HMM-SOMに基づく認知行動の獲得とその学習

Learning of Cognitive Action based on Self-organizing Maps with HMMs

青山 一美
Kazumi Aoyama

ソニー株式会社
Sony Corporation
Kazumi.Aoyama@jp.sony.com

南野 活樹
Katsuki Minamino

(同 上)
Katsuki.Minamino@jp.sony.com

下村 秀樹
Hideki Shimomura

(同 上)
Hideki.Shimomura@jp.sony.com

keywords: HMM-SOM, SOM, HMM, cognitive behavior system, developmental robotics

Summary

An autonomous agent in the real world should learn its own sensor-motor coordination through interactions with the environment; otherwise the behaviors can not be grounded and they can easily be inappropriate in the variety of the environment. The sensor-motor signals are usually complex time sequence, therefore the cognitive action system of the agent has to handle them. In this paper, we propose a computational model of the cognitive action system that consists of a sensor space HMM-SOM, a motor space HMM-SOM and connection mapping between the two HMM-SOMs. A HMM-SOM can be recognized as a set of HMMs that are placed in a SOM space. It can model a set of complex time series signal in a self-organizing manner. We apply this HMM-SOM based cognitive action system on vision-motion and auditory-articulation signals. The experimental results show that this system is basically capable of constructing sensor-motor coordination structure in a self-organizing manner, handling complex time series signals.

1. はじめに

近年、自律エージェントに関する研究が活発に行われており、そのひとつの応用例である自律型ロボットへの関心も高まってきている。我々も、実世界で人を飽きさせずに長期間のインタラクションが可能な自律エージェントの実現を目標として検討を重ねている。我々はこれまでロボットの認識と行動をデザインし、あらかじめロボットに作りこむ手法をとり、自律型ロボットを開発してきた[Fujita 03]。このアプローチは、開発者が事前に想定した環境に対して行動を規定していくものである。しかし一般に実世界は、事前に想定できない状況を多分に含むものであり、開発者がすべての環境に対する行動を規定しておくことは難しい。これに対し、ロボティクスの分野では発達や創発に基づくアプローチが提案されている[Asada 01]。このアプローチを広く捉えれば、自律エージェントの持つ認知行動システムが環境との相互作用を通して発達し、自律行動全体を創発するシステムを追求するものと特徴づけることができる。この方法論はまだ確立されたとはいえないものの、与えられた環境内でエージェントが適切な行動を獲得できる可能性のある、有望な方法のひとつである。我々も、作りこみによるアプローチの反省か

ら、センサ-モータの関係を環境とのインタラクションから学習していく、すなわち認知行動システムを発達させていくアプローチを試みている。その中でも、認知行動の獲得において重要な役割を果たすものとして、模倣や教示に着目している。

人間が音声を獲得していく例を考えてみよう。乳幼児は、自身が出す音声に対して親などの養育者が似た音をまねて応答することで、まず聴覚と調音の対応関係を獲得するといわれている[Masataka 93]。さらに乳幼児は、この養育者の発声をまねて発声することが知られている。自身の発声を養育者の発声と比較し、それに近づくように発声運動を調整した結果、より明瞭な発声が可能になっていくと考えられる。このように養育者の「まねる」行為と乳幼児の「まねる」行為の双方によって、乳幼児は聴覚と対応する音の発声方法を学習していく。

この音声言語獲得、あるいはそれに匹敵するような認知発達現象を機械で実現することを考えるとき、その学習メカニズムには次のような機能・特性が求められる。第一に、センサ、モータ共に複雑な多次元時系列を扱えねばならない。人間の音声の場合には、センサは聴覚、モータは発声

器官への運動指示に相当する。それらを表現する信号は、多次元時系列でかつ非常に複雑である。第二に、教師ラベルが与えられずにカテゴリを学習できる必要がある。たとえば、音声認識技術の視点で取扱うほとんどの場合、学習データには認識結果に相当するカテゴリ情報が付与されており、それに基づいて HMM などにモデル化して学習している。しかし、実環境ではカテゴリに関する明確な情報は与えられない。そのため、自らの尺度に従ってカテゴリに類するものを作る学習アルゴリズムが必要となる。第三に、学習したことのない未知の入力に対しても妥当な出力をできる能力を持つ必要がある。実環境では、既知の入力のみではなく、未知の信号も入力されるので、少ない経験から未知の入力に対する妥当な出力が可能な認知行動システムを形成する必要がある。そのためには、経験した認知行動を個別に学習するのではなく、複数の認知行動の関係を構造として得るように学習し、その認知行動の間の中間的な表現も形成されていくこと、すなわち異なる認知行動間の内挿も同時に学習されることが要件のひとつとして考えられる。

我々はこれまでに、センサ空間やモータ空間で多次元の時系列データを自己組織的に学習する、隠れマルコフモデルを自己組織化マップ上に配置した手法 Self-Organizing Map with HMMs (HMM-SOM) を提案している [Minamino 05]。HMM は、時間伸縮のある多次元の時系列信号を効率的にモデル化することができ、音声認識などで広く利用されている。それを SOM 上に配置して自己組織化することによって、多次元時系列信号の自己組織化を狙ったのが HMM-SOM である。本稿ではこの HMM-SOM を道具として用い、入力信号を捉える知覚層、出力信号を生成する生成層を構成し、その間の写像 (以下、結合層と呼ぶ) としてセンサ-モータの関係を学習する認知行動システムを提案する。認知行動システム全体として、複数経験の内挿表現を得るためには、知覚層、生成層、結合層がそれぞれ内挿表現を生むための構造を持っている必要がある。提案する認知行動システムは、知覚層と生成層は HMM-SOM を用いた自己組織化学習、結合層 Hebb 則の拡張を用いた学習を行うことで、この内挿表現が形成されることを狙っている。もちろんこの方法の適用対象は、これまでの議論の例に挙がっている音声だけに限定されない。一般的なセンサ-モータ信号の自己組織的学習にも適用可能である。

本稿の構成を以下に示す。まず、多次元の時系列データを自己組織化学習する技術として、HMM と SOM を組み合わせた新しい学習メカニズム HMM-SOM を概説する。次に、この新しい学習メカニズムによってセンサ信号とモータ信号を自己組織的に学習し、同時にこの 2 者の写像関係を学習していくことにより、系全体として多次元の時系列信号同士の非線形で複雑な関係を学習することが可能な、認知行動システムを提案する。さらに、提案したシステムの基本能力の検証として入出力信号に視覚-運

動の時系列信号を対応させた例を示した後、音声を用いた「聞きまね」の実験例を示す。そして関連研究について我々のアプローチとの比較を述べ、最後に今後の課題について言及する。

2. HMM-SOM による時系列データの自己組織化学習

ここでは、提案するシステムの中核技術である、時系列データの自己組織化学習メカニズムについて概説する。詳細は [Minamino 05] に述べられているが、コンセプトと学習手法について簡単に説明する。

2.1 学習アルゴリズム

入力されるデータを自己組織的に分類するアルゴリズムとして、自己組織化マップ (SOM: Self-Organizing Maps) [Kohonen 95] が挙げられる。SOM の学習アルゴリズムでは、 N 次元のベクトルを入力として、SOM のトポロジーが規定する次元で入力パターンを表現できるように学習する。その結果、SOM の出力層に配置されたノードは、それぞれある特定の入力信号パターンに反応しやすくなる特性を持つようになる。また、多次元の入力データベクトルを SOM のトポロジーが定める次元で表現するため、入力データベクトルの低次元化を実現している。しかし SOM は一般に、静的な信号パターンであるベクトルを扱うものである。

一方で、複雑な時系列信号をモデル化する手法として、代表的なものに隠れマルコフモデル (HMM: Hidden Markov Model) があげられる。HMM は、音声認識の分野で広く利用されている。HMM の学習では、あらかじめカテゴリ分けされた時系列信号を用いて学習を行う、教師つき学習が適用されることが多い。

我々はこの両者を組み合わせ、時系列信号の自己組織化学習を可能にした HMM-SOM (Self-Organizing Map with HMMs) を提案している。SOM では、各ノードが入力データ空間の特性をベクトルで表現する (このベクトルを参照ベクトルと呼ぶ) のに対し、HMM-SOM では、それを HMM によって表現する。この利点は、HMM による時系列信号のモデル化と、SOM による構造化、低次元化の双方が可能であることである。

以下、学習アルゴリズムについて説明する。一般的な SOM (図 1) の学習は以下の手順によって進められる。

Step1 それぞれのノード $n_i (i = 1, 2, \dots, N)$ の参照ベクトル m_i の初期値をランダムに設定する。

Step2 ある入力ベクトル $x(t)$ に対して最も近い参照ベクトルを持つ勝者ノードを決定する。

Step3 勝者ノード n_{win} の参照ベクトル m_{win} を入力ベクトルに近づけ、さらに近傍ノードの参照ベクトルに関しても、SOM 上での勝者ノードからの距離に応じて入力ベクトルに近づける。

図1 SOM(Self-Organizing Map)

Step4 Step2, Step3 を, 学習が進むにつれて学習対象とする近傍のノード数を狭めていきながら繰り返す. Step3 での参照ベクトルの更新は, 以下の更新則によって与えられる.

$$\mathbf{m}_i(t+1) = \mathbf{m}_i(t) + h(d)(\mathbf{x}(t) - \mathbf{m}_i(t)) \quad (1)$$

ここで, $t = 0, 1, 2, \dots$ はイタレーションの回数, すなわち学習回数を表す. また, $h(d)$ は近傍関数と呼ばれ, 参照ベクトル $\mathbf{m}_i(t)$ をどの程度入力ベクトル $\mathbf{x}(t)$ に近づけるかを決定する. 近傍関数 $h(d)$ は, 以下の式によって与えられる.

$$h(d) = \alpha \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{d^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

$$d = \|n_{win} - n_i\| \quad (3)$$

但し, $\|n_i - n_j\|$ は SOM 上のノード n_i, n_j 間の距離を表す. 距離は例えばユークリッド距離や, ノード間のリンク長などで定義される. 係数 α は学習係数, σ は近傍の幅を決定するパラメータ, d は SOM 上での勝者ノード n_{win} からの距離である.

この SOM 上のノードが備える参照ベクトルを HMM に置き換えたものが, 提案した HMM-SOM である. HMM-SOM では, 時系列の入力信号に対して最も尤度の高い参照 HMM を持つ SOM 上のノードを勝者ノードとして決定する. そして SOM と同様, 勝者ノードを中心とした近傍学習の枠組みにより, それぞれの参照 HMM のパラメータを入力データに近づけるよう, パラメータ更新を行う (図2). 入力信号が与えられ, 学習が進むに従って, HMM-SOM 上の参照 HMM はある時系列信号パターンを, その近傍の参照 HMM は類似したパターンをモデル化したものとなる. HMM-SOM の学習アルゴリズムを以下に示す.

Step1 HMM-SOM 上のノード n_i に備えられた参照 HMM hmm_i に初期値としてランダムなパラメータを設定する.

Step2 ある時系列データの入力 $\mathbf{X}(t)$ に対して, Viterbi アルゴリズムによりすべての hmm_i の尤度を計算する. $\mathbf{X}(t)$ は 1 フレームが多次元のベクトル $\mathbf{x}_k$ でフレーム長 l の時系列データ ($= (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_l)$) であ

$$hmm_i(t+1) = (1-h(d))hmm_i(t) + h(d)\mathbf{x}(t)$$

図2 HMM-SOM での重みの更新

る. この中で尤度の最も高い参照 HMM を持つノード n_{win} を, HMM-SOM における勝者ノードとして決定する.

Step3 勝者ノード n_{win} の参照 HMM を $\mathbf{X}(t)$ に近づけるように学習する. さらに近傍ノードの参照 HMM に関しても, HMM-SOM 上での勝者ノードからの距離に応じて入力時系列データに近づける.

Step4 Step2, Step3 を, 学習が進むにつれて学習対象とする近傍のノード数を狭めていきながら繰り返す.

Step3 での HMM のパラメータ更新は, 一般的な SOM では式 (1) に相当する演算を行うこととなる. 具体的には, 参照 HMM にモデル化された時系列信号を, 学習係数 $h(d)$ で入力時系列信号 $\mathbf{X}(t)$ に近づけることを意味する. しかし, 入力時は時系列データ $\mathbf{X}(t)$ であり, HMM-SOM の持つ参照 HMM は HMM のパラメータによって表現されているため, 同様の演算を直接行うことが出来ない. そこで, 式 (1) の変形から実装を考える.

$$\mathbf{m}_i(t+1) = (1-h(d))\mathbf{m}_i(t) + h(d)\mathbf{x}(t) \quad (4)$$

式 (4) を HMM のパラメータ更新式の視点で考えると, ある HMM に対して, $\mathbf{X}(t)$ という時系列データを学習データとして重み付きで加え, 再度 HMM のパラメータを推定する演算と解釈することができる. 通常の HMM の学習では, 時系列信号の集合を学習データとして Baum-Welch のアルゴリズムによりパラメータ推定を行うため, このような逐次的な演算をそのまま行うことができない. そこで, 参照 HMM ごとに学習に用いるデータを保持するバッファ (以下, 学習バッファと呼ぶ) を持たせ, それによって HMM のパラメータを推定するよう実装した. 学習バッファのデータ内容は逐次更新する. 学習バッファには, 学習データが重み付きで複数保持されている. 重みの総和は 1 である. 入力信号 $\mathbf{X}(t)$ は, それぞれのノードの持つ学習バッファに, 学習の重み $h(d)$ とともに蓄積される. 同時に, これまでの学習データの重みの総和が $1-h(d)$ となるようにバッファ内の重みが調整される (図2). 調整時には, 実装上重みが 0 に近い値の学習データを削除する. 例えば, 次節以降で説明する実験では, 重み 0.01 以下の学

習データは削除し学習には使用していない。この学習バッファを利用して、HMM を再度学習することにより、勝者ノードとその近傍の HMM のパラメータを入力データに対して尤度が高くなるように変更する^{*1}。

2.2 認識と生成

学習後の HMM-SOM は、ある時系列の入力データを認識する認識装置として捉えることができる。つまり、入力信号に対する HMM-SOM 上の参照 HMM の尤度を計算することで、最も入力信号をモデル化している参照 HMM を決定することができる。また、学習後の HMM-SOM の参照 HMM を用いて、時系列データを生成することも可能である [Minamino 05]。このことから、HMM-SOM は各ノードが保持する HMM のパラメータに基づいて時系列パターンを出力できる、時系列データ生成器とみなすこともできる。HMM-SOM を用いて時系列信号を自己組織的に学習することで、低次元化した SOM の空間には学習データ群の持つ構造 (カテゴリ構造) が現れる。徳永らの提案する mnSOM [Tokunaga 05] では、SOM 上に関数モジュールを配置し、その関数群を自己組織的に学習し、その結果学習しなかった中間的な関数を自己組織的に生成することを確認している。本稿で提案する HMM-SOM においても学習データを表現する HMM-SOM 上のノード間には、複数の学習データから学習されたノードが形成される。この参照 HMM は学習データ間の内挿を表現するものと期待できる。このノードによって学習していない多次元の時系列信号を認識、生成できるようになることが HMM-SOM を用いて自己組織化学習をすることの目的である。

3. 提案する認知行動システムと学習手法

ここでは、センサ信号を自己組織的に学習した知覚層、モータ信号を自己組織的に学習した生成層、両者の間の写像の 3 つのモジュールによって構成した認知行動システムを提案する。

3.1 システム構成と学習手法

提案する認知行動システムを図 3 に示す。このシステムは、センサ入力の時系列信号を扱う HMM-SOM (知覚層) と、モータ出力の時系列信号を扱う HMM-SOM (生成層) を用意し、それぞれの HMM-SOM 上のノード同士を全結合したものになっている。この結合重みは、知覚層のノードと生成層のノードの関連の強さを表す。このシステム全体の学習アルゴリズムを以下に示す。結合重みの更新の詳細については後述する。

Step1 知覚層と、生成層の参照 HMM を適当なパラメータで初期化する。また結合重みも小さな値で初期化

図 3 HMM-SOM を用いた認知行動システム

する。

Step2 学習データとして、センサ入力信号とその入力に対応するモータ出力信号を与える。

Step3 それぞれの学習データで、知覚層と生成層の自己組織化学習を行う。時系列データの自己組織化学習は HMM-SOM の学習法に従う。

Step4 両平面間のノードの結合重みを更新する。

Step5 学習データが入力される度に、Step2 から Step4 を繰り返す。

3.2 結合重みの学習

Step4 の結合重みの更新は Hebb の学習則 [Hebb 49] を拡張し、発火したノード同士の結合を最も強化し、その周辺の結合にも影響を及ぼすような学習則を適用している。ここで知覚層のノードを $n_i^p (i = 1, 2, \dots, N)$ 、生成層のノードを $n_j^g (j = 1, 2, \dots, M)$ とする。結合重み w_{ij} は、知覚層の勝者ノード n_{win}^p と生成層の各ノード n_j^g の結合重み $w_{win,j}$ と、知覚層の各ノード n_i^p と生成層の勝者ノード n_{win}^g の結合重み $w_{i,win}$ を更新する。この結合重みの更新則は以下の式で表現される。 α は学習率を表す。

$$w_{win,j}(t+1) = (1-\alpha)w_{win,j}(t) + \alpha\Delta w_{win,j} \quad (5)$$

$$w_{i,win}(t+1) = (1-\alpha)w_{i,win}(t) + \alpha\Delta w_{i,win} \quad (6)$$

$$\Delta w_{win,j} = \frac{1}{\|n_{win}^g - n_j^g\| + 1} \quad (7)$$

$$\Delta w_{i,win} = \frac{1}{\|n_{win}^p - n_i^p\| + 1} \quad (8)$$

3.3 認知行動システム

こうして学習した認知行動システムは、環境からある時系列のセンサ信号が入ってきたときに、知覚層-生成層

^{*1} 重み付きの学習データに対する HMM のパラメータ更新則については付録 A に示す

図4 視覚-運動の対応システム図

の画像を通して、それに対応する時系列のモータ信号を出力することが可能になる。これは、ある時系列のセンサ信号に対して、知覚層上で最も尤度の高い、すなわち勝者のノードを決定し、そのノードと最も高い結合重みを持つ、生成層のノードの参照 HMM から、時系列のモータ信号を出力することで実現できる。

4. 実験

提案した認知行動システムを実装し、検証した。まず初めに、比較的低次元の信号を用い、センサ信号、モータ信号、またその間の画像が自己組織的に学習可能であることの基礎検証結果を示す。具体的には、ロボットの視覚への信号と関節角度列の信号の対応関係を学習した。次に、音声データを用い、多次元の時系列信号を自己組織的に学習する例を示す。

4.1 視覚-運動の対応付けシステム

§1 実験環境

センサ入力とモータ出力に対して視覚-運動を対応させて学習させた例を示す。全体のシステムを図4に示す。この実験では、ロボットに直面する人の動かすボールの軌道と対応するロボットの動きのパターンを認知行動システムに与えて学習させた。実験に使用したロボットは、ソニーが開発した二足歩行ロボット [Fujita 03] である。このロボットは両目のカメラによって、ロボットのボディ中心座標系でのボールの重心座標 (x, y, z) を観測する。また、自身の腕の関節角度のデータ (両腕合わせて8次元) も観測することができる。教示データは、以下の3つの周期運動をそれぞれ約5分ずつサンプリング周期72msecで収録した。

- 1) ボールの軌道縦方向に対して、ロボットの両手を縦方向に動かす、
- 2) ボールの軌道横方向に対して、ロボットの両手を横方向に動かす、
- 3) ボールの軌道が円を描くのに対して、ロボットの両手で円を描く。

この3つのパターンは人が見たときに、視覚入力の動きと、ロボットの動きのパターンが「動きのみまね」をし

ているような対応付けにした。具体的には、1人の教示者がロボットと対面してボールを動かし、それに合わせてもう1人の教示者がロボットの両腕を持ち、対応するロボットの動きを直接教示した。教示データ収録の様子を図5に示す。このデータを2100msecずつ分割し、学習データとする^{*2}。学習時には、知覚層への3次元、生成層への8次元の学習データが入力される毎に、知覚層と生成層の学習を行い、知覚層の勝者ノード、生成層の勝者ノードを中心にして、HMM-SOMの参照HMMのパラメータと結合重みを更新する。この学習を1イタレーションとして、収録した学習データ1)1088個、2)1044個、3)797個から毎回ランダムに学習データを選択し、合計10000回のイタレーション学習を行った。知覚層と生成層のHMM-SOMが持つノードの数は100とした。ノード数は、本実験では同じカテゴリでも周期運動の位相が異なるものが入力されるため、いくつかの試行の結果、1カテゴリあたり約30個程度のノード数に設定した。また、SOM空間のトポロジを 10×10 のトーラス状に定めた。トーラス状とは2次元平面に配置されたノードの上下と左右の両端にも結合があるようなトポロジを規定したものである (図6)。このようにSOMの規定する空間を作ることによってHMM-SOM上に端がなくなり、近傍領域がどのノードにとっても一様になる。この空間での距離は、図6のようにノードをリンクで結んだ場合の、ノード間の最小リンク数とした。式(2)における α, σ の値は学習総回数を T 、現在の学習を t 回目のとき、以下の式によって決定した。この結果、式(2)における $h(d)$ は t の関数 $h(d, t)$ となり、SOMの近傍学習の幅が時間とともに狭くなるように学習が進む。

$$\alpha = \alpha_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (9)$$

$$\sigma = \sigma_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (10)$$

今回の実験では、学習初期にはHMM-SOM上のすべてのノードで参照HMMのパラメータ更新が行われ、かつ勝者ノードの学習バッファの中身が全体の5%程度ずつ変更されるよう、 $\alpha_0 = 0.4, \sigma_0 = 3.0$ とした。また、それぞれのHMM-SOMのノードの重みを表現する参照HMMは、10状態のleft-to-right型のHMMで構成した。これらのパラメータは、計算量、自己組織化の進み具合を考慮し、数回の試行の上で決定した。

^{*2} 学習データは開始位置を350msecずつずらし、重複させながら分割した。このフレーム長2100msecは、学習後の認知行動システムの動作確認のため、ロボットが出力した動作が何をしているかがわかる程度の長さ、すなわち一周期以上含まれるようにした。

図 5 教示の様子

図 6 トーラス状

§ 2 実験結果と考察

上記の学習を行った後、このシステムが、知覚層、生成層、結合重みをそれぞれ自己組織的に学習できているかの評価を行った。また認知行動システム全体として、センサ信号を観測した際に、適切な行動が出力できるかを確かめるため、ロボットを用いて動作の確認を行った。

まず、それぞれの学習後の HMM-SOM の構造を解析した。学習結果として得られた平面を図 7 に示す。図の上部が知覚層、下部が生成層で、それぞれ学習が 1000 回、5000 回、10000 回のときの学習バッファの情報である。2・1 節で説明した通り、学習バッファには、学習時に入力として与えられた時系列信号が重みつきで蓄えられる。この学習データには、評価用として 1) 横動き 2) 縦動き 3) 円運動の 3 パターンを見分けるカテゴリラベルを付与してある。このカテゴリラベルを用いて、学習バッファ中に蓄えられている学習データの重みをカテゴリラベル毎に累積し、各学習バッファに対する各カテゴリの重みの割合を求めた。図 7 の内部にある棒グラフには、カテゴリ毎の重み割合が示されている。このグラフから、知覚層、生成層共に学習が進むに従って、ある特定のカテゴリによって学習バッファが占められたノードが HMM-SOM 上に領域を持って形成されていく様子が分かる。例えば、生成層での円運動（図中では白）に着目すると、学習 1000 回目では HMM-SOM の中央付近にぼんやりと集まる。学習 5000 回になると円運動の学習データが支配的となったノードは左中央に偏り、10000 回でそれがより鮮明になる。他の領域も、学習バッファが特定の学習データで占められたノードで構成されるようになった。この領域の区分

図 7 知覚層、生成層の学習の様子

や配置は、参照 HMM に設定した初期パラメータの値や、学習データを与える順序によって異なる。しかし複数回試行したどの場合においても、学習回数が進むにつれて、ある特定カテゴリで学習バッファが占められるノードが HMM-SOM 上に領域を持って形成されていくことを確認した。

次に、性能の定量化を試みた。まず、知覚層、生成層の各ノードの学習バッファ中に最も多く含まれるカテゴリを、擬似カテゴリラベルとして、それぞれのノードに割り当てた。そして、評価データとして、学習データとは別のボールの軌道データを 1) 365 個、2) 344 個、3) 260 個の計 969 個用意した。この評価データを入力したときの a) 評価データの正解ラベルと発火した知覚層のノードの擬似ラベルとの一致率 (知覚層)、b) 評価データに発火した知覚層のノードの擬似ラベルと最も高い結合重みを持つ生成層のノードの擬似ラベルの一致率 (結合)、c) 評価データの正解ラベルと知覚層の勝者ノードと最も高い結合重みを持つ生成層のノードの擬似ラベルとの一致率 (入出力) を調べた。a) の評価は HMM-SOM の学習によって自己組織化された内部構造の認識率に相当するものであり、また b) の評価は、結合重みの学習結果を示している。c) の評価は、学習した認知行動システム全体の評価を意味している。評価結果を図 8 に示す。グラフの横軸は学習回数を、縦軸は一致率を示す。このグラフを見ると、知覚層、結合、入出力ともに学習回数が増えるに従って一致率も増加する傾向にあることがわかる。

また、学習した内部構造を用いて、ロボットにボールの軌道を知覚させ、対応した動きを生成するような認知行動システムを構築した。このシステムは、ロボットにボールの軌道を見せると、知覚層で最も尤度の高いノードを決定し、そのノードと最も高い結合重みを持つ生成層のノードを決定する。その生成層のノードは、この参照 HMM のパラメータから関節角度時系列を出力する。ロボットはこれを関節への指示値として両腕を動かす。このシステムで、

図 8 学習結果

ロボットにボールの動きを与えると、教示した 3 つのパターンと対応する、ロボットの動きのパターンが発現することを確認した。

4.2 音声による聞きまねシステム

次に、1 章で認知行動システムの一例として示した、ロボットが聞いた音を繰り返すという「聞きまね」システムの基礎的実験を行った。

§1 実験環境

全体のシステム構成図を図 9 に示す。本実験では、認知行動システムは 4.1 節と同じものを使用しているが、知覚層への入力が音響分析器から出力される音声の特徴量、生成層からの出力は音声合成ソフトウェアのパラメータとなる。音響分析器は、マイクで収録した音声をサンプリング周波数 22.05kHz、フレーム長 25msec、フレーム周期 10msec として音響分析を行う。音響分析によって得られる特徴量は、音声認識で広く用いられているメルケプストラム (Mel Frequency Cepstrum Coefficients) の 13 次元と、デルタメルケプストラム 13 次元、およびデルタデルタメルケプストラム 13 次元の計 39 次元である。また、使用した音声合成ソフトウェアは、フレーム周期 10msec のフォルマントの時系列とピッチ、パワーの時系列データ合計 34 次元の時系列データから音声波形 (wav) を生成する。この 34 次元の時系列データを生成層への入力、すなわちロボットの発声データとした。学習は、日本語の単語 20 種類を男性 7 名が発声したデータ計 140 個を知覚層への入力とし、その音に対応するロボットの音声合成パラメータを生成層への入力とした。収録した単語のリストを表 1 に示す。学習に用いた単語は、音韻の長さが同じで、母音の似た音韻を含むような単語が含まれるように意識して (例: 夕食と乗客/顔つきと買い置きなど) 選択した。学習データは、収録した音声を単語ごとに切り出したもの (前後に多少のポーズを含む) を使用した。知覚層に与える学習データは、この音声を音響分析した 39 次元の時系列である。一方、生成層に与える学習デー

図 9 聞きまねシステム構成図

表 1 実験で使った 20 単語

明け方	引力	海沿い	エプロン
鉛筆	おしゃべり	おたふく	買い置き
顔つき	神様	行政	公式
乗客	ステレオ	手拭い	トロフィー
偽者	病人	持ち主	夕食

タは、34 次元のパラメータ時系列となるが、これを手作業で決定することはほぼ不可能である。そこで既存の音声処理技術を使い、音声データから対応する生成層の学習データを、半自動で作成した。まず、音声認識器を用い、収録した音声データの音素列とその継続長情報を得た。次に、同じデータに対してピッチ解析を行い、ピッチ情報を得た。この結果を目視で確認した上で、一般の音声合成技術を使い、この 2 つのデータから、34 次元の音声合成パラメータ時系列の学習データを作成した。なお、使用したソフトウェアは、音声合成モジュールを除き、自作のものである。HMM-SOM のノード数は、学習データ量が少ないことから、1 カテゴリあたりのノード数を 5 ノード程度割り当たるように、100 (10×10 のトラス状) とし、これにあわせて、 $\alpha_0 = 0.4, \sigma_0 = 3.0$ 、学習回数は 10000 回とした。4.1 節の実験と同様、学習データは用意した学習データ 140 個から毎回ランダムにデータを選び、繰り返し使用した。また、それぞれの SOM のノードの参照 HMM は、30 状態の left-to-right 型の HMM で構成した。HMM-SOM のノード数、学習パラメータ、HMM の状態数は知覚層、生成層ともに同じパラメータを使用した。

§2 実験結果と考察

まず、4.1.2 節と同様に a) 知覚層 b) 結合 c) 入出力の一致率を調べた。評価データとして、学習に使用しなかった男性 4 名の話者が 20 単語を発声したデータ計 80 個を用いた。この結果を図 10 に示す。学習回数が増加するに従って一致率が増加していることから、音声のような複雑な時系列信号に対しても、自己組織化学習が進んでいる様子が確かめられた。しかしグラフでは、8000 回をピークにそれぞれの一致率が下がってきている。学習バッチファの状況も

図 10 学習結果

図 11 学習 8000 回目と 10000 回目の学習バッファの様子 (一部)

含めてこの原因を分析したところ、ある種の過学習が起こっていることが分かった。一例として、「海沿い」という評価データで起きた現象を説明する。ノード n_{19} , n_{28} 周辺の学習バッファの変化の様子を図 11 に示す。カテゴリラベル「海沿い」のある評価データに対して、学習 8000 回目の時には、ノード n_{28} (擬似カテゴリラベル「海沿い」) が最も高い尤度を持っていた。しかし学習 10000 回目になると、この評価データは、ノード n_{28} の近傍 n_{19} で知覚されていた。このときノード n_{19} の学習バッファは、「海沿い」のカテゴリラベルを持つ学習データを約 40% 含み、「病人」のそれが約 43% 含まれるが、擬似ラベルは僅差で「病人」となり、評価データのカテゴリラベルと擬似ラベルは不一致となる。一方、学習 10000 回目でのノード n_{28} の学習バッファを解析すると、「海沿い」のカテゴリラベルを持つデータが約 89% 含まれていた。しかし、学習パラメータにより学習の最終段階では Winner-Takes-All の学習となり、また学習データの種類の少ないため、特定の学習データに特化されすぎてしまったと推測される。結果として、ある「海沿い」の評価データに関しては、このノードよりも、ノード n_{19} の尤度の方が高くなってしまったと考えられる。学習 10000 回目で不一致となった他の評価データについても、この例と同様の現象が見られた。この過学習の問題は、学習の最終段階で Winner-Takes-All にする戦略と、ノード数に対しての学習データの少なさによって起こる問題であると考えられる。現状では、この擬似的な認識率の評価においては過学習による性能低下

と見えるが、最も尤度の高いノードの HMM には同じカテゴリの学習データも多く含まれている。また、この過学習の問題は学習データを増やすなどで解決できる問題であると考察でき、HMM-SOM が持つ致命的な問題とは思われない。

また、評価データ群をこのシステムに入力したときに、知覚層のどのノードが発火したかを調べた。この結果を図 12 に示す。図の各マスは知覚層の HMM-SOM のノードを示している。この知覚層に対して、評価データを与え、最も尤度の高かったノードを評価データの持つカテゴリラベル毎にプロットしたものである。それぞれの単語は 1 つあるいは近傍の複数のノードによって表現されていることがわかる。HMM-SOM の特性を考えるなら、センサ空間上で似た単語が付近に集まる傾向を持つと予想される。図 12 を見ると、中央上部付近に「か」で始まる単語「かおつき、かみさま、かいおき」が集まっていたり、「かおつき」と「こうしき」など主観的ではあるが音が似ているものが隣り合う位置 (トラスなので上部と下部は隣接している) に配置されていたりする例はある。しかし、客観的に見ると、何か特定の傾向がはっきり見えるとは言いが切れなかった。この点は、後の実験の議論でも触れる。

次に、発火した知覚層のノードと、結合重みがもっとも重い生成層のノードを調べたものを図 13 に示す。図上のそれぞれのマークは図 12 と同様、評価データのカテゴリラベルと対応している。図の各マスは生成層の HMM-SOM のノードを示している。この図から、生成層にも単語ごとに、ある領域にある単語を表現するノードができていることが分かる。さらに、図 10 を見ると、学習 10000 回目では結合重みが 90% 以上正しく獲得されていることから、それぞれの評価データに対して、ほとんどの場合同じカテゴリを表現するノードが発火していることが推測できる。知覚層の分布 (図 12) と比較すると、HMM-SOM 上に表現される単語の配置は異なっており、この異なった配置の対応関係を結合重みによって学習できていることが分かる。実際に HMM-SOM 上の参照 HMM から音声合成パラメータを生成し、そのパラメータから音声合成ソフトウェアによって音声波形を生成して実際に音を確認めた。その結果、多くの場合、評価データのカテゴリラベルと一致する音声を聞き取ることが出来た^{*3}。

§ 3 日本語の音韻学習への適用

上記の単語実験で、100 ノードに 20 カテゴリの単語を学習した例を示したが、少し性質の異なるデータでの自己組織化実験として、日本語の音韻 46 種類を学習させた。実験システムは先の実験と同じものを用いた。学習データは、男女それぞれ 4 名の話者が日本語の音韻 46 音を 10 回発声したデータ計 3680 個とそれに対応するロボットの

*3 ここでは、学習したカテゴリの単語を入力したときにその単語の音声を出力できたことについて言及している。一方、4・3・1 節では学習していない単語を入力したときの結果について言及している

図 12 知覚層の HMM-SOM 上での評価データの発火

図 14 聴覚層, 調音層の音韻分布

図 13 生成層の HMM-SOM 上での評価データの発火

発声データを用いた。学習データの作成方法は 4・2・1 節と同様である。使用した音韻 46 個を表 2 に示す。

本実験での HMM-SOM のノード数は、1 カテゴリあたり 5~10 程度のノードが割り当たるよう、 20×20 の 400 個とし、これにあわせて $\alpha_0 = 0.8, \sigma_0 = 6.0$ とした。本実験でも学習中は用意した 3680 個の学習データの中から毎回ランダムに選び、繰り返し使用する。学習回数は 50000 回とした。それぞれの SOM のノードに備えられる参照 HMM は、10 状態の left-to-right 型の HMM で構成した。上記の条件で学習させたときの知覚層、生成層の疑似カテゴリラベルの分布、すなわち HMM-SOM に表現された音韻の分布を図 14 に示す。このようにランダムにデータを与え、自己組織化学習を行った結果、46 音はそれに含まれる母音によって大きく分類される構造を作った。その大分類の中に、各音が散らばった構造を持つように知覚

層、生成層が形成された。また、4・1 節の実験と同様、参照 HMM に設定した初期パラメータの値や学習データを与える順序によって、HMM-SOM の学習結果は異なっていた。しかし、どの試行においても母音ごとの大きな領域が構成され、その中に各音韻が配置される構造が出来ることが観察された。これは、HMM の尤度という距離尺度によって、似た音韻が近傍に表現されるよう自己組織化学習した結果、似た音韻が近い領域に固まって表現されていることを示している。前節の単語の実験ではこういった傾向が明には観測されなかったが、この例のように比較的単純な信号の場合には、顕著にその傾向を見ることができた。

また、獲得された認知行動システムに対して、学習データとして与えなかった音韻、例えば「う」と「え」の中間音を入力した。すると、主観的ではあるが、「う」と「え」の中間のような音が出力された。入力した音韻は、知覚層の「う列」の領域と「え列」の領域の間のノードで知覚された。そしてそのノードと最も高い結合重みを持つ生成層のノードも同様に「う列」の領域と「え列」の領域の間に位置していた。このような現象は、獲得した内部構造が経験したことがない入力に対して、経験したものと違う、且つ人間が合理的に見えるような内挿を出力している例であると言える。

4・3 考察

§1 未知の入力に対する認識生成能力について

これまでに述べた各実験では、提案手法がカテゴリ構造を持つ学習データを自己組織的に学習でき、認識生成を行えることを、実世界のデータを用いて示してきた。しかし 1 章で述べたように、認知行動システムは、未知の入力に対する妥当な出力も可能であることが望ましい。ここではその一例として、学習したカテゴリ間の内挿に着目して考察を深める。

まず提案する認知行動システムが持つ、学習したカテゴリ間の内挿の表現能力について、簡単な追加実験を行った。具体的には、シミュレーション環境で振幅の違う（ここでは 0.3 と 0.5^{*4} ）1 周期、126 フレームの正弦波を学習

表 2 実験で使用した 46 音韻

あ	い	う	え	お	は	ひ	ふ	へ	ほ
か	き	く	け	こ	ま	み	む	め	も
さ	し	す	せ	そ	や		ゆ		よ
た	ち	つ	て	と	ら	り	る	れ	ろ
な	に	ぬ	ね	の	わ		を		ん

*4 学習データには各フレームの値に対し、分散がその 5%とな

表 3 実験条件

HMM の状態数	20 状態
学習回数	1 万回
HMM-SOM の大きさ	9(3×3)

図 15 正弦波による追加実験の出力

データとして与えて学習した認知行動システムに対して、振幅 0.3, 0.4, 0.5 の正弦波を入力したときの様子を観察した。このとき、振幅 0.4 の正弦波は、認知行動システムにとって未知の信号となる。学習には知覚層と生成層の信号データ対が必要であるが、振幅 0.3 の波形に対して振幅 0.3 の波形、振幅 0.5 の波形には振幅 0.5 の波形振幅を対応させて用意し、認知行動システムに学習させた。この追加実験の実験条件を表 3 に、学習後のシステムに振幅が 0.3, 0.4, 0.5 の正弦波を入力した際の出力を図 15 に示す。実験設定から、知覚層に入力したものと同じ振幅の正弦波が出力されることが期待される。HMM のモデル化能力による波形の歪みが若干あるものの、振幅 0.3, 0.5 ではほぼそれに近い波形が出力されている。また振幅 0.4 の入力に対しては、波形の歪みは大きくなるものの、学習した振幅の中間的な振幅となる正弦波が出力されることを確認した。この出力を定量的に評価するため、それぞれ振幅 0.3, 0.4, 0.5 の正弦波を認知行動システムに入力したときの出力に対して、それぞれの場合の正解に相当する振幅が 0.3, 0.4, 0.5 の正弦波との 1 フレームあたりの平均 2 乗誤差を表 4 に示す。振幅が 0.3, 0.5 という学習した波形だけでなく、振幅が 0.4 の入力に対して、正解である振幅 0.4 の正弦波との誤差が小さくなっていることがわかる。非常に基本的な検証ではあるが、本手法による内挿表現の実例を、定量的評価とともに確認した。

次に、4.1 節、4.2 節の実験で学習した認知行動システムに対して、学習に使用したカテゴリ以外のデータを入力したときの出力を観察した。4.2.3 節では、主観的ではあるが学習していない音韻（4.2.3 節では「う」と「え」の中間音について説明した）が知覚生成されることを確認した。これは、提案した認知行動システムで、学習結果としてのカテゴリの内挿が HMM-SOM 上の参照 HMM に表現され、それがうまく使われたことを示している。一方、4.2.1 節の実験では、4 文字の適当な単語を入力すると、知覚層では学習したカテゴリとは異なるノードが発火し、それ

表 4 正解に対する誤差

		正解の正弦波の振幅		
		0.3	0.4	0.5
入力した正弦波の振幅	0.3	0.0204	0.0726	0.1255
	0.4	0.0738	0.0376	0.0679
	0.5	0.1354	0.0724	0.0374

に対応した生成層のノードも学習したカテゴリを代表するノードとは異なるノードが発火した。しかし、生成層の発火したノードから音声を出して聞いてみると、単語の音韻が聞き取れない音が発声された。また、4.1 節の視覚と運動の対応実験は、教示したことがない斜めに動くボールの軌道を提示すると、ロボットは縦の動きなどのすでに学習したことがある動作を出力する現象が多く見られた。このとき知覚層、生成層の HMM-SOM を分析すると、複数のカテゴリの学習データによって学習された参照 HMM も存在しており、この HMM から出力を生成してみると、教示したカテゴリとは異なる中間的な動作は生成できた。しかし、実際にボールを斜めに動かしてみると、知覚層の複数の学習データからなる中間的なノードが発火せずに、教示したカテゴリを代表するノードが発火してしまい、中間的な動作が出力できないことがわかった。

これらの事例から、本手法の内挿能力及び内挿に関連する問題点をまとめてみる。提案した認知行動システムで、本節で示した追加実験や音韻学習のような比較的単純な波形では、学習したカテゴリ間の内挿が表現される例を明確に確認できた。一方で、4.2.1 節で見られるように、単語のような複雑な時系列信号を扱った場合、HMM-SOM の空間で音声として有意味な未知の単語が内挿として表現されることは起こりにくいことがわかった。この一つの理由は、多次元時系列をある低次元空間にマップしたとき、その低次元空間での中間的な構造が、元の空間で有意味な入出力を表現することの困難性にあると思われる。また、「内挿の多様性」も重要な要因である。例えば、4.2.3 節の音韻の実験では、「う」と「え」の中間的な音声出力された事例があった一方で、「あ」と「い」の内挿表現として「あい」といったという音声出力される例も観察された。この HMM は、「あ」と「い」の学習データからパラメータ更新されていたが、HMM の各状態の前半部では「あ」をモデル化し、後半部では「い」をモデル化しているものと推測できる。この「あい」という音声は我々人間の考える内挿とは直感的に異なるが、ある意味で両者の内挿である。このような内挿の多様性によって、我々の直感に見合う内挿が HMM-SOM 上に表現されていないことも考えられる。有意味な内挿は問題設定によって異なり、現時点ではその内挿を得るための一般則は見出せていない。

また 4.1 節の結果は、中間的出力がうまく出せない理由

図 16 ノード数の違いによる HMM-SOM の計算量

表 5 実行時間計測の実験条件

HMM の状態数	10
学習回数	1 万回
入力データ	1 次元 126 フレーム
HMM-SOM のノード数	25,49,100,225

として、複数の学習データから学習された HMM が、我々が内挿と考えている入力に対して、勝者ノードとなれないケースの存在を示している。これは先に述べた内挿の多様性と深く関係しており、システムが作った内挿を人間が想像できていない場合も考えられる。また、HMM が時間伸縮を許容する尤度計算を行っていることから、我々の直感と食い違う勝者ノードが選択されることも原因と考えられる。このような人間の主観との不一致をどのように埋めるかは、今後の重要な課題である。

§2 計算量について

提案する認知行動システムの計算量は、HMM-SOM のノードの数に比例して増加する。HMM-SOM の学習において、HMM-SOM のノードの数と実行時間の関係を図 16 に、その際の実験条件を表 5 に示す。このシステムでは HMM-SOM の学習、中でも HMM のパラメータ推定にかかる計算時間が支配的である。HMM のパラメータ推定にかかる計算量は、HMM の状態数、入力データの次元数、入力データのフレーム長に比例する。そのため、音声のような多次元の時系列信号を扱う場合には、計算コストを要することになる。本稿での実験では、学習データをオフラインで与えているが、オンラインでの学習を視野にあれば、計算量の削減は今後の課題となる。

5. 議 論

5.1 関 連 研 究

HMM を用いた時系列信号のモデル化、モデルを用いた認識/生成という点では、稲邑らの研究が挙げられる [Inamura 02]。稲邑らは人間が行っている「見まね」に着目し、相手の行動の観測を通じてシンボルとして認識し、そのシンボルから自分の行動を再現するプロセスを工学的にモデル化することを試みている。具体的には、入力信号と出力信号はともに関節角度時系列を扱い、ロボット

や人間の運動パターンを HMM によって抽象化し、この HMM を原始シンボルとして捉え、この HMM によって認識、生成を行うモデルを提案している。我々の提案した認知行動システムでは、入力信号と出力信号が必ずしも同じモダリティである必要はなく、入力信号と出力信号の抽象化に加えて、その写像を学習するというモデルになっている。また稲邑らは、この原始シンボルを複数作成し、それらの間の距離を定義して多次元尺度法によって空間上に配置することで、原始シンボル同士の関係性を持たせている [Tanie 03]。これによって、原始シンボル空間上で例えば内分点を取るといった、幾何学的な空間での操作に基づいて、原始シンボルの組み合わせとなる新規運動の認識、生成が可能であることを示している。一方我々のアプローチでは、HMM を SOM 上に配置することで、入力信号を参照 HMM にモデル化していく学習と同時に、SOM 上のトポロジー空間によって自己組織的に HMM 同士の関係も学習している。すなわち、学習データとして与えられたカテゴリ間の内挿が HMM-SOM の学習過程を通して参照 HMM に表現されていく。

SOM とモジュールを組み合わせるというアーキテクチャの観点からは、中村らの提案しているダイナミカル SOM [Nakamura 03] と、2.2 節で触れた徳永らの提案する mnSOM [Tokunaga 05] が挙げられる。前者は、SOM の参照ベクトルを力学系に置き換えることで、時系列信号の自己組織化を実現している。ダイナミカル SOM は時系列信号を自己組織的に学習し構造化を行うという点で、本研究と目的は共通している。一方で、ダイナミカル SOM では入力信号から次の時刻の入力信号を予測する予測モデルになっているため、入出力が同じ信号を扱うことになる。本研究ではモダリティの違うセンサ-モータ間の関係を自己組織的に学習することを目的としており、そのために知覚層-結合層-生成層という構成のアーキテクチャを提案している。また、音声のような複雑な時系列信号を扱うために音声認識で実績のある HMM に着目し、SOM のモジュールとして配置したことが本研究の特徴である。後者は多層パーセプトロンを SOM 上に配置し、各ノードに入出力関係を持たせた mnSOM (モジュラーネット型 SOM) を提案している。mnSOM と我々が提案した HMM-SOM とは、SOM のノードにモジュールを配置する点、未学習のデータや入出力関係を SOM の中間ノードを用いて表現しようとする点で共通している。一方相違点を考えると、我々は知覚層、生成層、写像というアーキテクチャで認知行動システムを構成しているのに対して、徳永らは 1 つの SOM 空間で入出力関係を持たせている。先に述べたように本研究ではこのアーキテクチャを用いることで入出力のモダリティの違う多次元の時系列信号同士のセンサ-モータの関係を学習することを可能としている。さらに、本稿で述べた実験では 1 つの知覚層に対して対応する 1 つの生成層への写像を学習しているが、自律エージェントが持つべき認知行動システムは、本来複数のモダリ

ティから構成されるものであり、複数のモダリティ間の入出力を学習する必要がある。我々の提案するアーキテクチャは、1つの知覚層から複数の生成層への写像を作るような、1対多、多対1のモダリティ間の写像関係を作ることが可能であり、複数モダリティへの拡張が容易であると考えている。また、我々は入出力信号を低次元化することは、多次元の複雑な時系列信号間の入出力関係を学習するのに有効な手段であると考えている。そこで本稿では、入出力信号を HMM-SOM を用いて低次元化した上で、その入出力関係を Hebb 学習の拡張という簡単なモデルで学習することを提案し、この手法が有効であることを実験を通して示した。入出力信号の低次元化と入出力関係の学習という組み合わせで考えれば、入出力信号を我々の提案する HMM-SOM で低次元化した上で、mnSOM による入出力関係の学習を行うという両者の技術を組み合わせたアーキテクチャも考えることができるだろう。

入出力が異なる信号を扱った認知行動システムの学習という点では、吉川らは母子間の相互作用モデルによるロボットの音声模倣学習を提案している [Yoshikawa 03]。この音声模倣学習は、1章で触れた養育者の「まね」に着目し、ロボットのランダムな発声に対して、養育者が社会に存在する音と判断した場合に、その音を繰り返して正解を与えるという学習方法により、ロボットが社会の音韻を獲得していくものである。これは、ロボットの発声のモータコマンドと、それに対応するセンサ信号を対として、両者の入出力関係を学習していることになり、我々の提案するシステムと学習手法は共通している。また、この研究でのロボットシステムは、我々のアプローチと同様、認知システムを聴覚層と構音層、その層の間の結合という形でモデル化している。しかし、吉川らは入力信号として、フォルマントベクトルを扱い、出力信号として構音ベクトルを扱っているため、聴覚層も構音層も静的なベクトルを扱っている。これに対して我々のアプローチは、HMM-SOM を用いることで、聴覚・調音の対応付け問題として時間変化のある単語や子音などを扱うことを可能としている。

5.2 課題と展開

一連の実験を通して、提案した手法による自己組織的なカテゴリ形成、またその間の写像構築の能力を検証した。複雑な時系列信号を扱った実験ではあったが、カテゴリの数は最大でも数十程度の問題しか検証していない。もっとも大規模な実験を行い、構造生成の可能性、安定性を検討する必要がある。学習データに含まれない入力に対する中間的な構造の生成については、提案した認知行動システムで、学習結果としてのカテゴリの内挿が HMM-SOM 上の参照 HMM に表現され、この HMM が未知の入力に対しての出力を可能にしていた現象を 4.2.3 節や 4.3.1 節で示した。しかし、例えば単語のような複雑な時系列信号を扱った場合、その空間で音声として有意義な未知の単語が内挿として表現されることは非常に起こりにくいこ

とや、内挿を表現するノードができるものの、内挿の多様性によって認識、生成時に利用できない場合があることもわかった。いかにして、有意義な内挿表現を構成し、かつ認識生成に利用できるものにするかという問題は、取り組むべき重要な課題である。一方で、最初から内挿が十分な意味を持てなくても、後で述べる自律的な探索をしていく際の初期値として使える可能性は十分にある。こういった別の観点との融合も積極的に考えていきたい。

本研究全体の動機付けとして、認知行動にシステムにおける教示やものまねの重要性を挙げ、人間の音声獲得の事例を述べた。この認知行動システムを実現するべく、本稿では、センサ信号とそれに対応するモータ信号を直接教示で与え、学習により自己組織的に内部構造が構築できることを示した。しかし、例えば乳児が音韻を習得していく過程では、与えられるのはセンサ信号の教示のみであり、声帯の動きは自己探索により習得していくものであるように、現実世界で直接教示によってモータ信号を教示できる例は少ない。1章で触れたように、エージェント自身が、「まねる」行為を行うためには、目標センサ状態を定め、モータ信号を探索し、新たなモータ信号系列を産み出すメカニズムが認知行動システムに必要であると考えている。このような認知行動システムにおける自己探索による新たな行動の獲得は今後の課題である。

6. ま と め

本論文では、入力信号と出力信号の対応関係を獲得する、認知行動アーキテクチャを提案した。この認知行動アーキテクチャは、HMM-SOM による時系列信号の自己組織化とその間の写像関係を同時に学習する。このアーキテクチャの基本能力を検証するために、まず「視覚-運動」の検証を行った。そして認知行動システムの発達の一例として示した「聞きまね」システムを構築し、多次元時系列信号の入出力関係が連続的な構造を持って獲得できる可能性を示した。より具体的には、自己組織的な構造獲得、中間的な入力に対して中間的な出力を可能とする構造の獲得が可能であることを、限られた事例ではあるが確認できた。SOM の自己組織的な学習は、学習データ間の関係を同時に学習することができ、そしてその学習データを表現する代表的なノード同士の間、中間的な表現を形成する。この特徴と HMM との組み合わせにより、多次元の時系列データでの自己組織化学習を可能にし、知覚層-結合層-生成層のモジュール構成をとることで、異なるモダリティ間の間の対応関係においても内挿を表現できる可能性があることを実験を通して示した。一方でより適切な認知行動のためには、複雑な多次元時系列信号に対する汎化された構造の獲得、さらに自己の探索による新たな行動の創発メカニズムが必要であり、今後の課題となる。

謝 辞

本研究を進めるにあたりご協力いただいた、ソニー（株）の2足歩行ロボットのハードウェア、ソフトウェア研究開発の関係者各位に深く感謝申し上げます。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Asada 01] Minoru Asada, Karl F. MacDorman, Hiroshi Ishiguro, and Yasuo Kuniyoshi, "Cognitive developmental robotics as a new paradigm for the design of humanoid robots," *Robotics and Autonomous System*, Vol. 37, pp. 185-193, 2001.
- [Fujita 03] M. Fujita, et al., "Autonomous Behavior Control Architecture of Entertainment Humanoid Robot SDR-4X," *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems 2003*, pp. 960-967, 2003.
- [Hebb 49] D. O. Hebb, "The Organization of behavior," Wiley, 1949.
- [Inamura 02] 稲邑他, "ミメシスに基づくヒューマノイドの行動獲得と原始シンボルの創発", 日本人工知能学会全国大会 (第16回) 予稿集, pp. 1D1-02, 2002.
- [Kohonen 95] T. Kohonen, "Self-Organizing Maps," Springer-Verlag, 1995.
- [Masataka 93] 正高 信男, "0歳児がことばを獲得するとき-行動学からのアプローチ-", 中公新書, 1993.
- [Minamino 05] K. Minamino, et al., "Voice imitation based on self-organizing maps with HMMs," *Proc. of Humanoids 2005 Workshop on Intelligence Dynamics*, pp. 25-30, 2005.
- [Nakamura 03] 中村他, "自己組織化的にシンボルの獲得を行うロボットの力学的情報処理", 第21回日本ロボット学会学術講演会, 2003, 3K34.
- [Tanie 03] 谷江他, "ミメシスの数学モデル: 隠れマルコフモデルを用いた階層的原始シンボル空間における運動の認識と生成", 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2003 講演論文集, pp. 2P2-3F-B3, 2003.
- [Tokunaga 05] 徳永他, "関数空間型 SOM," *日本神経回路学会誌*, Vol. 12, No. 1, pp. 39-51, 2005.
- [Yoshikawa 03] Y. Yoshikawa, et al., "Primary Vowel Imitation between Agents with Different Articulation Parameters by Parrot-like Teaching," *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems 2003*, pp. 149-154, 2003.

〔担当委員：小松 孝徳〕

2006年7月20日 受理

◇ 付 録 ◇

A. 重み付き学習データを用いた HMM パラメータの更新

Baum-Welch の学習アルゴリズムによる HMM のパラメータ推定法は以下の式によって与えられる。初期パラメータ ϕ で与えられる HMM の状態 i から状態 j への状態遷移確率を

$$f_{ij} \quad (i = 0, \dots, M, j = 0, \dots, M) \quad (\text{A.1})$$

状態 j の出力確率密度関数を

$$g_j(x) = N(x, \eta_j, \rho_j^2) \quad (j = 1, \dots, M-1) \quad (\text{A.2})$$

とする。ここで、 $N(x, \eta_j, \rho_j^2)$ は平均 η_j 、分散 ρ_j^2 の正規分布で与えられる確率密度関数である。

この初期パラメータ ϕ に基づいて、時刻 t に状態 i にいる前向き確率を $\alpha_i(t)$ 、および時刻 t に状態 i にいる後ろ向き確率を $\beta_i(t)$ とし、観測時系列データ $x = x_1, \dots, x_T$ が与えられた時の状態遷移

確率 a_{ij} は、以下の式で計算される。

$$a_{ij} = \frac{\sum_{n=1}^N \frac{1}{P_\phi(x^n)} \sum_{t=1}^{T_n-1} \alpha_i^n(t) f_{ij} g_j(x_{t+1}^n) \beta_j^n(t+1)}{\sum_{n=1}^N \frac{1}{P_\phi(x^n)} \sum_{t=1}^{T_n} \alpha_i^n(t) \beta_i^n(t)} \quad (\text{A.3})$$

但し、

$$P_\phi(x) = \alpha_M(T) = \beta_0(1) \quad (\text{A.4})$$

また、それぞれの状態の平均 μ_j 、分散 σ_j^2 ($j = 1, \dots, M-1$) は、以下の式によって求められる。

$$\mu_j = \frac{\sum_{n=1}^N \frac{1}{P_\phi(x^n)} \sum_{t=1}^{T_n} \alpha_j^n(t) \beta_j^n(t) x_t^n}{\sum_{n=1}^N \frac{1}{P_\phi(x^n)} \sum_{t=1}^{T_n} \alpha_j^n(t) \beta_j^n(t)} \quad (\text{A.5})$$

$$\sigma_j^2 = \frac{\sum_{n=1}^N \frac{1}{P_\phi(x^n)} \sum_{t=1}^{T_n} \alpha_j^n(t) \beta_j^n(t) (x_t^n)^2}{\sum_{n=1}^N \frac{1}{P_\phi(x^n)} \sum_{t=1}^{T_n} \alpha_j^n(t) \beta_j^n(t)} - \mu_j^2 \quad (\text{A.6})$$

HMM-SOM では、観測された時系列データ $x^k = x_1, \dots, x_T$ が学習データとなり、勝者ノードからの SOM 空間での距離に応じて、重み w^k が付与され、この重みを考慮して HMM のパラメータ推定を行う。学習バッファに保持されている学習データを $x^1, \dots, x^N$ とし、対応する重み項を $w^1, \dots, w^N$ とすると、状態遷移確率 a_{ij} は、式 (A.3) に重み項 w^k が加わり、以下の式で計算される。

$$a_{ij} = \frac{\sum_{n=1}^N \frac{1}{P_\phi(x^n)} w^n \sum_{t=1}^{T_n-1} \alpha_i^n(t) f_{ij} g_j(x_{t+1}^n) \beta_j^n(t+1)}{\sum_{n=1}^N \frac{1}{P_\phi(x^n)} w^n \sum_{t=1}^{T_n} \alpha_i^n(t) \beta_i^n(t)} \quad (\text{A.7})$$

同様にそれぞれの状態の平均 μ_j 、分散 σ_j^2 ($j = 1, \dots, M-1$) は式 (A.5)(A.6) に重み項 w^n がかり、以下の式で計算される。

$$\mu_j = \frac{\sum_{n=1}^N \frac{1}{P_\phi(x^n)} w^n \sum_{t=1}^{T_n} \alpha_j^n(t) \beta_j^n(t) x_t^n}{\sum_{n=1}^N \frac{1}{P_\phi(x^n)} w^n \sum_{t=1}^{T_n} \alpha_j^n(t) \beta_j^n(t)} \quad (\text{A.8})$$

$$\sigma_j^2 = \frac{\sum_{n=1}^N \frac{1}{P_\phi(x^n)} w^n \sum_{t=1}^{T_n} \alpha_j^n(t) \beta_j^n(t) (x_t^n)^2}{\sum_{n=1}^N \frac{1}{P_\phi(x^n)} w^n \sum_{t=1}^{T_n} \alpha_j^n(t) \beta_j^n(t)} - \mu_j^2 \quad (\text{A.9})$$

また、初期パラメータ ϕ は、HMM-SOM の参照 HMM のパラメータの更新時には、 k 番目に入力された観測時系列データ x^k を学習する場合、 $x^k - 1$ が観測された時に HMM のパラメータ推定を行ったときの、参照 HMM の持つ HMM のパラメータを使用している。

著 者 紹 介

青山 一美(正会員)

1999 年早稲田大学理工学部情報学科卒業.2001 年早稲田大学大学院理工学研究科修士課程修了.2001 年ソニー (株) 入社. 実ロボットでの音声インタラクションの研究,QRIO のアプリケーション開発に従事. 現在は自律エージェントのインタラクションを通じた音声言語獲得の研究に従事.

南野 活樹

1990 年京都大学工学部数理工学科卒業.1992 年京都大学大学院工学研究科数理工学専攻修士課程修了. 同年ソニー (株) 入社. カーナビ,AIBO,QRIO 等に搭載された音声認識技術に関する研究開発に携わる. 知能の数理的なモデル化に興味を持つ.

下村 秀樹

1993 年東京農工大学工学研究科博士課程後期修了. 工学博士. 同年 日本電気 (株) 入社.1998 日本電気退社後, ソニー (株) 入社, 現在に至る. 自然言語処理, 音声対話, 2 足歩行ロボット QRIO の自律行動ソフトウェア開発に従事. 言語に代表される社会的現象を人工エージェントが獲得するメカニズムに強い関心がある.