

平成 21 年 3 月 31 日現在

研究種目：基盤研究(C)
 研究期間：2006～2008
 課題番号：18500177
 研究課題名（和文） 知識表現法を変化させる学習におけるメタ学習機構に関する研究
 研究課題名（英文） Meta-Learning Mechanism of the Learning by Switching Knowledge Representations
 研究代表者
 馬野 元秀 (UMANO MOTOHIDE)
 大阪府立大学・大学院理学系研究科・教授
 研究者番号：10131616

研究成果の概要：

人間の実際の学習/推論のように、学習が進むにつれて知識表現法が具体的なものから抽象的なものに変化していくような学習/推論モデルを提案している。このとき、知識表現法の変化の仕方によって学習/推論の結果が変わってくる。そこで、本研究では、知識表現法の変化は知識表現法を変化させるための知識に基づいて行われていると考え、この知識を学習する方法を提案し、そのシミュレーションを行なった。これは通常の学習/推論から考えると 1 つ上のレベルの知識の学習であるので、メタ学習と考えることができる。

交付額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2006年度	1,300,000	0	1,300,000
2007年度	1,200,000	360,000	1,560,000
2008年度	1,000,000	300,000	1,300,000
年度			
年度			
総計	3,500,000	660,000	4,160,000

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：情報学・感性情報学・ソフトコンピューティング

キーワード：機械学習、知識表現の切り換え、進化的学習、メタ学習、ファジィ知識、ソフトコンピューティング、認知科学

1. 研究開始当初の背景

(1) 学習は人間が持つ最も重要な知的能力の 1 つである。人間の学習は非常に柔軟で、データが少ししか与えられていない状況でも、それなりに学習を行ない、得られた知識により推論を行なうことができ、データが多く与えられるとより良い学習と推論ができるようになる。

(2) これは、始めはデータをそのまま憶えていて、憶えたデータを基にして推論を行ない、

学習が進むにつれてルールなどのより抽象度の高い知識表現法を用いるようなしくみがあるからであると考えられる。

(3) 通常の機械学習に関する研究では、一定量のデータ集合が与えられたときに特定の知識表現法に基づいて知識を獲得する手法についての研究がほとんどである。人間の実際の学習/推論のように、学習が進むにつれて知識表現法がより抽象度の高いものに変化していくような手法は提案されていない。

2. 研究の目的

(1) 研究全体の大きな目的としては、人間のように非常に柔軟な学習/推論ができるシステムを計算機上で実現することである。その際に、正確さは多少犠牲にしても、人間にとって分かりやすい知識を獲得する方法について考える。

(2) 人間が普通に行なう学習では、データが少しずつ与えられ、知識を少しずつ構成していく。このような学習では、序盤と終盤で知識表現法が異なるのが当然であると考えられる。本研究では、まずこのような知識表現法を変化させる学習について考え、次に知識表現法をうまく変化させる方法について考える。

(3) 知識表現法の変化は知識表現法を変化させるための知識に基づいて行われていると考え、この知識を学習する方法を提案し、そのシミュレーションを行なう。これは、通常の学習/推論から考えると 1 つ上のレベルであるので、知識表現法を変化させるための知識はメタ知識、その学習はメタ学習と考えることができる(図 1 を参照)。

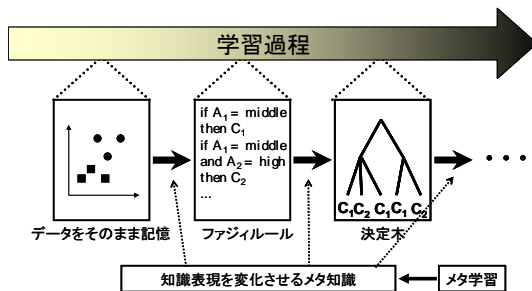


図 1. 学習/推論過程とメタ学習

(4) 具体的には、データが 1 個ずつ順に与えられる状況で、単純な知識表現法から始めて、学習の進行に応じて、推論方式の切り換え、知識の再構成、知識表現法の切り換えを行なう方法を定式化する。そして、学習過程を評価して、推論方式の切り換えや知識の再構成や知識表現法の切り換えを行なうための知識(メタ知識)を学習する方法(メタ学習法)を提案する。

3. 研究の方法

本研究を遂行するために、(1)知識表現法を変化させる学習の定式化、(2)メタ学習機構の定式化、(3)シミュレーション・プログラムの作成、(4)データ集合への適用、を行なう。そして、その結果を踏まえて、(5)メタ学習機構の拡張、(6)切り換え用知識の学習、(7)シミュレーション・プログラムの拡張、(8)切り換え用知識の汎用性の確認、(9)メタ学習法の改良、(10)シミュレーション・プログラムの改良、を行なう。

(1) 知識表現法を変化させる学習の定式化: データを 1 つずつ与えて推論を行なわせ、推論結果の正解/不正解に応じて、推論方式の切り換え、知識の再構成、知識表現法の切り換えを行なう方法を定式化する。

(2) メタ学習機構の定式化: メタ学習機構を変更(切り換えと再構成)を行なうかどうかの判断と次の推論法や知識表現法の選択を行なう部分に分けて考える。

(3) シミュレーション・プログラムの作成: 項目(1)と(2)の手法に基づくシミュレーション・プログラムを作成する。

(4) データ集合への適用: 項目(3)で作成したプログラムを用いて、いくつかのデータ集合に対して実験を試みる。

(5) メタ学習機構の拡張: 保存するデータを最近のものだけにする方法と不正解になったデータだけにする方法について検討する。そして、推論法や学習法・知識表現法の切り換えを少しずつ行なう方法について検討する。

(6) 切り換え用知識の学習: 切り換え用知識の学習においては、正解が分からないので、一通りの学習が終わった段階で、学習過程全体を評価して、切り換え用の知識を調整することになる。

(7) シミュレーション・プログラムの拡張: 項目(3)のプログラムを拡張して、項目(6)の切り換え用知識の学習を実現するシミュレーション・プログラムを作成する。

(8) 切り換え用知識の汎用性の確認: データが異なるとそのデータを表現する知識は当然異なるが、メタ学習用の切り換え知識はデータにはあまり依存しないと期待できる。

(9) メタ学習の改良: メタ学習用知識で用いる属性の検討を行なうと同時に、報酬の決め方の検討を行なう。

(10) シミュレーション・プログラムの改良: 項目(9)の成果を踏まえて、シミュレーション・プログラムの改良を行なう。

4. 研究成果

人間の学習は非常に柔軟で、データが少ししか与えられていない状況でも、それなりに学習を行ない、得られた知識を用いて推論を行なうことができ、データが多く与えられるとより良い学習と推論ができるようになる。これは、始めはデータをそのまま憶えていて、憶えたデータを基にして推論を行なうが、学習が進むにつれてルールなどのより抽象度の高い知識表現法を用いるようになり、あるからであると考えられる。そこで、このような人間の実際の学習/推論のように、学

習が進むにつれて知識表現法がより抽象度の高いものに変化していくような学習法を定式化し、さらに、知識表現法を変化させるためのメタレベルの知識の学習方法を定式化する。

(1) 知識表現法を変化させる学習の定式化: データを1つずつ与えて推論を行なわせ、推論結果の正解/不正解に応じて、推論方式の切換え、知識の再構成、知識表現法の切換えを行なう方法を定式化した。

(a) 使用する知識表現法: データと同じ形式、ファジールール、通常の決定木、ファジィ決定木を用いた。

(b) 知識の生成方法: データと同じ形式では、新たなデータを追加するものとクラスタリングを行なうものの2通りを用い、ファジールールでは、メンバシップ関数の作り方によって2通りの方法を用いた。通常の決定木ではID3の改良版を、ファジィ決定木ではファジィID3の改良版を用いた。

(c) 推論方式: データと同じ形式では、入力データと距離が近いデータを検索し、検索されたデータの答に基づいて推論を行なう2つの方法を用い、ファジールールでは、通常のmin-max-重心法や \times -+-重心法を用いた。通常の決定木では、入力データにしたがって根から葉までたどる方法を、ファジィ決定木では、度合い付きで根から葉までたどる方法を用いた。

(d) 切換えと再構成: 推論法の切換え、知識の再構成、知識表現法の切換えを行なった。これらをどのようなタイミングで行なうのがよいかを検討した。

(2) メタ学習機構の定式化: メタ学習機構を、切換えと再構成を行なうかどうかの判断と次に使う推論法や知識表現法の選択を行なう部分に分けて考えた。判断の方法としては、連続して不正解になる回数と正解率の下降に基づく方法を用い、選択の方法としては、ランダムに選択する方法と評価関数が最良のものを選択する方法を用いた。

(3) シミュレーション・プログラムの作成: 項目(1)と(2)を行なうシミュレーション・プログラムをJavaを用いて作成した。

(4) データ集合への適用: 作成したシミュレーション・プログラムを用いて、いくつかのデータ集合に対して、シミュレーションを行なった。図2はR.A. Fisherのアヤメのデータに対する実行例である(結果はデータを与える順序で異なる)。実線が推論回数に対する累積正解率の推移を、破線がルール数の推移を示している。そして、実線上の点が推論方式の切換え、破線上の点がルールの再構成、垂直線が知識表現の切換えが起こった場所

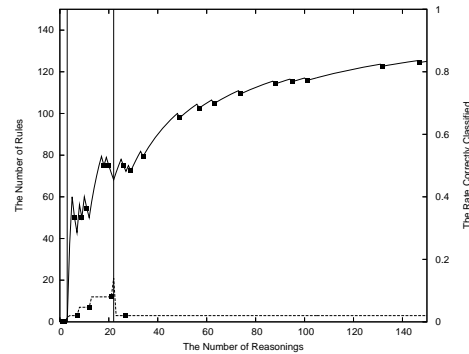


図2. アヤメのデータに対する実行例 (累積正解率とルール数の推移)

である。このとき、判断の方法としては、連続して不正解になる回数(1回で推論法の切換え、2回でルールの再構成、3回で知識表現の切換え)を用い、選択の方法としては評価関数が最良のものを選択する方法を用いた。

(5) メタ学習機構の拡張: 次のような項目を検討した。

(a) 保存するデータの検討: 知識の生成のために過去のデータと正解の組を保存しているが、すべての組を保存しておくのは不自然である。そこで、最近のものだけを保存する方法と、不正解になったデータだけを保存しておく方法を検討した。最近のものだけを保存する方法はデータの傾向が変わるデータに対して、非常に有効であった。

(b) スムースな切換え: 推論法や学習法・知識表現法の切換えを急に行なわずに、切換え前の推論結果も考慮しながら、少しずつ切換えていく方法が考えられるが、今回は十分な検討は行なえなかった。

(6) 切換え用知識の学習: 本手法による学習過程は切換え用の知識に依存する。うまく切換えが行なわれれば学習過程はよくなるし、切換えがうまく行なわれなければ、あまりよくないことになってしまう。

そこで、学習過程がよくなるように切換え用の知識(メタ知識)を学習する方法を検討した。この場合、正解は分からないが、学習過程全体がどれくらい良かったかを評価することは可能である。このような場合に学習が可能な方法として、強化学習と遺伝的アルゴリズムを用いる方法が考えられる。今回はより直接的な強化学習を用いた。

(7) シミュレーション・プログラムの拡張: 項目(3)のプログラムを拡張して、項目(6)の切換え用知識の学習方法を実現するシミュレーション・プログラムを作成した。

正解率の下降の量としきい値の比較により、推論法の切換え、ルールの再構成、知識表現の切換えを行なう方法を用い、しきい値

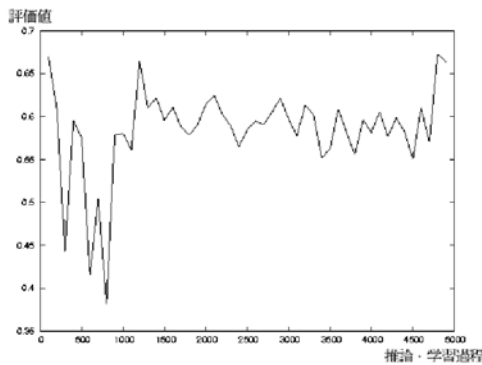


図3. アヤメのデータに対するメタ学習例
(推論/学習過程に対する評価値の推移)

を強化学習で決定した。このプログラムを用いて、アヤメのデータに対してシミュレーションを行ない、推論/学習過程(図2の1回分に相当する)に対する評価値の変化を表示したものが図3である。最初はしきい値がほぼランダムに更新され、評価値が減少したが、その後、学習が進み、よい評価値が得られるしきい値になっている。

(8) 切換え用知識の汎用性の確認: データが異なるとそのデータを表現する知識は当然異なるが、メタ学習用の切り換え知識はデータにはあまり依存しないと期待できる。シミュレーションによりアヤメデータとワインデータで調べたところ、強化学習により得られた切り換え知識はある程度共通であることが分かった。

(9) メタ学習法の改良: メタ学習用知識で用いる属性の検討を行なうと同時に、報酬の決め方の検討を行なった。報酬に対して、推論方式の切換え、知識の再構成、知識表現法の切換えに応じて、その負荷に対応する分の差をつけた。従来より良い結果が得られたが、評価方法がまだ十分ではなく、今後、さらに検討していく必要がある。

(10) シミュレーション・プログラム改良: 項目(9)の成果を踏まえて、プログラムの改良を行なった。

5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計5件)

- ① M. Tomaru, M. Umano, Y. Matsumoto and K. Seta: “Learning by Switching Generation and Reasoning Methods — Acquisition of Meta-knowledge for Switching with Reinforcement Learning,” 2008 IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp.1929-1934 (2008), 査読あり
- ② H. Satake, H. Marumoto, K. Seta, M. Umano and M. Ikeda: “Learning Environment for Improving Critical Thinking Skills Based on

New Synthesis Theory,” Lecture Notes in Artificial Intelligence, No.5179, pp.144-151 (2008), 査読あり

- ③ 松本 裕二、馬野 元秀、籾丸 雅弘、瀬田 和久: 「知識表現を変化させる学習について」、知能と情報: 日本知能情報ファジィ学会誌、Vol. 19、No. 4、pp. 276-286 (2007)、査読あり
- ④ 林 勲、J. R. ウィリアムソン: 「ガボール型受容野をもつ TAM ネットワークの提案」、知能と情報: 日本知能情報ファジィ学会誌、Vol. 18、No. 3、pp. 434-442 (2006)、査読あり
- ⑤ Y. Matsumoto, M. Umano, M. Tomaru and K. Seta: “Learning by Switching Knowledge Representations — Limiting the Number of Stored Data,” 2006 IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp.552-559 (2006), 査読あり

[学会発表] (計3件)

- ① 松本 裕二、馬野 元秀、籾丸 雅弘、乾口 雅弘: 「ルールの生成法と推論法を変化させる学習の拡張 —ルール生成アルゴリズムの分割と切り換えに関する検討—」、第24回ファジィシステムシンポジウム、(2008年9月3～5日、阪南大学)、pp. 847-849 (2008)
- ② 細谷 優、山村 忠義、馬野 元秀、瀬田 和久: 「強化学習におけるファジィ状態空間の動的構築 —状態のファジィ集合の調整—」、第22回ファジィシステムシンポジウム (2006年9月6～8日、北海学園大学)、pp. 871-874 (2006)
- ③ 籾丸 雅弘、馬野 元秀、松本 裕二、瀬田 和久: 「ルールの生成法と推論法を変化させる学習の拡張 —獲得した切り換えルールによる他データ集合の学習—」、第22回ファジィシステムシンポジウム (2006年9月6～8日、北海学園大学)、pp. 883-886 (2006)

6. 研究組織

(1) 研究代表者

馬野 元秀 (UMANO MOTOHIDE)

大阪府立大学・大学院理学系研究科・教授
研究者番号: 10131616

(2) 研究分担者

瀬田 和久 (SETA KAZUHISA)

大阪府立大学・大学院理学系研究科・准教授
研究者番号: 50304051

林 勲 (HAYASHI ISAO)

関西大学・総合情報学部・教授
研究者番号: 70258078