

# マルチモーダルな共同注意学習システムへの 自律バイアス調整機構の応用

清水 隆宏<sup>†</sup> 高橋 達二<sup>†</sup>東京電機大学<sup>†</sup>

## 1 はじめに

先行研究において、マルチモーダルな共同注意による語彙および視線追従能力のマッピングの同時学習を行う相互促進的学習が可能な学習メカニズムが提案されている[1]。同時学習は相互排他性バイアスを利用する学習システムである。相互排他性バイアスは「 $p$  ならば  $q$ 」から「 $p$  でないならば  $q$  でない」という推論を行う傾向・制約であり、古典論理学では命題の裏に相当するため論理的に正しくない。しかし、物体とラベルを相互排他的に対応づけられることが知られており、幼児が即時マッピングを行える要因であると考えられている。この提案モデルでは相互排他性バイアスの強さを2つのパラメータによって定義しており、このパラメータは研究者の経験則で決定している。そのため、本研究では学習モジュールに相互排他性バイアスを緩やかに持つ緩い対称モデル ( $LS$ : loosely symmetric)[2]を用いることで幼児に近い自律学習システムの構築を図る。

## 2 Loosely Symmetric model

緩い対称性モデル ( $LS$ ) とは、人間の因果帰納等に存在する対称性バイアスおよび相互対称性バイアスという非論理的な認知バイアスを緩やかに持つ信念のモデルである[2]。表 1 における  $a, b, c, d$  はそれぞれ  $p$  と  $q$  という事象の共起頻度、あるいは共起確率である  $pq, p\bar{q}, \bar{p}q, \bar{p}\bar{q}$  に対応する。式 1 は「 $p \rightarrow q$ 」の信念の計算式である。

表 1:  $2 \times 2$  の分割表。

	$q$	$not\ q$	$a$ means $N(p, q)$
			$b$ means $N(p, not\ q)$
$p$	$a$	$b$	$c$ means $N(not\ p, q)$
$not\ p$	$c$	$d$	$d$ means $N(not\ p, not\ q)$

$$LS(q|p) = \frac{a + \left(\frac{b}{b+d}\right)d}{a + b + \left(\frac{a}{a+c}\right)c + \left(\frac{b}{b+d}\right)d} \quad (1)$$

## 3 提案システム

本章では中野らの研究で提案された学習システムに  $LS$  の適応した提案手法を述べる。提案手法では中野らの研究同様に、教師は周囲に配置された複数の物体の中から一つを選択し、これを見ながらラベルを発話する。学習者はこのような教師の振る舞いを手がかりに試行錯誤を通じて共同注意を獲得する。学習者は以下で詳述する視線による注意モジュールと言葉による注意モジュールの出力を統合して注視方向を決定し、それをもとにこれらのモジュールの学習を行う。環境は  $N$  個に分割されているとし、1つのスポットに置かれる物体は最大1つである。環境に配置される物体の候補は  $M$  個あり、一度に置かれる物体の数は  $M_0$  である。どの物体がどこに配置されるかは、 $T$  ステップ毎にランダムに決定する。

### 3.1 視線モジュール

視線による注意モジュールは、教師が物体を注視している様の観測情報を表す  $G$  次元ベクトル  $g$  を入力とする。共同注意のために注視されるべき位置を以下のように出力する。

$$\theta^g = B^g g \quad (2)$$

$B^g$  は学習によって形成される信念の強さを要素とする  $N \times G$  行列である。 $G$  次元ベクトル  $g$  は観測された教師の向いた方向の要素を 1、残りの要素には 0 とする。ここで、学習者は環境中のいずれかの物体を必ず見ると仮定し、ベクトル  $\theta^g$  から  $N$  次元ベクトル  $\tilde{\theta}^g$  に修正する。

$$\tilde{\theta}^g = \begin{cases} \theta^g & \text{if } s_i > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$s_i$  は環境中の物体配置を表現する  $N$  次元ベクトル  $s$  の  $i$  番目の要素とし、 $i$  番目のスポットに物体が配置されていればその物体の ID、そうでなければ 0 が  $i$  番目の要素に設定されるとする。

### 3.2 語彙モジュール

言葉による注意モジュールは、教師が発話した物体のラベルについての観測情報を表す  $L$  次元ベクトル  $l$  を入力とする。共同注意のために注視されるべき物体を以下のように出力する。

$$o^l = B^l l \quad (4)$$

$B^l$  は学習によって形成される信念の強さを要素とする  $M \times L$  行列である。 $L$  次元ベクトル  $l$  は観測した単語の要素のみに 1, 残りの要素には 0 が割り当てられるとする。ここで、教師の発話を手がかりとしたときに環境中の各スポットの注視されるべき程度を要素とする  $N$  次元ベクトル  $o^l$  は、 $i$  番目の要素を以下のように決定する。

$$\tilde{\theta}_i^l = \begin{cases} o_{s_i}^l & \text{if } s_i > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

### 3.3 統合

各注意モジュールの出力  $\tilde{\theta}^g$  と  $\tilde{\theta}^l$  を統合することで  $\tilde{\theta}_i = \tilde{\theta}_i^g \tilde{\theta}_i^l$  を得る。 $N$  次元ベクトル  $\tilde{\theta}$  は、 $\tilde{\theta}$  の各要素の中で最も高い値を持つ  $i$  番目を学習者の注視する箇所とする。

### 3.4 モジュールの学習

LSモデルを視線モジュールと語彙モジュールの学習に用いる。それぞれのモジュールへの適用方法は同様なので語彙モジュールを例として挙げる。語彙モジュールは、 $M \times L$  行列のオブジェクトとラベルの共起確率を格納する行列を持つ。この共起確率は、あるラベルを提示されたときに学習システムの選択したオブジェクトの組み合わせが起こる確率のことである。この共起確率を  $a = P(l, o), b = \sum_{l' \neq l} P(l', o), c = \sum_{o' \neq o} P(l, o'), d = \sum_{l' \neq l} \sum_{o' \neq o} P(l', o')$  により表 1 に変換し各ラベルとオブジェクトとの信念  $B^l$  を計算する。

## 4 シミュレーション

3000 ステップのインタラクションを通じて視線による共同注意モジュールを学習させるシミュレーションを 50 回実施した。ただし、インタラクションのパラメータを  $N = 10, M = 10, Mo = 5, T=5$  とした。図 1 では提案手法の各パラメータは先行研究に沿って  $\alpha = 1.2, \beta = 0.5$  とした。図 2 は  $\alpha = 1.2$  として  $\beta$  を変化させた。図 1, 2, 3 は、 $t$  step 時の直近の過去 20 step の共同注意成

功率の遷移を示している。結果から、学習の極めて初期の段階をみると LS を適用した学習システムの共同注意成功率が中野らのシステムよりも高いことがわかる。20 step 付近をみると中野らの学習システムでは共同注意成功率の立ち上がりが遅い。LS を適用した学習システムは 20 step 付近の共同注意成功率の立ち上がりが早いことがわかる。また、図 2 から中野らの学習システムは  $\alpha$  の値によって共同注意成功率の向上が遅れ、学習後期においても LS と同程度の成功率となっている。これらの結果から、LS を適用したパラメータ調整の不要な学習システムは中野らの学習システムと同程度の学習を行えていると考えられる。

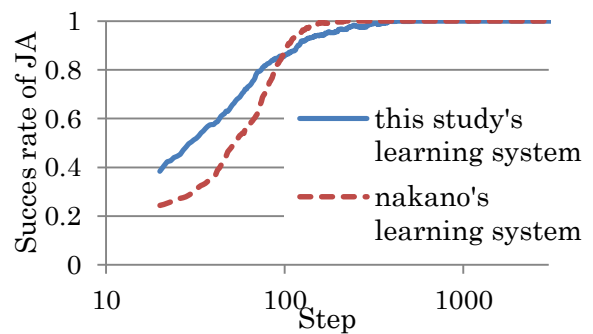


図 1: 共同注意の成功率

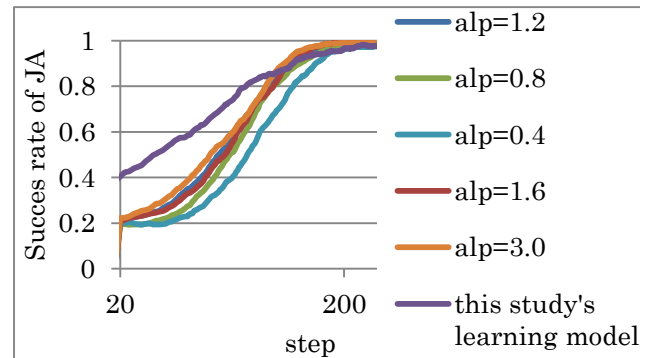


図 2:  $\alpha = 1.2$  の共同注意の成功率

## 5 おわり

本研究では、中野らにより提案された学習システムの学習モジュールに相互排他性バイアスを緩やかに持つ LS を適用することで自律学習システムの構築し、その有用性を示した。

### 参考文献

- [1] 中野 吏, 吉川 雄一郎, 浅田 稔, 石黒 浩 (2009), 相互排他性原理に基づくマルチモーダル共同注意. 日本ロボット学会誌, Vol.27, pp.814-822
- [2] 篠原修二, 田口亮, 桂田浩一, 新田恒雄: 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, 2007.