

生得的学習バイアスを適用した Infant Agent による概念獲得

新田 恒雄 小玉 智志 田口 亮 木村 優志 桂田 浩一
豊橋技術科学大学 大学院工学研究科

〒441-8580 愛知県豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1 - 1

E-mail: nitta@tutkie.tut.ac.jp

あらまし 本報告は、人間の幼児に観察される学習バイアス (制約) に基づく、Infant Agent (IA) のための効率的な概念獲得アルゴリズムについて述べる。これまでの概念獲得システムは、コトバ (呼称) と環境に存在するオブジェクトとの同定を属性間の確率計算から行うため、正確な同定を得るまでに多くの事例を必要とした。今回提案する IA の概念獲得では、これまでに知られている幾つかの学習バイアスを実装する方法を検討し、それらの制約の有効性を概念獲得実験から示す。同時に、Online-EM アルゴリズムに基づく画像オブジェクトの属性 (形状、色) 学習法と、新しく導入した基準分布に基づく概念クラス判定法について説明する。

キーワード： 概念獲得，Infant Agent，学習バイアス，オンライン EM アルゴリズム

Implementation of Learning Bias Observed in Human Infant Concept Acquisition into an Infant Agent

Tsuneo Nitta, Satoshi Kodama, Ryo Taguchi, Masashi Kimura, Koichi Katsurada
Graduate School of Engineering, Toyohashi University of Technology

1-1 Hibariga-oka, Tempaku-cho, Toyohashi-city 441-8580 JAPAN

E-mail: nitta@tutkie.tut.ac.jp

Abstract: This paper describes efficient concept acquisition for an infant agent (IA) based on learning bias, or constraint, that is observed in human infant learning. Previous concept acquisition systems calculate probabilities to identify the correct attributes that each object has, however, such approaches need much examples to achieve high accuracy. In this paper, we propose to incorporate constraints into a learning stage of a concept acquisition system. The experimental results show that the proposed method can achieve efficient learning.

Keywords: Concept Acquisition, Infant Agent, Learning Bias, Online-EM Algorithm

1. はじめに

IT 技術の発展・普及により、携帯端末、ナビゲーションシステム、そしてロボットと、自然対話への社会的要請が芽生えつつある。人間とエージェント

との対話を考えると、音声認識など入力モダリティの受理精度や出力メディアによる伝達表現といったユーザインタフェースの側面以上に、背景知識とその使い方に大きな課題が残されている。我々は、将

来，エージェントの世界と人間の世界を区別しないコミュニティを形成することを目指している。この実現には (1) 現実世界の実体に関する知識の獲得 (現実世界との接地)，(2) 対話による知識の獲得 (相手およびその属するコミュニティとの接地) が必要である。一方，現在の人間-機械システムでは，対話に利用する背景知識を開発者が予め想定し，辞書や対話シナリオという形でエージェントに与える必要がある。このため開発者は大きな負担を強いられている。

近年，上記(1)の課題に対して，エージェント自身が人間との対話を通して，音声と画像の対応関係，すなわち概念を獲得し発達していく機構の研究が始まった。先行研究では，概念学習の際に音声の一発話に対して複数の属性候補が与えられる，1対他学習を対象とする[1], [2], [3], [4]。この場合，ウサギの画像に対して「うさぎ」だけでなく，「白い」や「大きい」といった他属性の教示も許可し，画像オブジェクト特徴と音声との対応関係を学習させることができる。しかし，どの属性に対する教示かは不明のため，エージェントは対象とする属性を自ら判断しなければならない。先行研究は，対象属性ごとに確率を計算して決定する手法を採るが，これらは概念獲得までに多くの事例を必要とした。現実世界では，発話対象となりうる属性とその組み合わせが無限に存在するため，全ての確率を計算するのは現実的でない。

この問題は，発達心理学の分野でも議論がなされ，解の一つとして「学習バイアス(制約)」が提案されている[5]。ここでの「制約」とは，語の意味として考えられる仮説に掛けられる生得的なバイアスのことで，それによって検証すべき仮説を予め少なくしておくことができるという理論である。[6]では記号ベースの語彙獲得実験からその有効性を示している。本稿では，効率的に概念を獲得することを目指し，こうした制約の理論を Infant Agent (IA) に実装する手法を提案し，評価実験からその有効性を示す。

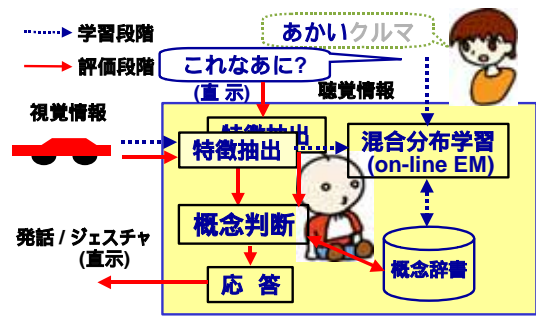


図1 概念の学習と獲得

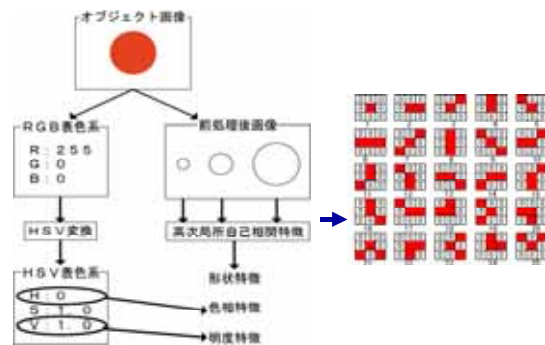


図2 環境の取得 (画像特徴)

2. Infant Agent による概念獲得

2.1 Infant Agent

IA は人間の幼児が持つと推定される概念獲得機構をモデルに，知識を持たない状態から人間との対話を通して概念を学習するエージェントである (図1参照)。学習の際には教示者となる人間がオブジェクトを提示し，対応する概念を音声で教示する。IA はオブジェクト画像の持つ様々な属性の特徴を視覚情報とし，音声の特徴を聴覚情報として受け取り，両者の対応関係を概念として獲得する[7]。

2.2 視聴覚情報

(1) 視覚情報 (図2参照 [4])

視覚情報には，形状，色相，明度の3つの属性を用いる。具体的には，オブジェクト画像を2値化し，細線化処理を施した画像から24次元×3層(計72次元)の高次局所自己相関特徴[8]を求め，形状特徴として使用した。また，オブジェクト画像のRGB情

報を HSV 変換し, その H 成分を色特徴, V 成分を明度特徴として使用した。

(2) 聴覚情報

本稿では, 認識誤りなどによる実験の煩雑化を避けるため, キーボード入力によるコトバ(今回は名詞単語を対象とするため, 以下ラベルと呼ぶ)を聴覚情報として使用する。

2.3 概念の獲得

IA はラベルと対で提示されるオブジェクト特徴の頻度から, 属性ごとの確率分布を作成し, 図 3 に示す概念辞書に格納する。混合確率分布の学習には, Online-EM 法[9]を用いた。この方法は, 学習の各段階で分布の生成・消滅・分裂を行う(図 4 参照)。一方, 個々の概念が持つ属性分布から確率(尤度)を計算して正解概念クラスを同定する方法は, 「特徴的な分布」を得るまでに多くの事例を必要とする。

教示が始まる以前にも, IA は人間の幼児と同様, 様々な情報を知覚することが可能である。こうした情報を利用し, 概念学習の段階に必要となる画像オブジェクトの属性同定に役立てることを検討する。具体的には, 教示以前に様々なオブジェクトを提示し, それらが持つ属性ごとに特徴分布を混合分布の形で学習する(以降, これを基準分布と呼ぶ)。基準分布は, 各属性共に多くのオブジェクト特徴を加算するため, 学習が進むにつれて一様分布に近づく(図 5 参照)。

次に, 人間によるラベルの教示段階では, ある概念 k の属性を同定するため対象属性(例えば“あか”という概念は, 色相の属性を対象とする), および対象外の属性全てについて確信度 J_i^k を計算する。この J_i^k の算出に, それまでに獲得した基準分布(混合分布)を利用する。すなわち, 提示オブジェクトの全属性と基準分布との距離を計算し, これを正規化したものを相違度(D_i^k : 0~1)とする。例えば, 色相を表現するラベル(あか等)の形状属性には様々な特徴が入力され, 特定の形に偏らない分布が形成される。従って, 基準分布とラベル“あか”の形状と

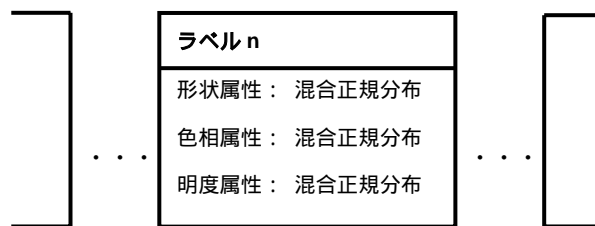


図 3 概念辞書

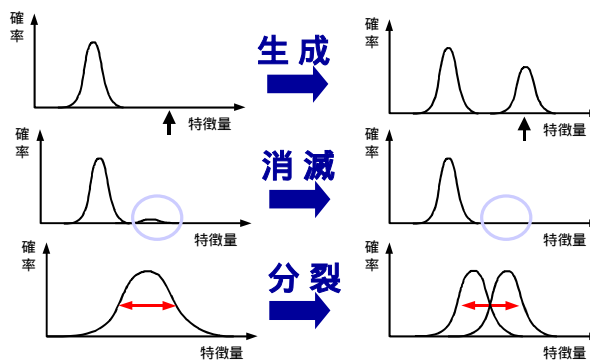
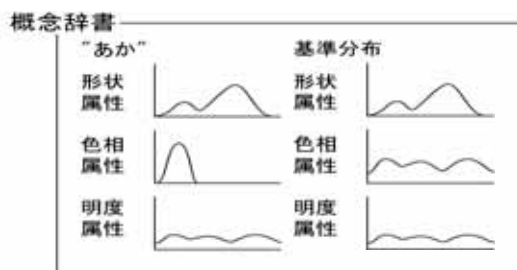


図 4 分布の生成・消滅・分裂 (Online-EM 法)



$$J_i^k = \frac{D_i^k}{\max(D_i^k)}$$

$$D_i^k(p, q) = \int |p(x) - q(x)| dx$$

図 5 基準分布との相違度 D_i^k と確信度 J_i^k

の相違度 D_i^k は, 対象とされる属性(色相)のそれと比較して小さくなると期待される。相違度は, 次に述べる学習バイアス(制約) B_i^k と共に各属性の確信度を与える(制約を考慮しない場合は $J_i^k = D_i^k$)。確信度を加味した概念の同定は 3.3 に述べる。

3. 幼児学習における制約の理論

3.1 人間の持つ制約

未知の事物に対してラベル付け学習を行う場合，そのラベルが形，色，大きさ，素材など多数の属性のうち，どれを対象としているかを正確に学習するために多くの事例が必要である。しかし，幼児は少ない学習回数で正確に概念を獲得することが出来る。マークマンや今井らは，幼児が幾つかのバイアスを用いて学習することにより，これを実現していると説明している[5]。本稿ではそのうち，事物分類性バイアス，相互排他性バイアス，形状類似性バイアスの三つを定式化して IA の学習機構に組み込み，概念獲得の効率を改善することを目指す。

3.2 制約の定式化と学習機構への組み込み

(1) 事物分類性バイアス

事物分類性バイアスは，「未知の事物に対して付けられたラベルを，その事物を含むカテゴリに対するラベルと判断する」と定義される。これによって，例えば目の前の「あか」を一定の範囲の赤色に対するラベルと捉えることを意図している。このバイアス実現のために以下の処理を加える。

- 最初にラベル教示があった際には，各属性の基準分布（混合分布）を構成する正規分布の中から，入力特徴に最も近い分布を抽出し，対応する属性の分布とする。

(2) 相互排他性バイアス

相互排他性バイアスは「相異なるラベルが同じ対象事物に関連付けられることは無い」と定義される。そこで，IA が既に目の前の画像オブジェクトについて知っており，自分の判断 k' とは異なる教示ラベル k が与えられたとき，新しいラベルは自身の判断した概念とは異なる属性を指しているものとした。このバイアスには以下の式を用いる。

$$E_i^k = 1.0 - J_i^{k'} \{ 2.0 / (1.0 + e^{-N}) - 1.0 \} \quad (1)$$

E_i^k : 相互排他性バイアス

$J_i^{k'}$: IA が判断した概念の属性尤度

N : IA が判断した概念の学習回数

ここで，右辺{ }内の項は，学習回数の少ない概念により，過度なバイアスが掛かるのを抑制するためのものである。

(3) 形状類似性バイアス

形状類似性バイアスは「形の似通った事物同士が同じラベルを持つ可能性が高い」と定義される。これは，未知のラベルを学習する際に，形を優先的に利用する傾向があることを意味している。そこで，

$$S_i = 1.0 \quad (i = \text{形状属性})$$

$$S_i = 0.5 \quad (i = \text{非形状属性}) \quad (2)$$

を与えることで形状を優先させる。但し，バイアス S_i は，相互排他性バイアスにより，未知のラベルがある属性を指すとされた場合，その働きを妨げないように無効とする。

(4) バイアスを考慮した確信度の算出

上記の学習バイアスを適用した際の各属性の確信度は，2.3 節で定義した確信度 J_i^k にバイアスを掛けることで定義する。

$$J_i^k \times B_i^k(t) \rightarrow J_i^k \quad (3)$$

$$\text{但し, } B_i^k(0) = E_i^k \times S_i$$

ここで，学習バイアスは以下に示す更新式から算出する。教示手順次第では概念の獲得効率を低下させることがある（知識の無い状態で“あか”と教示を受けた場合，形状類似性バイアスが働くなど）。そこで次の更新式を導入し，教示ラベルに対応した属性とそうでない属性を分離し，誤りを早期に修正できるよう調整した。

$$B_i(t) = B_i(t-1) + \frac{f(D_i) - f(\Delta D_i)}{1 + \exp\{\alpha(|\Delta D_i| - \beta)\}} + f(\Delta D_i)$$

$$f(D_i) = \frac{2.0}{1.0 + \exp\{-\alpha_{f(D_i)}(D_i - 0.5)\}} - 1.0$$

$$f(\Delta D_i) = \frac{2.0}{1.0 + \exp\{-\alpha_{f(\Delta D_i)} \cdot \Delta D_i\}} - 1.0 \quad (4)$$

α : シグモイド関数の傾き

$\alpha_{f(D_i)}$: シグモイド関数の傾き

$\alpha_{f(\Delta D_i)}$: シグモイド関数の傾き

β : シグモイド関数の中心 地点

上式は、観測値である相違度 D_i の変化（実際には移動平均値を使用）が、バイアス B_i を制御する形式を与えている。

3.3 IA による概念判断

IAが概念の判断を行う際には、提示されたオブジェクトから取得した特徴 $x = \{x_i\}$ と、概念の持つ混合分布から生起確率 $P_i(x_i)$ を計算すると共に、確信度 J_i^k を考慮する。具体的にはIAが保持する全ての概念ごとに、各属性の持つ混合分布について次式の $P^k(x)$ を算出し、最大かつ閾値よりも大きい概念（のラベル）を提示する。閾値以下ならば“？”を提示する。

$$P^k(x) = \prod_i \left[\frac{(1.0 - P_i^k(x_i))}{(1.0 + e^{-J_i^k})} + P_i^k(x_i) \right] \quad (5)$$



図6 実験で用いて画像形状

4. 実験

4.1 評価方法

本実験では、ラベル対象の属性と非対象の属性が分離するまでの学習回数と、提示されたオブジェクトに対する正解率を比較する。概念を正しく判断したかは、「正しいラベルを提示した」、および「判断できない（教示された経験が無い）場合に“？”を提示した」の2通りを正解とし、「間違ったラベルを提示した」および「判断できる（教示された経験のある）にも関わらず“？”を提示した」の2通りを不正解とした。

4.2 実験条件

実験では、画像オブジェクトの属性の組み合わせとして108（形状；図6参照）×100（色相）×100（明度）=1,080,000通りを用意した。教示の際には、IAにオブジェクトをランダムに提示する。教示ラベル（概念）は、21個（各属性7通り×3）とした（形状については、「まる、さんかく、しかく、くるま、えんぴつ、けんだま、ぼう」）。全ての概念は単一の属性を対象とし、包含関係も無いようにしている。教示手順は以下の2通りで行った。

内容をランダムに決定して教示する。

形状に関する概念から教示し、その後に残りの概念を教示する。

なお、教示ごとに画像オブジェクトをランダムに複数提示し、概念を正しく判断できるか否かを確認した。

4.3 実験結果

図7はバイアス（制約）を適用した場合と、適用しない場合について、教示回数と確信度 J_i との関係を示したものである。図の対象属性と対象外属性とは、形状を例にとり説明すると、“まる”であれば対象属性、また色相、明度は対象外属性のことである。まず、バイアスを利用しない場合をみると、対象属性と対象外属性との確信度の差が極く接近していることが分かる。この場合は、オブジェクトに対して確率値から計算される相違度のみを利用することになり、概念獲得までに多くの事例を必要とする。他方、バイアスを利用する場合には、対象属性と対象外属性との確信度の差が大きく拡がり、確信度を有効に使用して概念学習を加速することが可能となる。

図 8 は概念正解率を示したものである。横軸はターン数、縦軸は正解率を示す。学習バイアスがない場合と比較し、バイアスを組み込むことの効果が大きいことが見て取れる。また、形状バイアスについては、画像オブジェクトをランダムに教示した場合、悪い影響が出ることが懸念されたが、図からランダム教示においても一定のターン数を経た後、安定することが分かる。ただし、形状を優先して教示することで、最も効率良い概念学習を達成することができる。

5. あとがき

本稿では IA の概念獲得に制約を利用する方法を提案した。今回は三つの学習バイアスを定式化するとともに、システム実装による評価実験を行いその有効性を示した。今後は包含関係にある概念、複数属性を含む概念など、概念間の関係も考慮して、相互作用的に学習が進む方式について検討する。また、バイアス形成の機構についても実験を行いたい。

参考文献

[1] 中川, 升方: 視聴覚情報の統合化に基づく概念と文法の獲得システム, 人工知能学会, Vol.10, No.4, pp.619-627, 1995 .
 [2] 赤穂, 速水, 長谷川, 吉村, 麻生, : EM 法を用いた複数情報源からの概念獲得, 信学会論文誌, Vol.J80-A pp.1546-1553, 1997 .
 [3] 金, 岩橋: 知覚情報の統合に基づく言語音声単位の獲得アルゴリズム, 信学技報, TL200-21, pp.9-16, 2000 .
 [4] 小玉, 田口, 桂田, 岡部, 新田: オンライン学習による Infant Agent のための効率的な概念獲得, 人工知能学会全国大会, 2004, 3F3-03 .
 [5] 今井: ことばの学習パラドックス, 共立出版, 1997 .
 [6] 小林, 古川, 今井, 尾崎: 帰納論理プログラミン

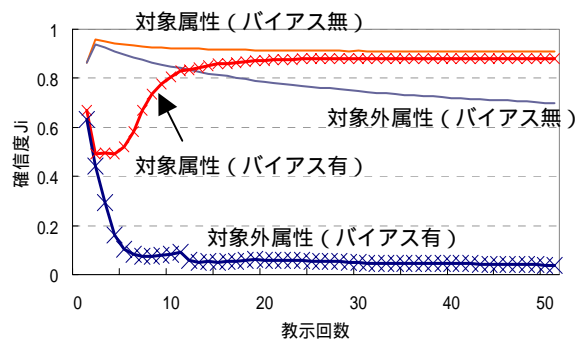


図 7 バイアスの有無と確信度

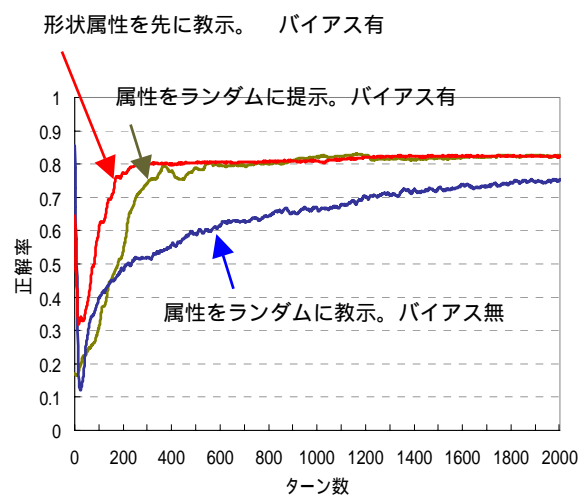


図 8 制約 (バイアス) と概念正解率

グによる幼児の名詞語彙獲得のモデル化, 電子情報通信学会技術研究報告. NLC, 言語理解とコミュニケーション 99 (387), 29-36, 1999 .

[7] 新田, 越坂, 桂田: Infant Agent 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 .

[8] 栗田, 小林, 三島: 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 .

[9] 石井, 佐藤: 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, NLP97-142, pp.43-50, 1998 .