

次世代人工知能技術の研究開発

課題 I : 人間の脳の認知メカニズムに倣った脳型人工知能技術の研究開発

(Research and Development of the next generation AI

Brain type cognitive classification technology inspired by the human brain cognitive mechanism)

代表研究責任者 村田 正幸 国立大学法人大阪大学 大学院情報科学研究科

研究開発期間 平成 29 年度～令和元年度

【Abstract】

Human brain realises high level cognitive function with less power consumption and less data for learning than current artificial intelligence technologies like 'Machine Learning'. The project has successfully realized "Human Brain Inspired Artificial Cognitive Computing Technologies," which we call Yuragi Learning, by integrating the result of brain science research and information science research. Yuragi Learning is a completely new artificial intelligence approach, realizing "small data" learning, low energy/resource consumption, and high robustness against environmental noise and fluctuation. Yuragi Learning also has developmental function which can acquire new knowledge through unexpected data. In the medical application experiment, 'Yuragi Learning' classified schizophrenia patients in accuracy of 84.5% through the characteristic of eye movement, and in the network infrastructure management experiment, it improved 50% in the traffic capacity utilization. The project also published 'Yuragi Learning' as an open source software at the GitHub site.

1 研究開発体制

- 代表研究責任者 村田 正幸 (大阪大学 大学院情報科学研究科)
- 研究分担者 藤田 一郎 (大阪大学 大学院生命機能研究科)
平田 雅之 (大阪大学 大学院医学系研究科)
加納 敏行 (大阪大学 大学院情報科学研究科)
- 総合ビジネスプロデューサー 中村 秀治 (株式会社 三菱総合研究所)
- ビジネスプロデューサー 新田 隆夫 (大阪大学 共創機構産学共創本部・渉外本部)

○ 研究開発期間 平成 29 年度～令和元年度

○ 研究開発予算 総額 601 百万円

(内訳)

平成 29 年度	平成 30 年度	令和元年度
300 百万円	149 百万円	152 百万円

2 研究開発課題の目的および意義

現在の人工知能技術、特に深層学習は、大量のデータを莫大な計算資源と電力を用いてコンピュータに学習させることで実現している。しかし、適用分野においては大量のデータや莫大な計算資源等を用意すること自体が困難であり、人工知能技術が十分に活用できていない分野も多い（例えば、少ない症例データに基づく分析が必要な医療分野や、バッテリー駆動のため計算性能を抑えている組み込みデバイス・スマホ等）。

他方、わずか21ワットという低消費電力、かつ少量データで学習、認知することができる、人間の脳活動メカニズムが、脳活動計測技術の高度化に伴い次第に解明されつつある。本研究では脳の認知メカニズム研究の成果を応用した次世代人工知能技術となりうる「脳型認知分類技術」を確立することを目的とする。本研究開発は、少消費電力、かつ少資源で学習、認知することができる次世代人工知能「脳型認知分類技術」の実現により、前述した既存の人工知能技術の課題を解決することで、様々な分野において人工知能技術の利活用が促進され、第4次産業革命、Society 5.0の実現、ひいては我が国が直面する少子高齢化による労働力不足等の社会課題の解決に寄与するという意義を有する。

3 研究開発成果（アウトプット）

3. 1にて示す脳の特徴量符号化メカニズムの解明、ならびに3. 2にて示す脳的意思決定認知メカニズムや発達メカニズムの解明成果となる知見、メカニズム、モデルに基づき、3. 3においてベイジアンアトラクタモデルを拡張することで、脳型認知分類技術を確立し、次世代人工知能技術「ゆらぎ学習 (Yuragi Learning)」としてプロトタイプを完成、医療診断（統合失調症診断）応用、ネットワーク運用管理応用の2分野において実証実験を行い、前者においては40程度の眼球運動特徴の学習量で80%以上の診断精度を達成、後者ではネットワーク利用率の急激な悪化に対して10秒程度で50%以上のネットワーク帯域利用率の改善ができることを確認した。また、本技術の基本機能については技術の普及展開を狙い、GitHubサイトにてオープンソースソフトウェアとして公開した。

(<https://github.com/nbic-ist-osaka-u-ac-jp/YLPP-Core>)

以下、サブ課題単位で研究成果を説明する。

3. 1 識別分類モデル化技術

画像、音声等の異なる種類の入力データに対してその入力の特徴を表し、かつ識別分類処理に利用可能な共通のモデルを定義し、多種の入力データに適用可能とする。なお、当該モデルは医療、介護、防災、インフラ、生活支援分野等の各種分野への応用を視野に入れて検討する。

本研究課題では脳情報科学の視点でバイオロジカル・モーション知覚、両眼立体視、危険信号処理、芸術感性、連続データの離散処理、大脳皮質連合野における視覚符号化といった多様な感覚機能や脳内処理の解明を行い、ヒトや動物の脳における情報処理機構、特に視覚における多様な刺激に対する脳内符号化、処理機構を解明し、その結果を基に計算可能なモデル、アルゴリズムを確立することで、特徴量表現の共通手法である分布関数表現手法を確立し、画像、音声等の異なる種類の入力データ、さらに医療、介護、防災、インフラ、生活支援分野等の各種分野への応用を視野に入れ、その入力の特徴を表し、かつ識別分類処理に利用可能な共通のモデルを定義、多様な特徴量データの入力に対応したゆらぎ学習の実現に寄与した。以下に主たる成果について報告する。

(1) ヒト脳におけるバイオリジカル・モーション認知機構に基づくゆらぎ学習の高度化

従来知られていた大脳皮質における処理経路の他に皮質下経路（視床）を使った経路の存在と、大脳皮質経路も2つの異なる経路からなることが解明された（図 3.1-1）。この結果を基に Fast-pathway / Slow-pathway モデルを実現、脳型認知分類技術に搭載した。本技術を用い、3.3にて後述する脳型認知分類技術のネットワーク最適化への応用実証実験においてネットワーク負荷の急変に対して自律的に数秒以内でネットワークトポロジの粗調整（Coarse Optimization）、10秒程度で微調整（Fine Optimization）を行い、50%以上の帯域利用率の改善が可能であることを確認した。

(2) ヒト脳の危険信号の高速処理機構に基づくゆらぎ学習の処理高速化

威嚇表情や恐怖表情の処理に、大脳皮質経路以外に迅速処理を行うための皮質下経路が働いているのではないかという仮説（Ledoux, 1990）を証明した。皮質下経路を模した浅層ネットワークモデルを構築し、その特性を深層学習ネットワークと比較して明らかにした。（図 3.1-2）この成果を(1)成果と組み合わせて Fast-pathway/ Slow-pathway モデルとして実現、脳型認知分類技術に搭載した。本技術を用い、3.3にて後述する脳型認知分類技術のネットワーク最適化への応用実証実験においてネットワーク負荷の急変に対して自律的に数秒以内でネットワークトポロジの粗調整、10秒程度でネットワークの微調整を行い、50%以上の帯域利用率の改善が可能であることを確認した。

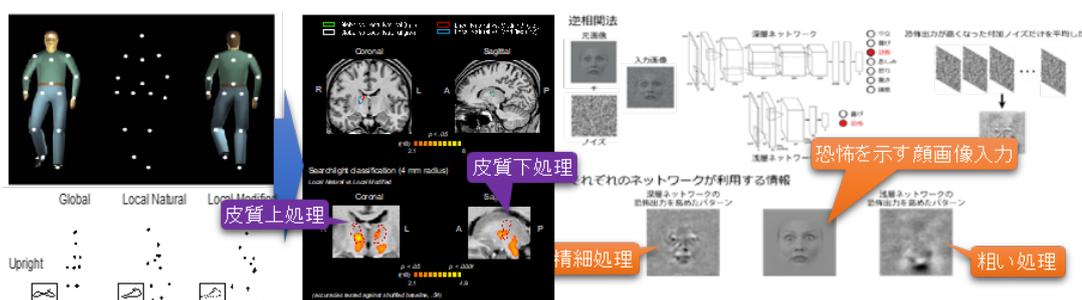


図 3.1-1 バイオリジカル・モーション知覚における脳情報処理機構（経路）の解明

図 3.1-2 視覚情報危険信号処理における脳情報処理機構（経路）の解明

(3) 次世代人工知能医療（統合失調症）診断システムに向けた眼球運動特徴抽出モデルの実現

脳のふるまいを示すマーカーとして眼球運動（視点ではない）に着目し、その眼球運動の特性に基づいて、統合失調症患者を検出する弁別法を考案し、80%以上の正答率で弁別することに成功した。（図 3.1-3）さらに、新たな眼球運動の特性（復帰抑制が減弱している）を発見、新たなマーカーとして定義した（図 3.1-4）。この結果に基づき3.3「カテゴリ適正化技術」において、眼球運動特徴抽出モデル並びにアルゴリズムを実現、ゆらぎ学習を用いた医療診断システムの特徴抽出機構として搭載、実証実験において少量学習（10～40程度）で80%以上の診断精度が得られ、かつ深層学習よりも高い診断精度が得られることを確認した。

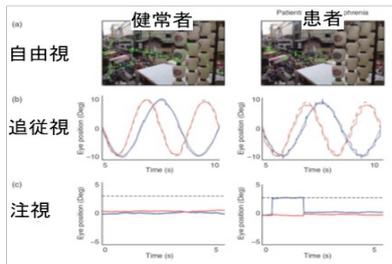


図 3.1-3 眼球運動計測テスト

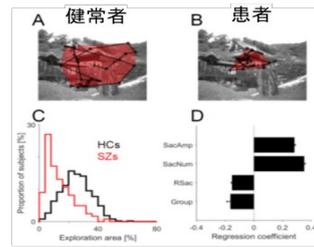


図 3.1-4 復帰抑制モデル

3. 2 統合処理技術

- ・ 深層学習等では認知分類が困難な否定形データ（学習用に整形されていないデータ、火や雲等の形の定まらない対象データ）について、識別率 50%程度の認知（否定形データ中の道の対象を道と識別することを含む）を可能とする。
- ・ 入力データを分類する際、深層学習が必要とするデータ量以下で深層学習と同精度のカテゴリ分類を可能とする。
- ・ 人工知能に任意の判断目的・判断方針を入力することで、入力データを当該判断目的等に応じたカテゴリに分類することを可能とする。
- ・ 判断目的等の変更に応じて、既に形成されたカテゴリの再構成を可能とする。このとき、どのカテゴリにも所属しない入力が存在した場合には新たなカテゴリを生成可能とする。
- ・ 判断目的等の入力から短時間で、事前に作出した大量のカテゴリのうち、適切なカテゴリへの分類・再構成を可能とする。
- ・ 判断目的等に基づくカテゴリの生成再構成過程を記録し、可視化を可能とする。

本研究課題においても脳情報科学の視点で脳の認知、意思決定メカニズムに着目し、カテゴリ選択切替とフィードバックによる改変、カテゴリ分解統合機構、ならびにモダリティ非依存な脳内表現機構の解明を行った。この成果となる脳の統合処理モデル、メカニズムに基づき、3. 3「カテゴリ最適化技術」ではベイジアンアトラクタモデルを拡張、到達目標を達成した。以下に主たる成果について報告する。

(1) ヒト脳のカテゴリ選択切替とフィードバックによる改変機構のゆらぎ学習処理高速化

嚥下における大脳随意制御と脳幹自律制御の切替機構において大脳中心下野の活動により随意嚥下が行われ、食塊が咽頭壁に送られ、その感覚入力が延髄の自律嚥下中枢に送られると自律嚥下が開始され、次の大脳の随意嚥下が抑制される。食塊が気管のある喉頭を完全に通過するまで、次の随意嚥下が抑制される。(図 3.2-1) この誤嚥を起こさず、嚥下ができるというフィードバック機構を解明し、3. 3「カテゴリ最適化技術」においてゆらぎ学習の入出力ー演算処理速度制御機構（処理性能に合わせて入力のサンプルレートを最適化するメカニズム）に適用した。

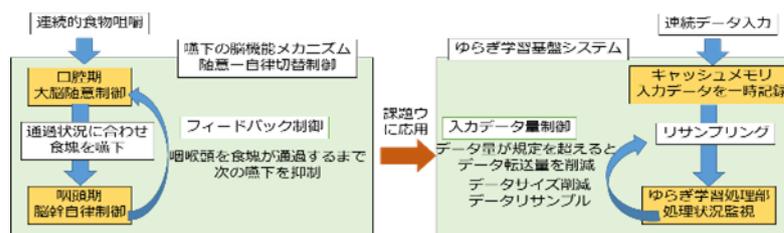


図 3.2-1 嚥下運動制御機構のゆらぎ学習制御機構への適用

(2) ヒト脳のカテゴリ分解統合機構に基づくゆらぎ学習の発達機能の実現

本稿における脳情報科学研究にて得られたヒト脳の発達機構、知識・経験の再構成、目的や環境に適応可能な認知機能の柔軟性機構の解明によるモデルや知見(図 3.2-2)に基づき、3.3「カテゴリ再構成技術」において入力データ(特徴量)の傾向変動や学習量の増加に応じて、知識としての既存カテゴリを自動再構成、新たな傾向を検知した場合に新知識として新規カテゴリを追加する発達機能をベイジアンアトラクタモデルの拡張となるゆらぎ学習に搭載した。

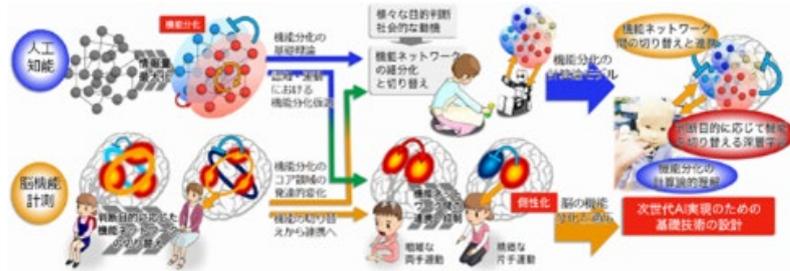


図 3.2-2 ヒト脳の発達に伴うカテゴリ分解統合機構

(3) ヒト脳のモーダル非依存な脳内表現機構に基づくゆらぎ学習の汎用モジュール化

言語、映像、音などが脳内では共通のモデルとして表現され、それぞれが連携している機構の解明に(図 3.2-3)より、モーダルに依存しない特徴量表現モデル(多次元特徴量ベクトル)を定義、3.3項「カテゴリ適正化技術」において、あらゆるモーダル(領域)に対応し、様々な次元の特徴量ベクトルを識別分類可能、かつ複数のカテゴリを連携可能とするリレーショナルデータベース型ゆらぎ学習を実現した。

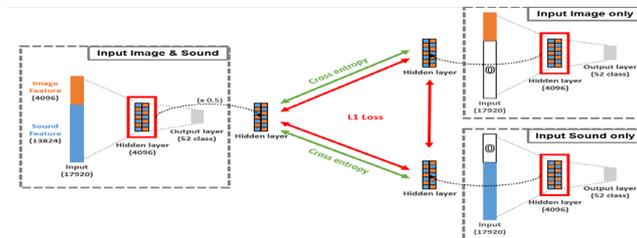


図 3.2-3 脳内情報のマルチモーダル連携機構の再現

3.3 カテゴリ適正化技術

可視化されたカテゴリにおける分類結果、さらにその意味付け結果、生成過程に対して外部からのカテゴリそのものの修正変更、生成過程の修正変更を可能とする。

本研究においては前述した3.1、3.2における(ヒト)脳の高度な情報処理メカニズムの解明結果(知見、メカニズム、モデル)に基づき、ベイジアンアトラクタモデルの拡張を行い、次世代人工知能「脳型認知分類機能(ゆらぎ学習)」として実現した。また、ゆらぎ学習を搭載した汎用データ分析システムのプロトタイプを完成した。さらに、医療診断応用、ネットワークインフラ運用管理応用の2領域でゆらぎ学習の有効性について実証実験を行い、目標とする機能、性能の達成を確認した。以下に主たる成果について報告する。

(1)脳情報処理モデルが計算機上で実行可能な統合システムの実現

前項、3. 1、3. 2において解明された脳情報科学研究の知見、モデルに基づき、ベイジアンアトラクタモデルを拡張し、次世代人工知能「ゆらぎ学習」ソフトウェアモジュールを実現、基本計画において示された到達目標をすべて達成した。(図 3. 3-1、表 3. 3-2)

さらに2. 1、2. 2にて述べたようにこれらの成果に基づきゆらぎ学習機能に、Fast-Pathway/Slow-Pathway 機能並びに発達機能を実現した。(図 3. 3-3、図 3. 3-4)

また、「ゆらぎ学習をリレーショナルデータベース「PostgreSQL」に組み込み、SQL クエリで制御、プログラム可能なゆらぎ学習データ分析システムを実現した (図 3. 3-5)

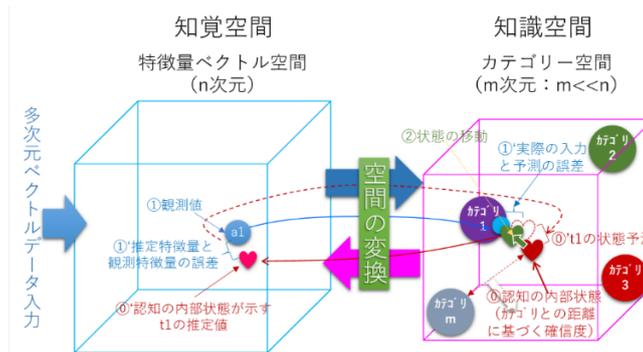


図 3. 3-1 ゆらぎ学習の動作概念図 (①→②→③の順に動作)

表 3. 3-2 基本計画書到達目標と本研究開発の達成度

年次目標	達成状況	基礎となった脳情報研究
1. 10種類以上の入力データへの対応	モーダル非依存な特徴量表現モデル(特徴量ベクトル)を定義、認知分類機能の汎用性を実現した。	3. 2(3)
2. 非定型データについて識別率50%程度の認知を可能とする	ベイジアンアトラクタモデルを認知分類モデルに拡張し、整形されていない画像、眼球運動の非定型データを少数の学習量(40以下)で80%以上の認知分類精度を実現した。	3. 1(3)
3. 深層学習と比べ1/100以下のデータ量で同精度のカテゴリ分類を可能とする	整形されていない画像やバラツキ、ノイズを含む眼球運動に関して学習量5個においても70%以上の分類精度を実現した。	ベイジアンアトラクタモデル
4. 入力データの当該判断目的等に応じたカテゴリに分類することを可能とする	認知分類システムアーキテクチャを「入力データ空間」「アトラクタ(知識)空間」の2階層構造とすることで同一の特徴量データに対して目的別の「アトラクタ空間」を定義、目的別にアトラクタ空間を切替ることにより目的や環境条件毎に認知分類を実行することができるシステムを実現した。	3. 2(2)
5. 判断目的等の変更に応じて既に形成されたカテゴリの再構成を可能とする	入力特徴量傾向変動(または学習量増)に応じて、既存アトラクタ(カテゴリ)を自動再構成、新たな傾向を検出した場合に新規アトラクタを自動追加する「発達」機能を実現した。	3. 2(2)
6. 判断目的等の入力から10秒以内で適切なカテゴリ分類・再構成を可能とする	モバイルノートPCクラス(i5)を用い、アトラクタ空間設定+特徴量ベクトル(300x300pixel画像:1280次元、眼球運動:76次元)入力から結果出力まで1秒未満の処理時間性能を実現した。	3. 1(1) 3. 2(1)
7. 判断目的等に基づくカテゴリ生成再構成過程を記録し、可視化を可能とする	入出力、カテゴリ分類状態遷移と識別結果を記録、GUIを介して制御・修正・表示可能とするXAI(ExplainableAI)機能を有する脳型認知分類システムを実現した。	---

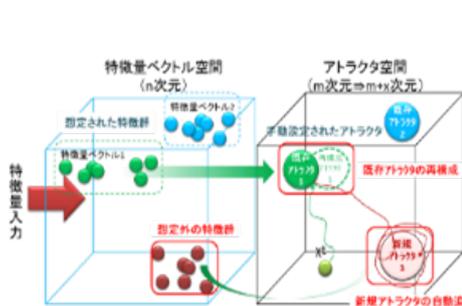


図 3. 3-3 新規アトラクタ追加・再構成機能

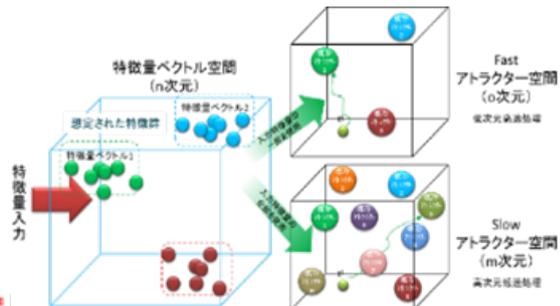


図 3. 3-4 Fast-pathway/Slow-pathway 機能

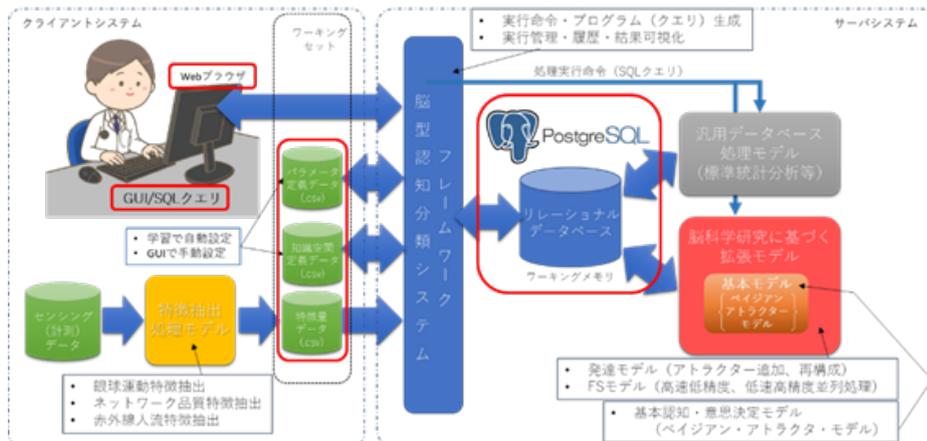


図 3.3-5 ゆらぎ学習データ分析システム全体像

また、ゆらぎ学習の識別性能に関して、少量学習におけるゆらぎ学習と CNN の分類精度について評価用画像データ CIFAR10 ならびに CIFAR100 を用いて評価を行った。その結果、識別分類数（カテゴリ数）2~10、学習データ量 1~10 による識別評価すべての識別精度においてゆらぎ学習が CNN に対して優位であることが確認できた（図 3.3-6）。

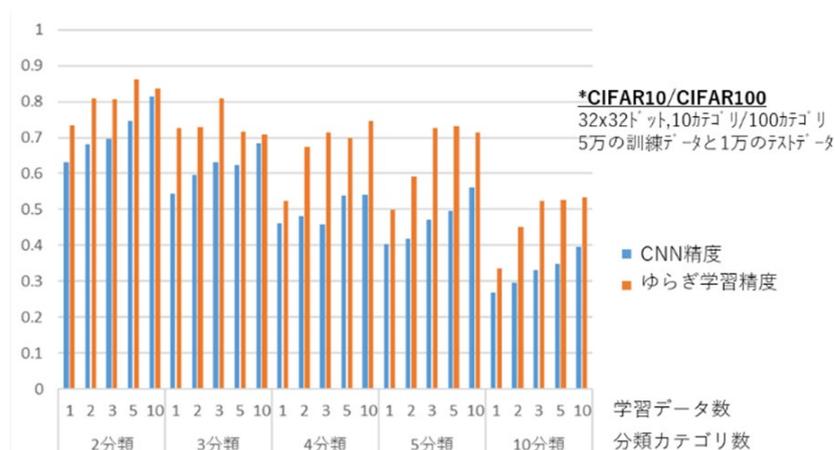


図 3.3-6 ゆらぎ学習/CNN 分類精度比較（CIFAR10 で学習、CIFAR100 で分類）

(2) 処理結果の可視化と操作を可能とするインタフェースの実現

「ゆらぎ学習」を特別な専門知識を必要とせずにご利用可能とするため、実現したゆらぎ学習データ分析システムにおいてさらに SQL クエリを GUI により自動生成するインタフェースシステムを実現した。これらのインタフェースを用いることでデータベースそのものの知識も不要で、任意の特徴量ベクトルデータを入力し、ゆらぎ学習によるカテゴリ分類にとどまらず、入力データの統計解析（確率分布や次元削減など）を実行し、その結果をグラフィカルに出力するシステムとして実現した。（図 3.3-7）。

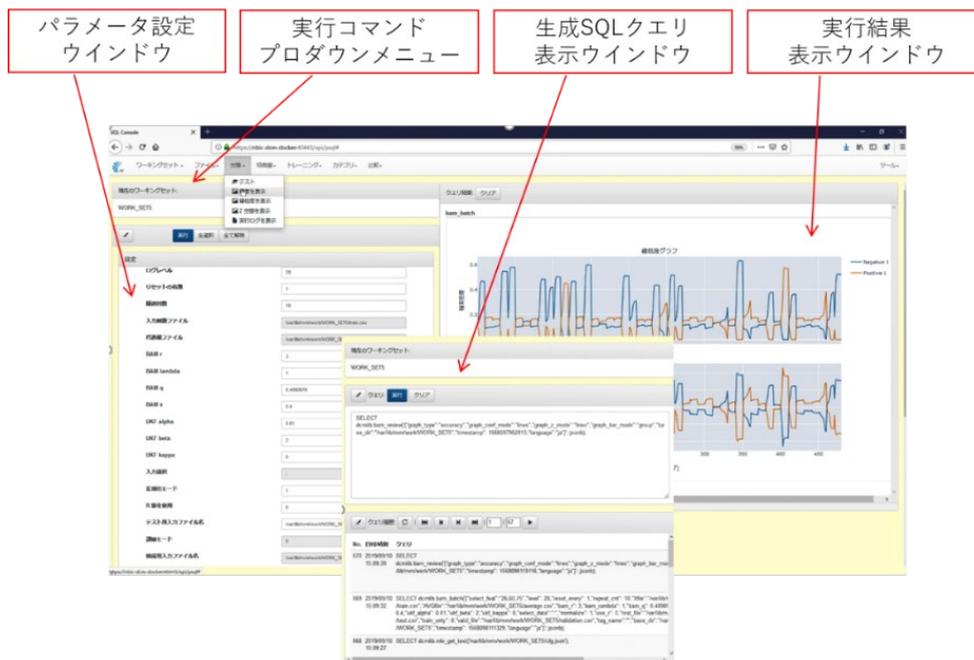


図 3.3-7 ゆらぎ学習データ分析システム GUI

(3) 医療診断とネットワークインフラ運用管理におけるゆらぎ学習実証実験の完遂

ゆらぎ学習を用いた識別分類機能の応用領域での有効性を確認するため、医療診断（統合失調症診断）応用並びにネットワークインフラ運用管理応用の2領域で実証実験を行った。

医療診断応用においては疾患患者および健常者の眼球運動データを用いて、健常者・統合失調症患者を用いた評価実験を行った。医療従事者が計測取得した患者81名、健常者152名のデータの中から疾患患者および健常者それぞれ80名、併せて160名分のデータをランダムに抽出した。これらのデータは、眼球運動解析装置を用いて被験者に画像を見せたときの視線の移動を1000fpsで測定して得られる眼球運動データである。画像は、測定課題に対応して、注視課題、追従課題、自由視課題の3分類からなり、それぞれ複数枚の画像によって計測している（“Eye movement as a biomarker of schizophrenia: Using an integrated eye movement score”, Kentaro Morita, Kenichiro Miura, Ryota Hashimoto, et.al, Psychiatry and Clinical Neuro science 2017;71:104-114）。特徴量ベクトルは3.1(3)により示された特徴量に基づき35次元のベクトルデータを生成した。眼球運動データから抽出された特徴量ベクトルを用いて、健常者・統合失調症患者の分別を行う実証実験を行った。健常者・疾患患者それぞれ80名、併せて160名のデータを用い、学習データ量10, 20, 40, 80における診断精度をMLP (Multi-Layer Perceptron)と比較した。その結果、いずれの学習量においてもゆらぎ学習がMLPに対して同等、もしくはそれ以上の精度で分類できていることを確認した。ただし、MLP利用においては中間層の構成を学習データ量毎に最大の精度が出るよう最適化チューニングを行っている。（ゆらぎ学習はすべての学習量においてチューニングなし）。(図3.3-8)

実証評価の結果、ゆらぎ学習は患者40名、健常者40名のわずかな学習で84.5%の精度で患者の識別を実現することを確認できた。これはベテラン医師の診断精度に匹敵する精度であり、過去の診断技術に関する研究報告（表3.3-9）に匹敵する診断精度を実現した。

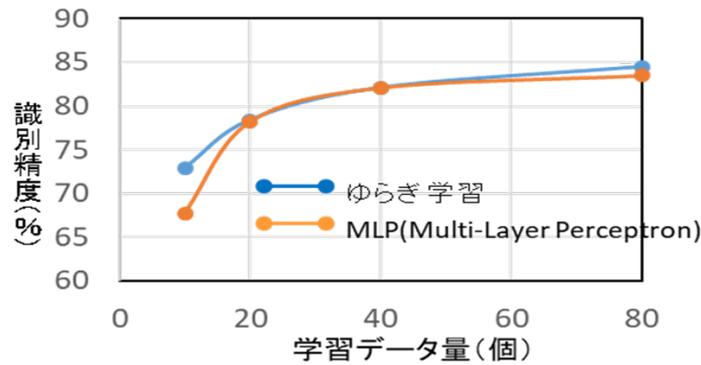


図 3.3-8 ゆらぎ学習とMLPの眼球運動特徴による統合失調症診断精度の学習量依存性比較

- The classifications with electrophysiological endophenotypes (Price et al., 2006), (脳波パターン観測) 診断精度 80%
- A combination of the Wisconsin Card Sorting Test and Rorschach measures (Perry and Braff, 1998), (カード記憶とロールシャッハ) 診断精度 89.4%
- A combination of the neuropsychological test battery and neurologic soft signs (Arango et al., 1999), (質問回答と行動姿勢表情変容) 診断精度 81.8%
- A combination of minor physiological anomalies and neurologic soft signs (John et al., 2008), (先天身体異常と行動姿勢表情変容) 診断精度 82.9%

表 3.3-9 統合失調症診断技術に関する過去の研究事例

一方、ネットワークインフラ運用管理応用においてはコアノードとエッジノードで構成されるSDN実験ネットワークを構築した。この上で複数の仮想ネットワークを構成し、ネットワークの利用状況(帯域利用率、トラフィック量)を複数のノードで観測し、ゆらぎ学習でネットワーク全体の状態をリアルタイムで認知し、その認知結果に基づいてネットワークの仮想トポロジを変更制御する(図 3.3-10)。

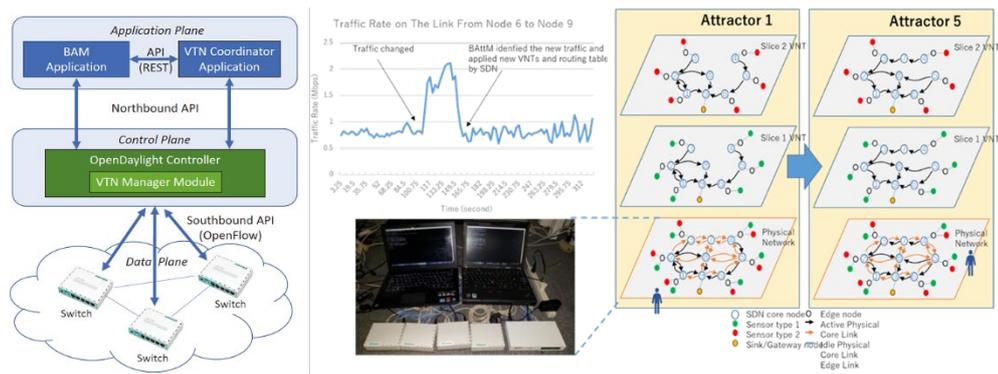


図 3.3-10 ゆらぎ学習を用いたネットワーク監視制御システム

実証実験では3.1(2)の成果に基づくFast-pathwayの迅速な認知とSlow-pathwayの正確な認知を両立するゆらぎ学習を適用し、SDN実験ネットワークを用い有効性を示した。その結果、Fast-pathwayにおける少数のアトラクタを対象とした迅速な認知が1~2回の観測でなされ、Slow-pathwayにおける多数のアトラクタを対象とした正確な認知が2~6回の観測でなされることを示し(図 3.3-11、図 3.3-12)、突然の帯域利用率増加に対し、帯域利用率を50%以上低減していること確認した。

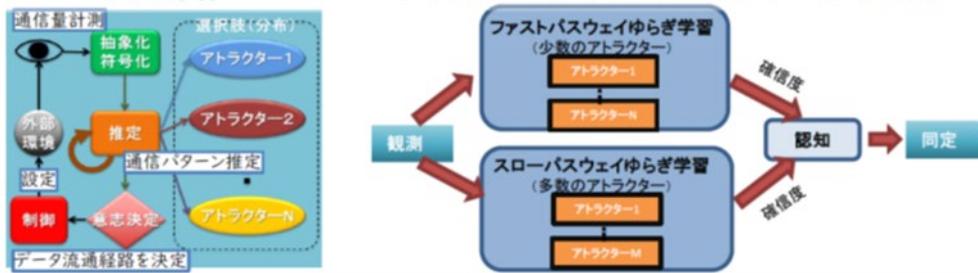


図 3.3-11 ゆらぎ学習によるネットワーク状態認知と高速・粗調整/低速・微調整の仕組み

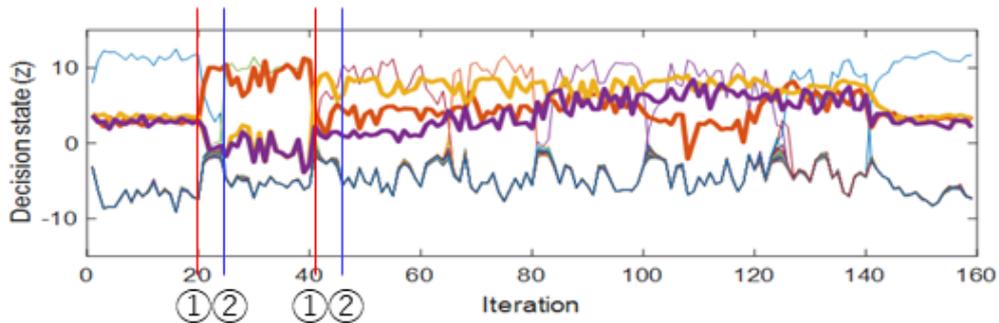


図 3.3-12 Fast-pathway (太線) と Slow-pathway (細線) の決定状態の時間推移
 (① : Fast-Pathway 高速粗調整、② : Slow-pathway 低速微調整)

本項にて示した評価分析、実証実験を通じて、ゆらぎ学習が少量学習（数十程度）において深層学習よりも高い識別精度を示すことが確認されたが、学習量を増加させた場合でもその識別精度は 80%程度にとどまることも確認された。一方、バラツキやノイズ、欠損に強いという特徴を示すことも確認された。以下にゆらぎ学習の特徴をまとめる。

- a. 少学習量（数十の学習データ）から 80%程度の識別精度を持つが、学習量を増やしてもその精度の飛躍的な向上はない。（80-85%程度、ただし今後アルゴリズムの改良により精度向上の可能性は残る。）
- b. 学習データ、識別データにバラツキ、ノイズが存在しても識別精度は低下しにくい。（特に時系列データにランダムなバラツキ、ノイズがある場合）
- c. 知識（カテゴリ）空間を交換することで識別機能を目的、用途に向けてカスタマイズ可能。
- d. 学習に応じて知識空間を自動的に拡張（新規知識の自動獲得）、縮小（知識のエージング）、再編成（知識の自動分割、統合）する機能を有する。

4 政策目標（アウトカム目標）の達成に向けた取組みの実施状況

アウトカム目標の達成に向けては、既存 AI との違い、優位性を訴求点として明確にする必要がある。総合ビジネスプロデューサーとして調査分析並びにアドバイスを委託した三菱総合研究所から本研究の分析の結果、ゆらぎ学習には以下に示す特徴の訴求点（優位性）が存在することが示された。

- 1) ヒト(脳)に倣う「発達」機能を搭載
 - i 意思決定と同時に学習（学習とテストを切り分けする必要がない）
 - ii 入力に応じた新たな知識の自律的な獲得機能を有する
 - iii 入力に応じた既存知識の自律的な再編
- 2) ヒト(脳)に倣う「可塑性」を実現
 - i 少量データ学習においても深層学習に比較して高い識別精度を実現
 - ii 雑音・欠損・バラツキに強い
 - iii パラメータにより認知特性を設定可能
- 3) 可観測性・可制御性・可説明性を確保
 - i 認知・意思決定の過程（状態遷移）観測、活用可能
 - ii 認知・意思決定の結果を修正し、修正後の動作に反映可能
 - iii 認知・意思決定に至るすべての過程（履歴）を記録閲覧可能
- 4) ヒト（脳）に倣う「省エネ」を実現
 - i 計算処理負荷は深層学習の 1/10～1/100（特に学習時）
 - ii ノート P C、組込みシステムなど少ない計算環境で利用可能
 - iii アクセラレータなど専用のハードウェアは不要

また、基本計画書 6. その他に記載の課題 1、課題 2 の連携について以下の 2 項目で実施した。

- ・ 課題連携会議を各課題の成果の出力段階で適宜、実施し、研究成果および課題の相互認識理解
- ・ 課題 2 を成果の課題 1 で活用した場合の効果の検討

特に後者の具体的検討案として、課題 2 成果となるリザーバコンピューティング素子を課題 1 成果となる脳型認知分類技術への適用可能性について検討、検証を進めた。結果は課題間で共有し議論を重ねたところ、課題 2 成果を用いたリザーバコンピューティングチップを脳型認知分類技術の入力部分にあたる特徴量抽出回路として用い、システム全体の消費電力とサイズを大幅に削減できることが分かった。その結果を図 4-1 に示す。

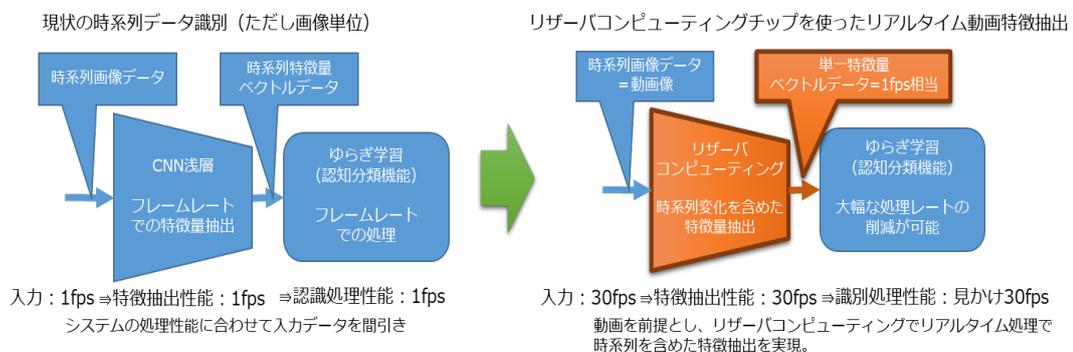


図 4-1 課題 2 成果となるリザーバコンピューティングによる脳型認知分類技術の小型低電力化

(1) ゆらぎ学習の優位性を活かした社会実装に向けた応用領域の絞り込み

上記のゆらぎ学習の特性を活かすことができる応用領域について検討を行った結果、応用領域の特性としては以下のようなものが挙げられた。

- a. 学習に必要な大量の教師データが存在しない
- b. 一意的解が存在せず、状況に応じて知識空間や識別基準のカスタマイズ（パーソナライズ）が必要
- c. 識別しながら学習するAI（インサービスアップグレード）が必要
- d. 学習・識別データにバラツキ、ノイズが存在する
- e. 時系列データの識別が必要
- f. 識別結果だけでなく識別過程が観測できること

これらの特性を加味し、平成 30 年度に作成した応用領域のポートフォリオに絞り込み領域を加筆したものを図 4-2 に示す（特に上記特性が求められる応用領域を赤枠で示す）

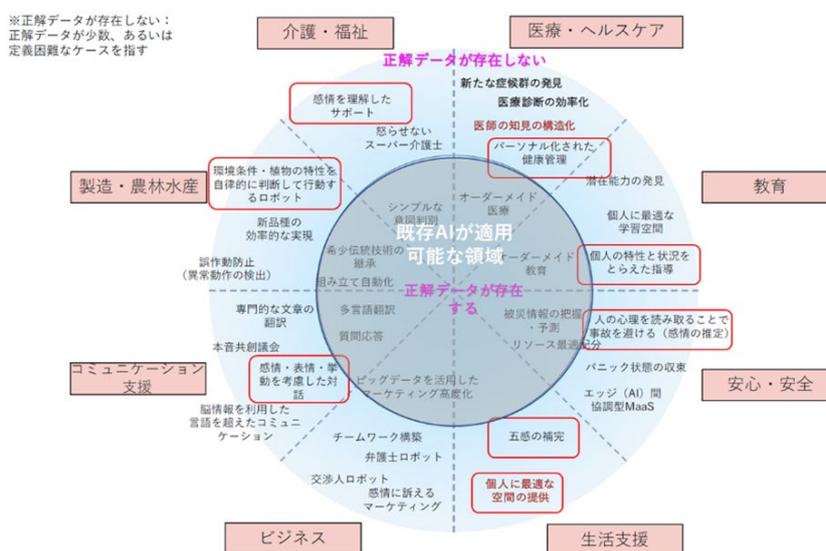


図 4-2 ゆらぎ学習の特徴を加味した応用領域の絞り込み

上記、分析結果の市場視点での検証とゆらぎ学習の普及展開の認知度向上に向け、2 つの国際展示会（CEATEC2019、Japan IT Week 関西 2020）に研究成果およびゆらぎ学習の応用事例の展示を実施、750 名を超える来場者から様々な意見や要望を収集した。これらは既に人工知能技術を業務に取り入れている企業や団体等の担当者（技術者）に加え、導入検討中の企業等からも既存技術の問題点や導入検討課題に関する多数の貴重な意見を収集することができた。ヒアリング結果から、人工知能マーケットの現状課題解決にゆらぎ学習技術が寄与できる可能性を見出すことに加え、当該技術に対する期待の高さを確認することができた。来場者からのヒアリング内容の一部を表 4-3 に示す。

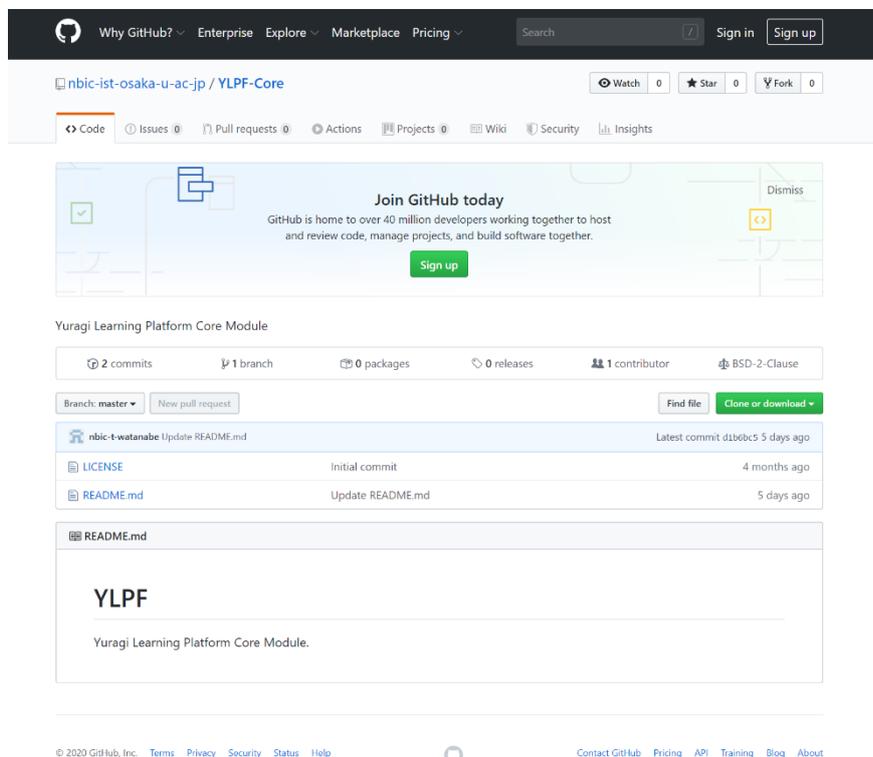
表 4-3 CEATEC2019 ならびに Japan IT Week 関西 2020 ヒアリング結果

来場者	ヒアリング内容・要望
材料	溶鉱炉の変化管理（事故の未然防止・発見）への活用
ゲーム	体感VRゲームを使用したよる仮想遊園地でのVR-HMDの無線化時のレイテンシ帯域最適化に活用検討
自動車	自然会話（テキストの並び）から意図や感情を分類 自動運転システムの弱みの保管
大手IT	材料系製品（鉄やプラスチック）の不良品の検出への活用
センサー	人流分析への応用。カメラを使用せずに赤外線で人流分析ができないかの検討
船舶	船舶の港湾内における自動走行への応用。他に航行する船舶等の識別に活用
官公庁	不振行動者の発見、異常群衆の発見への活用
鉄道	<ul style="list-style-type: none"> カメラを用いない駅乗降管理（駅員乗務員現象への安全管理自動化） 乗降客の行動特性に対応した支援（駆け込み禁止、ドア開閉時間の延長等）
医療	<ul style="list-style-type: none"> 疾患の治療前後の効果測定（写真等） 創薬における治験データの識別
教育	<ul style="list-style-type: none"> 授業受講者の状態の識別による塾講師の指導力向上支援 記述式問題の自動採点への活用 ADHD（注意欠如・多動症）生徒の識別と教師・講師に対する指導支援
製造	<ul style="list-style-type: none"> 不良品検知、異常検知に使用したい（製造機器、製品、材料）

(2) 技術の普及展開に向けた取り組み

本研究の成果となる「ゆらぎ学習」の普及展開を図るため、GitHub サイトにて 2-Clause BSD License* に基づくオープンソースソフトウェアとして公開した。公開した GitHub サイトを図 4-4 に示す。

*:<https://github.com/nbic-ist-osaka-u-ac-jp/YLPF-Core/blob/master/LICENSE>



<https://github.com/nbic-ist-osaka-u-ac-jp/YLPF-Core>

図 4-4 「ゆらぎ学習」 GitHub 公開サイト

公開内容は以下のとおりである。

- R 版ゆらぎ学習ソースコード

- ・ R 版簡易テストコード
- ・ Python 版ゆらぎ学習ソースコード
- ・ Python 版簡易テストコード
- ・ インストール手順他利用マニュアル (wiki にて公開)
(<https://github.com/nbic-ist-osaka-u-ac-jp/YLPF-Core/wiki>)

5 政策目標（アウトカム目標）の達成に向けた計画

技術の普及促進並びに社会実装の推進に向けて2つのスレッドを推進することとした。

一つは既存ゆらぎ学習の普及展開・社会実装の推進、もう一つはゆらぎ学習の継続的な機能強化と高度化研究の推進である。以下、それぞれについて述べる。

(1) 既存ゆらぎ学習の普及展開・社会実装の推進

協力企業（ベンチャー企業）等とのパートナーシップを形成し、企業を中心とした応用機関（表 4-2 に示す関連企業）との適用検討、評価を推進する。また、大学内外の教育、ハッカソンを通じたゆらぎ学習研究者や技術者数の拡大を図る。図 5-1 にロードマップを示す。

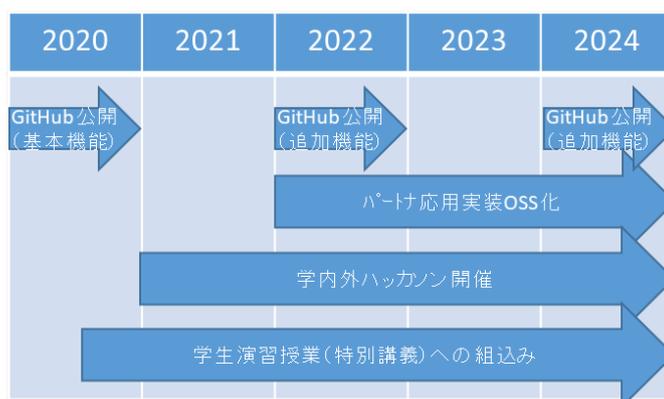


図 5-1 ゆらぎ学習の普及展開に向けた中期ロードマップ

本活動に合わせて、ゆらぎ原理からゆらぎ学習に至るゆらぎ理論とその応用に関する書籍を発行、出版予定である。既に公開したオープンソースソフトウェア、図 5-1 に示すロードマップに記載された各種普及活動、書籍出版を活用して普及展開を図る予定である。

これらの活動により

- 教育を通じた技術者の拡大
- セミナー、ハッカソンを通じた応用領域の拡大、開拓
- コミュニティ形成による開発者拡大と技術（ソフトウェア）のデバッグや機能強化の効率化と加速

といった波及効果が期待できる。

(2) ゆらぎ学習の継続的な機能強化と高度化研究の推進

大学の研究開発活動として産官学によるゆらぎ学習の機能強化、高度化の研究を進める。研究開発には引き続き「脳情報通信融合研究センター」との連携による脳活動モデルのゆらぎ学習への搭載等、継

続的にゆらぎ学習の高度化に取り組むと同時に、人間科学分野における認知科学研究の成果（認知バイアスや意味意図理解など）についても脳情報科学の研究に加えてタイムリーに取りこめるよう連携を進める。一方、前項3. 3でも述べたようにゆらぎ学習による分類精度の向上については大きな技術課題であり、既存アルゴリズム、モデルの改良を継続し、既存AI（機械学習や深層学習によるトップデータ）クラスの高精度化を目指す。

これらの研究は大阪大学独自の研究のみならず、企業、他大学、研究機関との共同研究にも積極的に取り組み、技術の普及と技術の高度化を目指すこととする。図5-2に研究開発中期ロードマップを示す。



図5-2 ゆらぎ学習の研究開発中期ロードマップ

6 査読付き誌上発表論文リスト

- [1] Hashimoto M, Hirata M, Takahashi K, Kameda S, Katsuda Y, Yoshida F, Yanagisawa T, Palmer J, Oshino A, Yoshimine T, Kishima H, "Non-invasive quantification of human swallowing using a simple motion tracking system", Scientific Reports (2018)8:5095 pp1-9(平成 30 年 3 月 23 日) :
- [2] Palmer J, Hirata M, "Independent Component Analysis (ICA) Features for Electro-corticographic (ECoG) Brain-Machine Interfaces (BMIs)", Japanese Journal of Clinical Neurophysiology Vol.46 No.1 pp 55-60(平成 30 年 3 月 23 日) :
- [3] Ohba T, Arakawa S, Murata M, "Bayesian-Based Virtual Network Reconfiguration for Dynamic Optical Network", Journal of Optical Communications and Networking Vol.10 No. 4 pp440-450 (平成 30 年 4 月 1 日) :
- [4] Chang D.H.F, Ban H, Ikegaya Y, Fujita I, Troje N.F, "Cortical and subcortical responses to biological motion", NeuroImage Vol.174(2018) pp87-96 (平成 30 年 7 月 1 日) :
- [5] 平田雅之, "脳磁図・頭蓋内脳波による機能マッピングから機能再建へ", Progress in Computed Imaging CI 研究会 40(2):55-60 (平成 30 年 9 月 30 日) :
- [6] Ohishi H, Takemura H, Aoki S, Fujita I, Amano K, "Microstructural properties of the vertical occipital fasciculus explain the variability in human stereo acuity" Proceedings of the National Academy of United States of America Vol.117 No.48 pp12289-12294 (平成 30 年 11 月 27 日) :
- [7] Amemiya K, Morita T, Saito D, Ban M, Shimada K, Okamoto Y, Kosaka H, Okazawa H, Asada M, Naito E, "Local-to distant development of the cerebrocerebellar sensorimotor network in the typically developing human brain: a functional and diffusion MRI study", Brain Structure and Function Vol.224 pp 1359-1375 (平成 31 年 2 月 7 日) :
- [8] 橋本洋章, 平田雅之, 吉田史章, 亀田成司, 榊澤琢史, 吉峰俊樹, 貴島晴彦, "頭蓋内脳波を用いた嚥下時脳機能の可視化: 嚥下 BMI への応用を目指して", 日本脳神経 CI 学会機関誌 40(3/4) pp127-133 (平成 31 年 3 月 1 日) :
- [9] Morita M, Asada M, Naito E, "Developmental Changes in Task-Induced Brain Deactivation in Humans Revealed by a Motor Task", Developmental Neurobiology Vol.76 No6 pp536-558 (令和元年 5 月 28 日):
- [10] Morita T, Asada M, Naito E, "Right-hemispheric dominance in self-body recognition is altered in left-handed individuals", Neuroscience Vol.425(2020) pp68-69 (令和 2 年 1 月 15 日) :

7 査読付き口頭発表論文 (印刷物を含む) リスト

- [1] Hirata M, "A fully implantable brain machine interface development and towards clinical application", BMI Workshop in Korea (平成 29 年 9 月 12 日) :
- [2] Ichinose K, Park J, Kawai Y, Suzuki J, Asada M, Mori H, "Local over-connectivity reduces the complexity of neural activity: toward a constructive understanding of brain networks in patients with autism spectrum disorder", Proceedings of the 7th Joint IEEE International Conference on Development and Learning and on Epigenetic Robotic pp233-238 (平成 29 年 9 月 20 日) :
- [3] Takimoto T, Kawai Y, Park J, Asada M, "Self-organization based on auditory feedback promotes acquisition of babbling", Proceedings of the 7th Joint IEEE International Conference on

- Development and Learning and on Epigenetic Robotic pp120-125 (平成 29 年 9 月 20 日) :
- [4] Kawai Y, Tokuno T, Park J, Asada M, ” Echo in a small-world reservoir: time-series prediction using an economical recurrent neural network.”、Proceedings of the 7th Joint IEEE International Conference on Development and Learning and on Epigenetic Robotic pp126-131 (平成 29 年 9 月 20 日) :
 - [5] Hashimoto H, Hirata M, Kuzuhara T, Takahashi K, Kameda S, Yoshida F, Yanagisawa T, Oshino S, Yoshimine T, Kishima H, "Non-invasive quantification of human swallowing using a simple motion tracking system"、Society for Neuroscience Annual Meeting 2017 (平成 29 年 11 月 10 日) :
 - [6] Hirata M, Hashimoto H, Kuzutaka T、"Neural process of swallowing revealed by human electrocorticographic oscillation"、Neural Mechanisms of Feeding and Swallowing and Their Applications on Neural Rehabilitation (平成 29 年 11 月 10 日) :
 - [7] Hashimoto H, Hirata M, Takahashi K, Kameda S, Katsuta Y, Yoshida F, Yanagisawa T, Palmer J, Oshiro S, Yoshimine T, Kishima H, "Non-invasive quantification of human swallowing using a simple motion tracking system",3rd Annual satellite Event, Neural Mechanisms of Feeding and Swallowing and Their Application on Neural Rehabilitation (平成 29 年 11 月 10 日) :
 - [8] Palmer J, Hirata M、”Independent Component analysis derived features for electrocorticographic Brain-Machine-Interfaces”、第 47 回臨床神経生理学学会学術大会 (平成 29 年 11 月 29 日) :
 - [9] Hashimoto H, Hirata M, Kameda S, Yoshida F, Yanagisawa T, Oshiro S, Yoshimine T, Kishima H、"Swallowing-related oscillatory changes revealed by human electrocorticogram(ECoG)" Real-time functional imaging and neurofeedback conference 2017 (平成 29 年 11 月 30 日) :
 - [10] Hashimoto H, Hirata H, Takahashi K, Kameda S, Yoshida F, Yanagisawa T, Oshino S, Yoshimine T, Kishima H、"Swallowing related high gamma band oscillatory changes revealed by human electrocorticograms"、The 7th International BCI Meeting (平成 30 年 5 月 22 日):
 - [11] 岡田研一、"自由視課題における眼球運動の時空間的特徴から見る統合失調症患者の復帰抑制不全"、第 41 回日本神経科学大会 (平成 30 年 7 月 28 日):
 - [12] Palmer Jason、"Decoding trajectory of a robot arm viewed in simulation from ECOG recording"、14th International Workshop on Advance in Electrocorticography Official Satellite, Society for Neuroscience Annual Meeting(平成 30 年 11 月 5 日):
 - [13] Iwamoto M, Otosih M, Kominami D, Murata M、” Rate adaptation with Bayesian attractor model for MPEG-DASH"、The 9th IEEE Annual computing and communication workshop and conference (平成 31 年 1 月 8 日):

8 その他の誌上発表リスト

該当なし

9 口頭発表リスト

- [1] 河合祐司、志勲、浅田稔、“スモールワールド性を有するエコステートネットワークのロバストな記憶容量”、ニューロコンピューティング研究会 (大阪府寝屋川市) (平成 29 年 10 月 7 日)

- [2] 加納敏行、西原康介、"脳に倣うコンピューティングシステム—人間的認知能力の実現を目指して—" 複雑コミュニケーションサイエンス研究会(大阪府吹田市) (平成 29 年 11 月 10 日)
- [3] 大場斗士彦、荒川伸一、村田正幸、"ベイズ型アトラクター選択モデルと線形回帰を用いた仮想ネットワーク再構成手法の提案と評価“、電子情報通信学会フォトニックネットワーク研究会(東京都新宿区) (平成 29 年 11 月 15 日)
- [4] 藤田一郎、"機械学習およびDNNを用いた眼球運動解析による統合失調症患者と健常者の弁別"、第 14 回 I G C 第 10 回 COCORO 合同会議 (東京都文京区) (平成 29 年 12 月 10 日)
- [5] 守田知代、内藤栄一、浅田稔、"Development of functional brain networks involved in self-body recognition"、第 18 回脳と心のメカニズム冬のワークショップ (北海道蛇田郡) (平成 30 年 1 月 9 日)
- [6] 朴志勲、河合祐司、浅田稔、"神経-振動子ネットワークにおける創発的行動パターンの遷移に関する神経表現"、第 18 回脳と心のメカニズム 冬のワークショップ (北海道蛇田郡) (平成 30 年 1 月 10 日)
- [7] 白石祥之、原泉、佐藤宏道、内藤智之、"CNN を用いた絵画主義判断課題における特徴量抽出メカニズムの検討"、日本視覚学会 2018 冬季大会 (東京都新宿区) (平成 30 年 1 月 18 日)
- [8] 山口弘嗣、工藤有華、石井孝治、林田祐樹、八木哲也、"マウス網膜神経節細胞の高頻度スパイク集団による視覚情報抽出"、電子情報通信学会ニューロコンピューティング研究会 (福岡県北九州市) (平成 30 年 1 月 27 日)
- [9] 若林正浩、佐藤宏道、内藤智之、"鑑賞者の文化的背景が芸術感性に与える影響"、注意と認知研究会 (愛知県名古屋市) (平成 30 年 3 月 5 日)
- [10] 石井孝治、山口弘嗣、林田祐樹、末松尚史、八木哲也、"ハードウェアモデルによる網膜神経節細胞スパイクの画像特徴の抽出"、電子情報通信学会ニューロコンピューティング研究会 (東京都港区) (平成 30 年 3 月 13 日)

その他 98 件

10 出願特許リスト

該当なし

11 取得特許リスト

該当なし

12 国際標準提案・獲得リスト

該当なし

13 参加国際標準会議リスト

該当なし

14 受賞リスト

- [1] Takimoto T, Kawai Y, Park J, Asada M, Babybot Challenge participation award、"Self-organization based on auditory feedback promotes acquisition of babbling"、平成 29 年 9 月 21 日
- [2] 橋本洋章、平田雅之、亀田成司、柳沢琢史、貴島晴彦、吉峰俊樹、日本摂食嚥下リハビリテーション学

会奨励賞、"ヒト頭蓋内電極(EMCoG)を用いた嚙下時脳機能の解明：嚙下 BMI の実現を目指して"、平成 30 年 9 月 8 日

[3] 小松優介、稲垣未来男、林 燦碩、篠崎隆志、藤田一郎、2019 年度日本神経回路学会最優秀研究賞、"顔表情弁別を行う畳み込みニューラルネットワークの内部における空間周波数特性"、令和元年 9 月 4 日

[4] Dorita H.F. Chang, Hiroshi Ban, Yuji Ikegaya, Ichiro Fujita, Nikolaus F. Troje、HKU Social Sciences Outstanding Research Output Award (Basic Research) 、"Cortical and subcortical responses to biological motion"、令和元年 12 月 4 日

15 報道発表リスト

(1) 報道発表実績

該当なし

(2) 報道掲載実績

"Microstructural properties of the vertical occipital fasciculus explain the variability in human stereo acuity"、Proceedings of the National Academy of United States of America、NICT プレスリリース(平成 30 年 11 月 19 日)

16 ホームページによる情報提供

<https://github.com/nbic-ist-osaka-u-ac-jp>

[「ゆらぎ学習 \(Yuragi Learning\)」のソースコードを GitHub にて公開、ヒット数未計測](#)

<https://www.ceatec.com/ja/showfloor/detail.html?id=15046>

[「ゆらぎ学習 \(Yuragi Learning\)」およびゆらぎ学習の活用モデルを CEATEC2019 にて展示、ヒット数未計測](#)

<https://d.japan-it.jp/ja/Expo/6608613>

[「ゆらぎ学習 \(Yuragi Learning\)」およびゆらぎ学習の活用モデルを Japan IT Week 関西 2020 に展示、ヒット数未計測](#)

研究開発による成果数

	平成 29 年度	平成 30 年度	令和元年度
査読付き誌上発表論文数	2 件 (1 件)	6 件 (4 件)	2 件 (2 件)
査読付き口頭発表論文数 (印刷物を含む)	9 件 (8 件)	4 件 (2 件)	0 件 (0 件)
その他の誌上発表数	0 件 (0 件)	0 件 (0 件)	0 件 (0 件)
口 頭 発 表 数	4 7 件 (2 件)	3 2 件 (3 件)	2 9 件 (4 件)
特 許 出 願 数	0 件 (0 件)	0 件 (0 件)	0 件 (0 件)
特 許 取 得 数	0 件 (0 件)	0 件 (0 件)	0 件 (0 件)
国 際 標 準 提 案 数	0 件 (0 件)	0 件 (0 件)	0 件 (0 件)
国 際 標 準 獲 得 数	0 件 (0 件)	0 件 (0 件)	0 件 (0 件)
受 賞 数	1 件 (1 件)	1 件 (0 件)	2 件 (1 件)
報 道 発 表 数	0 件 (0 件)	1 件 (0 件)	0 件 (0 件)
報 道 掲 載 数	0 件 (0 件)	0 件 (0 件)	0 件 (0 件)

	合計
査読付き誌上発表論文数	1 0 件 (7 件)
査読付き口頭発表論文数 (印刷物を含む)	1 3 件 (1 0 件)
その他の誌上発表数	0 件 (0 件)
口 頭 発 表 数	1 0 8 件 (9 件)
特 許 出 願 数	0 件 (0 件)
特 許 取 得 数	0 件 (0 件)
国 際 標 準 提 案 数	0 件 (0 件)
国 際 標 準 獲 得 数	0 件 (0 件)
受 賞 数	4 件 (2 件)
報 道 発 表 数	1 件 (0 件)
報 道 掲 載 数	0 件 (0 件)

注 1 : 各々の件数は国内分と海外分の合計値を記入。(括弧)内は、その内海外分のみを再掲。

注 2 : 「査読付き誌上発表論文数」には、定期的に刊行される論文誌や学会誌等、査読 (peer-review (論文投稿先の学会等で選出された当該分野の専門家である査読員により、当該論文の採録又は入選等の可否が新規性、信頼性、論理性等の観点より判定されたもの)) のある出版物に掲載された論文等 (Nature、Science、IEEE Transactions、電子情報通信学会論文誌等および査読のある小論文、研究速報、レター等を含む) を計上する。

注3：「査読付き口頭発表論文数（印刷物を含む）」には、学会の大会や研究会、国際会議等における口頭発表あるいはポスター発表のための査読のある資料集（電子媒体含む）に掲載された論文等（ICC、ECOC、OFC など、Conference、Workshop、Symposium 等での proceedings に掲載された論文形式のものなどとする。ただし、発表用のスライドなどは含まない。）を計上する。なお、口頭発表あるいはポスター発表のための査読のない資料集に掲載された論文等（電子情報通信学会技術研究報告など）は、「口頭発表数」に分類する。

注4：「その他の誌上発表数」には、専門誌、業界誌、機関誌等、査読のない出版物に掲載された記事等（査読の有無に関わらず企業、公的研究機関及び大学等における紀要論文や技報を含む）を計上する。

注5：PCT 国際出願については出願を行った時点で、海外分1件として記入。（何カ国への出願でも1件として計上）。また、国内段階に移行した時点で、移行した国数分を計上。

注6：同一の論文等は複数項目に計上しないこと。例えば、同一の論文等を「査読付き口頭発表論文数（印刷物を含む）」および「口頭発表数」のそれぞれに計上しないこと。ただし、学会の大会や研究会、国際会議等で口頭発表を行ったのち、当該学会より推奨を受ける等により、改めて査読が行われて論文等に掲載された場合は除く。