

未知を知る確率的 AI チップの開発

研究代表者：横浜国立大学 島 圭介

【基本構想】

深層学習が牽引する第三次人工知能 (AI) ブームが到来し、めざましい進展を見せている。しかし、必ずしも AI は万能ではなく、対象の問題に適切かつ十分な設備や費用を投入し、AI を正しく学習させなければ想定した成果が出せない。また近年では AI が出力する結果の信頼性・妥当性・説明性が問題視され、高性能な AI 技術が身近な日常生活に十分に普及・定着しているとは言い難い。この背景には、従来の AI が学習時に想定していない未知の対象を“知らない”と理解できないという根本的な問題や、通信環境や装置の制約によって人間支援ロボットなどのハードウェアへの AI モデルの搭載が難しいという課題などが存在する。本プロジェクトでは未知事象の推定と自律的な AI 構造の再構築機能を有する新しい確率型 AI チップを創生することで、これらの問題解決を目指している。本稿では令和 5 年度の成果として、未知を知る AI の理論拡張、ならびに応用事例について検討した内容について報告する。

1. 研究目的

深層学習が牽引する第三次人工知能 (AI) ブームが到来し、めざましい進展を見せている。しかしながら、必ずしも AI は万能ではなく、対象の問題に適切かつ十分な設備や費用を投入し、AI を正しく学習させなければ想定した成果が出せない。これは、現行の AI のほとんどが単純な演算素子を多段 (深層) に組み合わせたモデルを基本としており、近年の IT 技術の高性能化に伴って容易に得られる大量のデータを、強力かつ高価な GPU (画像処理装置) を用いて学習させることで高い認識精度を実現していることに起因する。また近年では AI が出力する結果の信頼性・妥当性・説明性が問題視され、科学技術振興機構 (文部科学省) 戦略事業の令和 2 年度戦略目標に「信頼される AI」が策定されるなど、AI システムの限界を克服する新技術が求められている。

このような現状においては、ヒトの判断能力を超えるような高性能な AI 技術が身近な日常生活に十分に普及・定着しているとは言い難い。その背景には、従来の AI が①学習時に対象としていた問題しか取り扱うことができず、未知の対象を“知らない”と理解できないという根本的な問題がある。また、②数学的に表現された実空間の学習・識別モデルを人間支援ロボットなどのハードウェアに搭載することが困難な現状も存在する。つまり、ロボットや医療機器、検査装置などに AI 技術を導入する際には、通信環境や装置の制約 (使用できる回路の制約や実時間内で計算処理を終える必要があるなどの時間的制約) から、比較的簡単な学習モデルや近似モデルを用いるしかなく、理論的に構築された識別能力を十分に適用できないという大きな矛盾がある。

発展がめざましい深層学習などの高性能な AI 技術を社会に普及させるためには、人から発生する生体信号や人が取り扱う対象などの確率的な振る舞いをする認識対象に

対し、①学習していない未知の対象を“知らない”と AI 自身が高精度に認識できる新しい革新的なアイデアと、ベイズ推論に基づいて AI の判断の根拠・信頼性・妥当性を議論/検討し、AI そのものの構造を動的に変化できる基盤を整えること、さらにモデルに基づいて様々な対象に組み込み可能な②小型・高速な AI チップの実現が必要不可欠である。本研究では、AI を独自の確率モデルを用いて高性能化することにより、未知の事象の推定と自律的な AI 構造の再構築機能を有する新しい確率型 AI チップを創生することによってベイズ推論を進化させ、これらの問題解決を目指す。

本稿ではこれらの取り組みのうち、令和 5 年度に実現した未知を知る AI に関する基礎理論の拡張、および応用事例について報告する。

2. 研究成果

2.1. 近似 GMM 型“未知”推定ニューラルネットの開発と五指駆動型筋電義手の制御への応用

昨年度までに本研究では FPGA に実装可能な近似 GMM 型未知推定ニューラルネットを提案し、前向き演算 (推論) 部分の実装に成功していた。ただし、未知推定ニューラルネットが内包する確率モデルのパラメータについては事前に獲得しておく必要があり (例: 別の PC を使用した事前の学習を実施)、オンボードでの学習を実現できていなかった。未知 AI を産業・医療・福祉分野で活用するためには、現場での学習 (エッジコンピューティング) が必要不可欠であり、本研究では FPGA 上で実施可能な誤差逆伝搬法、および k -means 法による初期値設定法の実装に取り組んだ。

未知 AI の学習では、各学習サンプルに One-hot ベクトル (所属クラスに 1, その他のクラスに 0 を割り当てた離散的ベクトル) で表現される教師ラベルが与えられる。提案法では未知 AI 出力と教師ラベル間の推定誤差を、近似

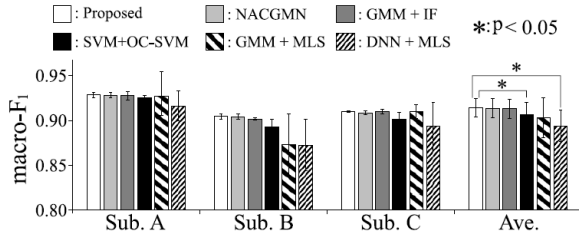


図 2-1 (a) 比較手法との分類精度比較結果

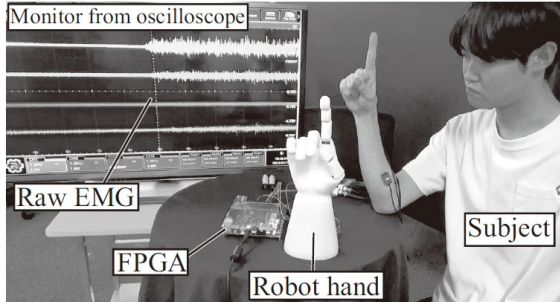


図 2-1 (b) 筋電義手制御用インタフェースの実装例

対数関数を導入した近似交差エントロピーによって定義することで、FPGA 上での高速な誤差逆伝搬法の実行を可能にした。また、未知 AI は確率モデル（正規分布や余事象分布）を内包する特殊なネットワーク構造の影響で、ネットワークの重み係数をランダムに初期化することができない。従来では学習データの簡易構造を取得可能な k -means 法による初期値設定法を適用していたが、 k -means 法をそのまま FPGA 上で実行することは困難である。そこで、提案法ではクラスターの等分散性を仮定した制約付き k -means 法を実装し、演算コストおよび使用リソースを低減した初期値設定を実現した。さらに、提案法を利用した筋電義手制御用のマンマシンインタフェースの制作にも取り組んだ。

実験では筋電位 (EMG) 信号を利用した前腕動作識別を実施し、五指駆動型ロボットハンドの制御に応用可能であることを確認した。図 1-1 (a)には被験者ごとの分類精度の比較結果を示し、図 1-1 (b)には筋電義手制御用インタフェースの実装例を示す。提案システムで使用する FPGA にも実装可能な簡易なオープンセット認識手法との分類精度比較では、提案法は優れた分類精度を発揮し、現場でも使用可能な高速な学習が実現できることが示された。

2.2. 時系列データに応用可能な“未知”推定ニューラルネットワークとその応用

2.2.1. 適応的遷移確率を導入した隠れマルコフモデルを有する未知推定確率ニューラルネットワーク

時系列データに対するパターン識別手法は数多く提案されているが、それらは分類に用いる特徴量の性質によって、各時刻のデータに対して分類を行う静的な識別器と、任意の区間におけるデータの時間変化を考慮可能な識別器の 2 つに大別することができる。一般的に後者の時系列型識別器の方が高い識別性能を有することが広く知られている一方、従来の未知を知る AI は時系列情報を考慮できない静的な識別手法として設計されている。時系列データに対する識別精度向上を実現するためには、データの時

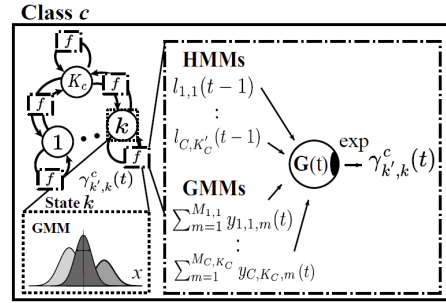


図 2-2 (a) GMM を有する A-HMM の例

間変化を考慮可能な未知を知る AI の改良モデルが必要となる。そこで、本研究ではデータの時間変化を表現可能な確率モデルの 1 つである確率隠れマルコフモデル (HMM) に着目し、適応的遷移確率を有した HMM に基づく未知推定確率リカレントニューラルネットワークを提案する。

提案法では、従来の HMM の状態遷移構造を改良した適応的遷移確率を有する HMM (図 2-2 (a)) を開発した。適応的遷移確率では HMM が有する状態遷移確率を時間関数として定義することで、時間経過に伴う時系列データの固有の変動に対し、遷移確率を適応的に変化させることができるという特色を有する。状態遷移確率が固定されている従来の HMM より、提案する新しい A-HMM はより柔軟な時系列変化をモデル化でき、分類精度の向上を可能にする。未知クラスの分類を実現するために、提案法では混合正規分布 (GMM) を有する A-HMM と混合余事象分布 (CGMM) を有する A-HMM のモデルパラメータを求める必要がある。そこで、提案した HMM の確率演算をニューラルネットワーク構造に展開したりカレント型の確率ニューラルネットワークを構築し、誤差逆伝播法を介した学習が可能になることで高精度かつ高信頼な識別器を実現できる。

提案法の検証は、①未知クラスの分類を含まないネットワーク構造において学習対象クラスにおいて分類精度向上が可能か確認し、②未知クラスの分類を導入した未知 AI への拡張が可能か確認する二段階で実施した。

検証①では、EMG 信号のオープンデータセット (IEE-EMG Dataset [1]) を利用した際の検証結果について述べる。提案法の検証では 8 種類の指動作、4 種類の手首動作、計 12 動作 (M0 - 12) を分類対象動作とし、提供されている全 EMG 信号から抽出した 10 チャネル分の EMG 信号を利用し手指動作の分類を行った。また、学習時に一部のクラス (M1, 3, 5, 7, 9, 11) で学習サンプルを削減した場合 (不均衡データ問題) での有効性を検証した。図 2-2 (b)に不均衡データを扱った場合の各動作の分類精度を示す。この結果では、遷移確率が固定される従来の確率ニューラルネットワーク (RLLGMN) [3]と近年よく利用される LSTM [4], GRU [5]が比較対象となっており、提案法は従来法に比べ高い分類精度を記録していることが確認できる。さらに、不均衡データに対しても十分な耐性を有していることが確認でき、提案法の有用性を示すことができた。

次に、検証②では CGMM を有する A-HMM を追加し、未知クラスを考慮した分類を行った場合の提案法の分類精度を検証した。検証に使用したデータは Motion Sense

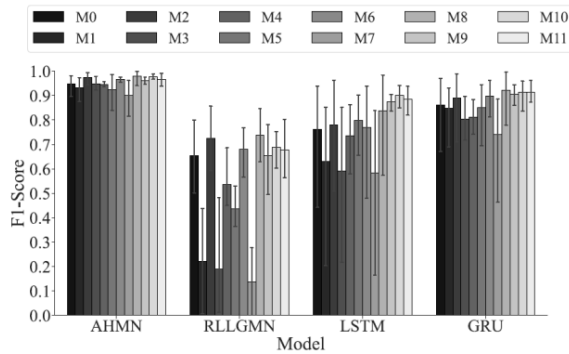


図 2-2 (b) 不均衡データを扱った場合の分類精度比較

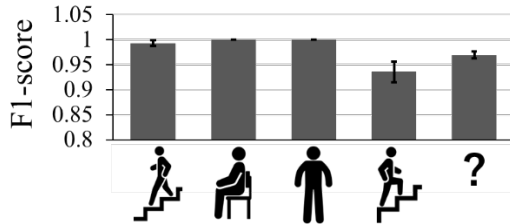


図 2-2 (c) 学習対象動作を変更した際の各ケースにおける行動分類精度 (歩行&ジョギングが未知の場合)

Dataset [2]で、歩行や階段の昇降時の加速度データが記録されている。具体的にこのデータセットでは、歩行、ジョギング、階段の昇降、立位、座位、計 6 種類の行動を行った際のスマートフォンの 3 次元姿勢、重力加速度、回転率、加速度 (計 12 次元の時系列データ) が与えられている。提案法の検証では 12 次元のデータをそのまま使用し (前処理なし)、6 種類の中から 4 種類の行動を学習対象に、残りの 2 種類を未知行動として扱った。歩行とジョギングを未知動作として扱った場合の検証の結果を図 2-2 (c) に示す。実験結果では階段の上り動作に対する分類精度が若干低下しているものの、未知動作を含む全動作を高精度に分類できており、提案法によって時系列データに対するオープンセット認識が可能になったことが示された。

2.2.2. 未知 AI の産業分野への応用：切削加工における加工面粗さ推定

近年の機械学習分野の急激な発展に伴って、産業分野では生産性向上や高品位化を目的として AI を活用した製造工程の自動化が積極的に進められている。一方、人の手を必要とする加工工程も依然として存在しており、切削加工はその一例である。任意の被削材に対して切削加工を行う際、より滑らかな加工面を実現するために加工条件を適切に設定することが求められる。ただし、加工条件設定に十分な経験が必要であり、加工条件の適応的調整には加工中の面粗さの自動的評価法が求められている。様々な推定手法が既に提案されている一方、判別に有効な周波数特徴の選択が難しい点や加工装置の制御へ応用する場合にはより短い判定間隔を実現する必要がある点などが新たな課題として明らかになった。また、学習サンプルとして作成した被削材へのラベル付けが煩雑で、必要な学習サンプルの種類をより少なく、被削材の長さをより短くすることも非常に重要な課題である。

本研究では未知 AI を加工面粗さ判別問題へ適用し、その有効性について検討した。提案法では正常な加工面のデー

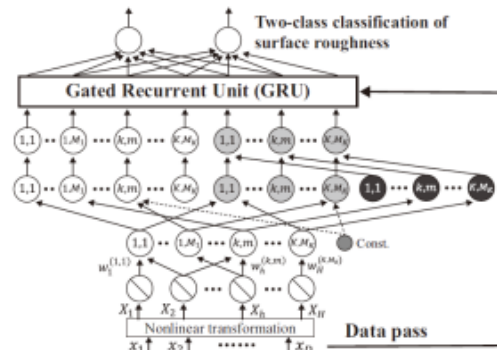


図 2-2 (d) 提案法のネットワーク構造

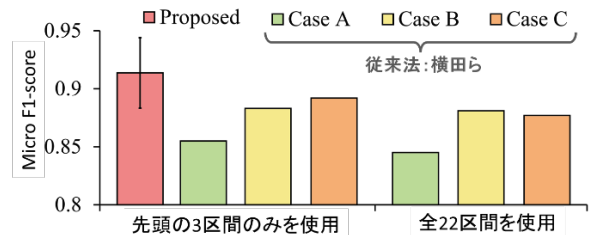


図 2-2 (e) 提案法と従来手法の判別精度比較 (Case A: 加速度特徴のみ, Case B: 加速度+切削条件, Case C: 加速度+切削条件+工具条件)

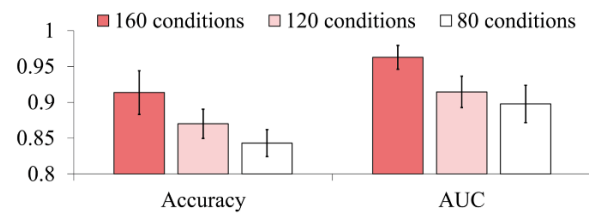


図 2-2 (f) 学習時に含まれる加工条件の影響 (提案法)

データを正規分布で、粗い加工面のデータを余事象分布でモデル化することを考える。また、今回の判別タスクでは時系列データに対する異常度を評価できるようにするため、未知 AI の後段に Gated Recurrent Unit (GRU) [5] を導入し、未知 AI から得られる対数尤度と生データの時間変化から面粗さを推定した (図 2-2 (d))。未知 AI には前処理を行ったエンドミルの主軸加速度 (3 次元)、切削抵抗 (3 次元) のみを入力とし、提案法では煩雑な特徴抽出処理は必要なく、面粗さ推定に必要な時系列長を従来法より大幅に短くできるという特徴を有する。

実験では様々な加工条件で切削加工された 200 種類のサンプルに対して面粗さ判別を行い、提案法と従来法 [6] の分類精度を比較した。学習・評価に使用できるデータは、100 mm の被削体の内、加工の最初と最後の 6 mm を除いた 94mm 分を抽出したものであり、94 mm を 22 分割した各区間 (1 区間 4 mm) に面粗さの 2 値ラベルが 1 つ与えられている。従来法では 4 mm ごとに面粗さの分類を行っている一方、提案法では 1 mm ごとに分類を行うため、区間内のラベルを複製し、アップサンプリングして学習および評価に用いた。また、学習用データセットを構築する際には 200 種類存在する加工条件の中からランダムに選択し、選択する個数を変更した 3 つの条件 (160 個, 120 個, 80 個) を設けた。学習用データセットに含まれる加工条件が評価用データセットには含まれないものとした。

また、先行研究では加工条件における全区間（22 区間）を学習に使用しているが、本研究では先頭の 3 区間（6-18 mm の区間）のみを抽出し、学習に使用した。

まず、図 2-2 (e)に先頭の 3 区間のみを学習に利用した場合の提案法、従来法、および全 22 区間を学習に使用した場合の従来法の micro-F1 スコア (Accuracy) を示す。提案法の識別精度は工具情報までを追加した条件 C に匹敵する識別精度を記録しており、従来法より短い区間、特徴抽出処理なしに従来法と同等かそれ以上の判別性能を発揮できることが示された。また、これらの結果では学習に使用する区間数によって分類精度が変化しないことが推察され、学習用の切削加工サンプルを作成する際に被削材の長さを従来より大幅に短くできる可能性が示された。

次に、学習に使用する切削条件を減らした場合の提案法の micro-F1 スコア、および AUC (Area Under the ROC) を図 2-2 (f) に示す。この結果から、学習に利用できる条件数が少なくなればなるほど判別性能が低下しており、学習用データセットに含まれる加工条件の多様性が判別精度向上に大きく寄与することが示唆される。ただし、学習に使用する切削条件を 80 種類まで絞った場合にも 0.9 程度の AUC を記録しており、少ない学習データからも高精度な面粗さ判定を実現可能であることが示された。

2.3. 無限混合正規分布を内包する未知ニューラルネットワークの教師なし学習法の高速化

本節では未知を知る AI が運用され、未学習クラスのサンプルが十分に集まった後の処理について考える。パターン識別問題においては学習時に想定しない未学習クラスのサンプルは異常値として扱われ、未学習クラスを分類できる異常検知手法は数多く存在する。一方、それらの手法では異常を検知のみで異常値の特徴やデータ構造など未学習クラスに関する情報は一切得られないという問題が存在する。未知を知る AI のような異常検知を病症の診断支援や機器の故障検知に応用する場合、異常値に関する情報にも関心があり、未学習クラスの内部構造推定は実運用上、必要不可欠となる。本研究では未学習クラスの内部構造の解析だけ留まらず、異常値の情報を自動的に獲得し、進化する“未知を知る AI”を実現する。

昨年度はディリクレ過程混合正規分布 (DPGMM) [Gorur ら, 2010 年]を利用した未知クラスの内部構造推定、および推定結果を未知 AI に反映するための分類対象とするクラスを追加/削除する方法論の確立を行った。実験結果からその有効性が示されたものの、実行時間の遅さが課題となっており、本年度では学習アルゴリズムの高速化、およびさらなる精度検証を実施した。

DPGMM の確率演算において冗長な部分として、パラメータをサンプリング (学習) した際に発生する評価値の算出部分が挙げられる。この評価値算出部では、新しく得られたパラメータを使用し、学習データ全体に対する尤度計算が行われる。この尤度計算には混合余事象分布 (GMM) の複雑な逆行列演算が含まれており、1 サンプルに対して数万回行われる尤度計算を簡略化できれば、実行速度の高速化に寄与できると考えた。提案法では IGMM 部分につ

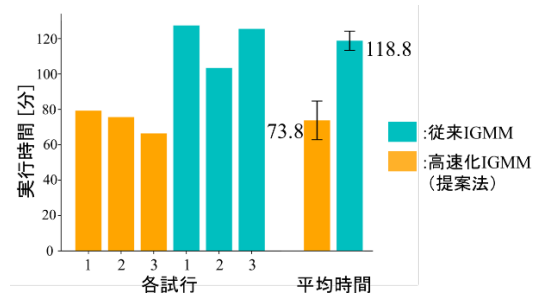


図 2-3 (a) 提案法と従来法の実行速度の比較結果

いても未知 AI と同様に対数線形化[Tsuji ら, 2000 年]を適用し、ネットワークの重み係数を直接サンプリングする形に変更することで劇的な高速化を実現した。

実験では GMM から生成した人工データを利用し、検証を行った。学習データには 4 つの学習対象クラスが含まれ、各クラスに対して 100 点のデータが含まれているものとした。CPU: Intel Core i7-8700 (3.20GHz) , RAM: DDR4 2666MHz を搭載した汎用 PC において、従来の IGMM と改良した IGMM を実行した際の実行速度を図 2-3 (a) に示す。この結果から、提案法によって約 1.6 倍の高速化を実現できたことが確認できる。また、IGMM における集中度 α のサンプリング部分のプログラムを最適化済みの別プログラムに差し替えたところ、さらなる高速化の兆しが確認でき、現場で運用可能な速度まで達せられるよう今後も継続的に検討を進めていく。

3. まとめと今後の展望

昨年度は、我々の研究グループで培ってきた学習時に想定しない未知事象を考慮できる“未知を知る AI”を発展させた基礎理論の提案、および適用事例の創出に取り組み、①ハードウェア実装された未知 AI によるマンマシンインタフェース制御、②時系列データに応用可能な未知 AI の拡張理論構築と加工面粗さ推定への応用、③未知 AI の教師なし学習法の高速化を実現した。

今後はハードウェア制約も考慮した学習・最適化アルゴリズムを確立することを目指し、医療・福祉・産業分野での実用化を指向した実証実験にも取り組んでいく。

【参考文献】

- [1] V. H. Cene *et al.*, “Open Database for Accurate Upper-Limb Intent Detection Using Electromyography and Reliable Extreme Learning Machines,” *Sensors*, 19–8, 1864 (2019).
- [2] M. Mohammad *et al.*, “Mobile Sensor Data Anonymization,” *Proceedings of the International Conference on Internet of Things Design and Implementation*, pp. 49–58 (2019).
- [3] T. Tsuji *et al.*, “A Recurrent Log-Linearized Gaussian Mixture Network,” *IEEE Trans. on neural networks*, VOL. 14, NO. 2, pp. 304-316 (2003).
- [4] H. Abrishami *et al.*, “Supervised ECG Interval Segmentation Using LSTM Neural Network,” *BIOCOMP*, pp. 71-77 (2018).
- [5] K. Cho *et al.*, “Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation,” *Proceedings of EMNLP 2014*, pp. 1724- (2014).
- [6] 横田知宏ら, “機械学習を用いたエンドミル加工のびびり振動判定”, 2022 年度砥粒加工学会学術講演会 (ABTEC2022) , pp. 345–346 (2022).

業績

【原著論文】

1. 柏木 僚太, 迎田 隆幸, 島 圭介, FPGA 実装を指向した未学習クラス推定混合ガウス型識別モデルと複合動作の識別, 計測自動制御学会論文集 (採択済み)

【口頭発表】

1. 川崎 弘貴, 迎田 隆幸, 島 圭介: 周波数特徴を抽出可能な畳込み層を有する深層確率ニューラルネットの提案, 第41回日本ロボット学会学術講演会, R.5年9月14日, 仙台国際センター
2. 迎田 隆幸, 島 圭介, 横田 知宏, 奥田 誠: 余事象分布を内包するリカレント確率ニューラルネットによるエンドミル加工面の面粗さ推定, 第31回インテリジェント・システム・シンポジウム, R.5年9月7日, 九州大学椎木講堂
※優秀論文賞受賞
3. 嘉山 敢太, 迎田 隆幸, 島 圭介: 適応的遷移確率を導入した混合正規分布内包型隠れマルコフモデルに基づくリカレント確率ニューラルネット, 第24回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 R.5年12月16日, 新潟コンベンションセンター
4. 堀松 壮吾, 竹中 健祐, 布野 大樹, 迎田 隆幸, 島 圭介: ロボットハンド制御を目的とした未学習クラス推定型複合動作識別法, 第29回ロボティクスシンポジウム, R.6年3月6日, カヌチャリゾートカヌチャベイホテル&ヴィラズ (沖縄県)
5. 迎田 隆幸, 嘉山 敢太, 島 圭介: 適応的遷移型HMMを内包するリカレント確率ニューラルネットによるオープンセット動作認識, 第29回ロボティクスシンポジウム, R.6年3月6日, カヌチャリゾートカヌチャベイホテル&ヴィラズ (沖縄県)
6. 南部 穰汰, 迎田 隆幸, 島 圭介: 対数線形化された無限混合正規分布に基づく未知クラス推定確率ニューラルネットの構造最適化, 情報処理学会 第86回全国大会, R.6年3月17日, 神奈川大学横浜キャンパス
7. Takayuki Mukaeda, Keisuke Shima: Open-set motion recognition and adaptive structural modification of classifiers based on clustering of unknown motions, 2023 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, R.5年10月4日, シェラトン ワイキキ (ハワイ州, アメリカ)
8. Ryota Kashiwagi, Takayuki Mukaeda, Keisuke Shima: FPGA Implementation of An Approximated Gaussian Mixture Open-Set Recognition Model Application to

Interface Control, 2024 IEEE International Conference on Control, Decision and Information Technologies (3月に投稿)

【特許】

- (1)国内特許出願 1件
- (2)国際特許出願 0件