

令和 2 年 5 月 28 日現在

機関番号：12611

研究種目：基盤研究(B)（一般）

研究期間：2017～2019

課題番号：17H01797

研究課題名（和文）多様層情報の脳内処理機構の解明に基づく脳内情報読解技術の深化と応用技術の開発

研究課題名（英文）Deeping Brain Decoding Technology and Development of its Application based on Understanding the Mechanism of Dealing with Multimodal Information in the Brain

研究代表者

小林 一郎 (Kobayashi, Ichiro)

お茶の水女子大学・基幹研究院・教授

研究者番号：60281440

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 13,400,000円

研究成果の概要（和文）：深層学習を用いた脳内情報読解手法において、学習モデルのパラメータ学習において問題となっていたデータの不足に対して、マルチモーダル深層学習モデルを利用することにより擬似的にデータを増やす手法を提案した。また、言語から画像生成をするための基礎的なメカニズムについて調査を行った。さらに、脳活動データと予測符号化のモデルの中間表現の状態との相関関係があることの確認を通じて、脳内に予測機能があることを検証した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

fMRIデータを使う脳神経科学の研究において、データ取得は高価であり、近年発達している深層学習を用いた研究に対して、十分なデータを揃えることができなかった。本研究においては、それを解消する一つの方法論を示した。また、脳におけるマルチモーダル情報処理の基礎的な検討として、言語と画像の対応関係を意味的な立場で解析した結果を示すことができた。さらに、予測符号化という仮説において実験的にその存在を裏付ける結果を得ることができた。これらは脳神経科学に対するデータサイエンスの視点からの研究の方向性を示すものと考えられる。

研究成果の概要（英文）：As for the brain decoding method, we have proposed a data augment method by using a multimodal deep learning model to tackle the lack of enough data to train the parameters of a deep learning model. We have also investigated a fundamental mechanism to generate an image from a sentence. We have furthermore verified that there is a prediction ability in the brain by confirming correlation between the representation layers and the brain activity data observed by means of fMRI.

研究分野：言語情報処理、知能情報処理

キーワード：脳内情報読解 深層学習モデル fMRI 脳内状態推定 予測符号化

## 様式 C-19、F-19-1、Z-19、CK-19 (共通)

### 1. 研究開始当初の背景

深層学習の発展により、画像からのキャプション生成の研究が盛んになり[Xu+15; Vinyals+15]、さらに近年では、言語情報から画像を生成する手法などが提案されている[Mansimov+16]。これらは、脳内における情報処理の仕方に近接した手法というよりも、モダリティ間の対応関係を上手く学習するというところに主眼が置かれている。また、近年、大脳皮質での基本機能である「予測 (Predictive Coding)」を深層学習の枠組で実現した研究も報告されている[Lotter+16]。しかし、これらの研究は実際の脳内活動の情報をモデルの学習に使われてはいない。

### 2. 研究の目的

本研究では上述の研究背景を踏まえ、実際の大脳皮質の動作原理の解明に基づいてこれまでに開発してきた深層学習を用いた脳内情報解読手法を改良し、実際の脳活動データを教師情報としてモデルを学習する。また、多様層情報を同時に予測可能とする従来にない新しい手法を開発する。

### 3. 研究の方法

#### (1) 脳活動の有効活用技術の開発

脳のサイズに個人差があることから同じ課題に対する脳活動データであっても純粋にデータを増やして使用することが困難である問題に対処するため、[Ngiam+10]によるマルチモーダル自己符号化器を使用し、複数の脳活動データの対応関係を取れるようにする。

また、生成過程の学習には様々な課題の脳活動データに対し、自己符号化器を用いて脳活動データから特徴量を抽出できるようにし、そこで得られた内部状態の値を深層学習の初期値として利用することで学習の精度を向上させる。

処理手続きとして、Step1 では双方向マルチモーダル深層ニューラルネットワーク (BiDNN) を用いて、動画画像セット1を視聴したときの被験者AとBの脳活動データをそれぞれ入出力とし、対応関係を学習する。Step2として、Step1で学習されたモデルを用い、学習に用いた動画画像セット1とは別の動画画像セット2を視聴したBの脳活動データをAの脳活動データに変換する。これにより擬似的に動画画像セット2を視聴したAの脳活動データが得られる。結果の評価には、松尾ら(学会発表①②)が提案した脳情報解読手法によるテキスト生成の精度を指標とする。

#### (2) 画像刺激からの脳内状態を表現する文生成

本研究のこれまでの先行研究においては、一人の被験者の脳活動データを用いていたことから、(1)において得られた複数人の脳活動データを統一したデータ及び自己符号化器で得られた初期値を利用することにより、更に精度良く説明文が生成できるかを実験する。

脳活動データからの文生成の処理の流れを説明する。fMRIデータが少ないため、入力画像からその画像に対するキャプションを生成する深層学習モデルの訓練済みモデルを援用することにより脳活動データからキャプション生成の深層学習モデルの中間層(潜在層)の状態を推定し、その推定状態から画像の内容を説明する文の生成を行う。このように(A)画像→画像特徴量→説明文生成モデル、(B)脳活動データ→画像特徴量モデルを学習させることにより、順次実行することで、(C)脳活動データ→画像特徴量→説明文生成を実現させる。

#### (3) 言語情報からの画像生成

言語によって与えられた情報からヒト脳内にイメージされる画像を取り出すこと目指し、その準備段階として、Mansimovら[Mansimov+16]によって提案されたAlignDrawという言語から画像を生成する際の深層学習モデルを対象として、言語の意味表現と画像の生成との対応関係における基本的メカニズムを解明する。

#### (4) 脳活動状態における予測符号化の検証

Lotterら[Lotter+2016]によって開発された予測符号化を模した深層学習モデルであるPredNetを対象にし、動画視聴によって得られた画像刺激に対する脳活動データとPredNetの中間層(潜在層)における情報との相関性を調べることにより、ヒト脳内における「予測」という活動が実際に行われているのかについて考察を行う。

### 4. 研究成果

#### (1) 脳活動の有効活用技術の開発

fMRIを用いて記録した脳活動データとして、動画画像セット1を被験者に視聴させたときの血中酸素飽和濃度信号(BOLD信号)を使用する。被験者Aの脳活動データは、脳活動の観測領域96x96x72ボクセルのうち、皮質に相当する62,552次元のデータを使用し、被験者Bの脳活動データは観測領域96x96x72ボクセルのうち、皮質に相当する70,933次元のデータを利用した。データ数は訓練データが6,600サンプル、評価が600サンプルとした。BiDNNを用いて、二人の被験者どうしの脳活動データを学習した。中間層におけるユニット数は7500-5500-2000-5500-7500とし、学習アルゴリズムは確率的勾配法、損失関数は平均二乗誤差を用いた。このモデルを用いて、異なる動画画像セット2を被験者に視聴させたときの血中酸素飽和濃度信号を記録した脳活動データを使用して、被験者Bにおける観測データを被験者Aの観測データへと変換を行

った。それにより、被験者 A が擬似的に動画像セット 2 を視聴したとする脳活動データを作成した。そのデータを使い、文生成を行った結果を表 1 に示す。

表 1 タスク（動画像セット視聴）ごとの文生成における BLEU スコアの結果

被験者	タスク	BLEU スコア (train / test)
A	1	0.5026 / 0.5027
	1, 2(擬似)	0.5238 / 0.5099
B	1	0.5028 / 0.5085
	1, 2	0.5191 / 0.5086

表 1 より、被験者 B による脳活動データから被験者 A の擬似データを作成し、学習と評価に使ったほうが若干ながら BLEU スコアが向上していることがわかる。今後は、実験データを増やし、擬似データ使用におけるより詳細な調査を進めるつもりである。

## (2) 画像刺激からの脳内状態を表現する文生成

提案した深層学習モデルにおける訓練用データから 2 つ、評価用データから 2 つ選んだ 4 つの脳活動データに対して生成した説明文およびその時の画像、さらに比較のため (A) 画像→説明文モデルによる説明文を表 2 に示す。提案手法により脳活動データのみを入力として、人間が解釈しうる説明文章が生成されることが確認された。

表 2 に被験者が視聴した画像に対して、画像から文生成を行う深層学習モデルの中間層への回帰による推定において Ridge 回帰、3 層ニューラルネットワーク、5 層ニューラルネットワークを用いた際の文生成結果を示す。表 2 の右端は画像から直接文生成を行った結果を示す。

表 2 被験者が視聴した画像刺激からの文生成において 3 種類の回帰手法の結果の比較

	Ridge 回帰	3 層 NN	5 層 DNN	Image → Caption Model
train data	 A group of people walking down the street.	A group of people walking down the street.	A fire hydrant sitting on the side of an empty street.	A group of people walking down the street.
	 A pair of scissors sitting on the ground.	A close up of an orange and white clock.	A fire hydrant sitting on the side of an empty street.	A pair of scissors sitting on the ground.
test data	 A man standing in front of an airplane.	A bench sitting in the middle of some grass.	A fire hydrant sitting on the side of an empty street.	A herd of sheep standing in the grass.
	 A bird sitting on the branch of an apple.	A bird sitting in top of an orange tree.	A fire hydrant sitting on the side of an empty street.	A bird is perched on top of the tree branch.

また、訓練用データから選んだ 2 つの脳活動データに対して生成した 6 つの説明文およびその時の画像を表 3 に示す。結果として、高次元なデータを用いた学習モデルの方がより適切な説明文を出力する傾向が見られた。2 例目では細部は間違えているが 2 匹の犬の色を認識できており、65,665 次元の皮質全体を用いた元のモデルが最も良く学習されたと考えられる。反対に、低次元データを用いたモデルからは内容にそぐわない不適切な文が生成された。100epoch 時点のモデルを用いた場合も同様であった。次元を減らすことで設定上は学習が易化したにも関わらず意味情報を再現出来なくなっていることから、画像刺激に反応しにくい脳領域にも意味情報の予測に必要な情報が含まれていたことが推測される。この結果は、Cukur ら [Cukur+13] が主張した、画像処理が脳の特定部位だけでなく広い領域にわたって行われているという説を示唆している。また、より高解像度 (30,662 次元 → 65,665 次元) の全脳皮質情報を用いた方が全体的に性能が向上したという著者らの先行研究 [松尾+16] と併せて、ニューラルネットワークが高次元データのうち重要な要素を選び出す機能を持つことを示す例の一つと考えられる。

表 3 に被験者が視聴した画像とその刺激からの文生成を脳領域の各ボクセルに対する予測精度を計算した結果 [Nishida+2015] に基づき、脳活動データを絞り込んで文生成した結果を示す。

表 3 脳領域の各ボクセルにおける観測値に基づいて生成した説明文の比較

	3,538 voxels (c.c. > 0.2)	5,961 voxels (c.c. > 0.15)	9,923 voxels (c.c. > 0.1)	21,437 voxels (c.c. > 0.05)	65,665 voxels (all cortex)	89,206 voxels (+subcortex)
	A young man is doing tricks on his skateboard.	A man is playing tennis on the court.	A young man is playing tennis on the court.	A man is playing tennis on the court.	A man is playing tennis on the court with his racket.	A man is playing tennis on the court with his racket.
	A man sitting on the ground with an umbrella.	A polar bear is standing in the water.	A dog laying on the ground next to an orange frisbee.	A dog laying on the ground next to an orange frisbee.	A black and white dog laying on the ground.	A dog is sitting on the floor in front of an open door.

### (3) 言語情報からの画像生成

Mansimov ら [Mansimov+16] は、言語から画像を生成する際に、単語分割済みのキャプションから画像生成を行っているが、本手法では入力を単語分割されていないキャプションに変更し、単語の境界情報が失われた、すなわち意味の単位の情報が欠落した場合の alignDRAW の言語エンコード能力および画像生成能力を評価した。実験に使ったデータセットは表 4 に示すテンプレートと手書き数字画像のデータセット MNIST を用いて作成した。キャプションはプレースホルダーを含むテンプレートを各実験 8 種類用意し、MNIST から無作為に抽出した画像および正解ラベルの組のうちラベル情報を埋め込む形で作成した。画像は、ラベルと対応する MNIST 画像をキャプション内容に適合する領域に、無作為に 4 ピクセルのゆらぎを持たせて配置した 60×60 ピクセルのグレースケールの画像とした。両実験ともに、学習データ 40,000 事例、開発データ 4,000 事例、評価データ 4,000 事例を用いた。

表 4 キャプション作成時のテンプレート

単語分割タスクを含む画像生成	構成的特性の分析
すうじ_がすうじ_のひだりにある。	数字_が画像の左にある。
すうじ_がすうじ_のみぎにある。	数字_が画像の右にある。
すうじ_がすうじ_のうえにある。	数字_が画像の上にある。
すうじ_がすうじ_のしたにある。	数字_が画像の下にある。
すうじ_ががぞうのひだりうえにある。	数字_が画像の左上にある。
すうじ_ががぞうのひだりしたにある。	数字_が画像の左下にある。
すうじ_ががぞうのみぎしたにある。	数字_が画像の右下にある。
すうじ_ががぞうのみぎうえにある。	数字_が画像の右上にある。

単語分割されていないキャプションからの生成画像例を図 1 に示す。単語分割済みのキャプションからの画像生成と比較して、単語の境界情報が失われている。つまり意味の単位の情報が欠落している点で、画像生成タスクとしてはより困難になっていると考えられるが、生成結果からキャプション内容に適合する画像を生成できていることが確認できる。

キャプション	生成画像	参照画像
すうじぜろががぞうのみぎしたにある。		
すうじなながすうじよんのしたにある。		
すうじろくががぞうのひだりしたにある。		

図 1 単語分割されていないキャプションからの生成画像例

### (4) 脳活動状態における予測符号化の検証

Lotter ら [Lotter+16] が構築した PredNet を事前に学習したモデルに対し、脳活動測定時に被験者に提示された刺激画像を入力として与えた際の Representation モジュール (PredNet の中間層) における特徴表現と脳活動との対応関係を Ridge 回帰を用いて学習する。対応関係の学習後、脳活動からモデル内部の特徴表現の推定を行い、推定された特徴表現と PredNet に刺激画像を適用して得られた特徴表現との相関係数を算出する。

PredNet 内部の特徴表現と脳活動の対応関係の学習に際して、特徴表現は、脳活動測定時の刺激動画像を静止画像として切り出し、160 × 120 ピクセルにダウンサンプリング後、PredNet の入力とした際の PredNet 各層の Representation モジュールの出力値を最下層から順に R0、R1、R2、R3 として取り出したものを用いた。脳活動データとしては、動画像視聴時の被験者の血中酸素濃度に依存する信号 (BOLD 信号) を fMRI を用いて記録した脳神経活動データ 96 × 96 × 72 ボクセルのうち皮質に相当する 65,665 次元のデータを使用した。各特徴表現と脳活動データのペアを学習データ 4,497 対、評価データ 300 対として学習を行った。Ridge 回帰学習時の正則化項の重みパラメータを変化させることにより、相関係数が大きくなるモデルを構築した。学習した Ridge 回帰を用いて推定した各特徴表現 R0、R2、R3 と刺激画像から得られた各特徴表現の相関係数は、それぞれ 0.32、0.18、0.10 となった。第 1 層の特徴表現 R1 については 230,400 次元と非常に高次元であったため本稿では、Ridge 回帰の学習を行わなかった。

Ridge 回帰を用いて推定された特徴表現と刺激画像入力下の特徴表現の相関係数は最下層 (R0) において 0.32 程度となり、これはノイズの多い脳活動を扱う脳神経科学分野において

は、相関を認めるに値するとの知見がある。一方、より深層部に相当する R2 および R3 は、ほとんど相関を認められない結果となった。

<引用文献>

- [Xu+15] Kelvin Xu, Jimmy Ba, Ryan Kiros, Kyunghyun Cho, Aaron Courville, Ruslan Salakhutdinov, Richard Zemel, Yoshua Bengio, Show, Attend and Tell: Neural Image Caption Generation with Visual Attention, arXiv:1502.03044, 2015.
- [Vinyals+15] Vinyals, O., Toshev, A., Bengio, S. and Erhan, D.: Show and tell: A neural image caption generator, In CVPR'15, 2015.
- [Mansimov+16] E. Mansimov, E. Parisotto, J. L. Ba., and R. Salakhutdinov, "Generating images from captions with attention.", ICLR, 2016.
- [Lotter+16] Lotter, W., Kreiman, G., Cox, D., Deep Predictive Coding Networks for Video Prediction and Unsupervised Learning. arXiv preprint arXiv:1605.08104, 2016.
- [Ngiam+10] J. Ngiam, A. Khosla, M. Kim, J. Nam, H. Lee, and A. Y. Ng, "Multimodal deep learning", Int. Conf. on Machine Learning, 2010.
- [Cukur+13] Cukur, T., Nishimoto, S., Hut, A. G., and Gallant, J. L.: Attention during natural vision warps semantic representation across the human brain, Nature Neuroscience 16, 2013.
- [松尾+16] 松尾映里, 小林一郎, 西本伸志, 西田知史, 麻生英樹: 深層学習を用いた画像刺激による脳活動データからの説明文生成, 人工知能学会第 30 回全国大会, 2016.
- [Nishida+2015] Nishida, S., Huth, A. G., Gallant, J. L., Nishimoto, S.: Word statistics in large-scale texts explain the human cortical semantic representation of objects, actions, and impressions, Society for Neuroscience Annual Meeting 2015 333.13, 2015.

## 5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計4件（うち査読付論文 1件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 2件）

1. 著者名 Ikezoe Koji, Amano Mahya, Nishimoto Shinji, Fujita Ichiro	4. 巻 180
2. 論文標題 Mapping stimulus feature selectivity in macaque V1 by two-photon Ca <sup>2+</sup> imaging: Encoding-model analysis of fluorescence responses to natural movies	5. 発行年 2018年
3. 雑誌名 NeuroImage	6. 最初と最後の頁 312 ~ 323
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1016/j.neuroimage.2018.01.009	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -
1. 著者名 西本伸志	4. 巻 59(1)
2. 論文標題 脳情報を読み解く	5. 発行年 2018年
3. 雑誌名 情報処理	6. 最初と最後の頁 48-53
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -
1. 著者名 西田知史, 西本伸志	4. 巻 32(6)
2. 論文標題 意味認知と脳内情報表現	5. 発行年 2017年
3. 雑誌名 人工知能	6. 最初と最後の頁 857-862
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -
1. 著者名 Nishida Satoshi, Nishimoto Shinji	4. 巻 180
2. 論文標題 Decoding naturalistic experiences from human brain activity via distributed representations of words	5. 発行年 2018年
3. 雑誌名 NeuroImage	6. 最初と最後の頁 232 ~ 242
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1016/j.neuroimage.2017.08.017	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計28件（うち招待講演 6件 / うち国際学会 1件）

1. 発表者名 Nishimoto S
2. 発表標題 Linking neuroscience and machine learning via latent features of natural stimuli
3. 学会等名 Gatsby-Kakenhi Joint Workshop on AI and Neuroscience (招待講演) (国際学会)
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 川瀬千晶, 小林一郎, 西本伸志, 西田知史, 麻生英樹
2. 発表標題 スパースコーディングを用いた脳活動の意味表象推定に関する精度向上への取り組み
3. 学会等名 第31回人工知能学会全国大会
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 松尾映里, 小林一郎, 西本伸志, 西田知史, 麻生英樹
2. 発表標題 深層学習による画像刺激時のfMRI脳活動データからの文生成
3. 学会等名 第31回人工知能学会全国大会
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 藤山千紘, 小林一郎, 西本伸志, 西田知史, 麻生英樹
2. 発表標題 大脳皮質における予測符号化を模倣した動画予測モデルと脳活動の相関に関する考察
3. 学会等名 第31回人工知能学会全国大会
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 西本伸志
2. 発表標題 自然知覚を司るヒト脳内情報表現の定量と解読
3. 学会等名 新学術領域「適応回路シフト」第4回研究戦略ワークショップ（招待講演）
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 西本伸志
2. 発表標題 ヒト脳内情報表現の定量理解
3. 学会等名 第22回大阪大学数理・データ科学セミナー（招待講演）
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 Nishimoto S
2. 発表標題 Connecting natural experiences and the brain
3. 学会等名 RIKEN BSI Summer Program 2017（招待講演）
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 Nishimoto S
2. 発表標題 Reverse inference from the perspective of quantitative modeling approaches
3. 学会等名 第40回日本神経科学大会シンポジウム（招待講演）
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 Hatanaka G, Ikezoe K, Takeuchi RF, Inakgaki M, Nishimoto S, Fujita I
2. 発表標題 Functional architecture for image statistics in macaque V4
3. 学会等名 第40回日本神経科学大会
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 Takeuchi RF, Ikezoe K, Nishimoto S, Fujita I
2. 発表標題 Relationship of tuning strength and local tuning diversity of neurons in primate V1 and V4
3. 学会等名 第40回日本神経科学大会
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 西田知史, 西本伸志
2. 発表標題 Voxelwise modeling for human cortical representations of impression during natural visual experiences
3. 学会等名 第1回ヒト脳イメージング研究会
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 松尾映里, 小林一郎, 西本伸志, 西田知史, 麻生英樹
2. 発表標題 深層学習を用いた画像刺激下の脳活動情報からの文生成
3. 学会等名 第33回ファジィシステムシンポジウム
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 藤山千紘, 小林一郎, 西本伸志, 西田知史, 麻生英樹
2. 発表標題 大脳皮質における予測符号化を模倣した深層動画予測モデルに関する考察
3. 学会等名 第33回ファジィシステムシンポジウム
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 川瀬千晶, 小林一郎, 西本伸志, 西田知史, 麻生英樹
2. 発表標題 脳活動のfMRIデータへの疎性コーディング適用による意味表象推定
3. 学会等名 第33回ファジィシステムシンポジウム
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 Matsuo E, Kobayashi I, Nishimoto S, Nishida S, Asoh H
2. 発表標題 Describing Semantic Representations of Brain Activity Evoked by Visual Stimuli
3. 学会等名 NIPS 2017 Workshop on Visually-Grounded Interaction and Language
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 西本伸志
2. 発表標題 ヒト脳活動のデコーディング：自然視知覚の脳内情報表現
3. 学会等名 次世代脳プロジェクト・冬のシンポジウム2017（招待講演）
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 西田知史
2. 発表標題 fMRIによるヒト脳情報表現の定量理解とその応用
3. 学会等名 SSKセミナー「脳科学のビジネス、組織へのインパクト」
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 西田知史
2. 発表標題 脳情報を読み解く：脳とAI の融合に向けて
3. 学会等名 第7回 CiNetシンポジウム
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 張 嘉瑩, 松尾 映里, 小林 一郎, 西本 伸志, 西田 知史, 麻生 英樹
2. 発表標題 異被験者間の脳活動データにおける相互変換への取り組み
3. 学会等名 言語処理学会第24回年次大会(NLP2018)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 張 嘉瑩, 小林 一郎, 西本 伸志, 西田 知史, 麻生 英樹
2. 発表標題 異被験者間の脳活動データ相互変換による擬似データ作成
3. 学会等名 2018年度人工知能学会全国大会(第32回)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 張嘉瑩, 小林一郎
2. 発表標題 異被験者間の脳活動データにおける対応関係に基づく類似データ作成
3. 学会等名 第34回ファジィシステムシンポジウム
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 藤山千紘, 小林一郎
2. 発表標題 画像と対応する言語の意味の単位および構成的特性の分析
3. 学会等名 言語処理学会第25回年次大会(NLP2019)
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 藤山千紘, 小林一郎
2. 発表標題 言語から画像を生成する深層学習モデルの挙動に関する考察
3. 学会等名 2019年度人工知能学会全国大会(第33回)
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 Kana Ozaki, Satoshi Nishida, Shinji Nishimoto, Hideki Asoh, and Ichiro Kobayashi
2. 発表標題 Analysis of Correspondence Relationship between Brain Activity and Semantic Representation
3. 学会等名 Cognitive Computational Neuroscience 2019
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 Chihiro Fujiyama, Satoshi Nishida, Shinji Nishimoto, Hideki Asoh, and Ichiro Kobayashi
2. 発表標題 A Study on a Correlation between a Predictive Model of Motion Pictures Imitating the Predictive Coding of the Cerebral Cortex and Brain Activity
3. 学会等名 Cognitive Computational Neuroscience 2019
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 Chihiro Fujiyama and Ichiro Kobayashi
2. 発表標題 A Comprehensive Analysis of Semantic Compositionality in Text-to-Image Generation
3. 学会等名 Thirty-third Conference on Neural Information Processing Systems, Workshop on Visually Grounded Interaction and Language
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 小林一郎
2. 発表標題 機械学習を用いた脳内情報解読と脳機能解明へ向けた取り組み
3. 学会等名 第22回認知神経心理学研究会
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 Nishida S, Nakano Y, Blanc, A, Maeda N, Kado M, Nishimoto S
2. 発表標題 Brain-mediated Transfer Learning of Convolutional Neural Networks
3. 学会等名 Thirty-Fourth AAAI Conference on Artificial Intelligence
4. 発表年 2020年

〔図書〕 計1件

1. 著者名 西本伸志	4. 発行年 2017年
2. 出版社 羊土社	5. 総ページ数 p40-44 (全140ページ)
3. 書名 機械学習・人工知能が明らかにする脳内情報表現, 実験医学別冊「あなたのラボにAI(人工知能)×ロボットがやってくる」	

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究分担者	西本 伸志  (Nishimoto Shinji)  (00713455)	国立研究開発法人情報通信研究機構・脳情報通信融合研究センター脳情報通信融合研究室・主任研究員   (82636)	
研究分担者	西田 知史  (Nishida Satoshi)  (90751933)	国立研究開発法人情報通信研究機構・脳情報通信融合研究センター脳情報通信融合研究室・主任研究員   (82636)	
連携研究者	麻生 英樹  (Asoh Hideki)  (10344194)	国立研究開発法人産業技術総合研究所・人工知能研究センター・総括研究主幹   (82626)	