



機械学習における特徴抽出と分類に関する研究

宮本, 行庸

(Degree)

博士 (工学)

(Date of Degree)

2001-03-31

(Date of Publication)

2009-02-19

(Resource Type)

doctoral thesis

(Report Number)

甲2228

(URL)

<https://hdl.handle.net/20.500.14094/D1002228>

※ 当コンテンツは神戸大学の学術成果です。無断複製・不正使用等を禁じます。著作権法で認められている範囲内で、適切にご利用ください。



【249】

氏名・(本籍) 宮本 行庸 (兵庫県)

博士の専攻分野の名称 博士 (工学)

学位記番号 博い第197号

学位授与の要件 学位規則第4条第1項該当

学位授与の日付 平成13年3月31日

【学位論文題目】

機械学習における特徴抽出と分類に関する研究

審査委員

主査 教授 金田 悠紀夫

教授 田中 克己 教授 上原 邦昭

近年の急速な情報化社会の発展にともない、現実世界に多くの情報が氾濫している。これらの情報の中から、ある事象と別の事象が類似しており、概念的に同じであると判断することは非常に困難である。また、これらの要求は、なるべく人間の手を介さないで、自動的に達成されることが望ましい。人工知能の研究はこれらの要求を実現可能であり、とりわけ機械学習は事例をもとに複雑な情報を体系化することを目的とした研究分野である。

機械学習においては、事例を表現するための特徴がその学習精度を大きく左右する。また、機械学習の技術は計算機上に実装されるため、現実世界の事例を計算機上で表現可能な特徴に変換しなければならない。このとき、表現のために用いられる特徴が学習にとって常に有用であるとは限らない。しかしながら、事例を適切に表現する特徴を最初から決定することは極めて困難であり、特徴を決定しなければ事例を表現できないという事態に陥ってしまう。このため、事例を表現する特徴の選択には慎重であるべきだが、過度な選択は事例の特徴を失いかねないという矛盾を解消する必要がある。

特徴の抽出は、事例を表現する低レベルの情報から二次的に行うことも可能である。本論文では、事例を表現する原始的な情報をもとに、それらの情報を変換して、学習に有効な特徴へと到達させることが可能であると主張する。また、これらの抽出された特徴を用いて、それぞれの対象領域に固有の学習手法を適用し、これらの手法が有効であることを実験によって示す。本論文は、大きく3つの研究から構成される。

第1の研究として、離散環境における特徴の抽出手法と、それらの特徴を強化学習に導入するための方法論について述べる。強化学習は、学習者自らが試行錯誤を繰り返しながら次第に行動を洗練していく学習手法であり、本研究では強化学習の中でも、特に注目されている手法の一つであるQ学習の効率化を図る。

Q学習は、有限離散マルコフ環境下において、十分な試行後に最適解への収束が保証されている一方、学習完了までに必要とする状態が増大するという欠点を持っている。これは、Q学習が過去の状態を参照する際に完全一致を要求するため、環境の全状態を探索するまで学習が収束しないことが原因である。また、Q学習が収束するための条件として、状態を識別するのに十分な特徴が与えられている前提がある。このため、最初に決定する特徴を慎重に選ぶ必要があるが、状態を記述する特徴を詳細にとりすぎると、状態の一致条件が厳しくなり、さらに収束が遅れるという問題が生じる。このような問題の解決策として、得られた状態から新たな特徴を作り出し、それらの特徴を用いて状態を評価する機能をQ学習に持たせることが考えられる。

本研究では、Q学習に特徴構成法を統合した強化学習手法FCQL (Feature Constructive Q-Learning) を提案する。FCQLは最適解への収束に必要な状態数の削減と、評価関数の早期収束を目的としている。また、特徴構成のための状態を蓄積する段階と、蓄積状態から特徴を構成する段階を設定し、この時間のずれをディレイと呼ぶ。ディレイが及ぼす影響が、報酬値の最大化と状態数の削減につながることをシミュレーションによって示す。FCQLを人工的な迷路問題に適用した結果、蓄積状態数の大幅な増加はなく、従来のQ学習よりかなり少ない状態数で安定した。報酬値は、学習初期に急激な傾斜を描いて最適値へと収束し、その後も安定状態を続けた。従来法と比較して、学習初期での学習速度および収束

値の双方で改善が見られたといえる。また、ディレイによる影響は学習全体に遅れをきたすことはなかった。以上、第1の研究の結果より、離散環境において特徴構成法を用いて適切な特徴を抽出し、それらの特徴が学習の効率化に貢献していることを示した。

第2の研究として、静止画像であるテクスチャを対象として、それらの画像から特徴を抽出し、適切な分類を行う学習手法について述べる。テクスチャは画像の特徴を知る最も有力な手がかりの一つであり、画像認識の分野ではこれまで多くの研究がなされているが、テクスチャを表現する適切な特徴量の決定が難しいため、テクスチャ認識は現在でも困難な問題と考えられている。

近年、画像解析を行う手段として、ウェーブレット変換に代表される手法がテクスチャ認識の難しさを解消すると期待されている。ウェーブレット変換は、画像の空間周波数帯域ごとの特徴量を抽出する手法であり、中でも木構造ウェーブレット変換 (Tree-Structured Wavelet Transform: TSWT) は特に注目されている。TSWTは、画像を重要な空間周波数帯域に分割し、構造とエネルギーで特徴づける手法である。TSWTは一定の周波数帯域のみを分割しているのではないため、その結果得られる構造は一般に一意に定まらない。このことは、TSWTによって生成された構造はテクスチャごとに固有のものとなり、ウェーブレット特徴量と並んでテクスチャを表現する特徴量となりうることを示している。TSWTで得られた固有の構造はテクスチャ分類に役立つと期待でき、この構造の有効利用が考えられる。

本研究では、TSWTによって得られた構造がテクスチャ分類に重要な特徴量であると主張する。TSWTをテクスチャ分類に適用する際には、ウェーブレット特徴量を適切に抽出するために、構造全体から重要な帯域を選択するボトムアップ的構造化手法を採用する。このとき、構造化されたテクスチャの分布を示すために、新たな指標としてテクスチャエントロピーと呼ばれる尺度を提案する。また、分類精度の向上のため、特徴量としてモーメント特徴量を導入する。実験では、構造化されたテクスチャの分布が構造化アルゴリズムに強く依存していることを示し、定量的な評価を行った。分類においては、従来法に対する提案手法の優位性を示した。さらに、モーメント特徴量の導入による分類精度の向上と、変化に対するパフォーマンスの評価を行った。以上、第3の研究の結果より、画像の特徴の利用法を提案し、それらの特徴を利用した適切な分類が可能であることを示した。

第3の研究として、実環境における多関節型ロボットを対象とした、ロボットの作業のための空間構成法と構成された空間を用いた学習の方法論について述べる。現在、実環境において自律的に行動を獲得できるロボットシステムの開発が求められている。機械学習の分野において研究が進められている強化学習は、環境に対する先見的知識を前提としない、漸次性に優れた学習手法として、このようなシステムへの有効性が注目されている。

従来の強化学習の枠組みは、状態観測の完全性を仮定したマルコフ決定過程としてモデル化され、シミュレーション環境下において有効である。しかしながら、実環境では状態観測に不完全性や不確実性が存在し、行動に非決定性やノイズが含まれるため、その有効性が必ずしも保証されないという問題がある。また、実環境におけるロボットの行動獲得では、変動する環境に順応する能力が求められる。マルコフ環境を前提とする従来の強化

学習では、環境が変動する場合、以前強化されたルールを新しい環境においてそのまま用いることはできない。これらの問題を解決するために、実環境での行動獲得を目的とした状態空間の構成が求められる。

本研究では、センサからの情報をもとに、概念学習を用いて適切な入力要素を自律的に選択しながら行動モデルを生成し、強化学習によってモデルを拡張する手法を提案する。また、モデルに対する信頼度を設定し、生成されたモデルを切り替える学習手法を提案する。実験では、ロボットアームが移動する光源を追従する問題を想定し、静的な環境で生成された行動モデルに対応するモデル信頼度を強化して、変動する環境に順応した行動選択が可能であることを示した。結果、未知の実環境において、ロボットがタスクを遂行するための行動モデルを概念学習を用いて自律的に獲得できることを示した。また、モデル信頼度を導入し、変動する環境において光源を追従することができた。以上、第2の研究の結果より、実環境の一つであるロボットの作業空間において、特徴空間の構成手法を提案し、これらの特徴が学習に有効であることを示した。

本論文では、複雑化する情報化社会において氾濫する情報の中から、機械学習を用いて適切な特徴を抽出し、固有の特徴空間を構成して、認識や分類を行うのための方法論を提案した。本研究では、対象とする実験領域として、離散的な人工空間、連続的な実空間、周波数帯域空間を採用した。いずれの対象領域においても、適切な特徴抽出手法が存在し、抽出された特徴を用いた認識や分類が可能であることを示した。これらのことから、近年の複雑化する情報を機械学習を用いて適切に認識・分類することが可能であると言える。

論文審査の結果の要旨

氏名	宮本 行庸		
論文題目	機械学習における特徴抽出と分類に関する研究		
審査委員	区分	職名	氏名
	主査	教授	金田 悠紀夫
	副査	教授	田中 克二
	副査	教授	上原 邦昭
	副査		
	副査		
要 旨			
<p>本論文は、機械学習において多くの例が必要となる問題点を解決するため、経験した例から特徴を抽出し、固有の特徴空間に変換した後に、機械学習を用いた分類を行うという方法論を提案したものである。対象とする実験領域として、人工的な離散空間、周波数帯域ごとの画像空間、および連続的な実空間を採用した。いずれの領域においても、適切な特徴抽出手法が存在し、特徴を用いた学習による効率化が可能であることを示している。</p> <p>第1章では、本研究の背景と目的について述べている。機械学習において重要な領域である例からの学習について、学習には多くの例と計算量を必要とする問題について指摘し、効率化の必要性について述べている。特に、</p>			

自律性の高い学習手法である強化学習への期待について述べ、学習が収束するためには、十分な環境の認識と学習回数が必要となる問題点を指摘している。これらの問題点について、3つの領域での改善策を提案している。いずれの対象領域においても、同じクラスに属する例に共通な特徴が存在し、適切な特徴空間に変換すれば、学習の効率化が期待できることを示している。

第2章では、本研究に関連の深い学習手法についての概略と、それらの有効性と問題点について述べている。対象とする領域の事例から一般的な概念を学習し、効率のよい環境の認識および学習を行う方式について述べている。また、分類において事例を記述する特徴がその精度を左右し、特徴が学習に及ぼす重要性について述べている。

第3章では、Q学習に特徴構成法を統合した強化学習手法FCQLを提案し、その評価について述べている。従来のQ学習は、有限離散マルコフ環境下において、十分な試行後に最適解への収束が保証されている一方、学習完了までに必要とする状態が増大するという問題を持っていた。この問題は、Q学習が過去の状態を参照する際に完全一致を要求するため、環境の全状態を探索するまで学習が収束しないことが原因であると指摘している。解決策として、得られた状態から新たな特徴を作り出し、それらの特徴を用いた状態の評価機能をQ学習に持たせることが考えられる。FCQLでは、同じ報酬を得られる状態に共通の特徴を論理演算を用いて構成し、分類に有用な特徴を利得比基準で選択する手法を提案して、適切な行動決定を実現している。実験結果は、提案手法が離散環境において適切な特徴を抽出し、状態数の削減と評価関数の早期収束を達成していることを示している。

第4章では、静止画像であるテクスチャを対象として、それらの画像から特徴を抽出し、適切な分類を行う学習手法について述べている。画像解析を行う手段として、ウェーブレット変換に代表される手法がテクスチャ認識の難しさを解消すると期待されており、でも木構造ウェーブレット変換(TSWT)は特に注目されている。TSWTによって得られる構造は、一般に

一意に定まらないが、本章ではこれを問題点として捕らえるのではなく、得られた構造がテキスト分類に重要な特徴量になりうると主張している。TSWTをテキスト分類に適用する際には、ウェーブレット特徴量を適切に抽出するために、構造全体から重要な帯域を選択するボトムアップ的の構造化手法を採用している。このとき、構造化されたテキストの分布を示すために、新たな指標としてテキストエントロピーと呼ばれる尺度を提案している。また、分類精度の向上と変化に対する適応のため、モーメント特徴量を導入した記述方法を提案している。実験では、構造化されたテキストの分布が構造化アルゴリズムに強く依存していることを示し、分布に対する定量的な評価を行っている。分類においては、従来法に対する提案手法の精度の高さを示している。

第5章では、実環境における多関節型ロボットを対象とし、ロボットの作業のための空間構成法と、構成された空間における学習の方法論について述べている。強化学習は環境に対する先見的知識を前提としない、漸次性に優れた学習手法として注目されているが、ロボットのような実空間を取り扱うには離散的なモデルに変換する必要が生じる。提案手法は、ロボット自身の経験をもとに作業空間を分割し、概念学習を用いてゴールへ導く状態集合を持つ行動モデルを生成した後、強化学習によってモデルを拡張する手法を考案している。また、モデルに対する信頼度を設定し、生成されたモデルを切り替える学習手法を提案している。実験では、ロボットアームが移動する光源を追従する問題を想定し、静的な環境で生成された行動モデルに対応する信頼度を強化して、変動する環境に順応した行動が可能であることを示している。実験の結果、未知の実環境においてロボットがタスクを遂行するために、概念学習を用いて自律的に行動モデルを獲得し、さらに強化学習によって拡張すれば、変動する環境に適応できることが示されている。

第6章では、本研究で得られた研究成果をまとめ、さらに今後の展開について述べている。

総じて、本研究は、機械学習における事例からの特徴抽出と特徴を用いた事例の分類手法について研究し、新規性および有効性の高い方式を提案したものであり、人工知能の分野における例からの学習の効率化について重要な知見を得たものとして価値ある集積であると認める。よって、学位申請者宮本行庸は、博士（工学）の学位を得る資格があると認める。