

令和 3 年 6 月 14 日現在

機関番号：17102

研究種目：基盤研究(B)（一般）

研究期間：2018～2020

課題番号：18H03291

研究課題名（和文）記述長最小原理の深化と応用

研究課題名（英文）Development of the MDL Principle and Its Applications

研究代表者

竹内 純一（Takeuchi, Junichi）

九州大学・システム情報科学研究所・教授

研究者番号：80432871

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 13,500,000円

研究成果の概要（和文）：MDL原理に基づく学習理論の深化と応用について研究を行った。記述長最小原理（MDL原理）の基礎については、Barron and Coverの理論（BC理論）の教師あり学習への拡張と、深層学習との関連について考察した。BC理論と確率的コンプレキシティ（SC）を関係づける研究において、目標モデルを非指数型分布族に一般化することに成功した。その他、スパース学習を応用した誤り訂正符号への深層学習の応用やAMPにおけるダンピングの解析を行った。応用研究としては、主として磁気共鳴画像法（MRI）とサイバーセキュリティ領域を主題とした。

研究成果の学術的意義や社会的意義

様々な分野で高い実用性を示している深層学習の理論を確立することを目的に、機械学習の基盤的理論の一つであるMDL原理からのアプローチを試みている。本課題の遂行中に、MDL原理を教師あり学習に用いるための重要な条件が明らかになった。現在この観点に基づいた深層学習の解析を進めており、その結果有用な知見が得られると予想される。

研究成果の概要（英文）：We studied development of learning theory based on the Minimum Description Length (MDL) principle and its application. Concerning the MDL principle, after reconsidering our previous results on enhancement of Barron and Cover theory (BC theory) to supervised learning, we considered the relation to deep learning. We also studied the connection between the BC theory and the stochastic complexity and its application to non-exponential families, including the mixture families and the simple contaminated Gaussian location families. As for real application, we studied MRI image reconstruction based on deep learning and data analysis for cyber security. For the former topic, we proposed a high speed reconstruction method which enjoyed good image quality for MR Angiography. For the latter topic, we developed a clustering method based on the MDL principle and phylogenetic trees and showed that its performance was good by experiment using real IoT malware data.

研究分野：機械学習

キーワード：記述長最小原理 MDL原理 深層学習 情報理論 MRI サイバーセキュリティ 教師あり学習 汎化誤差

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属します。

1. 研究開始当初の背景

機械学習の実応用は1990年代後半から進み、その理論基盤も着実に発展してきたが、2010年以降、深層学習[R15]が画像認識を中心に飛躍的に高い性能を示して劇的に状況が変わった。深層学習とは、層の多いニューラルネットワーク(DNN)を用いる機械学習である。1980年代のニューラルネットワークは3層程度が主流だったのに対し、現在では10層以上が普通であり、1000層程度が良いという報告もある。このように、多層であることが高性能の鍵とされるが、その理由が解明されたとは言い難い。モデルの複雑さに関する問題は機械学習の主要課題であり、様々な検討がなされてきたが、そうした理論の一つであるMDL原理[R3][R13]は、情報量に基づく一貫した視点の下で機械学習を捉える点でユニークである。MDL原理は、訓練データをなるべく圧縮する規則を選ぶことで高精度の学習が可能になるという考え方であり、1978年にRissanen[R11]が提唱し、機械学習分野に多くの影響を与えつつ発展してきた[R3][R13]。MDL原理の一形態であるMDL推定量は、規則 f を学習する場合、与えられた訓練データに対して、次式で定義する「 f による全記述長」を最小(極小)にする $f(f^*$ と書く)を選ぶ方法である。

$$\boxed{(f \text{ による全記述長}) = (f \text{ によるデータ記述長}) + (f \text{ 自身の記述長})} \quad (\text{式 1})$$

データ記述長は訓練誤差に相当し、 f 自身の記述長は規則 f が複雑になるほど大きな値を取るようにする。これにより適切な規則が選ばれることが知られている。実際、ある仮定の下で次の不等式が成り立つこと[R1][R6]。

$$\boxed{(f^* \text{ の汎化誤差の期待値}) \leq (\text{全記述長の冗長度})} \quad (\text{Barron-Cover の定理}) \quad (\text{式 2})$$

汎化誤差は、 f^* が未知データに示す性能を現す。冗長度とは、「全記述長」を、学習データに対するデータ圧縮の結果と見たときの性能指標である。

2. 研究の目的

深層学習の可能性と限界はどこにあるのか。そしてそれはMDL原理に基づく理論によってどう理解できるのか。それらの追求が本研究の最も重要な要素である。特に、MDL原理に基づく深層学習の理論基盤の確立と、より多様なモデルのための効率的アルゴリズムの設計を目標に、MDL原理の深化、拡張を行うことが目的である。また、DNNを含む複雑なモデルを用いた機械学習問題について、効率的学習アルゴリズムの設計指針を確立すれば工学的に有意義である。

3. 研究の方法

上記の目的を達成するために、具体的課題として以下を設定して取り組む。

(課題1) Barron-Coverの定理の拡張

(課題2) MDL推定量の性能評価: 混合型分布族等重要な対象について、MDL推定量の設計、およびその性能評価を行う。

(課題3) 深層学習に関する研究: 上記の成果を援用しつつDNNの性質を調べ、それに基づいて理論的保証のあるDNNの設計技術を確立する。

(課題4) 応用展開

4. 研究成果

各課題に関する成果について順に説明する。ただし、課題1と2は互いに関連しており、本研究期間においては、一体的に研究を行ったため、それらは一つの項目として述べる。

4. 1 (課題1) Barron-Coverの定理の拡張、および(課題2) MDL推定量の性能評価

MDL原理においては、冗長度に並んでリグレットの概念が重要である。冗長度が符号長の期待

値によって定義されるのに対し、リグレットは個々のデータ系列に対して定まる。学習に用いるモデル(x の確率分布の集合)を $M = \{p(x|\theta): \theta \in \Theta\}$ で表す。長さ n のデータ列 $x^n = x_1 x_2 \dots x_n$ をある符号で符号化した時の符号長を $l(x^n)$ とするとき、この符号のリグレットは $r(l, x^n) = l(x^n) - \min_{\theta \in \Theta} (-\log p(x^n|\theta))$ で定義される。 M に関するミニマックスリグレットは、 $r_n(M) = \min_l \max_{x^n} r(l, x^n)$ である。ただし、 l に関する最小化の範囲は全ての語頭符号の範囲で行う。これに対し、データが確率分布 $p(\cdot|\theta)$ に従うときの冗長度 $R(l, \theta)$ は $R_n(l, \theta) = E_\theta[r(l, x^n)]$ で定義され、ミニマックス冗長度は $R_n(M) = \min_l \max_\theta R_n(l, \theta)$ である。ある条件のもとで $r(l, x^n) - R_n(l, \theta) = (K/2)\log e + o(1)$ が成り立つ。したがって、リグレットの最小化により良い MDL 推定量が設計できる。このとき、 l は二段階符号であるという制約が必要となるため、通常ミニマックスリグレットは達成できない。二段階符号の範囲での最悪リグレットの上界としては、 M が指数型分布族の場合、下記の結果が知られている[R3].

$$r(l, x^n) \leq \alpha \left(\frac{K}{2} \log n + \log \int |J(\theta)|^{\frac{1}{2}} d\theta \right) + \frac{K\alpha^2}{8} - K \log \alpha + o(1) \quad (3)$$

ただし、 K は θ の次元、 a は任意の正の定数、 α は 1 以上の任意の定数、 $J(\theta)$ はフィッシャー情報行列、 $|J(\theta)|$ はその行列式を表す。ミニマックスリグレットの値は、適切な正則条件の下で

$$r_n(M) = \frac{K}{2} \log \frac{n}{2\pi} + \log \int |J(\theta)|^{\frac{1}{2}} d\theta + o(1) \quad (4)$$

となることが知られており、 $\alpha = 1$ ならば、(3) はミニマックスリグレットに近い。本研究では、(3) を指数型分布族以外のモデルに拡張することを目指した。

(4) は様々な方法で示すことが出来るが、ベイズ符号による方法は、二段階符号との対応が付きやすい。ベイズ符号による方法とは、ベイズ混合 $m(x^n) = \int p(x^n|\theta)w(\theta)d\theta$ を用いて、符号長を $l(x^n) = -\log m(x^n)$ で定める方法である。ここに、 w は事前分布である。 M が指数型分布族であれば、ジェフリーズ事前分布を用いることで(4)が得られるが、指数型分布族でない場合は別の方法が必要になる。[R14]では、局所指数族バンドルを用いて M を拡大し、その上の事前分布を用いて(4)が得られることを示している。本研究では、これを二段階符号に援用して(3)を示すことに成功した。[R9]では、ある条件をみたく M に対して(3)とほぼ同等の不等式が成立することを示した上で、混合型分布族が仮定した条件をみたくことを証明し、混合型分布族に関して、汎化誤差が小さい推定量の設計した。同様の手法を汚染モデルに適用する方法を検討し、[R10]において平均値だけをパラメータとする多変量ガウス分布の汚染モデルを解析した。これは非指数型モデルであるため、局所指数族バンドルが有効であると予想したが、訓練データ中の外れ値の割合が高い場合にはうまくいかないため、訓練データ中の外れ値の割合を条件とする条件付き期待値を用いて汎化誤差を評価する規準を採用して解析した[R10]。このような評価法は、教師あり学習の性能評価を目的に[R6][R7]で導入されたものである。[R6][R7]では、訓練データ中の共変量についての条件を用いている。

4. 2 (課題 3) 深層学習に関する研究

教師あり学習に関する結果[R6][R7]に基づいて以下の考察を行った。教師あり学習の深層学習モデルは、出力をスカラーとすると、一般に $y = \theta^T \varphi(Wg_\xi(x)) + z$ のように書ける。ここに、 x は入力ベクトル、 g_ξ はベクトル値のパラメータ付き関数、 W は p 行の重み行列、 φ は活性化関数、 θ は p 次元の重みパラメータ、 z はノイズを表す。 θ だけに注目すると線形回帰 $y = \theta^T x + z$ と同じ構造となる。圧縮センシングのように、 x の分布は各成分が独立に同じ分布に従うと仮定すると、 θ のフィッシャー情報行列が単位行列の定数倍になる。一方、深層学習モデルでフィッシャー情報行列に異なる構造が現れ、学習アルゴリズムの振る舞いに影響を与える。2020 年度

後半から、この点に着目した解析を進めている。

このほか、圧縮センシングを応用した誤り訂正符号であるスパース重ね合わせ符号について、辞書(観測行列)の分布をベルヌーイ分布にした場合の解析[R12]、復号アルゴリズムに近似的メッセージ伝播法(AMP)を採用した上で深層学習によるアンロールの適用に関する検討[R15]、AMP復号アルゴリズムにダンピングを適用した場合の理論解析[R8]などを行った。

4. 3 (課題4) 応用展開

磁気共鳴画像法(MRI)の画像再構成のための信号処理とサイバーセキュリティのためのデータ解析に取り組んだ。以下、それぞれにおける主要な成果について述べる。前者は、深層学習に基づく高速な撮像法の提案[R5]に関する成果であり、後者は多量のIoTマルウェアの亜種を分類する問題にMDL原理によるモデル選択を応用したものである。

MRIの画像再構成にはフーリエ解析が用いられる。MRIの観測信号は、画像をフーリエ変換したものに对应するため、波数を表す k を用いて k 空間信号と呼ばれる。現在、観測信号の次元を減らすことで観測時間を縮め、信号処理によって画質を落とさずに再構成する手法の開発が進んでいる。これは、典型的な圧縮センシングの問題設定であるため、圧縮センシングの応用が盛んに研究されたが、現在は深層学習に基づく手法の研究が主流となっている。本研究では、深層学習に基づく超解像技術[R2](Super Resolution Convolutional Neural Network: SRCNN)を応用した手法について検討した。超解像は入力画像に不足している高域成分を復元する処理である。従って、 k 空間において高域成分だけが間引かれた信号から画像を復元する処理とみなせる。一方、MRIで観測時間を減らす場合、高域成分は診断のために必須と認識されているため、一般に図1のような標本化を行う。図の中心が波数ゼロに対応し、白い部分の信号を取得する。ある波数以下の信号は全て取得し、それ以外の部分はランダムに選択した点を取得する。この図では全体の10%の信号を取得している(信号取得率10%)。この方法では、低域成分だけでなく、様々な波数の成分が不足することになり、通常の超解像では十分な効果が期待できない。そこで本研究では、入力画像のサイズを変更した複数の画像

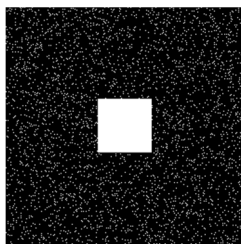


図1 k 空間におけるアンダーサンプリング

に同じ超解像処理を施して得られる出力画像を統合することで、様々な波数成分を復元する方法を提案した(Multi Resolution Convolutional Neural Network: MRCNN)。これをDNNにより実装し、MRI画像を復元する実験を行った。用いたのは九州大学病院から提供を受けた頭部の磁気共鳴血管画像(MRA)である。MRAの場合、頭部の多数のスライス画像に基づき、血管の立体構造を浮かび上がらせる処理(最大値投影処理(maximum intensity projection: MIP))をしてから診断に用いる。本研究では、MIP処理後の画像とオリジナル画像の両者を画質の評価に用いた。再構成法の学習は、学習済みの超解像用DNNを組み合わせたものを初期値とし、訓練データ200枚(MRA)を使用して行った。表1に、信号取得率10%の場合の実験結果を示す。表中の数値は、Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)の値(dB)であり、20名の被験者の画像に関する結果の平均値である。Zero-fillingは、取得しなかった点をゼロに置き換えて復元した結果である。表中のtop, front, sideはMIP処理の投影方向を示している。この結果は、MRCNNの効果が十分得られたことを示している。

表1 MRA画像再構成の精度

	Source MRA	MIP(top)	MIP(side)	MIP(front)
Zero-filling	35.93	29.49	25.25	25.69
SRCNN	35.95	31.07	27.68	27.80
MRCNN	37.13	33.18	29.97	30.27

行った。用いたのは九州大学病院から提供を受けた頭部の磁気共鳴血管画像(MRA)である。MRAの場合、頭部の多数のスライス画像に基づき、血管の立体構造を浮かび上がらせる処理(最大値投影処理(maximum intensity projection: MIP))をしてから診断に用いる。本研究では、MIP処理後の画像とオリジナル画像の両者を画質の評価に用いた。再構成法の学習は、学習済みの超解像用DNNを組み合わせたものを初期値とし、訓練データ200枚(MRA)を使用して行った。表1に、信号取得率10%の場合の実験結果を示す。表中の数値は、Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)の値(dB)であり、20名の被験者の画像に関する結果の平均値である。Zero-fillingは、取得しなかった点をゼロに置き換えて復元した結果である。表中のtop, front, sideはMIP処理の投影方向を示している。この結果は、MRCNNの効果が十分得られたことを示している。

次に、サイバーセキュリティにおけるマルウェアの分類手法について述べる。多数の種類が存在するIoTマルウェアは、主要なタイプを中心とした多様な亜種群からなり、恒常的に新たな

亜種や主要なタイプが作り出されている。これらマルウェアの脅威に対応するためには、新たな検体を迅速に分析し、その機能を推定する技術が有用である。この課題に対し、生物の進化分析に用いられる系統樹を用いたクラスタリング手法の研究を行ってきた[R4]。この手法では、検体ファイル間の類似度に基づき系統樹を推定し、さらに系統樹を切断することでクラスタリングを行う。生物を対象として進化系統樹を用いる場合、通常ノード数は高々1000件程度であるが、マルウェアの場合は100万ノード程度が目標となる。系統樹とは、一つのノードに一つのマルウェア検体が対応する木(グラフ)のことを指す。本研究では、検体間の距離を、データ圧縮に基づく正規化圧縮距離(NCD)で測る。従来の系統樹に基づくクラスタリング手法として、矛盾係数と呼ばれる経験的指標を部分木ごとに計算し、その値に基づいて決定する方法がある、1万件を越すような検体データについては、適切なクラスタリングが行えないことが分かっていた。そこで、系統樹の切断のためのMDL規準を導入し、クラスタリングの実験を行った。実験には、2018年11月から2019年2月にVirusTotalで収集した65,494件の実IoT マルウェア検体を用いた。クラスタリングの精度評価は10分割交差検証によって行った。その結果、矛盾係数を用いた場合の正解率が92%程度であるのに対し、提案手法では95%から98%程度を達成した。

参考文献

- [R1] Barron and Cover, "Minimum complexity density estimation," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 37, pp. 1034-1054, 1991.
- [R2] Dong, Loy, He and Tang, "Learning a Deep Convolutional Network for Image Super-Resolution," *Proceedings of European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2014.
- [R3] Grünwald, *the Minimum Description Length Principle*, MIT Press, 2007.
- [R4] He, Han, Isawa, Takahashi, Kijima, Takeuchi, and Nakao, "A Fast Algorithm for Constructing Phylogenetic Trees with Application to IoT Malware Clustering," *Proc. of the 2019 Data Mining and Cybersecurity Workshop, associated with the 24th International Conference on Neural Information Processing*, December 2019.
- [R5] Kitazaki, Kawakita, Jitsumatsu, Kuhara, Hiwataishi, and Takeuchi, "Magnetic Resonance Angiography Image Restoration by Super Resolution Based on Deep Learning," *Proc. of 2019 World Congress of European Society for Magnetic Resonance in Medicine and Biology (ESMRMB Congress 2019)*, pp. S322-S323, October 2019.
- [R6] Kawakita and Takeuchi, "Barron and Cover's Theory in Supervised Learning and its Application to Lasso," *Proc. of The 33rd International Conference on Machine Learning*, New York, New York, USA, June 19-24, 2016.
- [R7] Kawakita and Takeuchi, "Minimum Description Length Principle in Supervised Learning with Application to Lasso," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 66, no. 7, pp. 4245-4269, July 2020.
- [R8] Mimura and Takeuchi, "Dynamics of Damped Approximate Message Passing Algorithms," *Proc. of 2019 IEEE Information Theory Workshop*, Visby, Gotland, Sweden, August 25-28, 2019.
- [R9] Miyamoto, Barron, Takeuchi, "Improved MDL Estimators Using Local Exponential Family Bundles Applied to Mixture Families," *Proc. 2019 IEEE International Symposium on Information Theory*, pp. 1442 - 1446, Paris, France, July 7-12, 2019.
- [R10] Miyamoto and Takeuchi, "On MDL Estimation for Simple Contaminated Gaussian Location Families," *Proc. of the 2020 International Symposium on Information Theory and Its Applications (ISITA 2020)*, October 2020.
- [R11] Rissanen, "Modeling by shortest data description," *Automatica*, vol. 14, pp. 465-471, 1978.
- [R12] Takeishi and Takeuchi, "An Improved Analysis of Least Squares Superposition Codes with Bernoulli Dictionary," *Japanese Journal of Statistics and Data Science*, 2, pp. 591-613, September 2019.
- [R13] Takeuchi, "An introduction to the minimum description length principle," in *A Mathematical Approach to Research Problems of Science and Technology*, pp. 279-296, Springer, 2014. (著書, book chapter)
- [R14] Takeuchi and Barron, "Asymptotically minimax regret for models with hidden variables," *Proc. of 2014 IEEE Intl. Symp. on Inform. Theory*, pp. 3037-3041, Honolulu, HI, USA, June 29 - July 4, 2014
- [R15] 飯田, 押川, 三村, 竹内, "深層学習によるスパース重ね合わせ符号の改良," 信学技報, vol. 119, no. 47, IT2019-13, pp. 67-72, 2019年5月.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計8件（うち査読付論文 8件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 6件）

1. 著者名 Kawakita Masanori、Takeuchi Jun'ichi	4. 巻 66
2. 論文標題 Minimum Description Length Principle in Supervised Learning With Application to Lasso	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 IEEE Transactions on Information Theory	6. 最初と最後の頁 4245 ~ 4269
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1109/TIT.2020.2998577	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 HAN Chansu、SHIMAMURA Jumpei、TAKAHASHI Takeshi、INOUE Daisuke、TAKEUCHI Jun'ichi、NAKAO Koji	4. 巻 E103.D
2. 論文標題 Real-Time Detection of Global Cyberthreat Based on Darknet by Estimating Anomalous Synchronization Using Graphical Lasso	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 IEICE Transactions on Information and Systems	6. 最初と最後の頁 2113 ~ 2124
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1587/transinf.2020EDP7076	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 Aritake Toshimitsu、Hino Hideitsu、Namiki Shigeyuki、Asanuma Daisuke、Hirose Kenzo、Murata Noboru	4. 巻 1
2. 論文標題 Single-molecule localization by voxel-wise regression using convolutional neural network	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Results in Optics	6. 最初と最後の頁 100019 ~ 100019
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1016/j.rio.2020.100019	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 Heryanto Yusri Dwi、Cheng Chin-Yi、Uchida Yutaka、Mimura Kazushi、Ishii Masaru、Yamada Ryo	4. 巻 10
2. 論文標題 Integrated analysis of cell shape and movement in moving frame	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 Biology Open	6. 最初と最後の頁 -
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1242/bio.058512	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 IWATA Kazunori, YAMAMOTO Hiroki, MIMURA Kazushi	4. 巻 E104.D
2. 論文標題 An Extended Scheme for Shape Matching with Local Descriptors	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 IEICE Transactions on Information and Systems	6. 最初と最後の頁 285 ~ 293
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1587/transinf.2020EDP7134	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 Takeishi Yoshinari, Takeuchi Jun'ichi	4. 巻 2
2. 論文標題 An improved analysis of least squares superposition codes with bernoulli dictionary	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Japanese Journal of Statistics and Data Science	6. 最初と最後の頁 591 ~ 613
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1007/s42081-019-00057-9	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 Aritake Toshimitsu, Murata Noboru	4. 巻 11943
2. 論文標題 Learning Scale and Shift-Invariant Dictionary for Sparse Representation	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Machine Learning, Optimization, and Data Science	6. 最初と最後の頁 472 ~ 483
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1007/978-3-030-37599-7_39	査読の有無 有
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 N. Takahashi, J. Katayama, M. Seki, and J. Takeuchi	4. 巻 71
2. 論文標題 A unified global convergence analysis of multiplicative update rules for nonnegative matrix factorization	5. 発行年 2018年
3. 雑誌名 Computational Optimization and Applications	6. 最初と最後の頁 221-250
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1007/s10589-018-9997-y	査読の有無 有
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5件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 北崎自然, 川喜田雅則, 實松豊, 久原重英, 樋渡昭雄, 竹内純一
2. 発表標題 深層学習超解像を用いた磁気共鳴血管画像の復元
3. 学会等名 電子情報通信学会技術研究報告 IBISML2018-114
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 三村和史, 竹内純一
2. 発表標題 ダンピングOAMPの経路積分法による解析
3. 学会等名 第41回情報理論とその応用シンポジウム
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 荒野洋輔, 三宅悠介, 川喜田雅則, 竹内純一
2. 発表標題 非負値行列因子分解とMDL規準によるマーケットプレイスにおける商品推薦手法
3. 学会等名 第21回情報理論的学習理論ワークショップ
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 北崎自然, 川喜田雅則, 實松豊, 久原重英, 竹内純一
2. 発表標題 深層学習超解像を用いたMRI再構成の検討
3. 学会等名 電子情報通信学会技術研究報告 IBISML2018-16
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 荒野洋輔, 三宅悠介, 川喜田雅則, 竹内純一
2. 発表標題 非負値行列因子分解とMDL規準によるマーケットプレイスのためのデータ解析
3. 学会等名 電子情報通信学会技術研究報告 IBISML2018-8
4. 発表年 2018年

〔図書〕 計0件

〔出願〕 計1件

産業財産権の名称 磁気共鳴画像高速再構成法	発明者 竹内, 貫松, 川喜田, 久原, 北崎	権利者 同左
産業財産権の種類、番号 特許、特願2020-025707	出願年 2020年	国内・外国の別 国内

〔取得〕 計0件

〔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	三村 和史 (Mimura Kazushi) (40353297)	広島市立大学・情報科学研究科・教授 (25403)	
研究分担者	村田 昇 (Murata Noboru) (60242038)	早稲田大学・理工学術院・教授 (32689)	
研究分担者	長岡 浩司 (Nagaoka Hiroshi) (80192235)	電気通信大学・大学院情報理工学研究科・名誉教授 (12612)	

	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
研究協力者	パロン アンドリュー (Barron Andrew)		

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関			
米国	Yale University			