

令和 6 年 5 月 27 日現在

機関番号：14401

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2021～2023

課題番号：21K11845

研究課題名（和文）IoT高度化のための階層的ベイズ学習・意思決定技術の開発

研究課題名（英文）Hierarchical decision-making techniques using Bayesian estimation for IoT systems

研究代表者

小南 大智 (Daichi, Kominami)

大阪大学・大学院情報科学研究科・助教

研究者番号：00709678

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 2,300,000円

研究成果の概要（和文）：近年では人の脳が行っている効率的な情報処理を説明する数理モデルが提案されている。脳がベイズ計算によってトップダウン型の意思決定を行う処理を模したベイジアンアトラクターモデルもその一つであり、本研究課題では、複数の端末がベイジアンアトラクターモデルに従い意思決定を行う際に、端末からの意思決定に関する情報を集約し、その統合を行う手法を提案した。この意思決定モデルでは複数の選択肢のうちいずれが最も確信できるのかを表現する事後確率密度を、観測値の信頼性に基づき統合するものであり、観測値のノイズに対して適応的な判断が行えることを確認した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

無線通信技術の発展やIoTの普及により、情報観測を行う機能を備えた多数の機器がネットワークを介して相互に接続するようになっている。機器からの観測情報を利用するには、観測情報に基づき適切な意思決定を行うことが重要となる。本研究課題では、観測情報の種類ごとに信頼性を計算し、信頼できる観測情報を重視して統合する意思決定手法を提案した。これにより、一部の観測値の誤りに耐性を備えた意思決定手法を構築した。

研究成果の概要（英文）：In recent years, mathematical models have been proposed to explain the efficient information processing performed by the human brain. The Bayesian attractor model, which imitates the top-down decision-making process by the brain using Bayesian estimation, is one such model. In this research project, I proposed methods to aggregate and integrate the decision-making information from multiple nodes when they make decisions according to the Bayesian attractor model. This integrated decision-making model is based on the Bayesian causal inference. This decision-making model integrates the posterior probability density, which expresses which of multiple alternatives is most plausible, based on the reliability of the observed values, and we confirmed that it can make adaptive decisions to noise in the observed values.

研究分野：情報ネットワーク

キーワード：ベイズ推論 意思決定 無線ネットワーク 集団的意思決定

1. 研究開始当初の背景

インターネットや移動体通信ネットワークが普及し、経済活動、社会活動、日常生活の社会基盤としてなくてはならないものとなっている。あらゆるものがインターネットを介して相互接続するとされる、Internet of Things (IoT) も、今後非常に重要な役割を果たすと考えられている。古くはユビキタスという単語に始まり、造語として生まれた IoT は、技術的には通信、コンピューティング、相互接続といった面に注目が集まっており、得られた情報の分析は比較的計算能力に余裕のあるクラウドあるいはエッジでの機械学習により処理されることが想定されている。分析の結果の活用に関しては、現状は人の手を介して行われているものの、完全自動運転技術の実現が望まれるように、いずれ IoT の進展によって、環境に溶け込んだ機器が、人の手を介さずに環境の認識・適切な行動の決定・行動の実行判断までを担うことで、人々が様々な恩恵を享受する未来が期待されている。近年ではこのような未来の実現を目指し、知性を持った IoT (Cognitive IoT) を目指す動きも見られるが、その具体化には至っていない。IoT がその潜在能力を発揮するためには様々な課題があるが、多種多様な情報源から得られる情報に基づき、それらがリソースの制約から時空間的に十分な粒度で得られず、様々な雑音が含まれる場合においても、可能な限り速くかつ正確な意思決定を行う技術を実現することが必要不可欠である。そこで、近年急速に進展している脳科学分野の研究成果にその解決を求め、人の脳が行っている効率的な情報処理の仕組みを応用する手法を提案する。

2. 研究の目的

今後ますますクリティカルな社会基盤となる、IoT (Internet of Things) における高度な意思決定を可能とする意思決定技術を確立する。そのためには、大規模なネットワークシステムを対象に、多種多様な観測情報を統合してリアルタイムに分析を行うことが必要となる。本研究課題では最新の脳科学の知見を用いることでこの問題を解決する。申請者がこれまでに応用に取り組んできた、人の脳が行っている効率的な情報処理を説明する数理モデルを拡張し、時空間的に不連続かつ多種多様な情報を統合する意思決定技術を開発する。

3. 研究の方法

人間の脳における情報認知が形成される過程においては、様々な感覚器からの入力情報を脳の中にある記憶と比較して意思決定を行いその結果を新たに記憶する、トップダウン型の情報処理が存在することが知られている。この情報処理がベイズ推論に基づいて説明できることが近年報告されている。その具体的なモデルの一つであるベイジアンアトラクターモデルでは、観測を繰り返すことで脳の意思決定状態を表す変数を更新し、その変数に基づき計算される「確信度」ベクトルのいずれかの要素がしきい値を超えたときに、観測した情報が事前に記憶した選択肢（しきい値を超えた要素の番号と対応する）に伴うものであると判断する。

申請者のこれまでの研究では、単一種類の情報に基づき算出される特徴量を用いた推定を対象として、ベイジアンアトラクターモデルを利用してきた。本研究課題では、初めに、ベイジアンアトラクターモデルを拡張し、多種多様な情報を統合可能なモデルとして定式化し、基礎的な意思決定アーキテクチャを確立する。その後、エンド端末とエッジ間で交換すべき情報を明らかにし、その統合方法を確立する課題に取り組む。

4. 研究成果

【ベイジアンアトラクターを用いた意思決定手法】

ベイジアンアトラクターモデル (BAM) は、脳におけるトップダウン型の情報認知をモデル化したものの一つである。BAM では、脳の内部状態を表す変数 (意思決定変数) が、既知のダイナミクスに従って更新される隠れ変数として定義される。BAM では脳の意思決定状態を確率変数 z で表現し、 z は K 個の安定点 ($\varphi_0, \dots, \varphi_{K-1}$) を持つ非線形ダイナミクスにより更新される。この安定点がアトラクターと呼ばれる。ある初期状態が与えられると、ノイズがない限り、以下の更新を繰り返すことで z はいずれかのアトラクターに引き込まれる。時刻 t における z (z_t) は以下の規則に従い計算される。

$$z_t = z_{t-\Delta} + \Delta g(z_{t-\Delta}) + \sqrt{\Delta} w_t$$

ここで、 z は K 次元のベクトルである。 Δ はダイナミクスの更新周期、 w_t は正規分布 N に従う乱数である。 $w_t \sim N(0, q^2/\Delta)$ であり、 q は生成モデルに含まれるプロセス誤差の大きさを表す。 g は winner-take-all network ダイナミクスであり以下の式で定義される。

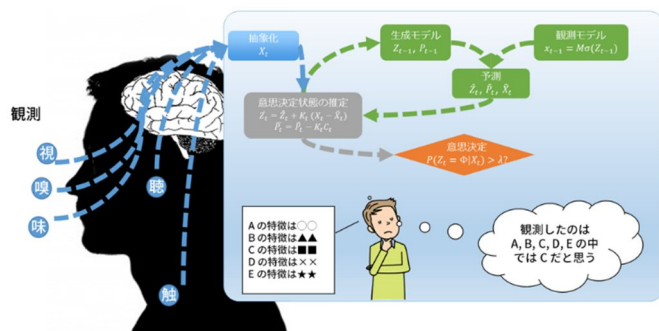
$$g(z) = k(L\sigma(z) + b^{lin}(\phi - z))$$

ここで、 k は更新のスケールを決定する定数である。また、 ϕ は K 次元のベクトルであり、すべての要素が同じ値 ϕ_g を持つ。 b^{lin} はベクトル z の自己要素への作用の大きさを表している。また、 $L = b^{lat}(I - 1)$ であり、 I は単位行列を、 1 は全要素が1の行列を表しており(いずれもサイズは $K \times K$)、 b^{lat} は他要素からの作用の大きさを表している。 σ はシグモイド関数であり z の各要素 z_i を0から1の範囲に変換する。 d は減衰特性を、 o は変曲点の位置を決定するパラメータである。 z は時間経過とともに、 K 個の要素のうち、一つだけが ϕ_g に、それ以外の要素は $-\phi_g$ に収束するようにパラメータが定められる。すなわち、 z のダイナミクスにおける K 個のアトラクターは、 i 番目の要素のみが ϕ_g であり、それ以外の要素が $-\phi_g$ である K 次元のベクトルにそれぞれ対応する ($i = 0, \dots, K - 1$)。BAM では、 z のそれぞれのアトラクターに、観測する対象 ($0_0, 0_1, \dots, 0_{K-1}$)が生成する特徴量 ($\mu_0, \mu_1, \dots, \mu_{K-1}$)を対応付ける。この対応付けは以下の式で表現される。

$$x_t = M\sigma(z_t) + v_t$$

$M = [\mu_0 \mu_1 \dots \mu_{K-1}]$ は、特徴量ベクトルを列挙した特徴量行列である。 μ は m 次元のベクトルであり、 M は $m \times K$ のサイズの行列となる。また、 v_t は正規分布 N に従う乱数である。ここで $v_t \sim N(0, r^2)$ であり、 r は計測の不確かさを表す。 x_t はこの観測モデルにより生成される。前述の通り、BAM は知覚した情報をもとに z の推定を行う。 z が i 番目のアトラクターの近くに推定されたときに、現在の事象が 0_i であると判断する。ここで、 z の推定については、Unscented カルマンフィルタ (UKF) を用いることで実現される。UKF によって、時刻 t における z の事後確率分布 $P(z_t | x_t)$ が得られ、各アトラクターの確率密度 $P(z_t = \phi_i | x_t)$ を計算することができる。この確率密度の値を、confidence (確信度)と呼ぶ。BAM は人の脳が行う意思決定を表現したモデルであるが、これを工学的に応用しようとしたのが「ゆらぎ学習」である。ゆらぎ学習では、認識対象である 0 の選定、 0 に対応する特徴量 μ の決定を行い、アトラクターに記憶させることで、観測情報に対して 0 の要素のいずれが生じているかという意思決定を行うことができる。ゆらぎ学習では少量のデータを用いた事前学習であっても動作可能であり、さらに、アトラクターに記憶する情報の追加、記憶した情報の削除や更新などを行うことでより精度を向上することが可能である。

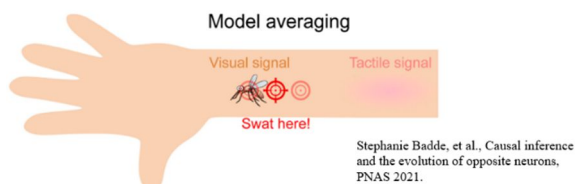
右の図はベイジアンアトラクターによる意思決定を表現したものである。感覚器より得た情報をもとに、ベイズ推定によって内部の意思決定変数 z を更新し、事前に記憶した5つの選択肢のうち、観測した情報がいずれにより生じたものかを決定している。



本研究課題では、認識対象である 0 を認識したい事象とし、 0 に応じて様々な種類のセンサーが観測を取得するモデルを定義する。この観測値のモデルはセンサーごとに異なる平均と分散が設定されるものとした。これにより、各センサーが得られる情報の種類が異なっても、事象 0 の要素のいずれが生じているのかを z によって判断することが可能となる。

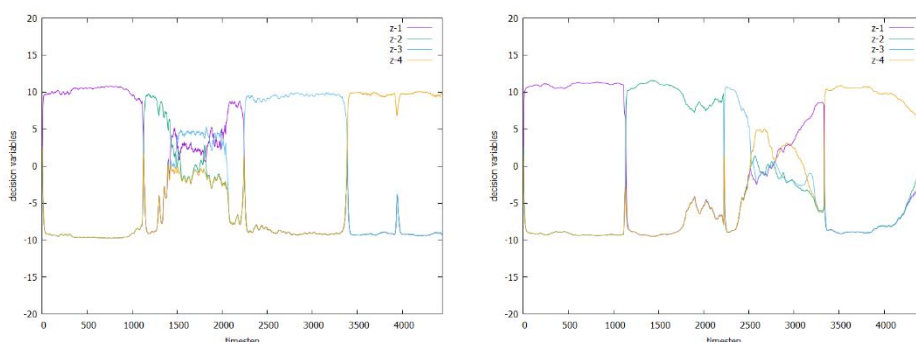
【ベイズ因果推論を用いた情報の統合】

ベイズ因果推論 (Bayesian Causal Inference (以下BCI)) によって、人の脳におけるマルチモーダルな認知を数理モデル表現した研究が近年行われている。右の図がその一例であり、腕を蚊に刺されたときに、視覚情報(左側の蚊)と触覚情報(右側の薄い赤色の部分)から、叩く場所を判断する様子を表している。視覚情報と触覚情報が同じ原因によるものだと判断しているとき、それぞれの情報によって判断した位置を統合した出力が行われる(薄い赤色の円)。その後、視覚と触覚果たして同じ原因によるものなのかを推測(causal inference)し、最終的な認知結果を出力する(model average、左側の赤色の円)。BCIは、2つの入力刺激が同じ刺激源から出たものであるかどうかを確率的に識別し、その確率をもとにそれぞれの入力刺激を統合する数学モデルである。

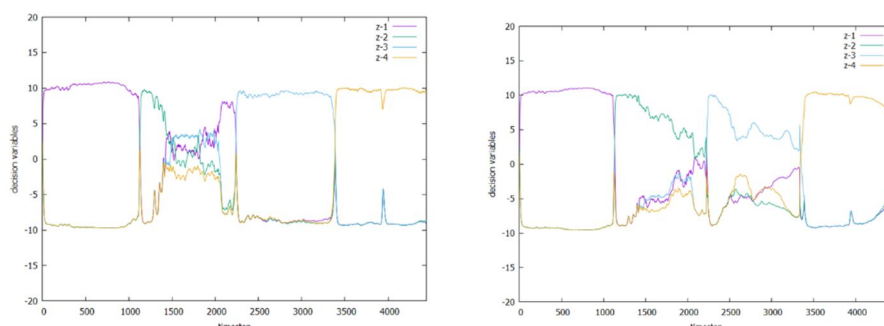


本研究課題では、BCIを活用したベジアンアトラクターモデルによる意思決定状態の統合手法を提案した。本研究課題においては、BCIによって、ベジアンアトラクターモデルの意思決定変数 z の統合を行う。認識対象である o を全端末で共通であることを想定しており、その際の z の構造はすべての端末で共通である。端末の持つ意思決定変数を収集し、統合することにより、多数の意見を尊重しつつも、観測情報の信頼度が高く、確信を強く持っている端末の情報を重視することができる。信頼度は、BAMにおける z の推定結果として導出される、 z の分散共分散行列を利用する。BAMにおいては観測値のモデルとしてその確からしさを表すパラメータ r を事前に設定するが、実際の観測値のノイズが r を用いたモデルよりも大きいほど、分散共分散行列の固有値が増加する点に着目した。この値を信頼度と定義して統合の際の重みに使用し、統合を行う。

【統合による推定精度の向上】



左の図では128次元の観測情報に基づき o_1 から o_4 のいずれの事象であるのかを推定しており、右の図では3次元の観測情報に基づき o_1 から o_4 のいずれの事象であるのかを推定している。これらの認識結果の統合を行ったのが以下の図である。観測は1000ステップごとに事象 o_1 から o_4 に対応する値を獲得しており、左の図では1000~2000ステップにおいてノイズが大きく混入され、右の図では2000~3000ステップにおいてノイズが大きく混入される。



信頼度を利用しない際の統合結果が左の図であり、信頼度を利用した重み付けを行った結果が右の図である。信頼度を使用しない左図では128次元の情報から推定した結果のみを重視したものとなっており、認識精度がほとんど変化しない結果となった。一方で右の図では多くの時間ステップにおいて正しい認識結果を出力することができた。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計0件

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

オープンソースプログラムの公開 (bayesian-attractor-model-python-cpp-)
<https://github.com/d-kominami/bayesian-attractor-model-python-cpp->

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

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