

## 3 ICT の最適化のための脳情報通信技術

### 3 *Research on Human Brain Information and Communication Technologies for ICT Optimisation*

#### 3-1 日常的な認知に関わる脳情報処理のモデル化と人工脳への応用

##### 3-1 *Modeling Brain Information Processing in Dairy-life Cognition and its Application to Artificial Brains*

西田 知史

NISHIDA Satoshi

日常生活で私たちは多様かつ複雑な認知情報を柔軟に処理している。それを支える脳情報処理メカニズムの解明は、柔軟性や適応性など人間の知性の本質の理解につながる重要な研究テーマである。近年、日常的な認知に関わる脳情報処理を数理モデルで記述し、定量的な理解を得るための研究が進められている。この研究の枠組みで、我々のグループは個人の脳で表現される情報マップの可視化や、脳活動から認知内容を読み取る脳解読技術の開発を進めている。さらに、数理モデルを利用して計算機上に脳情報処理を再現する人工脳の研究にも取り組んでいる。本稿ではこれら一連の研究における最新の成果を紹介する。

Humans flexibly process diverse and complex cognitive information in daily life. Uncovering the neural mechanisms for such information processing is an important research topic that leads to an understanding of the nature of human flexible and adaptive intelligence. In recent years, modeling studies have been conducted to gain a quantitative understanding of the neural information processing involved in dairy-life cognition. Our group is employing this modeling framework to visualize the representational maps of cognitive information in individual brains and to develop brain decoding techniques for reading cognitive content from brain activity. Furthermore, we are also applying the modeling framework to artificial brains that reproduce neural information processing on computers. In this paper, we introduce recent outcomes from these series of modeling studies.

#### 1 まえがき

日常的な環境で私たち人間を取り囲む感覚情報は多様かつ複雑であり、さらに刻一刻と変化する。このような感覚情報を私たちの脳は効率的かつ柔軟に処理し、適切な認知へと結びつけている。日常的な認知に関わる脳情報処理は柔軟性や適応性といった人間の知性の本質を成すものであり、そのメカニズムを理解することは脳神経科学の重要なゴールの一つである。

このゴールを目指す意義として、実社会に対する研究成果の応用可能性も挙げられる。脳神経科学の知見に基づく脳情報技術として実社会応用が進められているものがいくつか存在する。例えば、脳をコンピュータへ接続してロボット操作や文字入力などを可能にする技術であるブレイン・コンピュータ・インタフェー

スは、医療や福祉の分野などで研究が進められている [1][2]。しかし、まだ社会実装には至っていない。また、消費者の脳情報を読み取ってマーケティングへ利用するニューロマーケティングのような産業応用も以前から進められているが、その市場規模はまだ小さい [3][4]。このような脳情報技術は私たちの日常生活での利用を前提としている。したがって、日常的な認知に関わる脳情報処理への理解が、脳情報技術に更なる発展と普及をもたらすといえる。

そのような日常的な認知に関わる脳情報処理を定量化するための有力な分析手法が、符号化・復号化モデルを用いた研究フレームワークである [5]。本稿では、このフレームワークを利用して日常的な認知に関わる脳情報処理を定量化する研究と、その成果を応用した脳情報技術の研究を紹介する。まず、2で符号化・復

号化モデルを用いた研究フレームワークについて解説する。続いて、その研究成果として、**3**では脳内で表現される情報マップ(脳情報マップ)の可視化について、**4**では脳活動から認知内容を読み取る脳解読技術について、**5**では計算機上に脳情報処理を再現する人工脳の技術について紹介する。最後に**6**でまとめと今後の展望について述べる。

## 2 脳情報処理を数理モデル化する研究フレームワーク

目や耳のような感覚受容器から入力された外界の感覚情報は、生理的電気信号として脳内ネットワークを伝達する過程で、逐次的に情報の変換がなされ、最終的に認知や行動として出力される。脳情報処理とは、脳内で感覚入力から認知内容へと変換される一連の情報変換の過程だとみなせる。したがって、この情報変換の過程を定量化することが、脳情報処理の理解につながる。

ただし、この変換過程は直接観測できないため、定量化は容易でない。ただし、脳内の情報は、その符号化信号である脳活動として間接的に観測できる。そのため、感覚入力と脳活動、脳活動と認知内容の対応関係を知ることで、脳情報処理に対する理解が得られる。従来の脳神経科学研究においても、この考えに基づいて感覚入力-脳活動-認知内容の相関関係を分析することに主眼が置かれてきた。しかし、日常的な感覚入力に近い自然刺激の脳情報処理では、この対応関係が非常に複雑かつ非線形的なため、関係を容易に分析できない。

この困難を乗り越えるための分析手法が、図1に示す符号化・復号化モデルを用いた数理モデル化フレームワークである[5]。このフレームワークでは、外界の感覚入力が脳活動へ変換される過程を符号化モデル、脳活動が認知内容へ変換される過程を復号化モデルで

模倣する。符号化モデルは感覚入力から脳活動を予測し、復号化モデルは脳活動から認知内容を予測する。予測の精度が高いほど、モデルが脳情報処理をうまく模倣しているといえるため、そのときの符号化・復号化モデルを脳情報処理の定量化モデルとみなす。

この数理モデル化フレームワークの利点は、自然刺激下では非線形性が強い感覚入力-脳活動-認知内容の対応関係を、適切な特徴空間を導入することで線形に近づける点である。その結果、対応関係の推定は線形回帰などの単純な機械学習の問題に落とし込める。特徴空間は任意であり、利用する特徴空間に依存して脳情報処理の異なる側面をモデル化できる。例えば、方位や動きのような視覚情報の特徴空間を用いたモデルは視覚情報処理を捉える[6][7]。周波数や音韻のような聴覚情報の特徴空間を用いたモデルは聴覚情報処理を捉える[8]。言語情報の特徴空間を用いたモデルは意味情報処理を捉える[9][10]。つまり、脳内情報処理のどのような側面を定量化したいかによって、特徴空間を使い分ければ良い。また、深層ニューラルネットや自然言語処理技術など、工学分野で開発されたモデルの特徴空間を援用し、視聴覚情報処理や意味情報処理の符号化・復号化モデルを構築することもできる[11]-[17]。

## 3 脳情報マップの可視化

符号化モデルは、自然な感覚入力の様々な側面を特徴量化した情報から脳活動への変換過程を定量化する。そのため、符号化モデルを分析することで、その特徴情報が脳内のどのような部位で、どのような関係性をもって表現されているかを明示する脳情報マップを可視化できる。符号化モデルを用いて自然刺激の脳情報処理を調べた従来研究では、方位や動き、奥行き

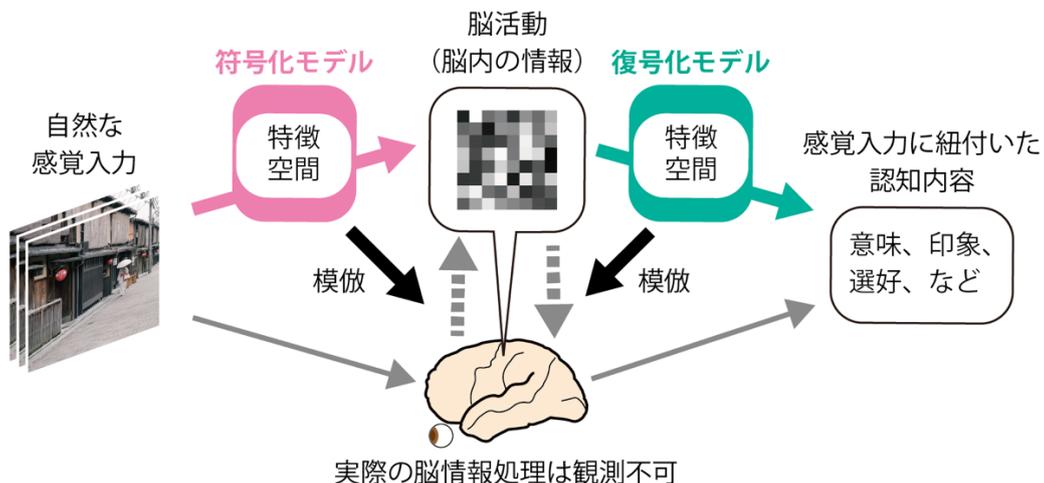


図1 脳情報処理の数理モデル化フレームワーク

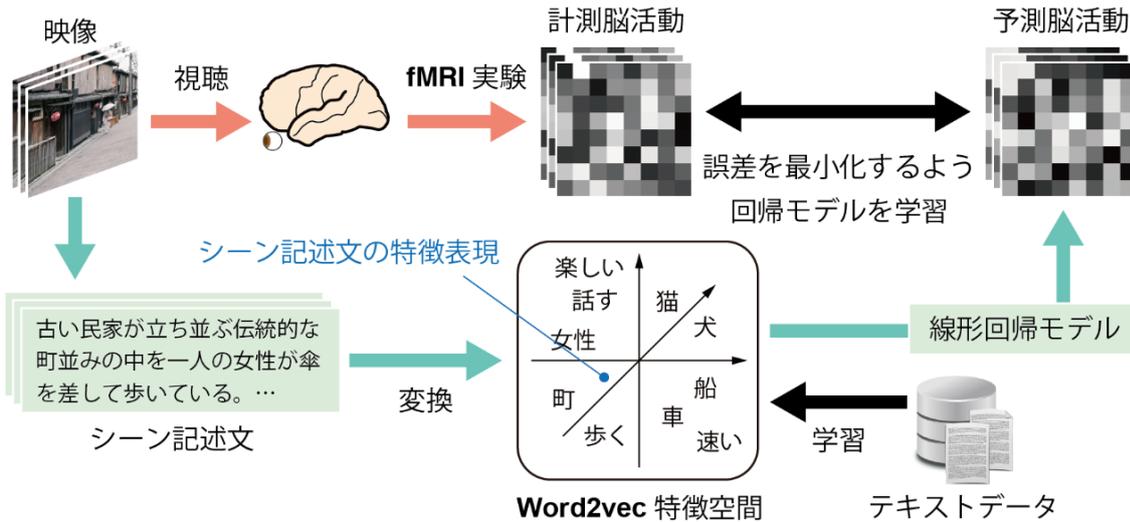


図2 単語埋め込み特徴を用いた符号化モデル

うな視覚特徴 [7][18]、周波数や音韻のような聴覚特徴 [8]、概念や文脈に対応する意味特徴 [9]-[11][19]、楽しさや悲しさのような感情特徴 [20] など、多岐にわたる特徴情報の脳内マップを可視化することに成功している。

我々のグループは、日常環境に近い自然な映像を視聴中の人間から機能的磁気共鳴画像法 (fMRI) で計測した脳活動を基に、符号化モデルによって脳情報処理を定量化する研究に取り組んでいる。特に、自然言語処理技術の特徴空間を利用した符号化モデルを用いて、意味情報の脳内マップ (脳内意味マップ) を定量化することに成功した [21]-[23]。また、定量化した脳内意味マップが人間の意味認知を反映することも明らかにした [15]。本節ではこれらの研究成果について紹介する。

### 3.1 単語埋め込み特徴を用いた符号化モデル

自然言語処理技術はコンピュータに言語の意味を理解させることを目的とする工学の一分野であり、大規模なテキストデータから統計学的に単語や文の意味を学習する様々な手法が提案されている。そのうちの一つに単語埋め込みと呼ばれる手法があり、代表的なものとして word2vec [24] が挙げられる。この手法により獲得される特徴空間では、一つひとつの単語の意味情報がベクトルとして表現され、単語間の意味的な類似度をベクトル間の類似度として定量化できる。その表現は人間の意味判断の特性も適切に反映しており [25][26]、脳内意味処理の符号化モデルにおいても、単語埋め込みの特徴空間 (単語埋め込み特徴) がうまく機能すると考えた。

図2に、単語埋め込み特徴を用いた符号化モデルの概要を示す。単語埋め込みとして word2vec を利用し、大規模テキストデータを用いて特徴空間を事前に学習しておく。また、映像に含まれる意味内容を、人手に

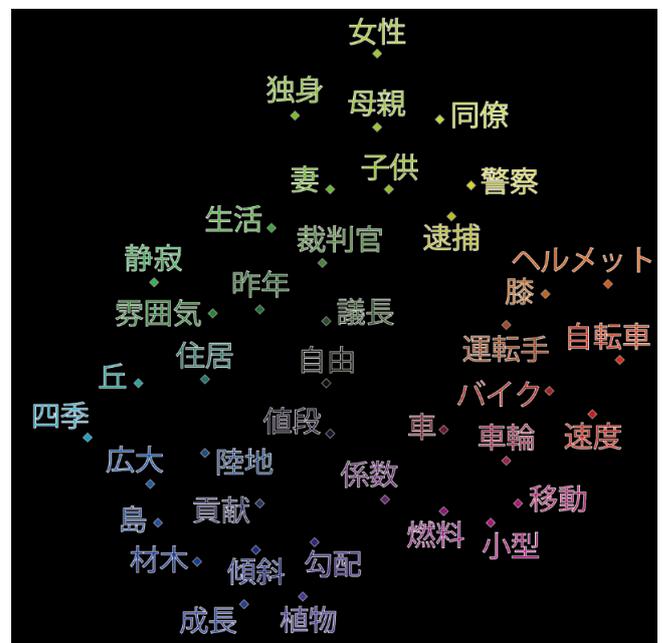


図3 可視化された脳内意味マップの例

よるシーン記述文により評価しておく。符号化モデルは、word2vec 特徴空間上の表現に変換された映像のシーン記述文から、同映像により生じる脳活動を予測する線形回帰モデルとして構築される。

我々のグループは、構築した符号化モデルによって、大脳皮質の広い領域の脳活動を予測することに成功した [21]。予測の精度は、単語埋め込み特徴を用いない従来研究の符号化モデル [9] と比べても高い値となり、単語埋め込み特徴は脳内意味処理を適切に捉えているといえる。また、符号化モデルを分析することで、数万の単語に対応する意味情報の脳内意味マップを図3のように可視化することに成功した (図中では解釈上の都合で代表的な単語のみ表示)。この脳内意味マッ

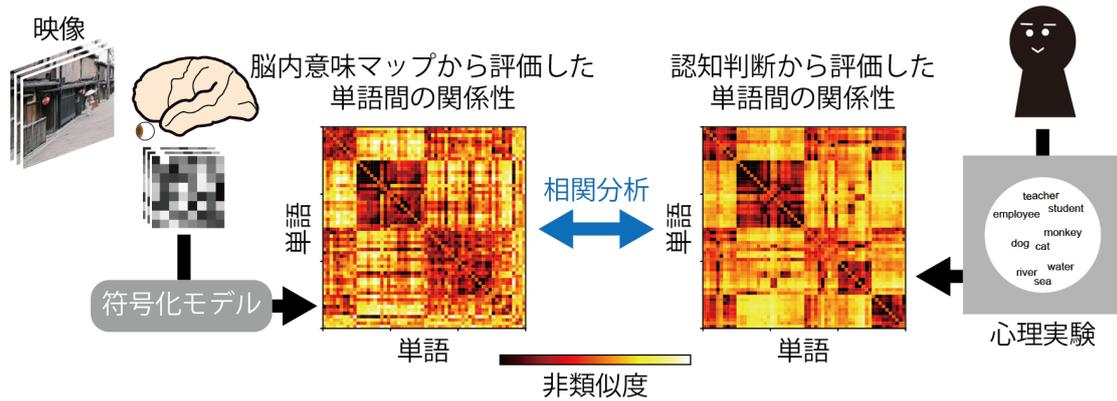


図4 脳内意味マップと意味認知の一貫性に関する分析

は、それぞれの単語に対応する意味情報が、互いどのような類似関係を持って脳内で表現されているかを可視化する。そのため、脳内における意味情報の表現特性に関する研究に応用できる。

### 3.2 脳内意味マップによる意味認知の反映

ただし、単語埋め込み特徴のような意味特徴を用いた符号化モデルで定量化した脳内意味マップが、実際に人間の意味認知を反映しているか、従来研究では検証されてこなかった。この検証は、脳内意味マップを用いた意味認知に関する従来及び今後の研究の妥当性を担保する上で重要である。そこで我々のグループは、脳内意味マップで評価された意味情報の関係性と、人間の認知判断により評価した意味情報の関係性の間に一貫性があるか、厳密な分析を行った [15]。

分析の概要を図4に示す。まず、3.1で紹介した研究と同様の方法で、単語埋め込み特徴を用いた符号化モデルを構築した。そして、定量化した脳内意味マップ上で60個の名詞と60個の形容詞の表現を獲得し、単語間の非類似度により関係性を評価した。一方で、同じ名詞と形容詞を意味的な非類似度に基づいて並べ替える心理実験を実施し、人間の認知判断における単語間の関係性も評価した。そして、単語間の関係性が、脳内意味マップによる評価と認知判断による評価の間で一貫するか、相関分析により調べた。結果として、統計学的に有意な相関が確認された。この結果は、単語埋め込み特徴を用いた符号化モデルで定量化した脳内意味マップが、人間の意味認知を反映していることを示している。

また同時に、単語埋め込み特徴を用いた符号化モデルは、それ以外の意味特徴を用いた従来の符号化モデル [9] に比べて、脳内意味マップが人間の意味認知と高い一貫性を示すことも分かった。つまり、単語埋め込み特徴を用いた符号化モデルは、脳内意味情報を定量化する上で、より有効に機能することを示唆している。

## 4 脳活動から認知内容を読み取る脳解読

脳活動から、特徴量化された認知内容への変換過程を定量化する復号化モデルは、脳活動から認知内容を読み取る脳解読に利用できる [5]。符号化モデルと同様に、特徴空間の置換によって様々な認知内容に関する復号化モデルを作成可能だが、特に意味特徴を使った復号化モデルの研究が盛んである [11][14][27]-[30]。なぜなら、そのような復号化モデルは、解釈しやすい単語や文の形で認知内容を可視化でき、科学研究と社会応用のいずれにおいても利用価値が高いからである。我々のグループも、自然言語処理技術の特徴空間を用いた復号化モデルを基に、脳活動から意味認知内容を単語や文の形で読み取る脳解読技術の開発に成功した。本節ではその研究成果について紹介する。

### 4.1 単語の形での意味認知内容の脳解読

まず我々のグループは、映像がもたらす認知内容を単語の形で読み取る脳解読技術を開発するため、符号化モデルと同様に単語埋め込み特徴を用いた復号化モデルを構築した [14]。符号化モデルでは数万単語を用いて脳内意味マップを可視化できたが、復号化モデルの場合は数万単語を用いて映像がもたらす意味認知内容を解読できる。これにより、自然な映像がもたらす複雑な意味認知内容を、詳細に読み取って可視化できる。

図5に、単語埋め込み特徴を用いた復号化モデルの概要を示す。ここでも大規模テキストデータから事前学習した word2vec の特徴空間を利用する。映像の意味内容をシーン記述文として評価し、word2vec 特徴空間上の表現に変換しておく。そして、fMRI で計測した同映像に対する脳活動から、特徴表現を予測する線形回帰モデルとして復号化モデルを構築する (符号化モデルのときと説明変数・目的変数の関係が逆転している点に注意)。

この復号化モデルを用いて、新しい映像シーンに対

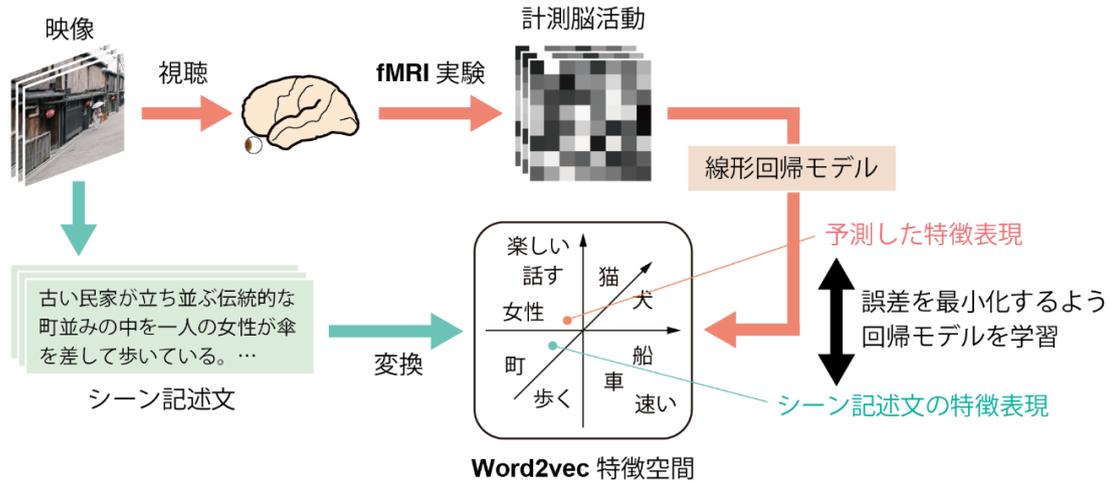


図5 単語埋め込み特徴を用いた復号化モデル

する脳活動から、対応する特徴表現を予測する。また同時に、word2vec 特徴空間には数万単語の特徴表現も存在する。脳活動から予測した特徴表現と各単語の特徴表現の類似度を評価し、類似度が高い単語ほどそのシーンから受ける意味認知内容に近いとみなして、類似度の高い単語を列挙することで意味認知内容を解読する。

図6に、ある映像シーンにおける解読結果の例を示す(シーンの画像は著作権上の理由によりイラスト化)。ここでは1万単語の中から選択された類似度の最も高い単語を、名詞、動詞、形容詞に分けて7個ずつ列挙した。名詞、動詞、形容詞はそれぞれ物体、動作、印象の意味認知内容に相当する。予測された単語はいずれもシーンの意味内容を適切に表現していることが見て取れる。実際に、様々な映像シーンをを用いた統計学的な検証においても、解読結果は映像シーンの意味内容を反映していることが示された [14]。

この脳解読技術では1万単語を使って意味認知内容を可視化した。従来技術では多くとも500程度の単語しか使えておらず [27]、単語数を約20倍に増やすことに成功した。これにより、意味認知内容の詳細な解読が可能となるため、実社会の様々な映像コンテンツがユーザへもたらす意味認知内容を予測するツールとして、この脳解読技術は大きな可能性を秘めている。実際に我々のグループは、株式会社NTTデータと共同で、この脳解読技術に基づく映像コンテンツの感性評価サービスを、2016年に事業として立ち上げることに成功した(参考：<https://www.nict.go.jp/press/2015/08/06-1.html>)。

## 4.2 文の形での意味認知内容の脳解読

我々のグループは、単語の代わりに文の形で意味認知内容を解読する技術も開発した [28][29]。この技術の



	名詞	動詞	形容詞
1	独身	勤める	親しい
2	女性	辞める	優しい
3	店員	営む	可愛い
4	友人	知り合う	欲しい
5	常連	悩む	幼い
6	店長	働く	青い
7	主婦	懂れる	厳しい

↑ 意味認知内容に近い

図6 単語による脳解読結果の例

基盤となる復号化モデルは、画像入力からそのキャプションを生成する深層ニューラルネットの特徴空間を利用している。この深層ニューラルネットは、画像入力から特徴表現を介してキャプションを生成するが、脳活動から特徴表現を予測する復号化モデルを構築することで、脳活動からキャプションを生成できるようになる。これにより、映像がもたらす意味認知内容を文の形で解読することに成功した。

日常的な感覚情報は、私たちに複雑な意味認知をもたらす。その内容を単語や文の形で詳細に読み取ることができる我々の解読技術は、日常生活の様々なシーンで利用可能である。映像コンテンツや製品などの評価はもちろんのこと、非言語コミュニケーションのような未来の情報通信技術の基盤としても、今後の更なる発展が期待される。

## 5 脳情報処理を再現する人工脳

脳情報処理メカニズムに対する理解を得た先には、脳を人工的に再現するという工学的なゴールがある。人間の脳情報処理を計算機上で再現できれば、人間のように振る舞う人工知能や、人間のデジタルツイン(実在するものをデジタル空間上で再現する技術及びその技術により再現されたもの)が実現可能になる。我々の

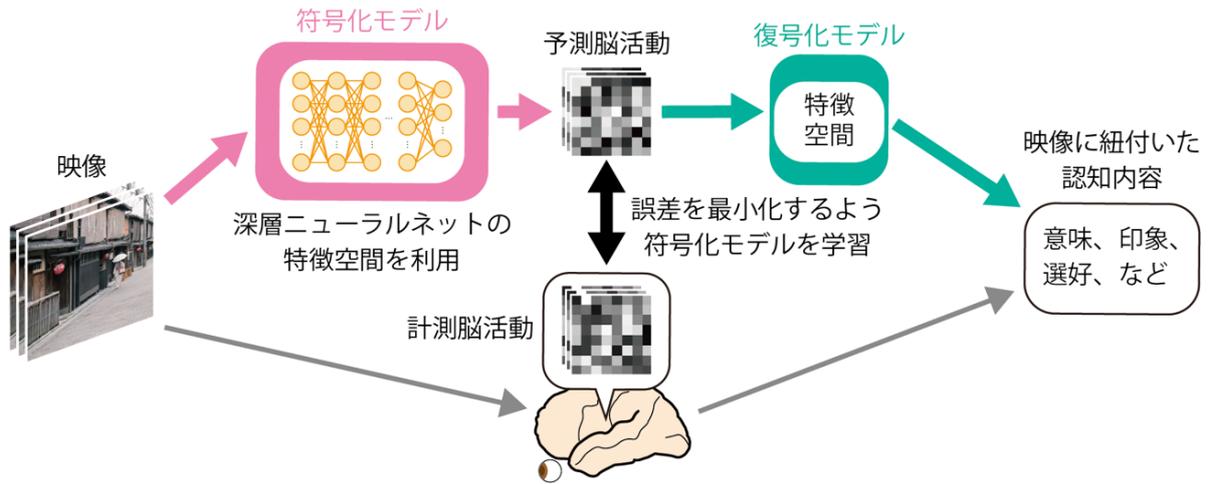


図7 脳情報処理シミュレータ

グループは世界に先駆けて、計算機上で再現された脳(人工脳)の実現を目指し、脳情報処理を数値モデルによりシミュレートする技術の開発に取り組んでいる。本節では、その研究開発における成果を紹介する。

### 5.1 脳情報処理シミュレータ

2において、符号化モデルは感覚入力から脳活動への変換過程、復号化モデルは脳活動から認知内容への変換過程をモデル化すると述べた。したがって、符号化・復号化モデルを合わせれば、感覚入力から認知内容が生成される脳情報処理がモデル化できる。そこで我々のグループは、日常に近い自然な映像から脳活動を予測する符号化モデルと、予測した脳活動から様々な認知内容を推定する復号化モデルを組み合わせ、映像入力から認知内容を生成する脳情報処理シミュレータを開発した[16]。

図7に脳情報処理シミュレータの概要図を示す。符号化モデルは映像入力から脳活動を引き起こす過程における視聴覚情報の脳内処理をシミュレートする。符号化モデルの特徴空間は、自然な映像に含まれる様々なレベルの視聴覚特徴を適切に抽出する必要があるため、そのような用途に長けた、視覚情報と聴覚情報のそれぞれを扱う深層ニューラルネットの特徴空間を採用した。

一方、復号化モデルは脳活動から認知内容が生起する過程の脳内処理をシミュレートする。脳情報処理シミュレータの復号化モデルは、符号化モデルで予測した映像に対する脳活動から、映像に紐付いた認知内容を読み取るように実装する。日常環境に近い自然な映像は多様な認知を生じさせるため、映像に紐付いた認知内容(例:意味、印象、選好)を反映する様々なラベル(認知ラベル)を収集しておき、異なる認知ラベルごとに独立した復号化モデルを構築する。

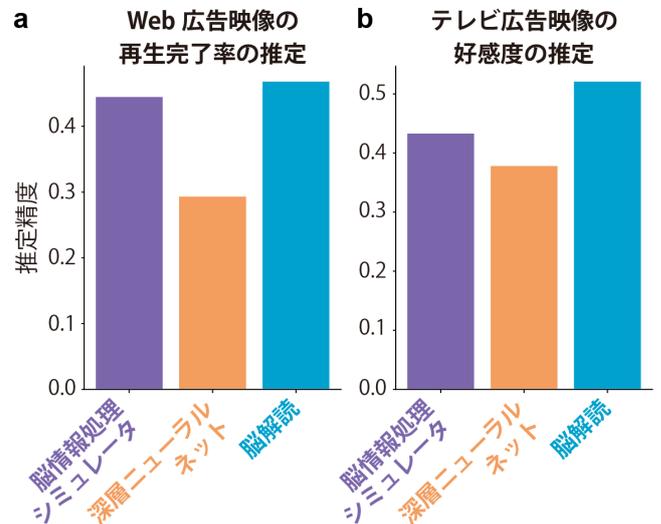


図8 認知ラベル推定における精度比較

重要なのは、符号化モデルの学習時のみ fMRI で計測した脳活動が必要な点であり、学習完了後は追加の脳計測を全く必要としない。また、復号化モデルも符号化モデルで予測した脳活動を利用するため、脳計測は不要である。このようにして、脳活動の計測を要さず、計算機上で任意の映像入力から認知内容を出力する脳情報処理シミュレータが構築される。

### 5.2 シミュレータによる認知内容の推定

我々のグループは、この脳情報処理シミュレータを、Web 広告映像及びテレビ広告映像に対する様々な認知ラベルの推定に適用して精度を評価した[16]。そして、深層ニューラルネットのみで認知ラベルを推定したときの精度と比較した。その結果、図8(a)に示すWeb広告映像の再生完了率(大量のWebアクセスから収集した、広告映像をスキップせずに最後まで再生したユーザの割合)や、図8(b)に示すテレビ広告映像の

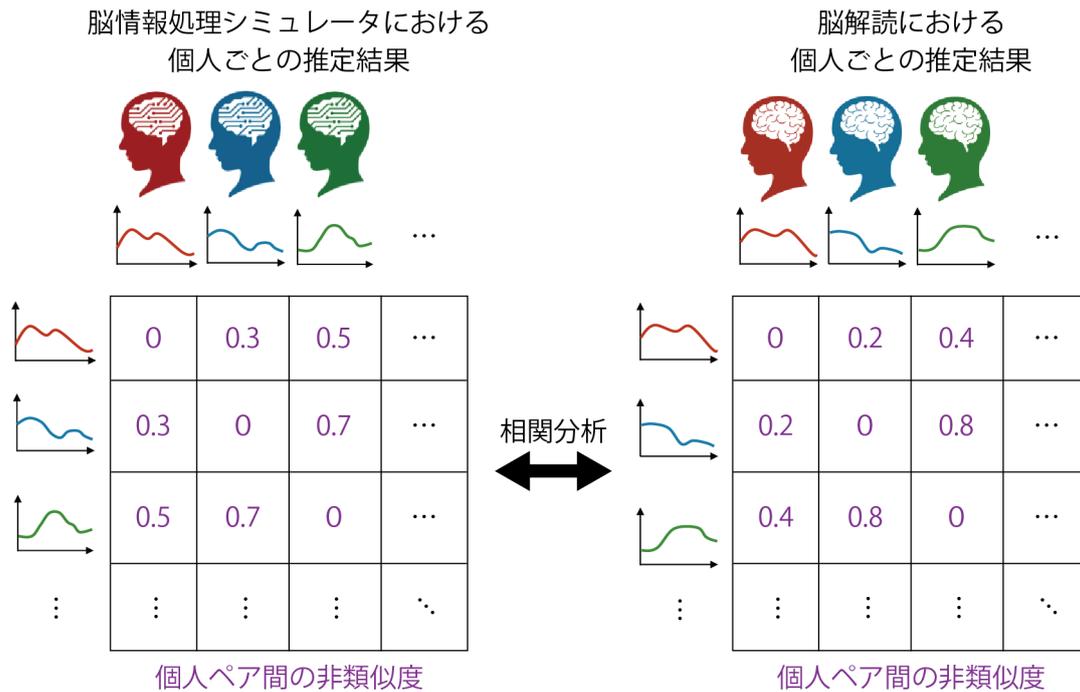


図9 シミュレータの個人差反映に関する検証方法

好感度（商用調査で大勢のモニターから収集した好感度の集計値）の認知ラベル推定において、脳情報処理シミュレータの推定精度（図中の紫色）は深層ニューラルネットの推定精度（図中のオレンジ）を上回る結果となった。

また興味深い点として、同じ認知ラベルの推定を、計測した脳活動の脳解読で行ったところ、こちらも深層ニューラルネットより高い推定精度を示した（図中の水色）。一方、脳解読が深層ニューラルネットより低い推定精度を示す認知ラベルに対しては、脳情報処理シミュレータも深層ニューラルネットに比べて同等以下の精度を示した。つまり、脳情報処理シミュレータが深層ニューラルネットよりも高い推定精度を示すのは、脳解読が高い性能を発揮するような、脳情報が有効な推定問題であるといえる。この結果は、我々の技術が脳情報処理を適切にシミュレートしている傍証となる。

以上の結果は、脳情報処理シミュレータが日常生活における人間の様々な認知内容を、既存の機械学習によるパターン認識手法より高い精度で推定し得ることを示唆している。そのような技術の実社会における応用価値は高く、実際に我々のグループは、株式会社NTTデータと共同で事業化した映像コンテンツの感性評価サービスにおいても、この脳情報処理シミュレータの導入に成功している（参考：<https://nttdata-neuroai.com/>）。

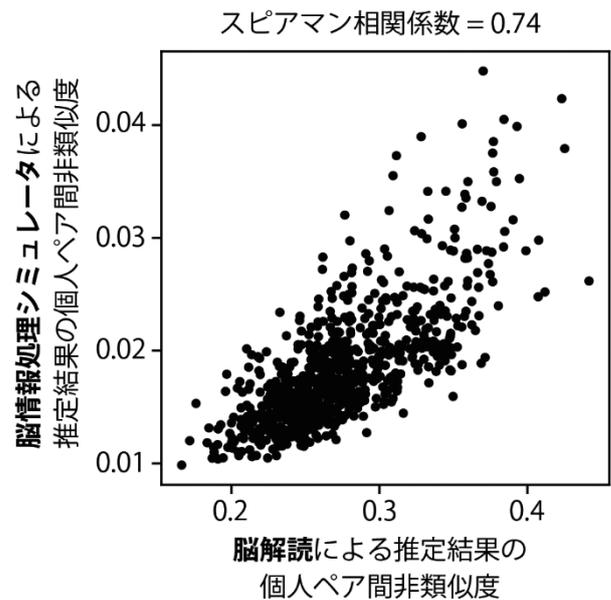


図10 シミュレータが個人差を反映する推定の例

### 5.3 脳情報処理における個人差のシミュレーション

上記の研究では、複数名で構築した脳情報処理シミュレータの平均的な推定結果を用いて検証を行った。ただし、個人の脳情報処理シミュレータを使って、個人ごとに認知ラベルを推定することもできる。もし、その推定が脳情報処理の個人差を反映するのであれば、脳情報処理シミュレータの技術的価値は更に高められる。そこで我々のグループは、脳情報処理シミュレータに

における個人差の反映について厳密な検証を行った[31]。

この検証では、広告映像に対する多様な認知ラベル(全87種類)を、個人脳から構築した脳情報処理シミュレータで推定した。また、個人から計測した脳活動に脳解読を適用して個人ごとに認知ラベルを推定し、その推定結果を実際の脳情報処理から生じた認知内容とみなした。そして図9に示すように、脳情報処理シミュレータによる推定結果の個人差と、脳解読による推定結果の個人差を、個人ペア間の非類似度で算出し、それら非類似度の一貫性を相関分析により評価した。

図10に代表的な認知ラベルとして映像の意味内容を推定した際の、脳情報処理シミュレータと脳解読の個人ペア間非類似度の関係を示す。図中の各点は各個人ペアの非類似度に対応する。個人ペア感非類似度は、脳情報処理シミュレータと脳解読の間で強い相関関係が見られた(スピアマン相関係数で0.74)。さらに全87個の認知ラベルのうち、実に81個の認知ラベルで統計学的に有意な相関関係が確認でき、脳情報処理シミュレータは脳情報処理の個人差を十分に再現できることが示唆された。

## 6 まとめと将来の展望

本稿では、日常的な認知に関わる脳情報処理の理解とその応用を試みる一連の研究について紹介した。符号化・復号化モデルのフレームワークは、そのような脳情報処理を定量化するために有効である。我々のグループは、符号化モデルを用いて意味認知を反映する脳内意味マップの可視化を行った。また、復号化モデルを用いて単語や文の形で意味認知内容を読み取る脳解読技術を開発した。さらに、符号化・復号化モデルを基に、個人の脳情報処理を計算機上で再現する脳情報処理シミュレータを開発した。日常的な認知に関わる脳情報処理の解明及び再現は、日常生活で利用できる脳情報技術の実現に重要な寄与をもたらす。今後、更に脳情報処理に対する探究を進めながら、その成果を応用した脳情報技術の社会実装にも力を入れていきたい。

特に、脳情報処理の個人差に関しては更なる理解を目指す。日常環境の複雑な感覚情報が生み出す認知は個人によるばらつきが大きく、そのばらつきは脳情報処理の個人差から生み出されているといえる。我々のグループは、日常的な脳情報処理の個人差について、それを生み出す遺伝的要因の探究[32]や、個人差を定量化する技術[33][34]について研究を進めている。また日常的な認知において、個々人の詳細な認知内容を言語報告により取得する手法の開発にも取り組んでいる[35][36]。これらの研究が発展すれば、脳情報処理の

個人差に関する理解が深まるとともに、得られた知見を脳情報処理シミュレータに組み込めば、個人の脳情報処理を再現する能力の更なる向上が期待できる。そのような脳情報処理における個人差の理解と再現は、一人ひとりの個性が尊重される現代及び未来の社会にとって欠かせないものだといえる。

我々のグループでは現在までの研究で、主に視聴覚情報の脳内処理について探究を重ねてきた。しかし日常環境では、視聴覚情報以外にも嗅覚や味覚などの五感情報や、言語情報など他のモダリティの情報も同時に扱いつつ、人間は脳情報処理を柔軟にこなしている。そのようなマルチモーダル情報の脳内処理を理解することも、日常的な認知に関わる脳情報処理の解明における重要な要素となるだろう。また、マルチモーダル情報を包括的に扱う脳情報処理シミュレータの開発にもつながる。その結果、個人差を含めて脳情報処理の再現性が高まり、より人間の脳に近い人工脳が生み出されるかもしれない。そのような人工脳は、人間中心の豊かな未来情報社会の実現に大きな前進をもたらす画期的な脳情報技術になるといえる。

## 【参考文献】

- 1 L. Carelli, F. Solca, A. Faini, P. Meriggi, D. Sangalli, P. Cipresso, G. Riva, N. Ticozzi, A. Ciammola, V. Silani, and B. Poletti, "Brain-Computer Interface for Clinical Purposes: Cognitive Assessment and Rehabilitation," *Biomed Res. Int.*, vol.2017, p.1695290, Aug. 2017.
- 2 S. Saha, K. A. Mamun, K. Ahmed, R. Mostafa, G. R. Naik, S. Darvishi, A. H. Khandoker, and M. Baumert, "Progress in Brain Computer Interface: Challenges and Opportunities," *Front. Syst. Neurosci.*, vol.15, p.578875, Feb. 2021.
- 3 H. Plassmann, V. Venkatraman, S. Huettel, and C. Yoon, "Consumer Neuroscience: Applications, Challenges, and Possible Solutions," *J. Mark. Res.*, vol.52, no.4, pp.427-435, Aug. 2015.
- 4 L. He, T. Freudenreich, W. Yu, M. Pelowski, and T. Liu, "Methodological structure for future consumer neuroscience research," *Psychol. Mark.*, vol.38, no.8, pp.1161-1181, Aug. 2021.
- 5 T. Naselaris, K. N. Kay, S. Nishimoto, and J. L. Gallant, "Encoding and decoding in fMRI," *Neuroimage*, vol.56, no.2, pp.400-410, May 2011.
- 6 K. N. Kay, T. Naselaris, R. J. Prenger, and J. L. Gallant, "Identifying natural images from human brain activity," *Nature*, vol.452, no.7185, pp.352-355, March 2008.
- 7 S. Nishimoto, A. T. Vu, T. Naselaris, Y. Benjamini, B. Yu, and J. L. Gallant, "Reconstructing visual experiences from brain activity evoked by natural movies," *Curr. Biol.*, vol.21, no.19, pp.1641-1646, Oct. 2011.
- 8 W. A. de Heer, A. G. Huth, T. L. Griffiths, J. L. Gallant, and F. E. Theunissen, "The hierarchical cortical organization of human speech processing," *Journal of Neuroscience*, vol.37, no.27, pp.6539-6557, 2017.
- 9 A. G. Huth, S. Nishimoto, A. T. Vu, and J. L. Gallant, "A continuous semantic space describes the representation of thousands of object and action categories across the human brain," *Neuron*, vol.76, no.6, pp.1210-1224, Dec. 2012.
- 10 A. G. Huth, W. A. de Heer, T. L. Griffiths, F. E. Theunissen, Gallant, Jack, and L., "Natural speech reveals the semantic maps that tile human cerebral cortex," *Nature*, vol.532, no.7600, pp.453-458, 2016.
- 11 D. E. Stansbury, T. Naselaris, and J. L. Gallant, "Natural scene statistics account for the representation of scene categories in human visual cortex," *Neuron*, vol.79, no.5, pp.1025-1034, Sept. 2013.
- 12 U. Güçlü and M. A. J. van Gerven, "Deep Neural Networks Reveal a Gradient in the Complexity of Neural Representations across the Ventral Stream," *Journal of Neuroscience*, vol.35, no.27, pp.10005-10014, July 2015.

- 13 U. Güçlü and M. A. J. van Gerven, "Increasingly complex representations of natural movies across the dorsal stream are shared between subjects," *Neuroimage*, vol.145, pp.329–336, Jan. 2017.
- 14 S. Nishida and S. Nishimoto, "Decoding naturalistic experiences from human brain activity via distributed representations of words," *Neuroimage*, vol.180, no.A, pp.232–242, 2018.
- 15 S. Nishida, A. Blanc, N. Maeda, M. Kado, and S. Nishimoto, "Behavioral correlates of cortical semantic representations modeled by word vectors," *PLoS Comput. Biol.*, vol.17, no.6, pp.e1009138–e1009138, 2021.
- 16 S. Nishida, Y. Nakano, A. Blanc, N. Maeda, M. Kado, and S. Nishimoto, "Brain-Mediated Transfer Learning of Convolutional Neural Networks," *AAAI*, vol.34, no.04, pp.5281–5288, April 2020.
- 17 S. Jain and A. Huth, "Incorporating context into language encoding models for fMRI," *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol.31, 2018.
- 18 M. D. Lescroart and J. L. Gallant, "Human Scene-Selective Areas Represent 3D Configurations of Surfaces," *Neuron*, vol.101, no.1, pp.178–192.e7, Jan. 2019.
- 19 S. F. Popham, A. G. Huth, N. Y. Bilenko, F. Deniz, J. S. Gao, A. O. Nunez-Elizalde, and J. L. Gallant, "Visual and linguistic semantic representations are aligned at the border of human visual cortex," *Nat. Neurosci.*, vol.24, no.11, pp.1628–1636, Nov. 2021.
- 20 N. Koide-Majima, T. Nakai, and S. Nishimoto, "Distinct dimensions of emotion in the human brain and their representation on the cortical surface," *Neuroimage*, vol.222, pp.117258–117258, 2020.
- 21 S. Nishida, A. G. Huth, J. L. Gallant, and S. Nishimoto, "Word statistics in large-scale texts explain the human cortical semantic representation of objects, actions, and impressions," *Society Neuroscience Abstract*, vol.45, p.333.13, 2015.
- 22 西田 知史 and 西本 伸志, "意味認知と脳内情報表現," *人工知能*, vol.32, no.6, pp.857–862, 2017.
- 23 C. Kawase, I. Kobayashi, S. Nishimoto, S. Nishida, and H. Asoh, "Semantic representation in the cerebral cortex with sparse coding," 2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), pp.606–611, Oct. 2017.
- 24 T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado, and J. Dean, "Distributed representations of words and phrases and their compositionality," *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol.26, pp.3111–3119, 2013.
- 25 T. Mikolov, W.-T. Yih, and G. Zweig, "Linguistic Regularities in Continuous Space Word Representations," *Proceedings of the 2013 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, pp.746–751, June 2013.
- 26 F. Pereira, S. Gershman, S. Ritter, and M. Botvinick, "A comparative evaluation of off-the-shelf distributed semantic representations for modelling behavioural data," *Cogn. Neuropsychol.*, vol.33, no.3–4, pp.175–190, 2016.
- 27 A. G. Huth, T. Lee, S. Nishimoto, N. Y. Bilenko, A. T. Vu, and J. L. Gallant, "Decoding the semantic content of natural movies from human brain activity," *Front. Syst. Neurosci.*, vol.10, no.10, pp.1–16, 2016.
- 28 E. Matsuo, I. Kobayashi, S. Nishimoto, S. Nishida, and H. Asoh, "Generating Natural Language Descriptions for Semantic Representations of Human Brain Activity," *Proceedings of the ACL 2016 Student Research Workshop*, pp.22–29, Aug. 2016.
- 29 E. Matsuo, I. Kobayashi, S. Nishimoto, S. Nishida, and H. Asoh, "Describing Semantic Representations of Brain Activity Evoked by Visual Stimuli," 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), pp.576–583, Oct. 2018.
- 30 F. Pereira, B. Lou, B. Pritchett, S. Ritter, S. J. Gershman, N. Kanwisher, M. Botvinick, and E. Fedorenko, "Toward a universal decoder of linguistic meaning from brain activation," *Nat. Commun.*, vol.9, no.1, p.963, 2018.
- 31 川畑 輝一, A. Blanc, 前田 直哉, 西本 伸志, and 西田 知史, "畳み込みニューラルネットワークによる脳活動予測を介して脳内知覚情報の個人差を推定するシステム," *電子情報通信学会技術研究報告; 信学技報*, vol.121, no.338, pp.1–6, Jan. 2022.
- 32 S. Nishida, S. Toyoda, C. Honda, M. Watanabe, M. Ollikainen, E. Vuoksima, J. Kaprio, and S. Nishimoto, "Genetic influences on brain representations of natural audiovisual experiences," *Research Square*, 27-Sep-2021.
- 33 R. Shinkuma, S. Nishida, M. Kado, N. Maeda, and S. Nishimoto, "Relational network of people constructed on the basis of similarity of brain activities," *IEEE Access*, vol.7, no.1, pp.110258–110266, 2019.
- 34 R. Shinkuma, S. Nishida, N. Maeda, M. Kado, and S. Nishimoto, "Reduction of Information Collection Cost for Inferring Brain Model Relations From Profile Information Using Machine Learning," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 2021.
- 35 K. Miyahara, T. Niikawa, H. Taiyo, and S. Nishida, "Developing a short-term phenomenological training program : A report of methodological lessons," *New Ideas Psychol.*, vol.58, p.100780, 2020.
- 36 T. Niikawa, K. Miyahara, H. T. Hamada, S. Nishida, and Nicod, Institut Jean, "A new experimental phenomenological method to explore the subjective features of psychological phenomena : its application to binocular rivalry," *Neuroscience of Consciousness*, vol.2020, no.1, p.iaa018, 2020.



西田 知史 (にしだ さとし)

未来 ICT 研究所  
 脳情報通信融合研究センター  
 脳情報工学研究室  
 主任研究員  
 博士 (医学)  
 認知・計算神経科学、ニューロイメージング、  
 人工知能  
 【受賞歴】  
 2020 年 人工知能学会 2020 年度全国大会  
 優秀賞  
 2011 年 IEEE Computational Intelligence  
 Society Japan Chapter, Young  
 Researcher Award  
 2011 年 日本神経回路学会 最優秀研究賞