

身体知伝達のための例示の生成

Example Generation for Physical Skill Transfer

瀧寛和*¹
Hirokazu Taki

曽我真人*¹
Masato Soga

三浦浩一*¹
Hirokazu Miura

松田憲幸*¹
Noriyuki Matsuda

堀聡*²
Satoshi Hori

安部憲広*³
Norihiro Abe

*¹ 和歌山大学システム工学部
Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

*² ものつくり大学
Institute of Technologist

*³ 九州工業大学情報工学部
Faculty of Information Engineering, Kyushu Institute of Technology

This paper describes a knowledge and skill transfer method among intelligent systems without representation. In the physical skill transfer problem, we use examples (i.e. good body forms, moving hands trajectory, finger behaviors etc) to teach skills to beginners. We discuss the example generation way to teach skills effectively. To explain this method, we introduce the efficient transfer algorithm between original neural network and target one.

1. はじめに

人の記憶は、短期記憶に蓄えられた後、長期記憶に転写されるという。このメカニズムに支障が生じると記憶障害を起こし、体験した記憶が短期記憶にのみ留まる為、その記憶の維持が非常に短い時間となる。この短期記憶から長期記憶への転写をニューラルネットなどの表象の無い記憶の転写問題に置き換えて論じることとする。表象のある記憶は、たとえば、記号で表現された記憶であるが、これの転写は容易である。その記号の記述(項目と論理など)を転写するだけである。しかし、ニューラルネットの転写を考えると、同じ構造(神経ノードの数とリンク・軸索の結合が同じ構造)間や元のネットワークと同じ構造を含む冗長なネットワークへの転写では、対応する重みと閾値を転写すればよい。しかし、この構造が異なるもの間の情報の転写は、特に、複雑なネットワークを単純なネットワークに転写する場合には、情報の欠落や誤りを発生する転写しかできない。ここで、問題を2種類に分類する。1つは、ニューラルネットワーク等の内容(構造、重み、閾値)を参照できる場合、もう1つは、この内容を参照できない場合(ニューラルネットワークに限らない)がある。ここでは、まず、後者の場合を考える。後者の場合は、すでに学習したシステムがあり、そのシステムの性質(学習内容)をその内部の状態を知ることなく、別のシステムにどのように転写するかの問題である。この複雑な場合は、人が学んだ知識を他人に伝承(教育)することにつながる。ここでは、この問題を以下のように定式化して、論じる。学習を完了したシステムをオリジナルシステムと呼ぶ、オリジナルシステムは、特定の入力に対して、定まった出力を得ることができる。このような場合には、従来は、与えられた入力から得られた出力を組として、その組を満足するシステムの構造を得ることをシステム同定として扱ってきた。この研究は、オリジナルシステムを同定する問題としては扱わない。オリジナルシステムと同じ機能(機能の差が小さい)システムを作り出すことを目的としている。その対象となるシステムをターゲット

システムと呼ぶことにする。ターゲットシステムの構造や仕組みは未知とする。オリジナルシステムの性質から、ターゲットシステムを1から作るのではなく、すでに、存在する特定の構造を持つターゲットシステムをオリジナルシステムに近づける方式を探ることが本研究の目的である。人の短期記憶を長期記憶に転写する場合には、短期記憶(海馬の神経回路)と長期記憶(脳の他の部位の神経回路)の構造は未知であり、その構造も異なっている。この場合の条件に準じた方式を研究するのが目的である。

2. 例示生成による学習状態の効率的転写問題

2.1 問題の定式化

例示生成による学習状態の効率的転写問題とは、下記の定義の転写において、効率的な (x_i, y_i) の組(例示)を生成する問題である。

[定義] オリジナルシステムのターゲットシステムへの転写
オリジナルシステムの機能を f 、ターゲットの機能を g とし、 f への入力 x と出力 y の組を (x_i, y_i) で表すと
 $y_i = f(x_i)$ を満足するすべての (x_i, y_i) の組に対して、
 $y_i \neq g(x_i)$ のときに、誤差 $e_k = |y_i - g(x_i)|$ の
 e_k を減少させる g_{k+1} に変形させ、
 $k \rightarrow \infty$ において、 $e = 0$ となる g を得ることである。

2.2 効率的な例

上記の定義は、システム間の挙動(学習結果におけるシステムの挙動)を近づけることが転写の目的であることを示したが、そのことは、ターゲットの基準・学習内容(たとえば、正例と負例を分離する基準)をオリジナルの基準と近づけることに他ならない。つまり、ターゲットの基準をオリジナルの基準と同じか近似させる効率をもって、転写の効率とする。

連絡先: 瀧寛和, 和歌山大学システム工学部,
和歌山市栄谷 930, TEL: 073-457-8126 (Fax 8112),
E-mail: taki@sys.wakayama-u.ac.jp

3. 例示生成による効率的転写

人が知っていることを例にして、他人に伝達する場合、その目的は、その例から導かれる一般的な知識を伝達・教育するのが目的である。この場合、良い例は、学習を促すが、悪い例は学習をうまく促進できない。つまり、例の生成が知識の転写の効率を左右することになる。ニューラルネットワークの場合を考えると、転写したいものは、ニューラルネットにより弁別される超空間の分離関数(分類基準)である。定性的に考えると、まず、どのような超空間を分断するのかが伝達する必要があり、空間の分離の精度を上げるには、その分離基準付近の情報が必要となる。オリジナルシステムの内部構造が未知で、その表象もないとすれば、最初の (x_0, y_0) の組は、ランダムな組として求めるしかない。しかし、分離される空間の異なる部分空間の例の組が発見されると、その2つの組から分離基準の存在可能領域が狭められる。この性質を利用することで、分離基準の付近の存在領域を狭めるとともに、分離曲線(分離直線、境界線)の方向を導くことができれば、ターゲットシステムの学習速度を上げ、精度を向上させる例示生成を行うことができる。

3.1 境界線発見の方法

まず、単純な学習問題を利用して、転写問題を考える。訓練例の正例と負例の領域を分ける基準が学習対象であり、オリジナルの学習機(学習者)は、すでに、この例について、学習が完了しているとする。つまり、オリジナルの学習機の状態では、訓練例は情報から削除された状態である。ターゲットの学習機の初期状態では、何も学習されていない状態である。そこで、任意の点 (x_i, y_i) をオリジナルの学習機に与えるとその結果として、その点が正・負いずれかの領域に分類される。いま、点 (x_i, y_i) が、正の領域に分類されたとする。別の点 (x_j, y_j) が負の領域に分類されたとする。すると、この2点をターゲットの学習機の訓練例とすることができる。しかし、ランダムに訓練例を生成しては、ターゲットの学習効率はあがらない。そこで、2.2 効率的な例で説明した基準の転写に焦点を絞ることにする。そこで、図1のように、点 (x_i, y_i) と点 (x_j, y_j) の中点(離散値系では、中間に近い値)をとり、それを点 (x_k, y_k) とする。点 (x_k, y_k) をオリジナルの学習機で領域判定を行い、正の領域であれば、点 (x_k, y_k) を点 (x_{i+1}, y_{i+1}) とし、負の領域であれば、点 (x_k, y_k) を点 (x_{j+1}, y_{j+1}) とする。新たな正の点と負の点から、同様に中点をとり、領域の分離基準に接近する。これにより、任意の点をランダムにオリジナルに与えて生成した例よりも、この接近方法で得た例をターゲットに与える方が、より効率的にオリジナルの基準にターゲットの基準を近づけることができる。

しかし、この方法は、分離基準の1点を求めることしかできないため、境界線の発見には、点 (x_i, y_i) と点 (x_j, y_j) を結ぶ直線上にない、点(正・負どちらの領域でもよい)が必要となる。その点が正領域の点であるならば、点 (x_j, y_j) との中点を求めていく方法

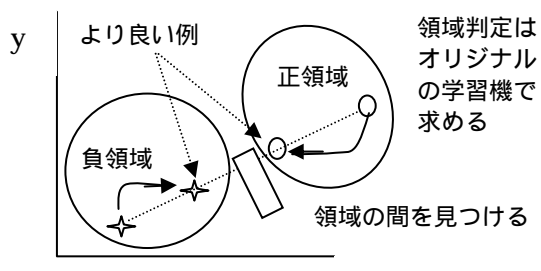


図1 分離基準への接近

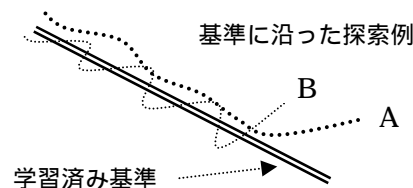


図2 境界線の探索

で、2つ目の領域の分離基準点を求めることができる。線形分離の場合には、この2点から分離基準を得ることができる。分離基準が非線形の場合には、次の方法を利用する

3.2 境界線の延長方法

境界線付近の2点(正・負領域に属する2点)が発見されるとその周辺を探索することで、境界線を延長することが可能となる。探索の範囲は、図2のように新たな点を元の点付近(近傍 r 内)にランダムに求め境界線を延長していくことができる。境界線が非常に複雑な場合、近傍 r を大きく取ると、境界線の変化を見落とすことになる。また、ここまでの例では、2領域の分離のための例示の生成について説明したが、3つ以上の複数領域についても同様の方法で境界線を求めることが出来る。

4. 適用についての検討

4.1 スキル伝達[曾我 05]との関係について

この研究では、機械から機械への学習内容の転写についての例示生成の範囲でその方法を示してきた。これを実際のスキル伝達に利用する場合には、人の例に対する特性を分析する必要がある。機械・機械の学習状態の転写では、分離したい領域基準付近の情報が必要であることを説明した。しかし、人の場合、あまりにも似た例を訓練例にしても、その違いに気がつかないため、スキル伝達には、この方式を直接利用することが困難である。人から人へのスキル伝達の場合の例示は、初めは、違いの分かりやすい例(分離基準から遠い例の対)を与え、徐々に分離基準に接近する方法などをとることになる。また、境界線の探索における3点による境界線の発見には、知識獲得で利用されているパーソナルコンストラクトセオリー[Boose 85]が有効であると考える。

4.2 機械 - 人間系への拡張

人が学ぶのに時間がかかる対象の学習に機械学習を実施し、機械が学習した結果(たとえば、ニューラルネットワークによる学習結果)を人に伝達するときに、この研究で提案している方式を利用することが可能である。

5. まとめ

ニューラルネットワークなどの学習機における表象の無い記憶の転写問題を効率的に行う方式について論じた。本研究は、科学研究費補助金萌芽研究「シナプス可塑性を学習するニューラルネットワークの研究」の支援を得てなされた。

参考文献

[Boose 85] Boose, J H, " Knowledge acquisition program for expert systems based on personal construct psychology", INT. J. MAN MACH. STUD. Vol.23, no. 5, pp. 495-525. 1985
 [曾我 05]曾我 真人・瀧 寛和・松田 恵幸・高木 佐恵子・吉本 富士市 533 スキルの学習支援と学習支援環境, 人工知能学会誌, Vol. 20 No. 5, pp.533-540,2005