

持続的半教師あり学習・認識手法の提案

神谷 祐樹[†] 石井 利明[†] 長谷川 修[‡]

東京工業大学 大学院総合理工学研究科 知能システム科学専攻[†]

東京工業大学 大学院理工学研究科 像情報工学研究施設[‡]

1. はじめに

持続的学習 (Life-long learning) は、追加学習の発展的な問題として定義され、システムが変動する環境に順応し続ける学習問題である。この学習問題に対処する学習器は、オンライン学習の機能が必要である。また、逐次的な入力パターン全てに対するラベル付与はユーザの負担が大きいため、半教師あり学習可能であることが望ましい。追加学習手法および半教師あり学習手法[1]は、様々な手法が提案されているが、両者の性質を併せ持つ学習手法は提案されていない。そこで本稿では、半教師ありの枠組みで持続的追加学習が可能な学習法を提案する。

2. 持続的半教師あり学習手法

提案手法の概要を図 1 に示す。本手法は構造解析層 (Data Analysis Layer) と、概念形成層 (Concept Acquisition Layer) から構成される。構造解析層では、異なる複数の特徴ベクトルを扱うために自己増殖型ニューラルネットワーク SOINN[2]の性質をもつモジュールを並列に配置する。構造解析層の上位層には、各モジュールから出力される分類結果を統合して一種の概念を形成する概念形成層を配置する。

構造解析層の各モジュールでは、SOINN を半教師あり学習可能に改良した学習器を用いている。そのため逐次的な入力に対して、ノイズの削減および分布の近似が行われ、入力の分類結果が出力される。概念形成層では、構造解析層内の各モジュールから出力される分類結果に基づいて、必要に応じて追加的に概念が形成される。本手法では、各モジュールでの分類結果の組み合わせを概念と定義する。入力に対する各モジュールの分類結果の組み合わせは、既に形成した概念と比較され、一致する概念が存在する場合は、該当する概念の入力 (既知) と判断する。一方、一致する概念が存在しなければ、未知概

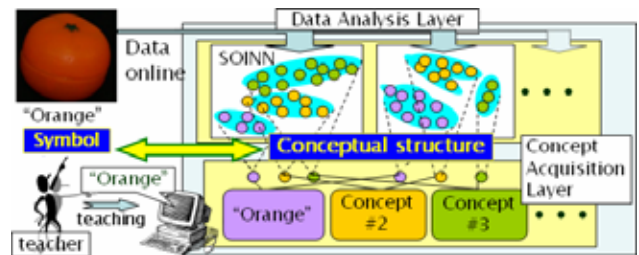


図 1: 提案手法の概要

念の入力と判断し、概念を追加的に学習する。

さらに、教示ラベルを得た際には、その時点の入力パターンを認識した概念に教示ラベルを関連付ける。その後、ラベルが関連付けられた概念に入力を識別した場合は、そのラベル情報を認識結果として示す。それに加えて、入力パターン情報に対応する概念に既に関連付けられているラベルが教示ラベルと異なる場合には、構造解析層の各モジュールの分類結果を必要に応じて修正する。

以上より提案手法は、学習対象に関する事前知識を必要とせず、逐次的入力パターン情報を追加的に学習し続け、同時に既学習の知識に基づいて認識を行う。さらに教示者の認識に即すよう、学習結果を教示に基づいてトップダウンに修正する。

3. 持続的学習問題の実験

3.1. 実験の概要

実世界のオンライン半教師あり学習・認識問題の例を設定し、提案手法の学習・認識の性質を検証した。実験では、屋内に設置した固定カメラの前に 30 種の玩具や文房具など身の周りの物体を次々に提示し、システムに追加的に学習・認識させた。システムへの入力、フレーム毎に背景差分を用いて抽出した提示物体画像から、色または形状を表す 2 種類の特徴ベクトルを用いた。また、教示信号は提示物体の名称 (ラベル) を提示中の様々なタイミングで与え、提案手法にその情報に基づいて自律的な学習結果を修正させた。本実験で設定した提示シーケンスを図 2 に示す。15 種 2 組に分割し、追加的に提示および教示を行った。各グループの提示の環

A Proposal of Life-long Semi-supervised Learning Algorithm

[†]Department of Computational Intelligence and Systems Science, Tokyo Institute of Technology

[‡]Imaging Science and Engineering Lab., Tokyo Institute of Technology

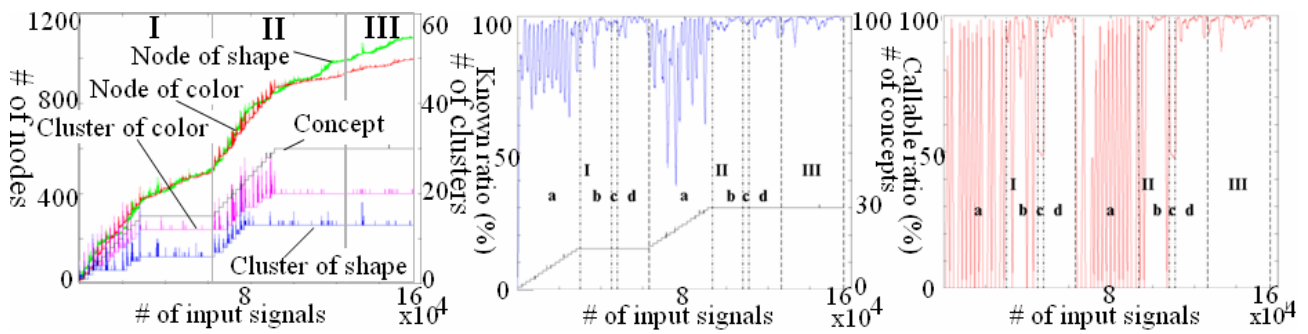


図3: 実験結果 (左から、ノード数クラスタ数および概念数、既知率、正称呼率、の変化を表す。)

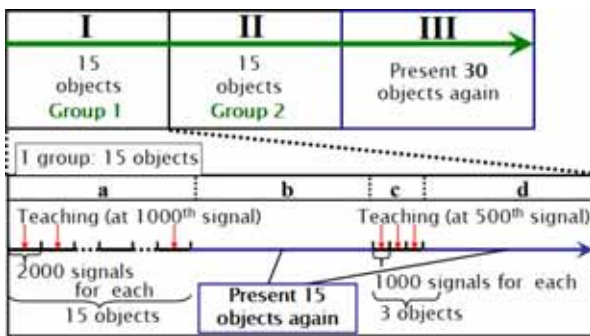


図2: 提示シーケンス (15種ずつ2グループの提示、全30種の提示、と3つの環境に変化する)

環境 (I, II) では各状態において、(a) 新たな種の情報の学習、および獲得したラベルと対応する情報の関連付け (b) 追加的に得た知識の保持 (c) 未教示3種のラベル教示への対応 (d) 知識の保持とラベルへの対応の妥当性、について検証した。最後に全種再提示の環境 (III) を設定し、提案手法の知識の追加的獲得および保持を検証した。なお、各種提示時における入力数は、最初の提示時は2,000シグナル、以降の提示時は1,000シグナルとした。また、ラベル付与のタイミングは、(a) では1,000シグナル以降、(c) では500シグナル以降とした。

以上の実験環境を設定し、提案手法の学習結果の経過と認識反応の変化を観測した。学習結果の経過は各モジュールのノード数とクラスタ数、および概念数の変化を観測した。認識反応に関しては、提案手法の特性から本実験では既知率と正称呼率を以下のように定義した。

既知率 何れかの概念が反応する割合

正称呼率 正しいラベルが関連付けられた概念が反応する割合

また、認識反応の変化を容易に把握するために、これらの値の1,000入力の移動平均値を観測し、その変化を検証した。なお、提案手法のパラメータを以下のように設定した。 $\lambda=100$, $a_d=100$ 。

3.2 実験結果と考察

実験の全過程における、構造解析層の色特徴・

形状特徴のノード数とクラスタ数、および概念形成層の概念数の変化を図3左に示す。ノード数は新グループの提示と同時に環境に適応するために増加し、その後徐々に収束に向かっていく。またクラスタ数は、新物体の提示とともに段階的に増加し、最終的に色20クラスタ、形状13クラスタにほぼ収束した。さらに、概念は30種にほぼ安定した。以上の結果から、提案手法は未知物体の提示に対して、必要に応じてノードおよびクラスタを増加させながら自律的・追加的に概念を形成して対処していると言える。

既知率(図3中)は提示物体に関する知識の獲得割合を表す。教示に関わらず環境aで段階的に増加しその後は安定して高い値を示すことから、自律的に知識を獲得したと言える。また正称呼率(図3右)は、環境I-bでは未教示の3物体以外に対処しており、環境I-dでは15種全てに対して教示者の知識に則した反応を示している。

さらに、新たな15種類の提示(II)の環境においても同様の反応の変化を示し、追加的な知識の獲得が確認できる。そして、30種類の再提示(III)では、全ての提示物体に対して高い値を示し、獲得した全ての知識の保持が確認できる。

以上の持続的半教師あり学習・認識問題の実験結果から、提案手法が、(1)自律的・追加的な学習・認識、(2)少数の教示に基づいた学習結果の適応、に対して、高い安定性と可塑性をもって対処可能であると結論付けられる。今後は提案手法の更なる改良として、概念の階層構造の自律的・追加的構成方法などを検討する。

謝辞

本研究の実施にあたり NEDO 産業技術研究助成事業から支援を頂きました。記して感謝いたします。

[1] Zhu, X.: Semi-Supervised Learning Literature Survey, Technical Report, University of Wisconsin, 2006, <http://www.cs.wisc.edu/~jerryzhu/research/ssl/semireview.html>

[2] Shen, F. and Hasegawa, O.: "An Incremental Network for On-line Unsupervised Classification and Topology Learning," Neural Networks, Vol.19, No.1, pp.90-106, 2006.