

科学研究費助成事業 研究成果報告書

令和 5 年 6 月 6 日現在

機関番号：12608

研究種目：基盤研究(B)（一般）

研究期間：2020～2022

課題番号：20H04206

研究課題名（和文）認識機構のファイバー束による統一的表现理論の構築とその機械学習への応用

研究課題名（英文）Theory for unified expression of recognition mechanisms and its application to machine learning

研究代表者

山下 幸彦（Yukihiko, Yamashita）

東京工業大学・教育革新センター・教授

研究者番号：90220350

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 12,800,000円

研究成果の概要（和文）：ファイバー束を用いて認識機構を表現し、その理論や知見を機械学習へ応用することを目的に研究を行った。その主な成果は次の通りである。(1)ファイバーが代数的構造を持つときの局所等方独立方程式を定義しその性質を調べた。(2)深層学習のために局所距離保存学習の概念を提案し、勾配消失の問題を軽減できることを示した。(3)正のラベルとラベルなしデータから学習する問題において、確率密度関数の比を利用した損失関数を提案し、その詳しい性質と有効性を示した。(4)リーマン多様体上における転移学習理論を確立し、てんかんの発作検出の問題でその有効性を示した。(5)本研究で、改良したアルゴリズムを他分野へ応用した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

今日では、機械学習の理論は、自然言語処理、個人認証、文字認識などの広い分野で応用され、現代社会では欠かすことができないものになっている。さらに、生成系AIや自動車の自動運転などは今までの社会を一変させる可能性を秘めている。しかしながら、それらの中で使われている深層学習は、理論的に十分解明されているとは言えない。それを多様体を拡張したファイバー束を使って解明しようとする研究は非常に先進的であり、得られた成果は意義のあるものである。そして、その研究から得られた知見は、現在の機械学習の性能を向上させており、社会的意義も大きい。

研究成果の概要（英文）：We conducted this research to express recognition mechanism by using fiber bundles and apply the expression and knowledge obtained in this research to machine learning. The major results of this research are as follows. (1) We defined the local isotropic independent equation for the fiber bundle whose fiber has an algebraic structure, and investigated its properties. (2) We proposed the concept of local metric preserving learning and showed it can solve the problem of vanishing gradients in deep learning. (3) For the problem with positive and unlabeled data, we defined a loss function using the ratio of probability density functions and showed its detailed properties and advantages. (4) We established a transfer learning theory in the Riemannian manifold and showed its advantages for the epileptic seizure detection. (5) We applied the algorithm used or improved in the research to other fields.

研究分野：パターン認識

キーワード：認識機構 ファイバー束 パターン認識 機械学習 脳信号処理

1. 研究開始当初の背景

研究開始当初、機械学習の分野では、様々な機械学習のパラダイムの中でも、ニューラルネットワークを用いた深層学習が集中的に研究され、画像認識、自然言語処理などの様々な分野でブレイクスルーをもたらした、実応用に関しても広がりを見せていた。そして、深層学習が人間に匹敵する認識能力を持つのではないかと考えられていた。例えば、脳信号を使った脳の病気の自動診断が可能になると期待されていた。しかしながら、単純な深層学習で獲得できる認識能力は、現実の多様性に対する頑健性で人間に遠く及ばず、脳信号を使った脳の病気の自動診断は実用化には至っていない。また、人間は極めて少ない数の事例からでも、その本質を捉え学習することができるが、深層学習では極めて多数の良質な事例を用意する必要があるという問題があった。

具体的には、(1) 認識機構を統一的に表現できる枠組みがない、(2) 深層学習において、性質の良い特徴を抽出し、勾配消失の問題を解決できる理論的・本質的な手法がない、(3) 弱い教師情報から効率的に学習するための理論がない、(4) 脳信号処理の性能が十分でない、(5) 本研究の計算機実験のためのアルゴリズムの他分野への応用が十分でないという問題が残っており、これらの問題の解決が強く求められていた。

2. 研究の目的

(1) 認識機構のファイバー束による統一的表現理論の構築

本項目では、認識機構の統一的表現を可能にするために、リーマン多様体に対して構築してきた局所独立方程式やマハラノビス計量方程式の概念を、ファイバー束に拡張し、認識機構を統一的に表現するための基礎を構築することを目的とする。

(2) 局所距離保存学習 (LMPL) 理論の構築

深層学習は、今日では極めて有用な機械学習の手法であるため、本研究の知見を使ってその問題を解決することは、社会的に重要である。深層学習の問題の一つに勾配消失がある。これは、層数を増やすと、学習のために出力側で与えられる誤差の情報を入力側に伝搬するとき、その情報が途中で散逸するために生じる。この問題を、ニューラルネットワークの構造や活性化関数を工夫したり、経験的な制約を課し回避しているが、理論的・本質的な解決には至っていない。本項目では、特徴抽出における入力と出力における距離構造に着目して、勾配消失の問題を理論的に解決する。

(3) 弱い教師情報に基づく機械学習理論の構築

機械学習が扱う対象において、得られる学習データが完全な情報を持っているとは限らない。データやラベルの一部が得られなかったり、欠落している場合がある。本項目では、正のラベル付きデータと、ラベルなしデータからなる訓練データ (PU データ) が得られる場合に、クラス事前確率が分からなくても高精度で安定な認識を行うことができる理論を構築する。

(4) 多様体上の転移学習理論の構築と脳信号処理への応用

脳信号などの多チャンネル信号の分類においては、時間的・空間的共分散行列をリーマン多様体上の点として扱うと、信号の本質を捉えた処理を行うことができることが分かっている。本項目では、転移学習の概念をリーマン多様体上での認識に応用する理論を確立する。さらに、脳信号を用いたてんかん発作の検出の認識精度の向上を実現する。

(5) 他分野への応用

計算機実験を行うために、本研究で利用・改良した高速化アルゴリズムは、その考え方自体は新しいものではないが、従来、あまり利用されていなかった。本項目では、そのアルゴリズムの考え方を他の分野に応用し、計算を高速化する手法を提案する。

3. 研究の方法

(1) 認識機構のファイバー束による統一的表現理論の構築

今までの研究で、作用素 X に対する局所等方独立方程式が、

$$[\Delta_\mu, [\Delta_\nu, X]] = Lg_{\mu\nu} \quad (1)$$

与えられることが分かっている。ここで、 $g_{\mu\nu}$ は計量テンソル、 Δ_μ は共変微分 ∇_μ と共役になる演算子、 L はあるスカラー作用素、 $[\cdot, \cdot]$ は交換子である。この概念を拡張して、代数的構造を持つファイバー束の作用素に対する局所等方独立方程式を与え、具体的なファイバー束に対してその性質を調べる。

(2) 局所距離保存学習 (LMPL) 理論の構築

畳み込みニューラルネットワーク (CNN) において、その中間層は入力信号の特徴を抽出していることが知られており、CNN は抽出する特徴の性質が良いため、高い認識精度が得られると考えられている。性質の良い特徴は、入力から不要な情報を剥ぎ取り、必要な情報だけを保持しており、しかも、その特徴から入力が再現できることが必要である。ここでは、ニューラルネットワークの各層で、2つの入力が近い場合は出力でもその距離を保存し、2つの入力が遠い場合は出力でも遠くなるという、局所距離保存学習 (LMPL) の評価基準を提案する。そして、LMPL により勾配消失の問題が解決できることを理論的に示し、計算機実験により LMPL の有効性を確認する。

(3) 弱い教師情報に対する機械学習理論の構築

PU データに対する機械学習のために、正のラベル付きデータの確率密度関数と、ラベルなしデータの確率密度関数の比に基づいた認識リスク関数を定義する。そして、提案したリスク関数の性質を調べるとともに、そのリスク関数から得られる識別関数の認識性能を計算機実験で調べ、その有効性を確認する。

(4) 多様体上の転移学習理論の構築と脳信号処理への応用

転移学習とは、対象とする問題のモデルを構築する際に、良質な訓練データが多数得られない場合、その問題と類似した問題に対して構築したモデルを利用して、対象とする問題に対するモデルを構築することである。本項目では、まず、正定値行列からなるリーマン多様体上の転移学習理論を構築する。そして、構築した理論をてんかん発作の検出に応用し、計算機実験により提案手法の有効性を確認する。

(5) 他分野への応用

本研究の計算機実験のために利用・改良したアルゴリズムが利用可能な問題を探し、その問題のためのプログラム作成し、計算機実験によって、精度や計算速度を評価しその有効性を確かめる。

4. 研究成果

(1) 作用素多様体構成理論の構築

式 (1) を元にし、作用素 S に対して S^2 が局所等方独立になることを考え、代数的構造を持つファイバー束の局所等方独立方程式を、

$$\{[\Delta_\mu, S], [\Delta_\nu, S]\} = Lg_{\mu\nu} \quad (2)$$

として定義した。ここで、 $\{\cdot, \cdot\}$ は反交換子である。そして、例えば、 $(\mathbf{1}, \mathbf{i}, \mathbf{j}, \mathbf{k})$ を四元数の基底とするとき、その2つ組み合わせ、 $\gamma^1 = (\mathbf{i}, \mathbf{1})$ 、 $\gamma^2 = (\mathbf{j}, \mathbf{i})$ 、 $\gamma^3 = (\mathbf{j}, \mathbf{j})$ 、 $\gamma^4 = (\mathbf{j}, \mathbf{k})$ が張る空間をファイバーとし、底空間をミンコフスキー空間とすれば、式 (2) は、 $S = \gamma^\mu \nabla_\mu + \text{const}$ (Dirac 方程式の作用素部分) を解として持つことを明らかにした。

(2) 局所距離保存学習 (LMPL) 理論の構築

ニューラルネットワークの一つの層を考え、 \mathbf{x} 、 \mathbf{A} 、 ϕ をそれぞれ、その層の入力ベクトル、変換係数行列、活性化関数とする。しきい値は入力ベクトルに1の成分を加えることによって変換係数の中にも含める。このとき、その層の出力ベクトル \mathbf{y} は、 $\mathbf{y} = \phi(\mathbf{Ax})$ によって求まる。 $\{(\mathbf{x}^{(k)}, \mathbf{y}^{(k)})\}$ を訓練データとすると、LMPL の概念は、次のように表すことができる。もし $\mathbf{x}^{(k)}$ と $\mathbf{x}^{(l)}$ の距離が近いならば、 $\|\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}^{(l)}\|$ と $\|\phi(\mathbf{Ax}^{(k)}) - \phi(\mathbf{Ax}^{(l)})\|$ の値は近くなければいけない。もし、それらが遠いならば、 $\phi(\mathbf{Ax}^{(k)})$ と $\phi(\mathbf{Ax}^{(l)})$ も遠くなければいけない。この概念で、2つの標本点間の距離が遠い場合は、出力でも距離の値が大きければ、その距離の値自体は問われていないということに注意が必要である。したがって、大域的には入力データが持つ非線形な構造を、出力では変形することによって、少ない次元で表す可能性を持っている。

この概念を定式化する。まず、次の関数を定義する。

$$f_\alpha(t) = \begin{cases} t & (\text{if } t < \alpha) \\ \alpha & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

この関数は $t < \alpha$ では入力と出力が等しく、 $t \geq \alpha$ では出力が α で一定になるというものである。この t に距離を代入するが、 α が距離が近い／遠いのしきい値となっている。この関数は $t = \alpha$ で微分が不連続になるため、実際にはソフト ReLU と同様にして微分を連続化した次の関数を用いる。このとき、局所距離保存学習の評価基準で定義する。

$$\min_{\mathbf{A}} \sum_{k,l} (f_{\alpha}(\|\phi(\mathbf{A}\mathbf{x}^{(k)}) - \phi(\mathbf{A}\mathbf{x}^{(l)})\|^2) - f_{\alpha}(\|\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}^{(l)}\|^2))^2 \quad (3)$$

この評価基準により、 $\|\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}^{(l)}\|^2$ が α 以下ならば、 $\|\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}^{(l)}\|^2$ と $\|\phi(\mathbf{A}\mathbf{x}^{(k)}) - \phi(\mathbf{A}\mathbf{x}^{(l)})\|^2$ の値を近づけ、それが α 以上ならば、 $\|\phi(\mathbf{A}\mathbf{x}^{(k)}) - \phi(\mathbf{A}\mathbf{x}^{(l)})\|^2$ も α 以上にしようとするのが分かる。また、この評価基準では L_2 ノルム、距離の差の大きさも 2 乗関数で評価しているが、 L_1 ノルムなどの異なるノルム、絶対値などの異なる評価関数を使うことも可能である。しかしながら、2 次関数の微分は理論計算が容易なため、ここでは 2 次関数を用いている。さらに、この評価基準に対しては、教師なしデータでも利用できることに注意が必要である。

この評価基準を微分し、最大勾配法によるニューラルネットワークの重み更新式を得る。ここでは、2 次元の CNN の一つの層を場合を考える。 (m, n) を入力の座標、 (s, t) を出力の座標、 c を入力チャンネルのインデックス、 b を出力チャンネルのインデックス、 $\mathbf{x} = (x_{m,n;c})$ を入力テンソル、 $\mathbf{A} = (A_{p,q;b;c})$ を重みテンソルとすると、出力 $\mathbf{y} = (y_{s,t;b})$ は、

$$y_{s,t;b} = \phi \left(\sum_{p,q,c} A_{p,q;b;c} x_{s+p,t+q;c} \right)$$

となる。ここで、

$$I_{k,l} = f_{\alpha} \left(\sum_{s,t,b} \left(\phi \left(\sum_{p,q,c} A_{p,q;b;c} x_{s+p,t+q;c}^{(k)} \right) - \phi \left(\sum_{p,q,c} A_{p,q;b;c} x_{s+p,t+q;c}^{(l)} \right) \right)^2 \right) - f_{\alpha} \left(\sum_{m,n,c} (x_{m,n;c}^{(k)} - x_{m,n;c}^{(l)})^2 \right). \quad (4)$$

とおく。このとき、評価基準 (3) は、 $\sum_{k,l} I_{k,l}^2$ となり、その微分 $\Delta_{A_{u,v;g;h}}$ は、

$$\Delta_{A_{u,v;g;h}} = \frac{\partial (\sum_{k,l} I_{k,l}^2)}{\partial A_{u,v;g;h}} = \sum_{k,l} 2I_{k,l} f'_{\alpha}(D_{\phi}) \sum_{s,t} D_{s,t;g} \left(\phi'(d_{s,t;g}^{(k)}) x_{s+u,t+v;h}^{(k)} - \phi'(d_{s,t;g}^{(l)}) x_{s+u,t+v;h}^{(l)} \right)$$

となる。ここで、

$$D_{\phi} = \sum_{s,t,b} \left(\phi \left(\sum_{p,q,c} A_{p,q;b;c} x_{s+p,t+q;c}^{(k)} \right) - \phi \left(\sum_{p,q,c} A_{p,q;b;c} x_{s+p,t+q;c}^{(l)} \right) \right)^2$$

$$D_{s,t;b} = \phi \left(\sum_{p,q,c} A_{p,q;b;c} x_{s+p,t+q;c}^{(k)} \right) - \phi \left(\sum_{p,q,c} A_{p,q;b;c} x_{s+p,t+q;c}^{(l)} \right)$$

$$d_{s,t;b}^{(k)} = \sum_{p,q,c} A_{p,q;b;c} x_{s+p,t+q;c}^{(k)}$$

である。バックプロパゲーション (BP) の評価基準を $A_{u,v;g;h}$ で微分した値を $d_{A_{u,v;g;h}}$ とおき、BP と LMPL の学習係数を、それぞれ、 λ_1 と λ_2 おく。このとき、重み $A_{u,v;g;h}$ の更新式は、

$$A_{u,v;g;h} \leftarrow A_{u,v;g;h} - \lambda_1 d_{A_{u,v;g;h}} - \lambda_2 \Delta_{A_{u,v;g;h}} \quad (5)$$

となる。実際の学習では、計算量を削減するために、バッチごとにすべての標本点のペアを使うのではなく、予め決められた数のペアをランダムに取り出して、 $\Delta_{A_{u,v;g;h}}$ を求め、重みを更新している。

表 1: Fashion-MNIST の平均認識率と平均勾配消失率

学習率 ($\lambda_1 = \lambda_2$)	学習手法	平均認識率 (%)	平均勾配消失率 (%)
0.001	従来手法 (Original)	90.43	29.13
	提案手法 (LMPL)	90.12	2.28
0.005	従来手法 (Original)	89.76	66.93
	提案手法 (LMPL)	90.50	24.46
0.01	従来手法 (Original)	89.61	74.58
	提案手法 (LMPL)	90.21	37.78

LMPL によって勾配消失を抑制できることを示す。入力をベクトル, 係数は行列とし, 近接している標本点 $\mathbf{x}^{(k)}$ と $\mathbf{x}^{(l)}$ が存在すること, 係数テンソルの大きさ $\|A\|$ が正則化などにより上に有界であること, 入力ベクトルのノルム $\|\mathbf{x}\|$ が正規化などにより 1 に近いことを仮定する。一般に, 任意の行列 A に対して,

$$\mathbf{A}' = \frac{A(I + (\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}^{(l)})(\mathbf{x}^{(l)})^T)}{\|\mathbf{x}^{(l)}\|^2}$$

とおけば, $\mathbf{A}'\mathbf{x}^{(l)} = A\mathbf{x}^{(k)}$ となる。この関係から,

$$\|\phi(A\mathbf{x}^{(k)}) - \phi(A\mathbf{x}^{(l)})\| \simeq \|\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}^{(l)}\| \geq \frac{\|\mathbf{A}' - A\|\|\mathbf{x}^{(l)}\|}{\|A\|}$$

を示すことができる。仮定より, A は有界, $\|\mathbf{x}^{(l)}\|$ は 1 程度であるので, A の変化に対して出力が変化する方向があり, 勾配消失が起きにくいことが分かる。

Fashion-MNIST を使った画像認識実験の結果を示す。ニューラルネットワークは Yan Lecun らの LeNet5 を元にし, 活性化関数は勾配消失が生じやすい Sigmoid 関数を採用した。BP だけで学習したものを従来手法, は BP に LMPL の評価基準を加えて学習したものを提案手法と呼ぶことにする。シグモイド関数の入力が ± 5 を超えると, 勾配がほとんど 0 になるため, 本実験では勾配消失率 (VGR, Vanishing Gradient Rate) を, シグモイド関数の入力が ± 5 を超えた標本点の割合で定義する。表 1 は学習係数 ($\lambda_1 = \lambda_2$) と, 認識率および勾配消失率の関係を示している。学習係数の値が大きく, 勾配消失が起きやすい場合でも, LMPL を導入することにより, 勾配消失率が低下し, 認識結果も安定することが分かる。

(3) 弱い教師情報に対する機械学習理論の構築

PU データに対する機械学習のために, 正のラベル付きデータの確率密度関数と, ラベルなしデータの確率密度関数の比に基づいた認識リスク関数を定義した。そして, 提案したリスク関数の性質を調べ, 学習した識別関数のリスクと真のリスクの差の上限および収束特性を理論的に求め, 訓練時と試験時でクラスの事前確率が変化しても高精度な認識が可能であること, クラスの事前確率が精度良く推定できることを理論的に明らかにした。さらに, ベンチマークデータにより, 本手法の有効性を明らかにした。

(4) 多様体上の転移学習理論の構築と脳信号処理への応用

多チャンネル信号の時間的・空間的共分散行列をリーマン多様体上の点として扱い, そのリーマン距離と接空間への写像を使って, 転移学習をリーマン多様体上の認識に適用した理論を構築した。本理論により, 認識対象に関するデータが十分でない場合でも, 類似したデータを利用することによって認識精度を高めることができる。そして, 脳信号を用いててんかん発作を検出する計算機実験によって, 認識精度の向上を確認し, 提案手法の有効性を示した。

(5) 他分野への応用

本研究で, パターンマッチングの実験のために開発した減衰スライディングフーリエ変換 (ASFT) は, 帰還型 FIR フィルタで実現され, 高速に計算することができる。そして, ASFT は Morlet ウェーブレット変換やバンドパスフィルタを実現するために利用可能である。本項目では, ガウス混合バンドパスフィルタ (GMBPF) を, ASFT を用いて実現した例を示す。実際にこのフィルタを構成し, 計算機実験によってフィルタ特性と計算量を計測し, バンド幅を狭めても計算量がほとんど増加することなく, 十分な精度で計算できることを確かめた。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計10件（うち査読付論文 8件 / うち国際共著 1件 / うちオープンアクセス 2件）

1. 著者名 Yukihiko Yamashita and Toru Wakahara	4. 巻 -
2. 論文標題 Morlet wavelet transform using attenuated sliding Fourier transform and kernel integral for graphic processing unit	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 arXiv	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） 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 Hiroki Ishiguro, Takashi Ishida, Masashi Sugiyama	4. 巻 E105.D
2. 論文標題 Learning from Noisy Complementary Labels with Robust Loss Functions	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 IEICE Transactions on Information and Systems	6. 最初と最後の頁 364 ~ 376
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1587/transinf.2021EDP7035	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 折原俊貴, 田中聡久	4. 巻 121
2. 論文標題 リーマン多様体による能動学習を用いたてんかん発作検出	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 信学技報	6. 最初と最後の頁 201 ~ 206
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 Ikeda Akira, Washizawa Yoshikazu	4. 巻 21
2. 論文標題 Steady-State Visual Evoked Potential Classification Using Complex Valued Convolutional Neural Networks	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 Sensors	6. 最初と最後の頁 5309 ~ 5309
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.3390/s21165309	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 山下 幸彦、若原 徹	4. 巻 J103-D
2. 論文標題 領域画像マッチングのための目標領域特徴量による初期位置探索法	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 電子情報通信学会論文誌D 情報・システム	6. 最初と最後の頁 330 ~ 340
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.14923/transinfj.2019JDP7056	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 Yukihiko Yamashita、Toru Wakahara	4. 巻 -
2. 論文標題 Stabilized Calculation of Gaussian Smoothing and Its Differentials Using Attenuated Sliding Fourier Transform	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 Proceedings of 2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)	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) なし	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 Takeshi Teshima、Isao Ishikawa、Koichi Tojo、Kenta Oono、Masahiro Ikeda、Masashi Sugiyama	4. 巻 33
2. 論文標題 Coupling-based invertible neural networks are universal diffeomorphism approximators	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Advances in Neural Information Processing Systems	6. 最初と最後の頁 3362-3373
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 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 Lu Ziqing、Xu Chang、Du Bo、Ishida Takashi、Zhang Lefei、Sugiyama Masashi	4. 巻 -
2. 論文標題 LocalDrop: A Hybrid Regularization for Deep Neural Networks	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence	6. 最初と最後の頁 1 ~ 1
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1109/TPAMI.2021.3061463	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 Gong Chen, Yang Jian, You Jane J., Sugiyama Masashi	4. 巻 -
2. 論文標題 Centroid Estimation with Guaranteed Efficiency: A General Framework for Weakly Supervised Learning	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence	6. 最初と最後の頁 1~1
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1109/TPAMI.2020.3044997	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 Yamamoto Maria Sayu, Sadatnejad Khadijeh, Tanaka Toshihisa, Islam Rabiul, Tanaka Yuichi, Lotte Fabien	4. 巻 -
2. 論文標題 Detecting EEG outliers for BCI on the Riemannian manifold using spectral clustering	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)	6. 最初と最後の頁 438 - 414
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1109/EMBC44109.2020.9175456	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 該当する

〔学会発表〕 計3件 (うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件)

1. 発表者名 山下幸彦, 若原徹
2. 発表標題 スライディングフーリエ変換によるガウス平滑化のGPU実装
3. 学会等名 電子情報通信学会総合大会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 Shota Nakajima, Masashi Sugiyama
2. 発表標題 Positive-unlabeled classification under class-prior shift: A prior-invariant approach based on density ratio estimation
3. 学会等名 IJCAI2021 Weakly Supervised Representation Learning Workshop
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 Shuyu Zhang and Yoshikazu Washizawa
2. 発表標題 AUC Maximization in Deep Neural Network Learning for Imbalanced Classification Problems
3. 学会等名 電子情報通信学会総合大会
4. 発表年 2021年

〔図書〕 計0件

〔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	杉山 将 (Sugiyama Masashi) (90334515)	東京大学・大学院新領域創成科学研究科・教授 (12601)	
研究分担者	田中 聡久 (Tanaka Toshihisa) (70360584)	東京農工大学・工学(系)研究科(研究院)・教授 (12605)	
研究分担者	鷺沢 嘉一 (Washizawa Yoshikazu) (10419880)	電気通信大学・大学院情報理工学研究科・准教授 (12612)	

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
---------	---------