

# 緩い対称性による語彙学習バイアスの発現 Emergence of Word Learning Biases from Loose Symmetry

神谷 匠<sup>†</sup>, 高橋 達二<sup>‡</sup>  
Takumi Kamiya, Tatsuji Takahashi

<sup>†</sup> 東京電機大学理工学研究科, <sup>‡</sup> 東京電機大学理工学部  
Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Denki University, School of Science and Engineering,  
Tokyo Denki University  
tkm.kmy.aui.aia@gmail.com

## Abstract

It is known that human children has some word learning constraints that accelerates early vocabulary building. Some studies have proven that symmetric cognition may be the source of the constraints or biases. However, the coordinating mechanism of the biases, that sometimes contradict each other, has not been well known. In this paper, we extend the previous word learning simulations to more realistic situations. The results suggest that Shinohara's loosely symmetric model is a hopeful candidate for the coordination mechanism.

**Keywords** — loosely symmetric model, word learning constraints, symmetry bias, lexical acquisition

## 1. はじめに

未知な環境を探索し学習するような構造は、日常的に多く存在している。そのような環境において人間は、少ない探索で効果的な行動を学習することを可能としている。例えば、「スイッチを押すと動作する」ような機械を使うことで、他の機械に対し「スイッチを押すと動作する」ことを学習するだけでなく「機械を動かすにはスイッチを押す」や「スイッチを押さなければ機械は動作しない」といったことを推論する。この「 $p$ ならば $q$ 」から「 $q$ ならば $p$ 」、「 $p$ でないならば $q$ でない」を導く事は、論理的には正しい事ではない。しかし、人間は日常的にこのような推論を行っている。このような推論は、人間が対称性バイアスと相互排他性バイアスという非論理的な傾向性持つことによって行われる事が示唆されており、この傾向性を緩やかに持つ緩い対称(LS: loosely symmetric)モデルによって意思決定においても有効であることがわかっている[1]。

同じような学習は幼児の語彙獲得にも見ることができる。指差して示されたリングに対してリングというラベルを聞くことで対応付け、さらにはリングというラベルを聞くことでリングを想起し

たり他のリングに対してもリングというラベルを拡張していく。学習は即時に行われ、その結果幼児は驚異的な速度で語彙を学習していく。しかし、本来なら聞いたラベルを対象に即座に結びつけさらに他の対象にラベルを拡張するなどということは論理的には不可能とされている。この幼児の即時学習は即時マッピングと呼ばれ、語彙学習バイアスと呼ばれる制約によって行われていると考えられている[2][3][4]。未知環境からの学習の汎化にも語彙の学習と似たような挙動が見受けられ、語彙の学習においてもリングの例のように「 $p$ ならば $q$ 」から「 $q$ ならば $p$ 」を導くような非論理的な傾向性が見られる。つまり、未知環境からの学習と語彙の学習の間、非論理バイアスと語彙学習バイアスの間には何かしらの関係があると考えられる。ここで、対象とラベルの対応関係を学習する幼児エージェント(IA: infant agent)モデルによる実験[5][6]においてLSは優秀な成績を残していることがわかっており、非論理バイアスが語彙獲得において重要な役割を果たしている[7][8]のは明らかである。

本研究ではIAによる語彙獲得実験を拡張し、対象とラベルの一義的な同定ができない状況と対象を固有の物体ではなく特徴の集合として認識することによる非論理バイアスと語彙学習バイアスの関係を調べることで、非論理バイアスによる意思決定と語彙学習バイアスによる意思決定の関係明らかにすることをを目的とする。また、LSの非論理バイアスの自律的調整が語彙学習バイアスの調整機構として働く可能性を議論する。

## 2. 非論理バイアスと語彙学習バイアス

「 $p$ ならば $q$ 」から「 $q$ ならば $p$ 」を導くような傾向性を対称性バイアス、「 $p$ でないならば $q$ でない」を導くような傾向性を相互排他性バイアスと呼ぶ。対称性バイアスは人であるならば年齢、能力にかかわらず見られる傾向性で、人以外の動物では成立することは困難であると知られている。相互排他性バイアスは語彙学習バイアス[4]としてMarkmanによって提唱された。既存の対象にはそれ以外ラ

ベルはないと考え、新規なラベルを聞いたときに未知の対象のラベルであると考えよう傾向性である。語彙学習バイアスは他にも、MarkmanとHutchinsonによって事物全体バイアスと事物カテゴリーバイアス、LandauとSmith, Jonesによって形状類似バイアスが提唱されている。事物全体バイアスはラベルが対象の一部の属性を指すのではなく対象全体を指すと考えよう傾向性である。事物カテゴリーバイアスはラベルが固有名詞ではなくカテゴリーであると判断する傾向性で、同様の属性を持つ対象にラベルを拡張していく。事物全体バイアスと事物カテゴリーバイアスは、対象とラベルを対応付けるときに組み合わせで見られる傾向性で、相互排他性バイアスと相補的な関係にある。形状類似バイアスは形状の類似性によってラベルの拡張を行う傾向性である。

### 3. IAによる語彙獲得実験と推論モデル

IAは、ある対象 $o$ を見せられあるラベル $l$ を教示される事を繰り返し対象とラベルの共起情報を獲得する。対象には色と形の属性を表すラベルが付けられており、教示されるラベルは2つの属性のいずれかとする。以降の実験では、色属性10、形属性20の30種のラベルと色と形の組み合わせ200個の対象を用いる。IAは50個のランダムに選ばれた対象について教示される毎に「 $o$ は $l$ である」、「 $l$ は $o$ である」という対象とラベルの対応関係の確信度を共起情報から形成する。確信度の形成方法として、条件付き確率(CP: conditional probability)モデル、完全対称(RS: rigid symmetric)モデル、LSという3種類の推論モデルを用いることとし、用いる推論モデルによってIAをそれぞれIAP, IARS, IALSと呼称する。各推論モデルは、式1、式2、式3、式4によって計算された $o$ と $l$ の共起情報 $a$ 、 $o$ と $\bar{l}$ の共起情報 $b$ 、 $\bar{o}$ と $l$ の共起情報 $c$ 、 $\bar{o}$ と $\bar{l}$ の共起情報 $d$ を用いる(表1)。

$$a = P(l_j, o_i) \quad (1)$$

$$b = \sum_{y \neq j} P(l_y, o_i) \quad (2)$$

$$c = \sum_{x \neq i} P(l_j, o_x) \quad (3)$$

$$d = \sum_{x \neq i} \sum_{y \neq j} P(l_y, o_x) \quad (4)$$

表1 対象 $o$ とラベル $l$ の共起情報の扱い

|           | $l_1 \dots l_{j-1}$ | $l_j$ | $l_{j+1} \dots l_n$ |
|-----------|---------------------|-------|---------------------|
| $o_1$     |                     |       |                     |
| :         | $d$                 | $c$   | $d$                 |
| $o_{i-1}$ |                     |       |                     |
| $o_i$     | $b$                 | $a$   | $b$                 |
| $o_{i+1}$ |                     |       |                     |
| :         | $d$                 | $c$   | $d$                 |
| $o_m$     |                     |       |                     |

表2 CPが用いる共起情報

|              | ラベル $l$ | ラベル $\bar{l}$ |
|--------------|---------|---------------|
| 対象 $o$       | $a$     | $b$           |
| 対象 $\bar{o}$ | $c$     | $d$           |

### 3.1 推論モデル

CPは共起情報 $a, b, c, d$ の条件付き確率とする(表2)。非論理バイアスは成立しない。

$$CP(l|o) = \frac{a}{a+b} \quad (5)$$

$$CP(o|l) = \frac{a}{a+c} \quad (6)$$

RSは常に相互排他性と対称性が成立するモデルで、「 $o$ と $l$ 」、「 $\bar{o}$ と $\bar{l}$ 」の共起情報を同一視することで相互排他性が、「 $o$ と $\bar{l}$ 」、「 $\bar{o}$ と $l$ 」の共起情報を同一視することで対称性が成立する。非論理バイアスを含むことで、共起情報は(表3)のようになる。RSは共起情報 $a', b', c', d'$ の条件付き確率とする。

表3 RSが用いる共起情報

|              | ラベル $l$      | ラベル $\bar{l}$ |
|--------------|--------------|---------------|
| 対象 $o$       | $a+d (= a')$ | $b+c (= b')$  |
| 対象 $\bar{o}$ | $c+b (= c')$ | $d+a (= d')$  |

$$RS(l|o) = \frac{a+d}{a+b+c+d} \quad (7)$$

$$RS(o|l) = \frac{a+d}{a+b+c+d} \quad (8)$$

LSは相互排他性と対称性を緩やかに含む。RSとは異なり、バイアス項をかけてから同一視することで非論理バイアスを緩やかに成立させる(表4)。LSは共起情報 $a'', b'', c'', d''$ の条件付き確率とする。

バイアス項が自律的に調整されることにより, LS はCPとRSの間を柔軟に変化する. また, 「 $l$ は $o$ である」という確信度の場合 $b$ と $c$ が入れ替わる.

表 4 LSが用いる共起情報

|              | ラベル $l$                        | ラベル $\bar{l}$                  |
|--------------|--------------------------------|--------------------------------|
| 対象 $o$       | $a + (\frac{b}{b+d})d (= a'')$ | $b + (\frac{a}{a+c})c (= b'')$ |
| 対象 $\bar{o}$ | $c + (\frac{d}{b+d})b (= c'')$ | $d + (\frac{c}{a+c})a (= d'')$ |

$$LS(l|o) = \frac{a + (\frac{b}{b+d})d}{a + b + (\frac{a}{a+c})c + (\frac{b}{b+d})d} \quad (9)$$

$$LS(o|l) = \frac{a + (\frac{c}{c+d})d}{a + c + (\frac{a}{a+b})b + (\frac{c}{c+d})d} \quad (10)$$

### 3.2 課題

確信度の形成後, IAへ語彙獲得度を確かめるための課題として「 $o$ は何?」, 「 $l$ はどれ?」, 「 $l$ を取って」という3つの課題を課題1, 課題2, 課題3として行わせる. 「 $o$ は何?」, 「 $l$ はどれ?」はIAの想起能力を試す課題である. IAは $o, l$ について尋ねられた時, それぞれに対してもっとも確信度が高いものを回答する. 前者に対するIAの回答を $What(o)$ , 後者に対する回答を $Which(l)$ とし確信度を $B(l|o), B(o|l)$ とすると, IAの回答はそれぞれ式11, 式12と表すことができる.

$$What(o) = \arg \max_l B(l|o) \quad (11)$$

$$Which(l) = \arg \max_o B(o|l) \quad (12)$$

「 $l$ を取って」はIAの $o$ に対応する $l$ と $l$ に対応する $o$ が一致しているかを確かめる課題である. IAはある $o$ を取ってもらうために $o$ に対応する $l$ を相手に伝える. その $l$ を聞いた相手は,  $l$ に対応する $o$ をIAに渡す. その $o$ がIAが取ってもらいたかった $o$ と一致していれば正解とする. これは,  $o$ と $l$ の共起情報から「 $o$ は $l$ である」, 「 $l$ は $o$ である」という双方向の対応関係を学習していなければ達成できない. また, 以降の課題の結果は20回試行の平均とする.

### 4. 対象指定のない教示

対象指定がなく対象とラベルの対応関係を一義的に決定できない状況を想定する. IAはランダムに選ばれた5つの対象を提示され, そのうち1つの対象の色または形の属性のラベルを教示される.

そのラベルがどの対象に付与されるラベルであるのかをそれまでの学習で形成された確信度によって判断し, その対象とラベルの対応関係として学習する. ここで用いる確信度は $B(l|o)$ を用いる.

### 4.1 結果

拡張前の結果[5]との比較のため, 上を拡張する前の通常の教示, 下を対象指定のない教示として図1, 2, 3に各IAの課題ごとの正答率の時間発展の推移を示す. 当然のことながら, どの課題, どのIAにおいても学習速度の低下が見られる. 特に影響が見られるのが課題3のLSで, 大体3万ターンまで正答率100%に到達しない. 通常の教示の課題1ではIAPとIALSはほぼ同等の正答率であったが, 対象指定のない教示ではIALSが先に正答率100%に到達する. この結果は, 同時に提示する対象を5つから増やしてもさらに学習速度が低下する以外に変動しない. また, 通常の教示の課題1では最終的にIARS, IALSはすべての対象に対し形属性を答えるようになったが, 対象指定のない教示でも変わらずにすべての対象に対して形属性を答える. 通常の教示同様, 形属性の数と色属性の数の大小を逆転させると色属性のみを答えるようになる.

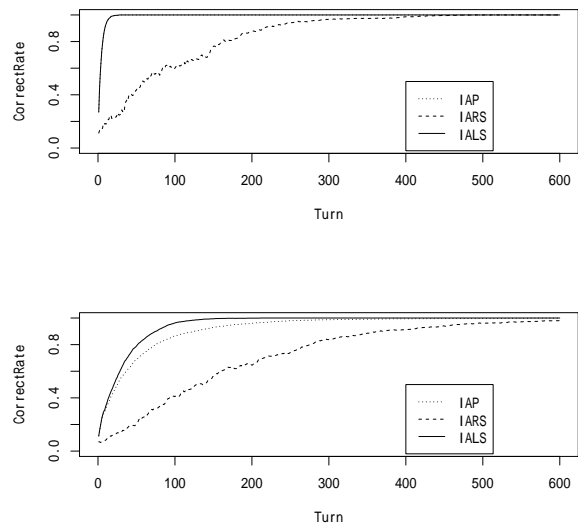


図 1 課題1における正答率の時間発展

### 5. 属性の識別と属性の等価判断によるラベル付け

本来はリンゴという対象を見てリンゴというラベルを聞いた時, そのリンゴというラベルが赤くて丸い果物であるリンゴだけを指し, 赤くて丸い野菜であるトマトや赤いポストを指さないと判別

することは非常に困難である。現在の共起情報の扱いでは、赤くて丸い果物に対してリンゴと教示されたときに本来は曖昧であり判別できないであろう赤い、丸い、果物という属性の何を指してリンゴと教示されているのかを無視し、リンゴという事物の全体に対してラベル付けを行っている。これは、ガヴァガイ問題に代表されるような論理的に難しい指示対象の同定を考えていない。

提案する共起情報の扱いでは、赤い、丸い、果物のどれに対してリンゴと教示されたのかわからないことを考慮し、そのすべての属性とラベルとの対応関係として共起情報を保持する。これにより、他の赤い、丸い、果物という属性のどれかを持つ対象を見たときにその対象をリンゴであると判断してしまう可能性を含むことで指示対象の同定をIAに判断させる。

IAは対象を形と色の組み合わせとして認識する。ランダムに選ばれた対象と形か色のどちらかの属性のラベルを教示されることで、形とラベル、色とラベルの共起情報を獲得する(表5)。IAは確信度の形成をするために、それぞれの属性の共起情報を組み合わせて判断を行う。

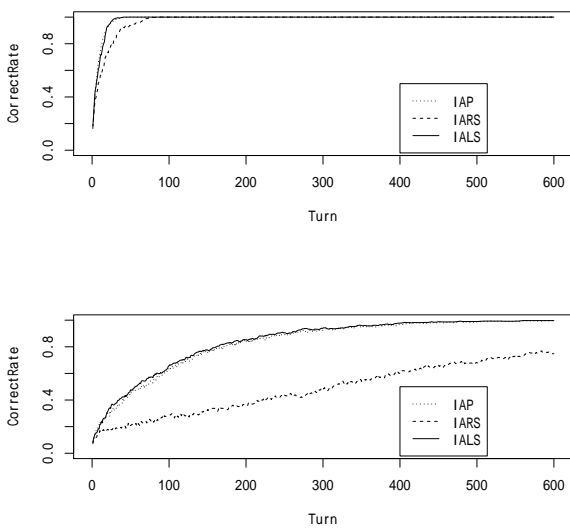


図2 課題2における正答率の時間発展

表5 属性S・Bを持つ対象とラベル $l_1$ の提示

|     | ラベル $l_1$ | ラベル $l_2$ | ラベル $l_3$ |
|-----|-----------|-----------|-----------|
| 属性S | 1         | 0         | 0         |
| 属性B | 1         | 0         | 0         |

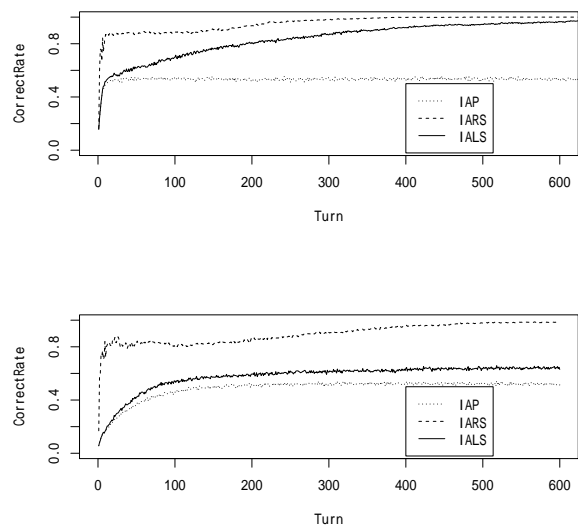


図3 課題3における正答率の時間発展

### 5.1 結果

図4, 5, 6に各IAの時間発展の推移を示す。前述の実験では1ターンに50個の対象とラベルの対応関係を教示していたが、本実験では1ターンに1個の対象とラベルの対応関係を教示した結果を用いている。

課題1と課題3の各モデルの成績に大きな違いが見られた。対象とラベルの共起の課題1ではIAPとIALSはほぼ同等の正答率だったが、属性とラベルの共起ではIALSが先に正答率100%に到達する。またIARSは最終的に正答率100%に到達するが、学習速度の低下が著しい。課題3では、属性とラベルの共起では50%前後に収束したIAPの正答率がIALSとほぼ同等の正答率へと変化した。これは、IAPの「oはlである」と「lはoである」の対応関係の学習に対称性が見られることを示唆する。また、IAP, IALS共に初期の正答率の発展速度がIARSよりも速いが、途中でIARSが逆転する。さらに、対象とラベルの共起では最終的にすべての対象に対して形属性を答えたが、属性とラベルの共起では色属性のみを答えるようになった。色属性の数と形属性の数の大きさを逆転させると最終的に答える属性が反転するのは変わらない。

課題1のターン数に注目するとIAP, IALS共に150ターン前後で正答率100%に到達するが、この段階では200個すべての対象を教示し終えていない。対象がランダムに選ばれることを考えると、実際には150個より少ない可能性も考えられる。つまり、すべての対象を教示される前に未知の対象へもラベルを拡張して正しい回答をしていること

を示している。ただ、IALS は142ターンで完全に100%へと収束するが、IAP が完全に100%へと収束するのは258ターンと凡そすべての対象の教示が終了してからとなる。

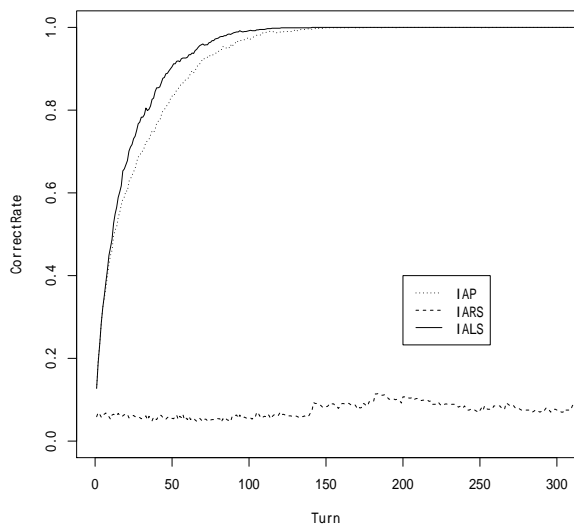


図 4 課題1における正答率の時間発展

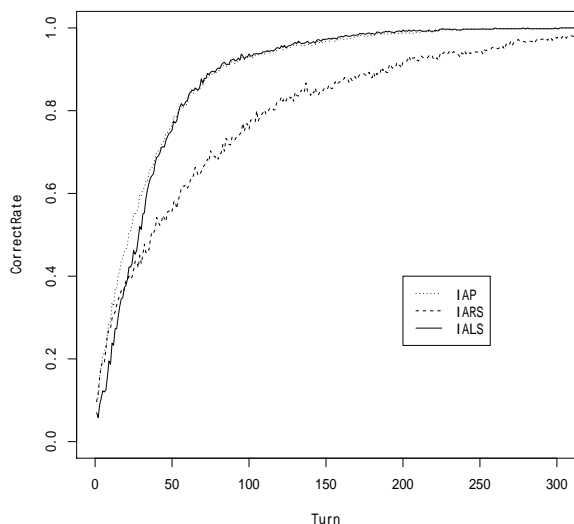


図 5 課題2における正答率の時間発展

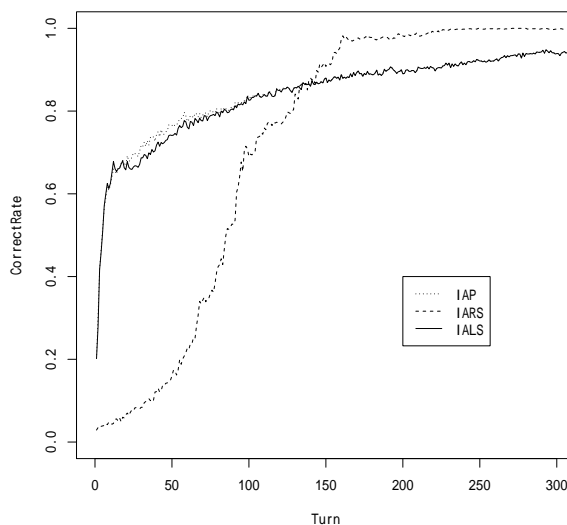


図 6 課題3における正答率の時間発展

と、CPは式5より $CP(S| )$ と $CP(W| )$ 以外の確信度は0となる。また、他の対象に関する情報をまったく考慮しておらず、観測した対象とラベルとの共起情報のみによって確信度を形成する。よって、教示のミスがない限り回答を間違えることはないが、他の対象とラベルとの間で観測した共起情報によってラベルを拡張するようなこともない。RSは式7より $a$ と $d$ が高い、つまり注目対象と他のラベルと他の対象と注目ラベルの情報が少ないような $b$ と $c$ の値が小さくなる状況で高い確信度を形成する。これは相互排他性バイアスが常に強烈に効いている状態といえる。対象に対する確信度を形成する場合、もっとも $b$ と $c$ の情報が少ない $RS(S| )$ がもっとも高い確信度となる。LSは式9よりRS同様に $b$ と $c$ が小さいほど高い確信度を形成する。また、 $a$ が0の場合に確信度の形成方法を大きく変え、 $b$ の値が大きくなるほど0.5から確信度を下げていくような相対評価をする。つまり、常に相互排他性バイアスを効かせるのではなく注目対象と他のラベルの共起情報がないときほど強く相互排他性バイアスを効かせている。対象に対する確信度を形成する場合、 $LS(S| )$ がもっとも高い確信度となる。

## 6. 考察

まず、通常の教示・共起の各モデルの動作を見る。説明のための簡単な例として形属性3つ(Square, Circle, Triangle)、色属性2つ(White, Black)としたときの共起情報を表6とし、すべての対象とすべてのラベルの共起情報を等しく教示されたとする。対象に対する確信度を形成する場合を考える

### 6.1 対象指定のない教示

次に、対象指定のない教示を考える。この場合、どの対象とラベルの共起情報であるのかをIA自身が判断するため表6では0であった箇所も共起が観測される。CPの場合、注目対象しか見ていないので間違った情報の影響は少ない。しかし、情報の

表 6 通常の共起情報

|  |          |          |          |          |          |
|--|----------|----------|----------|----------|----------|
|  | <i>S</i> | <i>C</i> | <i>T</i> | <i>W</i> | <i>B</i> |
|  | $x_0$    | 0        | 0        | $x_1$    | 0        |
|  | 0        | $x_2$    | 0        | $x_3$    | 0        |
|  | 0        | 0        | $x_4$    | $x_5$    | 0        |
|  | $x_6$    | 0        | 0        | 0        | $x_7$    |
|  | 0        | $x_8$    | 0        | 0        | $x_9$    |
|  | 0        | 0        | $x_{10}$ | 0        | $x_{11}$ |

表 7 属性とラベルの共起情報

|             |          |          |          |          |          |
|-------------|----------|----------|----------|----------|----------|
|             | <i>S</i> | <i>C</i> | <i>T</i> | <i>W</i> | <i>B</i> |
| 属性 <i>S</i> | $x_0$    | 0        | 0        | $x_1$    | $x_2$    |
| 属性 <i>C</i> | 0        | $x_3$    | 0        | $x_4$    | $x_5$    |
| 属性 <i>T</i> | 0        | 0        | $x_6$    | $x_7$    | $x_8$    |
| 属性 <i>W</i> | $x_9$    | $x_{10}$ | $x_{11}$ | $x_{12}$ | 0        |
| 属性 <i>B</i> | $x_{13}$ | $x_{14}$ | $x_{15}$ | 0        | $x_{16}$ |

少ないうちは間違いの影響が大きいことと、正しい共起情報の学習が遅れることで学習に遅延が見られる。RSの場合、*b* と *c* の情報の増加が大きい、同程度 *d* が増えているため学習への影響は少ない。LSの場合、やはり間違っただけの影響を受けるが、上記の通り *a* が0の場合に相互排他性バイアスが働きラベルとの共起が少ない対象のラベルであると判断する事で新規対象への情報を増やしている。これにより、CPよりも早く学習が進んでいることが考えられる。課題2ではすべてのIAが大幅に学習を遅らせているが、これは5つの対象から1つの対象を選ぶ際に  $B(l|o)$  の確信度を用いているためだと考えられる。片方向からの確信度で判断することで、初期に観測した対象とラベルの共起をが対象のどちらかの属性に判断が偏ってしまっているためである。

表 8 表7による対象とラベルの共起情報

|  |          |          |          |          |          |
|--|----------|----------|----------|----------|----------|
|  | <i>S</i> | <i>C</i> | <i>T</i> | <i>W</i> | <i>B</i> |
|  | $x_0$    | $x_{10}$ | $x_{11}$ | $x_{12}$ | $x_2$    |
|  | $x_9$    | $x_3$    | $x_{11}$ | $x_{12}$ | $x_5$    |
|  | $x_9$    | $x_{10}$ | $x_6$    | $x_{12}$ | $x_8$    |
|  | $x_0$    | $x_{14}$ | $x_{15}$ | $x_1$    | $x_{16}$ |
|  | $x_{13}$ | $x_3$    | $x_{15}$ | $x_4$    | $x_{16}$ |
|  | $x_{13}$ | $x_{14}$ | $x_6$    | $x_7$    | $x_{16}$ |

## 6.2 対象の内包する属性とラベルの共起

最後に、対象の内包する属性とラベルの共起について考える。この場合、表6と同様な教示を受けたときの共起情報は表7、表8のようになる。このとき  $x_0, x_3, x_6, x_{12}, x_{16}$  は属性とラベルが一致しているためそのラベルのもっとも大きい共起情報となる。つまり、表6で共起を観測されていた位置と同じ箇所が大きくなる。CPは、今まで観測していない箇所を0として扱っていたがすべての箇所に情報が入り判断を間違える可能性が高くなっている。しかし、通常の場合だと見ていなかった他の対象とラベルの共起に関しても属性を見ることによって考慮することができるようになった。例えば対象 とラベル *S* を教示されたときに属性 *W* をもつ対象 , に対してもラベル *S* を拡張している。つまり、事物カテゴリーバイアスが働いているといえる。上記の例のように間違っただけの対象にもラベルを拡張するが、学習をすすめることで間違いは訂正される。また、通常では0.5に収束した課題3でLSとほぼ同数の正答率の発展が見られるのは、 $CP(S| )$  がもっとも高い確信度であったとき表6では  $x_0, x_6$  と異なっていた共起情報が表8では共に  $x_0$  と同じ値と取ることによって対称性バイアスが働くようになったと考えられる。RSは対象とラベル *S* のみを観測したような場合、 $RS(S| )$  は *a* よりも *c* が大きくなり確信度を下げる一方  $RS(C| )$  は *d* が大きくなり確信度を上げるといったような確信度の逆転が起こる。よって全体の情報が多く集まるまで学習がなかなか進まないこととなる。よって4のような学習速度の低下が起こったと考えられる。これもまた、一般的なラベルに対して相互排他性バイアスが強く働いた結果だといえる。課題3で初期の正答率が低いのはこの確信度の逆転によって対称性バイアスがうまく働かなかったことによる。LSはCP同様事物カテゴリーバイアスが働く。それに加え、上記の通り未知なラベルに相互排他性バイアスが働くことで学習を早めている。

以上のことから、初期には対象が持つ属性をすべて等価のものだと考えることによって事物全体バイアスが発現し、属性をカテゴリーとして認識することで同じ属性を持つ対象へとラベルを拡張する事物カテゴリーバイアスが発現していることが考えられる。また、情報が少ない初期には同じ属性を持つ対象にラベルを無差別に拡張するような過剰適用が見られる。語彙の学習初期に過剰適用が見られるのは幼児も同様でこの過剰適用はコンプレクシヴと呼ばれている。

## 7. まとめ

語彙学習バイアスのうち、相互排他性バイアス、事物カテゴリーバイアス、事物全体バイアスを確認した。しかし、事物全体バイアスは非論理バイアスによって発現するのではなく、幼児が対象の属性を認識していること、そしてその対象が持つ属性すべてを等価なものとして認識していることによって発現していると考えられる。また、事物カテゴリーバイアスは属性とラベルの共起情報によって同じ属性を持つ対象へとラベルを拡張していると考えられ、そのようにこのバイアスが働いている場合、幼児のコンプレクシヴと呼ばれる語彙の過剰適用が見られた。相互排他性バイアスはRSのように完全に持つと学習を逆に遅くするが、LSのバイアスの自律的調整によって調整ことにより逆に学習を早めるように働いている。

今後の課題としては、形状類似バイアスがどのように発現するかを解明すること、形と色の総当りで対象を定義するのではなく実際の動物などから属性と抽出し対象を定義した場合の実験、実際の幼児のデータとの比較などを行いたいと考えている。

## 参考文献

- [1] 篠原 修二, 田口 亮, 桂田 浩一, 新田 恒雄, (2007) “因果性に基づく信念形成モデルとN本腕バンディット問題への適用” 人工知能学会論文誌, Vol. 22, No. 1, pp. 58–68.
- [2] 今井 むつみ, (2001) “ことばの認知科学辞典” 大修館書店, pp. 210–213.
- [3] 今井 むつみ, 針生 悦子, (2003) “レキシコンの獲得における制約の役割とその性質” 人工知能学会論文誌, Vol. 18, No. 1, pp. 31–40.
- [4] 今井 むつみ, (2007) “ことばと学習のパラドックス” 共立出版.
- [5] 篠原 修二, 田口 亮, 桂田 浩一, 新田 恒雄, (2008) “語彙獲得課題における非論理的推論の有効性” IPSJ Symposium Series, Vol. 2006, No. 10, pp. 187–194.
- [6] Takahashi, T., Shinohara, S., Oyo, K., and Nishikawa, A., 2010 “Cognitive Symmetries as Bases for Anticipation: a Model of Vygotskyan Development Applied to Word Learning”, in International Journal of Computing Anticipatory Systems, Vol. 24, pp. 95–106.
- [7] 篠原 修二, 田口 亮, 桂田 浩一, 新田 恒雄, (2007) “語彙学習エージェントにおけるバイアスの自律調整について” 人工知能学会論文誌, Vol. 22, No. 2, pp. 103–114.
- [8] 篠原 修二, 田口 亮, 桂田 浩一, 新田 恒雄, (2007) “幼児エージェントにおけるバイアスの形成と言語の構造化”, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, Vol. 48, No. SIG2(TOM16), pp. 125–146.