

令和元年6月25日現在

機関番号：56301

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2017～2018

課題番号：17K12762

研究課題名(和文) スパース近似モデルを用いたマルチモーダルセンサ情報に基づく実時間環境認識法の開発

研究課題名(英文) Development of Realtime Environment Recognition Method Based on Multimodal Sensor Information using Sparse Approximation Model

研究代表者

田中 大介(Tanaka, Daisuke)

新居浜工業高等専門学校・電子制御工学科・助教

研究者番号：70782613

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,100,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では、視覚・触覚・聴覚など様々なセンサ情報を組み合わせたマルチモーダルセンサ情報を用いた環境認識法を開発した。これを実現するために、マルチモーダルセンサ情報からの認識に有用な特徴抽出法をまず検討し、その特徴抽出とモデリングとを同時に行うことで精度の高いモデルを学習するモデル学習法も提案した。また認識を行う際の探索行動設計時に必要なロボットの動作教示について、実機ロボットの摩擦等を気にせず教示可能なシステムも構築した。これらの組み合わせにより、ヒューマノイドロボットのようなマルチモーダルセンサが搭載されたロボットによる環境認識を達成するための一手法が構築できた。

研究成果の学術的意義や社会的意義

近年様々なセンサが容易に手に入るようになり、様々なメカトロニクスシステムには多種多様なセンサが搭載されるようになってきている。またそれらのセンサデータから得られる情報を基にしてそのシステムが動作する環境を認識し、その中で適切な動作を生成し稼働していく必要がある。本研究ではヒューマノイドロボットに搭載されている視覚・触覚・聴覚のような様々なセンサ情報を用いて効率的に認識を行う手法を検討した。しかし、提案法の要素技術はロボットに限らず様々なシステムに要素技術が応用可能であり、今後工場等で導入が進むIoT等で得られるデータを用いて、様々な対象の認識を可能にすると考えられる。

研究成果の概要(英文)：An environment recognition method based on multimodal sensor information such as visual, tactile, and auditory information is developed. To implement this system, firstly, a feature extraction method is considered. The method extracts informative sensor information (features) for recognition to reduce computation costs. Then, an observation model learning method is investigated. It extracts the features and learns the model simultaneously to make the model more accurate. We also develop a robot-teaching system which enables us to plan the exploratory actions for recognition without concern about wear. As a result, a method to achieve the environment recognition by a robot that is installed multimodal sensors such as humanoid robots is constructed.

研究分野：知能ロボティクス

キーワード：環境認識 ガウス過程回帰モデル 変分自己符号化器 マルチモーダルセンサ 特徴抽出 ヒューマノイドロボット

様式 C-19、F-19-1、Z-19、CK-19（共通）

1. 研究開始当初の背景

近年、視覚・触覚・聴覚など様々なセンサが実用化され、これらのセンサを組み合わせた『マルチモーダルセンサ』がロボットに搭載され始めている。視覚情報は環境光の条件、聴覚情報は周辺の雑音、触覚情報は物体の大きさや状態に影響を受けるが、これら全てのセンサ情報を同時かつ相補的に用いることができれば、多様な状況でも頑健かつ高精度な環境認識が期待できる。

環境認識は既得の情報から得た環境の推定値（確率分布であり、認識の不確実性も表す。以降“信念”と表現）を基にして、例えば以下の手順で達成される。

- センサ情報を得るための探索行動を対象に実行
- 得られたセンサ情報を基に信念を更新
- 次の探索行動を実行し、信念の更新を繰り返す

信念の更新には、環境・探索行動・センサ情報を結ぶ観測モデルが必要となる。これは『任意の環境に対して任意の探索行動を取った場合に、どのようなセンサデータが得られるか』という関係を表した数理モデルであり、研究代表者はこれまで触覚情報を用いた場合の観測モデル構築と、このモデルを用いた環境認識法に取り組んできた。また、この観測モデルを用いることで、信念の更新に有益な探索行動設計（認識の不確実性を最も減らす行動設計）が可能となり、従来研究での報告にもある通り最短で認識を達成することが可能となることが示されている。

しかし、これらのアプローチでは、マルチモーダルセンサ情報をそれぞれのモダリティ別に処理し利用している。すなわち、ロボットの各センサ情報は同時に計測可能であるにもかかわらず、各センサに特化した探索行動を計画・実行する必要があるため、各センサデータを環境認識に相補的に利用できていない。この理由として、マルチモーダルセンサ情報から得られる情報が膨大で、すべての情報を用いた信念の更新が実時間では困難であることが挙げられる。これにより、現状ではセンサデータを何度も得る必要があり、認識に時間がかかっている。

2. 研究の目的

そこで本研究では、マルチモーダルセンサが搭載されたロボットにとって有効な環境認識法を実現するために、スパース近似モデルの一つである、変分スパースガウス過程回帰モデルを用いた観測モデル構築法を提案する。この手法が実現できれば、低い計算量ですべてのセンサ情報を相補的に用いることができるため、効率的な信念の更新が可能となり、最小限の時間で環境認識を達成することができる。

3. 研究の方法

本研究での目的を達成するため、以下の点について研究を行った。

(1) マルチモーダルセンサ情報の前処理法

マルチモーダルセンサ情報をそのままモデリングすると、そのセンサ情報の膨大さ故実用的な計算時間にならない可能性がある。そのため、あらかじめマルチモーダルセンサ情報から認識に有用な形で特徴抽出を行う方法を検討した。

(2) 前処理したセンサ情報を用いたモデリング

前処理により得られたセンサの特徴量をそのままモデリングすると、その特徴量はモデリングに適していない可能性がある。これを解決するために、特徴抽出とモデリングとを同時に行う方法を検討した。

(3) 探索行動を設計するためのロボットの動作生成法

得られた観測モデルを基にして探索行動を設計する際には、人手で予め規範となる行動を与え、それを基に最適な行動を生成することで、ヒューマノイドロボットなど自由度の高いロボットでの動作生成が容易になる。構築した観測モデルを有効利用するため、実機を必要としない動作の直接教示法を検討した。

4. 研究成果

(1) マルチモーダルセンサ情報の前処理法

マルチモーダルセンサ情報から低次元の特徴量を得るため、変分自己符号化器（VAE, Variational Autoencoder）を再帰型にしたVRAE（Variational Recurrent Autoencoder）を用いた特徴抽出・統合法を検討した。提案手法の概略図を図1に示す。

提案法は、各モダリティの統合と時系列データの特徴抽出を行うためにVRAEを用いている。一般的にVRAEに基づいているVAEは教師なし学習である。本研究ではどの物体からの情報であるかの教師データが存在するため、教師あり学習に拡張するためSuzukiらにより提案されたJMVAE（Joint Multimodal Variational Autoencoder）をベースに拡張した。

本手法の有効性を、抽出した特徴ベクトルによりSVMを用いた多クラス分類を行い確認した。実機ロボット（図2）を用いて得られた音情報と行動情報から得た特徴量を、SVMを用いて分類したところ、提案法により識別率が向上することが確認できた。これらの実験を通して、本手法により、マルチモーダルセンサ情報から認識に有益な特徴が抽出できていることが確認できた。

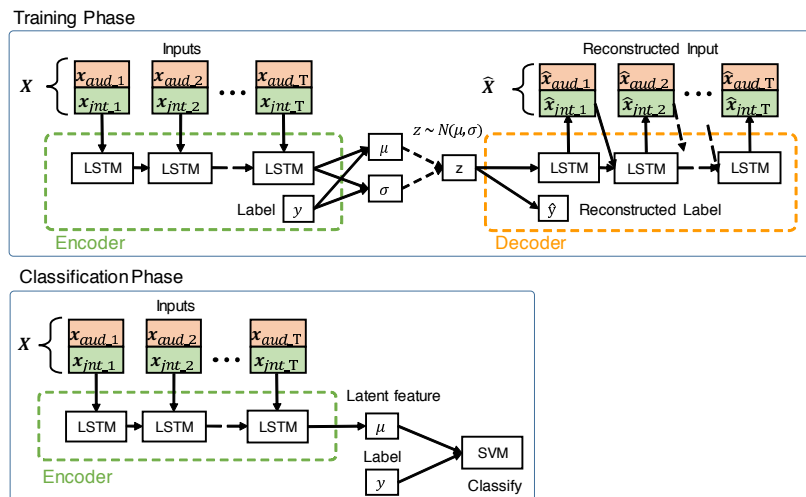


図 1: 特徴抽出法の全体概要

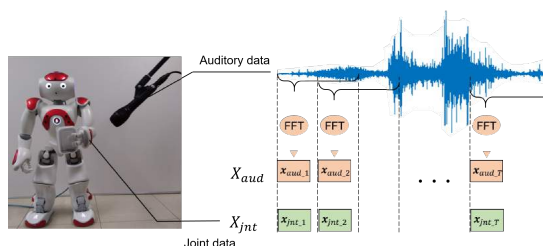


図 2: 特徴抽出法の有効性を確認する実験

(2) 前処理したセンサ情報を用いたモデリング

得られた特徴量を用いてガウス過程回帰モデルを学習する方法を検討した。得られた特徴量をそのまま用いてガウス過程回帰モデルの学習を行った場合、その特徴量はモデルにとって学習に適しているかどうかは不明である。モデルの正確さは信念の更新や行動設計に影響を及ぼすことから、高い精度が求められる。そのため、特徴抽出を前処理的に行うのではなく、特徴抽出とモデルの学習を同時に行う手法を検討した。提案法の概略図を図3に示す。提案法は特徴抽出に用いるニューラルネットワークの評価関数と、モデルの学習時に指標となる尤度関数との重み付き和を新たな評価関数として学習を行う。これにより、図4に示すように前処理的に特徴抽出を行う(図4右)よりも、提案法(図4中央)により、より精度の高いモデルが学習できたことを確認した。また、実機ロボットから得られた聴覚情報に対しても同様に高い精度でモデリングが達成されることを確認できた。

なお、本手法の検討においては、学習時の計算量の問題から通常のニューラルネットワークとガウス過程回帰モデルについて検討を行った。しかし、このフレームワークを用いて、先述の変分自己符号化器を基にした特徴抽出法とスパース近似モデルに入れ替えることで当初の目的は達成可能である。学習時の計算量削減の方法については引き続き検討を行っていく。

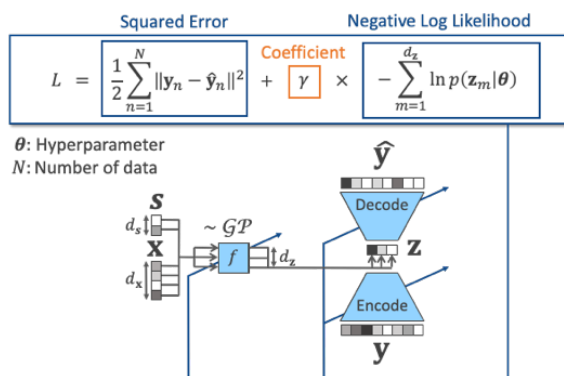


図 3: モデル学習法の概略図

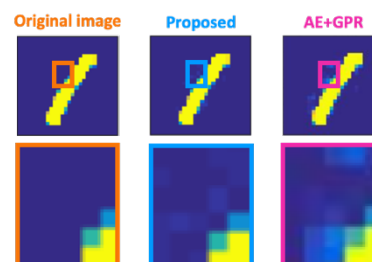


図 4: 画像データに対する学習結果

(3) 探索行動を設計するためのロボットの動作生成法

上記(1)と(2)の研究成果を組み合わせ、観測モデルが構築された後、実際に認識を行う場合には探索行動を設計する必要がある。この探索行動の設計を行う際に、予めロボットに規範となる行動を教示することで、設計時間を短縮することが可能となる。一方で、実機ロボットを用いてその教示を行う場合には、機械的な摩耗等の問題から繰り返し教示を行うことを避けることが望ましいと考えられる。そのため、効率的に教示を行うため、仮想現実 (VR, Virtual Reality) 空間上にロボットを再現し、そのロボットを用いて直接教示を行うシステムを構築した。システムの概要図を図5に示す。本システムはVRのインタフェースとしてUnityを用いて人の動作を取得し、得られた関節角度等の情報をGazebo上でシミュレートしているロボットに与えることで、実ダイナミクスに近い動作を教示する事が可能である。本手法で得られた関節角軌道をベースにして強化学習を実行し、動作生成が可能であることを確認した。

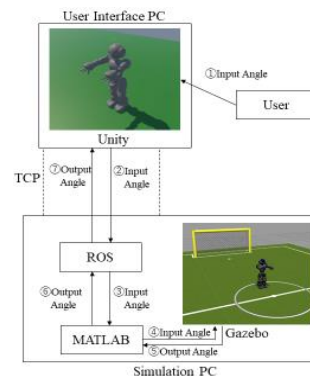


図5: 動作生成システムの概略図

5. 主な発表論文等

[学会発表] (計7件)

- ①徳久龍之介, 田中大介, 眞鍋知久: 仮想現実での直接教示によるロボットの動作獲得, 平成31年電気学会全国大会, 2019, 北海道
- ②林良優, 田中大介: Variational Recurrent Auto-Encoderを用いた音響・行動情報に基づく物体認識, 第19回計測自動制御学会インテグレーション部門講演会, 2018, 大阪
- ③徳久龍之介, 田中大介, 眞鍋知久: 仮想現実でロボットの動作教示を行う統合システムの基礎検討, 平成30年度計測自動制御学会四国支部学術講演会, 2018, 愛媛
- ④Tomoya Yamanokuchi, Ryoya Hayashi, Daisuke Tanaka: Dimensionality Reduction Method for Gaussian Process Regression and Its Application to Object Recognition Tasks, SICE Annual Conference 2018, 2018, Nara, Japan
- ⑤廣田一輝, 田中大介: CNNを用いた物体の硬さ推定, 平成29年度電気関係学会四国支部連合大会, 2017, 愛媛
- ⑥林良優, 田中大介: 音情報に基づく環境認識技術の開発, 平成29年度電気関係学会四国支部連合大会, 2017, 愛媛
- ⑦山之口智也, 田中大介: ガウス過程回帰のための次元削減法, 平成29年度電気関係学会四国支部連合大会, 2017, 愛媛

6. 研究組織

(1) 研究分担者

なし

(2) 研究協力者

研究協力者氏名: 林 良優

ローマ字氏名: (HAYASHI, ryoya)

研究協力者氏名: 山之口 智也

ローマ字氏名: (YAMANOKUCHI, tomoya)

研究協力者氏名: 徳久 龍之介

ローマ字氏名: (TOKUHISA, ryunosuke)

※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、研究者個人に帰属されます。