B下部)。頭頂葉上部 (superior parietal lobe) の起点から接続経路が伸びてきているのがわかります (図中の緑)。この経路は側頭葉内側部 (medial temporal lobe) に向かって下方に伸びています。青で示されているのは、下縦束 (inferior longitudinal fasciculus) で、前頭前皮質 (prefrontal cortex) から側頭葉の後部にまで広がる白質の束のことです。この下縦束は紡錘状皮質後部の内側のすぐそばを通り、頭頂葉へ向かって上方に伸びているということが最近の研究によって示されていましたが、私たちが行った拡散テンソル画像法でもそれを検出しました。図には下縦束前部の起点が示されています。ここから、紡錘状回内側部の起点を通して、メタ分析で物体に対する選択的効果を示した頭頂葉上部の起点にまで経路が接続されています。

Figure 1Cには、皮質意味ネットワーク (cortical semantic network) の構造について、私たちが実施したALE (activation likelihood estimation: 活性値可能性推定) の結果と接続性に関する研究によって示されたことがまとめられています。私たちはこの接続性を用いて

Figure 1Dに示されているような構造を持つ計算論的ニューラルネットワークモデルを構築しました。このモデルでは、後頭複合体外側部 (図中LOC) を介した視覚的入力、図の矢印で示されるように接続している紡錘状皮質後部 (pFG)²⁾ に向かうと想定しています。さらに、視覚的入力の特徴は人工物よりも動物のほうが豊富な傾向にあり、後頭複合体外側部での動物効果を生じさせていると考えています。

同様に、頭頂葉の上部と下部 (それぞれSPとIP) はどちらも物体志向の行動に関わっており、物体の操作的な性質 (私たちがどのようにしてそれらの物体と身体的に関わっているか) と、それらの機能的な特徴 (何に対して、どのようにそれらが用いられるか) に関する情報を符号化していると想定しています。

最後に、側頭回上部 (STG) は発話システムからの入力を受け取っていると想定しています。そして、これらの領域すべてが、拡散テンソル画像法で示された経路で互いに接続されていると考えています。

ここで興味深いことは、この構造を持つ計算モデルを構築できるということ、そのモデルをトレーニングして、物体の視覚的な見た目と、それらを表現するために私たちが使用している単語、そしてそれらの物体が有する操作的・機能的な性質の関係を単純に学習させることができるということです。このようにしてモデルを一度トレーニングすると、私たちはそれを小さなミニチュア版の脳として扱うことができ、機能的脳画像法研究と同様の研究を再現することができます。

もし、そのモデルに視覚的入力を与えてテストすれば、ちょうど私たちが脳画像データで見てきたように、モデルの紡錘状回後外側部 (lateral posterior fusiform gyrus) は人工物よりも動物に対してより強く活性化しますし、より内側の部分では、逆のパターン、つまり動物よりも物体に対してより強く活性化します。同じことが、モデルの中側頭回後部や、頭頂葉下部、そして側頭葉上部にも当てはまります。

もし、そのモデルに動物や人工物の名前を与えてテストをすれば、基本的にすべての領域においてカテゴリー特有のパターンが全く同じように見られるでしょう。

最も興味深いことは、そのモデルに視覚的な属性に関する情報を全く与えずにただトレーニングを行うことによって、先天盲の効果をシミュレーションできるということです。Brad Mahonのデータと同様に、紡錘状回外側部では、動物に対するカテゴリー効果が消失しますが、Brad Mahonの研究の先天盲の実験参加者で見られたように、紡錘状回後部の内側部では人工物に対する選

1) 後頭複合体外側部の起点は図に記載されていません。

2) 原文ではposterior fusiform cortexとなっていますが、図との整合性のためにpFG (posterior fusiform gyrus; 紡錘状回後部) と記載しています。

Figure 2. A：ネットワークモデルを用いて排他的理論と機能をシミュレーションした結果。最上段はネットワークの構造を示している。下3列は3回の学習それぞれにおいて各入力パターンによって生成された中間ユニットの活性パターン（●：オン，○：オフ）を示している。4列目はそれぞれの学習での各中間ユニットの活性度の平均を示している。モデルはそれぞれの学習で異なった結果を示すため、学習全体であるユニットの活性を平均化すると、その値は何の情報も示していないようにみえる。しかし、それぞれの学習において、二つの中間ユニットによって符号化される構造は一番下の列で示されている通り、学習ごとになりに類似している。B：異なる空間的配列だが、同じ接続性を有するネットワーク。空間的な配置の違いにもかかわらず、すべてのネットワークが同じ機能を示す。図はCox, Seidenberg, & Rogers (2015) から抜粋し、変更を加えたもの。

好効果がかなり頑健に残っている様子がわかります。さらに、人工物への選好効果は、中側頭頭後部や頭頂葉下部、そして頭頂葉上部、つまり、先天盲の実験参加者が、視力のある参加者と同様に、単語に対するカテゴリ選択的な活動を示すことが知られている領域すべて

において見られました。

なぜこのようなことが起こるのでしょうか。これには、ネットワークの接続が関係しています。動物よりも人工物に対してより反応する領域は、明らかに、操作性あるいは機能性のどちらかの物体志向の行動を符号化し

ているユニットと強く結びついている領域です。先天盲の実験参加者であっても、言語的な教示から行動までマッピングするためには中側頭回や紡錘状回後部の内側部を介する必要があります。したがって、これらのユニットは操作的要素や機能的要素を多く有している物体の項目に対して強く反応するのです。

まとめると、普遍性、つまり認知的構成概念と、それらの構成概念の神経基盤の共通性は、共通のあるいは普遍的なネットワーク構造から生じています。そのネットワーク構造は我々の脳のさまざまな部位の物理的な接続のことで、おそらく遺伝的に継承されている部分もあり、人類に共有されているのでしょう。

では、多様性はどうなっているのでしょうか。もちろん、多様性をもたらす要因としてどの理論にもよく見られるものはあります。生活環境の構造はさまざまな点で異なっていますし、もちろん人々の神経構造も生まれつき異なっていて、認知的な能力におけるさまざまな個人差を引き起こしているのではないかとすることも考えられます。しかし、私は、文献において幾分注目されにくいほかの二つの要因に焦点を当てたいと思います。

まず一つ目を理解するために、Figure 2Aにある単純なモデルについて考えてみましょう。これは、排他的理論とマッピング (exclusive-or mapping) の計算を学習するモデルです。二つの入力ユニットが両方ともオン (●) あるいはオフ (○) だった場合、出力ユニットはオフになりますが、入力ユニットの一方がオン、もう一方がオフであった場合、出力ユニットはオンになります。興味深いことは、モデルが学習した後に、二つの中間ユニットに生じるパターンの性質です。最初の学習結果をみると、一番左にあるような入力パターンの時は二つの中間ユニットは両方ともオンになり、左から2番目の入力パターンの時は両方ともオフになっています。そして、残る二つの入力パターンでは右の中間ユニットのみがオンになっています。しかし、もし私がそのモデルを初期化して、また別のランダムな重み付けにして学習を行えば、異なった学習結果となるでしょう。Figure 2Aには三つの学習結果が示されています。ある中間ユニットがそれぞれの入力パターンに対して反応する方法が、ネットワークを回すたびに異なっていることがわかんと思います。実は、もし、私たちがこのモデルを何度も走らせて、学習結果すべての平均を取れば、モデルが入力を全く区別していないかのように見えます。なぜなら、モデルを何度も走らせたときのそれぞれの中間ユニットの活性の平均はどの入力パターンに対しても実質0.5 (グレー) になるからです。

このことはもちろんモデルが有用な情報を表現できるようになっていないということではありません。もし、二つの中間ユニットがトレーニングを通して符号化する

類似性の構造を見れば、Figure 2Aの一番下にプロットされているように、ネットワークを何度回しても、実は学習結果がかなり類似しているということがわかります。

言い換えれば、神経細胞の集合が表象的な構造を表現する方法は、実は個人間で無作為に異なる可能性があって、個々人で異なる神経細胞を多く用いて同じ構造を符号化しているという場合でさえありうるということをニューラルネットワークは示しています。

ニューラルネットワークモデルによって示唆される二つ目の個人差は、脳内におけるネットワークの空間的な配置に関わっています。Figure 2Bの一番上で示されているモデルについて考えてみましょう。これらのイラストは雑誌論文や教科書でよく見られるもので、この図は、ある特定の表象を符号化するために共同で作用する (緑のユニットのような) 項目が皮質の個々の隣接領域と構造的に類似しているという印象を与えます。しかし、それらのユニットをニューラルネットワークにおける一種の表象的な集合体として共同で機能させているものは、ネットワーク内でほかのユニットとの間に存在する接続のパターンだけなのです。同じ接続パターンは多種多様な空間的配置で存在することができます。Figure 2B中のほかのモデル図で、私は全く同じ接続 (パターン) を使用したまま、緑と紫のユニットの位置をいくつか単純に交換しました。これらのネットワークの機能は、空間的な配置が異なるにもかかわらず、全く同じになるでしょう。また、当然ながらどのニューラルネットワークモデルも、認知の限られた領域における行動を説明することを意図しているだけのものです。したがって、本物の脳では、私たち検討対象としているネットワークは検討対象ではないほかの多くのネットワークと隣り合って存在しているかもしれません。Figure 2Bの最下段のネットワークでは、ほかの機能に関係しているかもしれないユニットとして灰色のユニットを用いて、その様子を表現しています。

言い換えれば、表象的な集合体はネットワークの接続パターンによって規定されているため、必ずしも皮質の単一の連続領域内にすべて存在している必要はないのです。それらは、研究対象の課題に関わっていないほかの集合体やネットワークと混じっているかもしれませんし、個々人において解剖学的な配置がある程度異なっているかもしれません。これらの可能性は、機能的脳画像法にとって、重大な問題を生じさせます。

その特質上、脳画像法で私たちが行っているのは、それぞれの認知的イベントに対する神経反応を voxel 単位で測定して、各認知的イベント間で有意に異なる活動を示す voxel を個人間で同じ場所から探すことです。しかし、もしニューラルネットワークが示すように個人間

Figure 3. 全脳多変量解読法 (whole brain multivariate decoding approach) を用いて視覚的に提示された顔を風景や物体と区別する voxel を探索した結果. 古典的な顔システムの領域では正の係数得られたが, その信号は実験参加者ごとにかなり広範で異なった領域で検出された. 図はCox & Rogers (n.d.) から抜粋したもの.

で表象的集合体の空間的配置が異なっているのなら, そのような手法は, 表象が神経活動において実際にどこでどのように符号化されているのかに関わる個人差を隠してしまっているのかもしれない.

これらの考えを具体的にするために, 私の学生のChris Coxが行った最近の研究をお伝えします (Cox & Rogers, n.d.). 標準的な手法の場合と同様に, 研究対象となっている認知的イベントに対する反応を, 皮質の voxel ごとに計測することからはじめました. 例えば, 実験参加者は羊や, ハンマー, 車, 豚などの単語を聞いておきましょう. 私たちは, 動物項目と人工物を有意に区別する voxel の集合を見つけたいと考えます. 当然, 刺激は動物か人工物のどちらかです. これは, ロジスティック回帰モデルにフィットしていて, 刺激が喚起する神経信号を参照して, その刺激が動物であるか, 人工物であるかを推測することができます. そこで私たちは, 神経信号を喚起した刺激が動物であるか, 人工物であるかをうまく推定するために, 喚起された神経反応と掛けて重み付けの和を得るための係数を voxel ごとに推定したいと考えます.

もちろん, そんなことはできません. あまりにも多くの voxel があって, 予測されるものよりも予測するための voxel のほうが多いのです. その代わりに私たちがしなければならないのは, それら無限の学習結果のなかでどれが脳の信号を実際に表現している可能性の最も高いものであるかを示すことであり, そのために, その表象がどのような性質を持っているかについていくつか仮定を置く必要があります.

私たちはその仮定を三つ設定しました. まず, 信号が全体に希薄であるという仮定です. 私たちが測定している voxel のごく一部が検討対象の信号を実際に符号化しているということです. 次に, そういった voxel が解剖学的に分散していると仮定しました. それらは単一の場所に存在している必要もなければ, 同じ場所にある

voxel すべてが必ずしも同じ信号を符号化している必要もありません. 三つ目に, それらの voxel は個人間で全く同じ場所にはないかもしれませんが, このトークの前半部分と一貫させるために, 概ね同じような場所にあると仮定しました. これらすべての仮定が単一凸最適化 (a single convex optimization) に組み込まれます.

ここで明らかにしなければならないことは, この手法がより一般的な方法によって得られた結果とどのように比較することができるかということです. これを評価するために, 私たちはかなり一般的なパラダイムから得られたデータを分析しました. 実験参加者は有名人の顔か, 世界のさまざまな場所, あるいは日常的な人工物の写真を提示され, その間の脳活動がfMRIでスキャンされました. そして私たちはさまざまな統計的手法を用いて, 場所と人工物よりも顔に対して, あるいは顔と人工物よりも場所に対して特異的に系統的に反応する皮質領域を探しました.

標準的な単変量対比法 (univariate contrast approach) を用いると, どの参加者においても紡錘状顔領域 (fusiform face area) が検出されます. 脳内の分散した表象を追いつめるための比較的新しい技術である, 局所多変量パターン分類 (searchlight multivariate pattern classifier) を用いると, かなり類似する結果, つまり, 紡錘状顔領域が検出されるだけでなく, Nancy Kanwisherによって同定された右外側後頭顔領域 (right lateral occipital face area) の関与も確認できます (Kanwisher, McDermott, & Chun, 1997).

この分類を全脳領域に適用させる, 全脳多変量解読法 (whole brain multivariate decoding approach) から得られた結果がFigure 3に示されています. ここには, データが完全にランダムな場合に予測されるよりも高頻度で選択されたすべての voxel が示されています. 図中の色は, それぞれの位置での, ロジスティック回帰モデルにおける係数の実験参加者間平均を示しています. 暖色は

実験参加者が顔を見ているときに、個人間で系統的に活動が上昇した領域を示しています。私たちがほかの方法で解析した時と同様に、両側の紡錘状顔領域と側頭葉前部、そして右側の後部複合体外側部の活性が上昇していることがわかります。青色で示されている領域は、提示された写真が顔ではない時にBOLD反応が上昇した場所です。私が一番面白いと思ったのは、緑色のvoxelが広範囲に広がっていることです。回帰モデルによると、これらの領域は、顔と顔以外を区別していますが、その神経コードの性質は、個人間で異なっているのです。

この分析が示していることは、顔と顔以外を区別するコードが、ほかの解析手法によって検出されている以上にかなり劇的に分散しているかもしれないということです。しかし、そのコードの性質には健康な個人間でかなり変動があるため、適切な方法で信号を解析した場合にのみ、そのコードを検出できるのです。まとめると、この発表の冒頭部分で関連する先行研究で採用された標準的な方法では、ヒトの神経—意味ネットワークにおける普遍的な構造の基本要素を明らかにしましたが、多変量を用いた新たな手法によってこの普遍性がかなり個別の多様性とともに関与していることが明らかになりつつあるのです。

引用文献

- Chen, L., Lambon Ralph, M. A., & Rogers, T. T. (2017). A unified model of human semantic knowledge and its disorders. *Nature Human Behaviour*, 1(3). <http://doi.org/10.1038/s41562-016-0039>
- Cox, C., & Rogers, T. T. (n.d.). *Finding distributed needles in neural haystacks with the sparse-overlapping-sets LASSO*.
- Cox, C. R., Seidenberg, M. S., & Rogers, T. T. (2015). Connecting functional brain imaging and parallel distributed processing. *Language, Cognition and Neuroscience*, 30, 380–394.
- Gordon, P. (2004). Numerical cognition without words: evidence from Amazonia. *Science (New York, N.Y.)*, 306(5695), 496–499. <http://doi.org/10.1126/science.1094492>
- Kanwisher, N., McDermott, J., & Chun, M. M. (1997). The fusiform face area: A module in human extrastriate cortex specialized for the perception of faces. *Journal of Neuroscience*, 17, 4302–4311.
- Mahon, B. Z., Milleville, S. C., Negri, G. A. L., Rumiati, R. I., Caramazza, A., & Martin, A. (2007). Action-related properties shape object representations in the ventral stream. *Neuron*, 55(3), 507–520. <http://doi.org/10.1016/j.neuron.2007.07.011>
- Miyamoto, Y., Nisbett, R. E., & Masuda, T. (2006). Culture and the physical environment: Holistic versus analytic perceptual affordances. *Psychological Science*, 17 (2), 113–119. <http://doi.org/10.1111/j.1467-9280.2006.01673.x>
- Patterson, K., Nestor, P. J., & Rogers, T. T. (2007). Where do you know what you know? The representation of semantic knowledge in the human brain. *Nature Reviews Neuroscience*, 8, 976–987.
- Roberson, D., Davies, I., & Davidoff, J. (2000). Color categories are not universal: Replications and new evidence from a stone-age culture. *Journal of Experimental Psychology: General*, 129(3), 369–398.
- Rogers, T. T., Lambon Ralph, M. A., Garrard, P., Bozeat, S., McClelland, J. L., Hodges, J. R., & Patterson, K. (2004). The structure and deterioration of semantic memory: A computational and neuropsychological investigation. *Psychological Review*, 111(1), 205–235.
- Sinha, C., Da Silva Sinha, V., Zinken, J., & Sampaio, W. (2011). When time is not space: The social and linguistic construction of time intervals and temporal event relations in an Amazonian culture. *Language and Cognition*, 3(1), 137–169.