

# オンライン学習による Infant Agent のための効率的な概念獲得

## Efficient Concept Acquisition for an Infant-Agent by Using Online Learning

小玉 智志<sup>\*1</sup> 田口 亮<sup>\*1</sup> 桂田 浩一<sup>\*1</sup> 岡部 正幸<sup>\*2</sup> 新田 恒雄<sup>\*1</sup>  
Satoshi Kodama Ryo Taguchi Kouichi Katsurada Masayuki Okabe Tsuneo Nitta

<sup>\*1</sup> 豊橋技術科学大学 大学院工学研究科 Graduate school of Engineering, Toyohashi University of Technology  
<sup>\*2</sup> 豊橋技術科学大学 マルチメディアセンター Multimedia Center, Toyohashi University of Technology

**Abstract:** We have studied an efficient concept acquisition method for an infant agent (IA) in which the IA receives stimuli of image object and instructional human speech at a time and learns what attribute of the image object is assigned by the speech quickly. In this paper, firstly, we describe our research framework, then explain a procedure of extracting image features and on-line learning. In experiments, we investigated the time measured at the proposed learning method and an accuracy of verifying the attributes of objects through a cross validation method.

### 1. はじめに

近年、コンピュータシステムに画像や音声などを提示し、概念を獲得させる研究が試みられている [新田 02][赤穂 97]. 我々は、人間の教示から自動的に概念を獲得できるシステムの開発を進めており、この中で Virtual 空間上の 3 次元オブジェクトを対象に概念を獲得する Infant Agent (以下 IA) の構築を行っている。本報告では、提案手法を説明すると共に、IA がオブジェクトから抽出する形特徴ベクトルとその抽出方法を検討し、交差検定法により識別性能を検証した実験結果について報告する。

### 2. Infant Agent

IA は、教示者から画像オブジェクトを提示されると、その視覚情報から過去に教示された経験のある概念に関する発話を行う。また音声による教示を受けることで概念学習を行う。概念学習の際には、視覚情報としてオブジェクトの特徴を、聴覚情報として人間の発する音声の特徴を取得し、取得したオブジェクトの特徴を音声特徴ごとに整理したものを概念辞書へ格納する(図 1 参照)。オブジェクトの特徴には複数の属性が存在しており(形・色など)、音声による教示がどの属性に対応しているかは不明である。IA は学習を繰り返し行うことで、提示されたオブジェクトの特徴と音声特徴の対応関係を獲得する。

#### 2.1 概念辞書

概念辞書とは、逐次入力されるオブジェクトの特徴を教示音声特徴(今回は音韻ラベルを使用)ごとに整理し、属性ごとに混合分布の推定を行った結果を格納しているメモリである。混合分布によるデータ推定を行う理由として、取得特徴すべてを格納する場合と比較してメモリ量が軽減されることと、データを分布で表現することで未知の特徴量についてもある程度の推定・認識を行えることがある。確率分布を用いたデータ推定手法としては、EM アルゴリズムの逐次処理である Online-EM 法を採用した [大羽 99]. この手法は本来、データ推定の際に混合数を既知のものとして与える必要があるが、これを可変とすることで [石井 98], 事前知識を与えることなく最尤分布を推定することを可能とした。

概念辞書

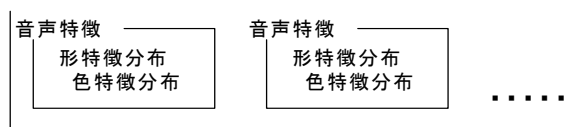


図 1 概念辞書

#### 2.2 概念獲得

2.1 の方法によって、音韻ラベルごとに各属性の分布の推定を行う。そして最終的に、各属性から音韻ラベルを代表すると推測される(特徴的な分布を持つ)属性を選び出す操作を介して、概念を確定する(例えば [aka] を表現するのに形属性は不要)。この操作は以下の手順で行われる。

1. 音韻ラベルによらず、これまでに取得した全ての特徴から推定した分布を各属性に用意し学習する(以下、判定用分布)
2. 概念と判定用分布との比較を属性ごとに行い、判定用分布に近い分布を持つ属性は無視する

不要な属性、例えば形を表現する概念 ([maru] 等) では、色相属性に様々な特徴が入力され、特定の色に偏った分布というものは生成されない。このように、偏りの少ない判定用分布との距離は、意味のある属性の場合と比較して小さくなる。

上記の操作を行うことによって、その概念を表現する上で必要と判定された属性(判定用分布と比較して距離の離れた分布を持つ属性)が最終的に残る。ただし、不要とされた属性についても学習は引き続き行われ、後に判定用分布との距離が離れた場合には不要判定が取り消される。

#### 2.3 画像特徴量

##### 2.3.1.1. 色特徴

IA は提示されたオブジェクトを 2 次元の画像として取得する。ここから背景色以外の色を抽出し、平均したものをそのオブジェクトの色として取得する。画像抽出時には RGB 系で表されているが、これをマンセル表色系(「色相」「明度」「彩度」)へ変換した値を特徴量として用いる。この特徴は人間が感覚的に理解し易いと言われており、教示者との概念の共有に適切と考える。

##### 2.3.1.2. 形特徴

取得した 2 次元画像の正規化を行い、エッジ抽出後の画像を高次局所自己相関特徴へと変換したものを形特徴として持つ。

高次局所自己相関特徴とは、図 2 に示す各局所パターンに対応する画素値の積を、全画像に対して足し合わせることで得た特徴量のことであり、認識対象の平行移動に依存しないという利点がある。

## 2.4 概念の発話

IA が発話を行う際には、オブジェクトから抽出した画像特徴と、概念辞書に持つ混合分布を利用する。IA が発話を行う際の手順を以下に示す。

1. オブジェクトから画像特徴を抽出する
2. 各概念に対応する画像モデル(混合分布で表現)が、1で抽出した特徴を発生する確率を算出する(前節で「不要な属性」と判定された属性は考慮しない)
3. 2で算出した確率が高い概念を発話応答する(今回は音韻ラベルを出力)

## 3. 概念獲得実験

概念知識を持たない状態の IA に対して、オブジェクトの教示を繰り返して学習を進めることでそれぞれの概念がどの程度獲得されるかを調べる実験を行った。

### 3.1 実験条件

教示に用いたオブジェクトは、くるま、えんぴつ、けんだま、まる、さんかく、しかくのそれぞれについて 18 パターン用意した(付録参照)。それぞれの色については色相環上に均一になるような 12 色を用いている。教示の際には、IA にオブジェクトをランダムに提示する。なお、教示はオブジェクトの持つ概念について形か色の一方について行った。本報告では教示音声特徴としてキーボード入力による音韻記号列を用いた。

混合分布間距離は、比較する二つの混合分布の差の二乗を積分したものを結果として用いた。

### 3.2 実験結果

実験結果を図 3、図 4 に示す。これらの結果から、形概念と比較して色概念のほうが、早い段階から概念を獲得できることが分かる。これは、色は特徴量の範囲が定められていると共に、マンセル表色系は人間の感覚に近いとめと考えられる。

## 4. オブジェクトの形状識別

ここでは、概念学習を行った IA が、初見の類似オブジェクトをどの程度識別可能かを検証する実験を行った。

### 4.1 オブジェクトの形特徴の確率モデル化

これまで、オブジェクトの認識には高次局所自己相関特徴を用いてきた。しかし、この特徴はオブジェクトのもつ構造情報を完全に廃棄している。そこで、本報告では抽出した 2 次元画像を領域分割し、形特徴を確率モデルで表現することを試みた。

今回は取得した画像を図 5 のように 2 パターンに領域を等分割し、それぞれの領域から抽出した特徴から HMM モデルを学習させ、認識に用いた。

### 4.2 実験条件

学習や評価に用いたオブジェクトは、3 章で用いたものと同様である。IA が取得する形特徴については、以下の 2 パターン用意し実験を行った。

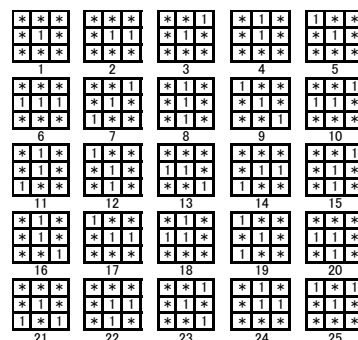


図 2 25 次元高次局所自己相関特徴

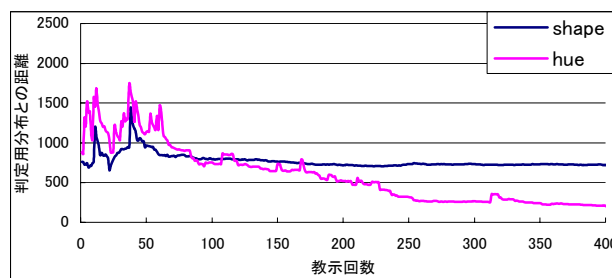


図 3 形概念の判定用分布との距離

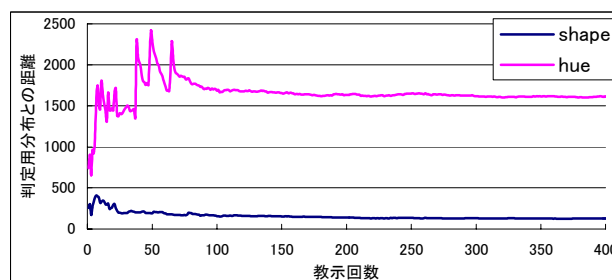


図 4 色概念の判定用分布との距離

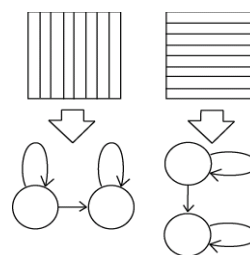


図 5 HMM モデル作成方法

- 実験 1 ・取得した 2 次元画像から、高次局所自己相関特徴を抽出し、学習した混合分布モデルから形特徴を識別
- 実験 2 ・取得した 2 次元画像を、図 5 のように縦横それぞれ 10 分割し、作成した HMM モデルで形特徴を識別。HMM モデルの作成には HTK を使用した。HMM のパラメータは状態数 2, 3, 混合数 1, 2, 4 をそれぞれ使用して実験を行った。

評価方法は、交差検定法を用い、初見のオブジェクトに対して正しい概念を発話できるかの正解率で行った。

### 4.3 実験結果

実験 1 による結果を表 1 に、実験 2 による結果を図 6 に示す。この結果からは、実験 2 の手法を用いることによる有用性を確認できなかった。これは、学習・評価に用いたオブジェクトの形状がシンプルであり、今回採用した 6 種類の識別に構造情報が不要であったということが考えられる。

### 5. まとめ

本報告では、人間からの逐次的な教示によって概念学習を行うことのできる IA の提案を行った。また、学習した結果を用いてオブジェクトの識別がある程度正しく行えることを示した。今後は概念獲得効率を向上させると共に、より複雑なオブジェクトを追加して、構造情報を加味し識別能力の向上を目指したい。

### 参考文献

- [新田 02] 新田ほか: Infant Agents 間での対話による概念知識獲得, 人工知能学会全国大会, 2002 1A1-07
- [赤穂 97] 赤穂ほか: EM 法を用いた複数情報源からの概念獲得, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J80-A pp.1546-1553 1997.
- [大羽 99] 大羽ほか: 正規混合分布の推定によるクラスタリングの種々手法の比較, 信学技報, pp.109-116 1999.
- [石井 98] 石井ほか: オンライン EM アルゴリズムによる動的な関数近似, 信学技報, pp.43-50 1998.
- [栗田 97] 栗田ほか: PARCOR 画像の高次局所自己相関特徴を用いた背景変化および平行移動に強いジェスチャー認識, 信学技報, PRMU96-213 pp.159-164 1997.

表 1 実験 1 結果

概念	正解率[%]
まる	88.9
さんかく	100
しかく	100
くるま	100
けんだま	94.4
えんぴつ	100

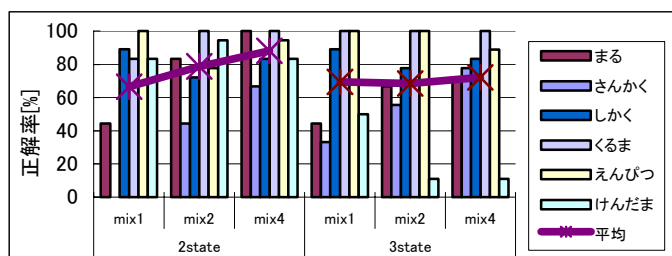


図 6 実験 2 結果

### 付録: 実験に使用したオブジェクト

