JAIST Repository
https://dspace.jaist.ac.jp/

Title	構文獲得における対称性バイアスの有効性
Author(s)	的場，隆一；中村，誠；東条，敏
Citation	認知科学，15(3)：1-13
Issue Date	2008-05
Type	Journal Article
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/8808
Rights	Copyright (C) 2008 日本認知科学会．的場隆一，中村誠，東条敏，認知科学，15(3)，2008，1-13．
Description	

JAIST
JAPAN
ADVANCED INSTITUTE OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

Cognitive Studies, **15**(3), 1-13. (May 2008)

●研究論文●

構文獲得における対称性バイアスの有効性

的場 隆一，中村 誠，東条 敏

It is well known that the symmetry bias much accelerates the process of vocabulary learning, especially in infants' first language acquisition where they easily tend to connect objects with their names. However, the grammar learning is another important aspect of language acquisition. In this study, we contended that the symmetry bias also would help to learn grammar rules. We employed Kirby's model (Iterated Learning Model; ILM) in which the parental speakers uttered sentences with their semantic representaions and children guessed the background grammar in their minds; in turn, children became new parents and generated sentences in the following generation. We revised this model to include utterances without semantics. We have shown that children could abduce the meanings from utterances by the symmetry bias, and that they acquired the same language with smaller number of learning data by computer simulation.

Keywords: symmetry bias（対称性バイアス），abduction（仮説的推論），iterated learning model(繰り返し学習モデル)，compositionality（合成性），grammar acquisition（文法獲得）

1. はじめに

子どもは，生後10ヶ月から18ヶ月頃では言語の獲得速度は遅く，その定着性も低い．また，語彙の過大汎用による誤用が見られ，親の側の「思いこみ」が相互理解に一定の役割をはたす．これに対し，18ヶ月以降になると，言語の獲得速度が上がり語彙の過大汎用がなくなっていく(小林・佐々木, 1998)．この頃は，一日平均7∼15語の語彙を獲得するといわれており，まさに驚異的なスピードで新しい語を獲得する．発話された状況から発話の意味に対する可能な仮説すべてを考慮しているのでは，少数の限られた事例から語意を推論し獲得するのは不可能である．この問題に対し，ある種の制約を利用することで可能性を限定し効率よく推論を行っていると指摘されている．この制約は認知バイアスとして言語獲得との関係を示す研究成果が報告されている(Imai & Gentner, 1994; Markman, 1989)．

特に語彙獲得に関しては多くの認知バイアスとの関連が指摘されている(今井・針生, 2003; Landau, Smith, & Jones, 1988)．語彙獲得を端的にいうと，オブジェクトとラベルのマッピングである．これを行う際，多くの認知バイアスがかけられているといわれている．たとえば，子どもが目にした光景のうち，何をオブジェクトとして捉えるかという問題で，これはガヴァガーイ問題（Gavagai Example）として知られている(Quine, 1960)．このとき作用するのが事物全体バイアスや相互排他性バイアスと呼ばれるものであり，学習者がこれらのバイアスによって注視するオブジェクトを特定することでこの問題が解消されると言われている(Imai & Gentner, 1994, 1997; Landau et al., 1988; Landau, Smith, & Jones, 1992; Markman, 1990; Markman, Wasow, & Hansen, 2003)．これらのバイアスの有効性を確認するために，子どもが与えられた語意をどのように推論しているか調べようとする研究の

The efficiency of symmetry bias for grammar aquisition, by Ryuichi Matoba, Makoto Nakamura, and Satoshi Tojo (School of Information Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology).

多くが，命名対象に新奇なラベルを導入し，今度はその語を提示して指示対象を探すという手順をとっている．つまり，子どもはある対象 P に対してラベル Q を対応づけると，ラベル Q に対して対象 P を教えなくても対応づけることがわかる．このような「P ならば Q」という推論が成立している状況において「Q ならば P」も同時に成立していると考えてしまう性質のことを対称性バイアスと呼ぶ．このような推論は，論理推論においては誤りであるが，ヒトはしばしば言語獲得の状況以外でもこのような推論をする傾向性をもつことが報告されている(服部, 2001, 2002a, 2002b; Hattori, 2003; Sidman, Rauzin, Lazar, Cunningham, Tailby, & Carrigan, 1982; 山崎, 1999; 山崎・日原・藤井・岡ノ谷・入来, 2006; 山崎・岡ノ谷・入来, 2006; Yamazaki, 2004)．

しかしながら，これまでの認知バイアスと言語獲得の関係は，主に語彙獲得に焦点が当てられており，人間の言語獲得という大きな問題に関して語彙だけに限定してバイアスの有効性を主張するのでは不十分である．動物と人間のコミュニケーションの最も大きな違いは文法，特に構文に関する制約であり，これこそが言語獲得と認知バイアスに深くかかわる部分であると考える．本研究では，人間言語の構文獲得や構文発達において，ヒト特有の認知バイアスであるといわれる対称性バイアスが有効に作用していることを，計算機シミュレーションで示すことを目的とする．

これまでの計算機シミュレーションによる認知バイアスに関する研究として，対称性バイアスを備えたエージェントによる二本腕バンディッド問題のモデルが挙げられる．これは最適化問題の課題として挙げられる N 本腕バンディッド問題について認知バイアスを適用したものであり，計算機シミュレーションによる解析の有効性を示した(篠原・田口・桂田・新田, 2007; 篠原・中野, 2007)．また，これの応用として数理モデルに基づく語彙獲得モデルにも適用しており，今後の発展が期待される(木村・田口・篠原・桂田・新田, 2006; 篠原, 2006; 篠原・田口・橋本・桂田・新田, 2007; 田口・木村・小玉・篠原・入部・桂田・新田, 2007)．

一方，計算機による構文発達に関する代表的な研究として Kirby による繰り返し学習モデルが挙げられる(Kirby, 2002)．Kirby は，複数世代にわたる親と子供の会話を，発話者エージェントと学習者エージェントという観点でモデル化（Iterated Learning Model; ILM）し，構文が発達する過程を示した．ここでは，簡単な述語項構造で表現される意味要素と発話に対応する文字列を会話として受け取り，合成性原理と再帰性原理によって構文ルールの学習を行っている．本研究においては，このモデルをベースとして，対称性バイアスの有効性を示すモデルを構築する．すなわち，認知バイアスを備えたエージェントを計算機上に仮想的に定義し，エージェント同士で語彙や文法に関する学習を行う．

本章に続いて，第2章では，本研究の実験モデルのベースとしている Kirby による繰り返し学習モデル(Kirby, 2002)について詳述する．第3章では，これを拡張したモデルを定義し，実験計画を立てる．第4章ではその実験結果を示し，第5章に結論を置く．

2. 構成的文法の獲得モデル

本研究は，構文獲得における対称性バイアスの有効性を示すためのモデルを構築するにあたり，Kirby (2002) の繰り返し学習モデル（以下 Kirby モデル）をベースにしている．以降において，Kirby モデルの詳細な定義を行う．

2.1 幼児の言語獲得モデル

まず Kirby モデルが扱う意味，文法，学習に関する定義を行う．このモデルにおける知識伝達の枠組みは，記述状況に応じた発話を行う大人エージェントと，状況に対する発話を学習し，言語知識を構築する子どもエージェントの2種類のエージェントで構成される．大人エージェントは自分自身の言語知識に基づいて，状況に応じた文を発話する．子どもエージェントは「意味とそれに対する形式（発話）」を受取り，その組を言語知識として記憶する．子どもエージェントは，蓄えた知識を汎化する学習を行う．ここで用いる学習は，合成性(compositionality)および再帰性(recursion)という，言語の構文の特徴として最も基本的なものである．これにより，非合成的な言語知識が，世代を経るにしたがって，合成性を持った知識へと変化する．Kirby (2002) は，このモデルによる実験を通して，この二つの学習能力さえあれば，構造的な言語を獲得することが可能であり，Chomsky (1986) がいうとこ

ろの LAD (Language Acquisition Device) が生得的に備わっている必要が無いことを示した．子どもは文字列としての文だけを受け取るのではない．親からは同時にその意味するところを受け取り，子どもは実世界の中で親の意図を理解し，それが正しいことを実世界の中で検証する．よって，親から渡されるのは意味と発話というペアである一方，その意味がどのようにして件の発話に結びついたかを示す「文法」の部分は，子どもにとってはブラックボックスのままである．この文法の部分は，子どもが自身の機能で自己の内部に構築するものである．この考え方をもう少し正確に次に述べる．

2.2 E–言語とI–言語

人間の言語は次の二つのフェーズを持つと言われる(Bickerton, 1990, 1998; Chomsky, 1986; Hurford, 1987).

I–言語 人間の知能に内在して意味表現となる内的言語

E–言語 音列あるいは文字列として外在化した外的言語

我々は I–言語を記述する普遍的・共通的な方法を持たないが，伝統的な言語学の手法に基づいて，I–言語は意味表現であるとし一階述語論理による述語–引数(predicate argument structure; 以下ではしばしば PAS と呼ぶ)による構造で代用することとする．エージェント間コミュニケーションは E–言語によって行われる．すなわちエージェント間では一定の長さの文字列を渡すことにより，コミュニケーションが行われるものとする．同時にこれらの文字列を「解する」にはエージェントが埋め込まれた環境に頼るしかない．すなわち話者の I–言語を聴者は直接見ることができず，話者の意図を正しく理解するためにはその環境における言語以外の別モダリティ，例えば視覚を用いた指し示しなどに依存することになる．しかしながらこのような実験環境は計算機シミュレーションにとって非現実的であるため，他の研究と同様，本研究でも以下のような常套的方法を踏襲する．

(1) 話者は自身に内在する意図を他者に伝えるために I–言語を持つ．I–言語は述語–引数構造(PAS)で表現されるものとする．

(2) 話者は自身の内部において I–言語を E–言語に変換する手法を持つ．これは PAS を文字列に変換する規則であり，文字列を生成するという意味で文法である．もし話者の知識の中で，話者の言いたいことを適切に表現するような規則がなければ，話者は新たにこの規則を新設(invention)しなければならない．

(3) 話者は E–言語，すなわち文字列を聴者に渡す．そしてこの意味を伝え，かつ聴者が話者の意図を正しく理解できたことを検証するために，同時にI–言語すなわち PAS も渡す．

(4) 聴者は話者から受け取った数多くの(PAS, 発話文字列)のペアから，各 PAS(I–言語)がどのような規則で文字列(E–言語)に変換されたかを推論し，文法化する能力を持つ．その文法はもともと話者が持っていた文法と異なるものとなる可能性がある．

(5) 聴者は自身で獲得したその文法をもとに新たに話者となり，新たな異なる聴者に向かって自分の意図するところを伝える．

上記のプロセスでは聴者が新たに文法を獲得して話者となり，その獲得した文法に基づいて E–言語を生成しては新たな聴者に伝えるという意味で親から子への言語の継承のモデルと考えることができる．

子どもエージェントは一定の学習を経て次世代の大人エージェントとなり，自らが蓄えて学習した文法，すなわち言語知識に基づき発話する．また，現世代の大人エージェントは次世代では取り除かれる．初期の世代の大人エージェントは言語知識を持っていないため，意味に対しランダムに発話形式が与えられる．また，子どもエージェントの初期状態は常に何の言語知識も持たない．これを繰り返すことで言語知識が世代を経て変化し，構造化されていく．

2.3 言語知識の定義

Kirby モデルで扱う文法は，意味とそれに対応する形式を確定節文法(definite clause grammar, 以下 DCG)の形でもつ．DCG は文脈自由文法の拡張であり，各ルールは式(1)のように左辺に非終端記号 N を一つもつ．また，この左辺の非終端記号 N に条件 c を付加し，この条件を満たすことで右辺の記号列 V^* を導出できる．これらの導出ルール全体をエージェントの言語知識としての文法とする．これらの言語知識から任意の終端記号 T からなる記号列 T^+ を導出したときこの記号列 T^+ を DCG が 表現した文とする．

$$N/c \to V^* \qquad (1)$$

条件 c には一階述語論理で表現された

$$P_i(X_j, X_k) \quad (j \neq k) \qquad (2)$$

を意味として対応させる．P_i，X_j，X_k はそれぞれ，行動，動作主，被動作主にあたる．これにより,「ジョンがボールを打った」という意味は $hit(john, ball)$ と記述できる．この意味に対し形式を結び付けた

$$hit(john, ball) \to \text{hjsbs} \qquad (3)$$

という規則は「ジョンがボールを打った」という意味を表す発話が “hjsbs” であるということを表している．また，次のような規則

$$S/hit(x, ball) \to \text{h}\, N/x\, \text{sbs} \qquad (4)$$

$$N/john \to \text{j} \qquad (5)$$

からも同様の意味を表す文を導出することが可能である．式（4）に現れた x は任意の意味要素を取り得る変数である．この変数は式（2）の述語や引数に用いることができる．また，単独で意味になることもできる．例えば，意味 $hit(x, ball)$ は「(任意の変数が指し示す内容）が $ball$ を hit する」ということになる．このように変数を含む意味要素からなる規則を合成的な規則(compositional rule) であるという(図 1)．これに対し，述語や引数に変数が使われていない規則を非合成的(holistic，すなわち文全体でひとつの意味対象を表示する) な規則であるという(図 2)．規則の合成性の度合いを合成度とする．

定義 1 合成度とは，合成論的な規則の意味に含まれる変数の個数のことをいう．

例えば，式（3）および式（5）の規則の合成度が0であるのに対し，式（4）は合成度1である．

更に，規則の意味が単独の意味要素から構成されている場合，その規則を単語型規則と呼ぶ．式（5）は単語型規則である．

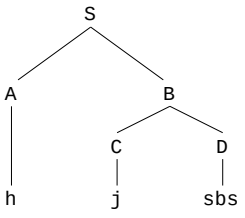


図1 合成的な規則

図2 非合成的な規則

2.4 言語知識の学習

学習エージェントは，自分の知識を学習によって変化させることができる．この学習は以下の3つのオペレーション chunk, merge, replace[1] による規則の一般化である．

2.4.1 chunk

二つの単語型でない規則において，意味と形式の異なる部分が一部だけであるなら，これら二つの規則を削除し，表現力が等しい階層的な規則に統合する．

r_1：$S/read(john, book) \to \text{ivnre}$
r_2：$S/read(mary, book) \to \text{ivnho}$

この二つの規則 r_1，r_2 は，意味の部分は $john$ と $mary$ のみが異なり，形式の部分は “ivn” が共通でそれ以降が異なる．このような場合，次の r_3，r_4，r_5 に置き換える．

r_3：$S/read(x, book) \to \text{ivn}\, N/x$
r_4：$N/john \to \text{re}$
r_5：$N/mary \to \text{ho}$

2.4.2 merge

左辺の非終端記号のみが異なり，意味も形式も一致する二つの規則があった場合，これらと同じ非終端記号をもった規則全てに対し，どちらか一方の非終端記号に統合する．

r_1：$S/read(x, book) \to \text{ivn}\, A/x$
r_2：$A/john \to \text{re}$
r_3：$A/mary \to \text{ho}$
r_4：$S/eat(x, apple) \to \text{apr}\, B/x$
r_5：$B/john \to \text{re}$
r_6：$B/pete \to \text{wqi}$

上記の規則 r_2，r_5 は左辺の非終端記号のみが異なりあとは一致している．この場合，以下のように統合される．

r_1：$S/read(x, book) \to \text{ivn}\, A/x$
r_2：$A/john \to \text{re}$

1) chunk および merge は Kirby (2002)によって名付けられている．しかし，replace は実装はされているが名前は付いていない．このオペレーション名は，橋本・中塚 (2007)に基づく．

r_3：$A/mary \rightarrow$ ho
r'_4：$S/eat(x, apple) \rightarrow$ apr A/x
r'_6：$A/pete \rightarrow$ wqi

2.4.3 replace

ある単語型規則の意味と形式全てが別の規則に含まれているならば，後者の規則を削除し，より合成度の高い規則を加える．

r_1：$S/read(pete, book) \rightarrow$ ivnwqi
r_2：$B/pete \rightarrow$ wqi

この二つの規則において，r_2 の意味も形式もともに r_1 の一部にある．よってこの場合，r_1 が r'_1 のように置き変わる．

r'_1：$S/read(x, book) \rightarrow$ ivn B/x

3. Kirbyモデルへの対称性バイアスの組み込み

3.1 Kirbyモデルの意義

Kirby (2002)は，エージェントが意味空間内全ての意味に対して，自らの知識のみで表現できる度合いとして表現度を定義し，その表現度と知識の大きさの二つのパラメータによる空間上を言語がどのように変化するかを調べた．初期段階では，文法の規則数は少なく表現度も小さい状態にあるが，徐々に増大し，最終的には合成的な規則が増えることで表現力を維持しつつも文法の規則数は減少するといった変化がおこり，結果，言語に合成性が現れた．

このモデルはとてもシンプルであるにもかかわらず構文獲得の本質のみに着目した優れたモデルであるため，進化言語学の分野や多くの言語学者が比較研究をしている．そこで，本研究では以下の機能を付加することで，このモデルを対称性を考慮した構文獲得モデルに改良する．

3.2 Kirbyモデルにおける発話規則

Kirby モデルにおける文法化のプロセスでは，聴者は $eat(john, apple)$ という PAS を伴って “eatjohnapple” という発話を得た時点で一つの E–言語表現の事例をもらったことになり，その例に基づいて

$$S/eat(john, apple) \rightarrow \text{eatjohnapple}$$

という規則を創出する．

さて1つの規則の中身を見てみよう．Kirby の研究では，初めに I–言語としての PAS ありきであり，話者はまず意図を発想した上でそれを E–言語に置換するという手順で発話が行われた．すると上記の一つの規則の内部における ‘→’ は通常の順方向の推論としての意味を持ち，$eat(john, apple)$ が含意するのは ‘eatjohnapple’ であるというように読むことができる．ところが聴者の立場に立ってみればこのように話者の発話意図がいつも確実に発話に伴って入手できるということは，実は現実的にはかなり強い仮定であることが認められるであろう．我々は聴者の学習過程においてこの強い仮定を取り払い，発話意図がわからない状況が発生したとしても，対称性バイアスによって同様な言語知識の獲得が可能であることを示す．

3.3 早とちりと思い込み

本研究で提案する拡張モデルと Kirby モデルとの大きな違いは，子どもエージェントが常に正確に発話に対応する意味を獲得できないところである．すなわち通常であれば PAS と発話がペアで渡されるはずのものを，発話の文字列のみが渡されるような状況を作る．これは，子どもエージェントにとって次のような状況に相当する．

- 親エージェントからの発話が結局何を意図するものであるか理解できなかった場合
- 親エージェントから指し示しなどによる別モダリティが手に入らず不完全なコミュニケーションに終わった場合

このような場合でも，子どもエージェントは自身が既に部分的に獲得している言語知識によって，親の発話の意図するところを補おうとする．我々はこれを

$$S/p(a, b) \rightarrow \text{fjaljla}$$

という順方向の含意に対する対称性バイアスと位置づけ，“fjaljla” という発話から逆に親の意図するところ，すなわち

$$??? \leftarrow \text{fjaljla}$$

を補完しようというプロセスを Kirby のオリジナルなモデルに組み込むこととする．これは親の言ったことを自身の不完全な知識により「早とちり」してしまうこと，あるいは勝手な「思い込み」をしてしまうことである．通常であればこのような「早と

ちり」「思い込み」は逆方向の推論(abduction)をしてしまったことにより生ずる誤謬である．しかしながら言語知識の獲得に関しては「早とちり」「思い込み」の可能性を含みながらも，効率化という意味で有意義である可能性がある．それを次に述べる．

3.4 対称性バイアスからみた拡張モデル

さて，発話と意味は一対一ではなく，一対多あるいは多対一である場合もありうる．しかしながら我々の言語運用の仕方を考えると，この対応は強く一対一を指向すると考えられる．すると発話だけ聞いても，その時点である程度の言語知識があれば対称性バイアスによって意味推論は有効になることが期待できる．以下に，これまで述べた我々の直観を本研究における方針としてまとめる．

(1) 現実世界においては発話の意図するところがいつも入手可能であるとは限らない．
(2) にも関わらず聴者はこの発話を正当な言語表現と認め，自身の言語知識で意味理解を探る能力を持つ．
(3) 通常発話は意図をもって行われ，話者の意図があってその意図を反映する形で発話が形成される．
(4) 聴者が発話のみを受け取って，自分の部分的な言語知識から相手の言語知識を探るプロセスは発話生成の向きとは逆向きである．
(5) 我々はこれを言語知識獲得における対称性バイアスと位置づける．
(6) 対称性バイアスが有効に働くのは含意の前提と帰結が一対一に近いときである．言語の意図と発話はこのような関係にあると考えられる．

以上のことを検証するために，下記のような仮説を立てる．

推察 1 もし聴者が発話だけを受け取ると，聴者は自分の言語知識の中を走査し，かつて同様な発話を受け取っていないか調べた上で，もし新しい文であるならば適当な意味構造を創出しなければならない．したがって言語知識の獲得のシミュレーションという意味では計算時間の増大が見込まれる．しかしこれは学習者の学習プロセスが加わるためであって Kirby モデルとの計算時間での比較は意味がない．

推察 2 しかしながら，もし聴者のその時点での部分的な言語知識があれば，意味の欠如した発話が含まれていても同様な合成性を持った文法が獲得できる．

次章ではこれらの推察を計算機シミュレーションによって実証する．

4. 対称性バイアスを組み込んだ拡張モデルによる実験

本章では Kirby モデルをベースに対称性バイアスを組み込んだ構文獲得実験を行う．本実験の目的は，対称性バイアスを適用することで，発話意図が読み取れない発話からでも，合成性をもつ文法を獲得するための学習が促進されることを示すことである．これを行うために，対称性バイアスを適用しないモデルと比較して，学習者が同等の合成性をもつ文法を得ることを実験によって示す．

まず，われわれは，Kirby モデルを追実験し，予備実験と位置づける．この目的はモデルの特徴を知ることである．すなわち，どの程度の世代数で合成性のある規則が発生するのか，また，学習エージェントはいつごろから意味空間の大半を表現できる文法を獲得し始めるのか，文法の規則数の変化など，Kirby モデルの大局的な挙動を把握することが目的である．

その後行う実験は，発話意図が読み取れない場合に，(I)その発話を無視して学習に利用しない，(II)意味をランダムに補完し学習に利用する，(III)対称性バイアスを適用することで意味を学習する，の三種類である．実験(I)の目的は，予備実験と比較して，学習に利用する情報量の違いによる獲得する文法の変化を観測することである．また(I)は次に行う実験(II)，(III)と比較の対象となるものである．まず実験(I)と実験(III)の比較であるが，(I)によって意味を伴わない文を無視する場合と(III)によって意味を補完する場合を較べることで，その補完プロセスが有効に働くことを観測することが目的である．次に実験(II)と実験(III)の比較であるが，学習に利用するデータ数が同じ条件下で意味を補完する方法において，ただランダムに意味を補完するよりは対称バイアスを用いて補完するほうが有効であることを観測することが目的である．

4.1 実験設定

本実験で用いる意味要素の設定を表1に示す．こ

表1 意味要素の設定

i	行動要素P_i	j	対象要素X_j
1	admire	1	gavin
2	detest	2	heather
3	hate	3	john
4	like	4	mary
5	love	5	pete

こでは Kirby (2002) による有限の意味空間を使用した実験と同じものを用いた．述語は2つの引数に同じ名詞をとることはなく，$love(pete, pete)$のような表現は許していない．従って，意味空間の大きさは$5\times5\times4=100$となる．

本実験における学習の設定を述べる．発話エージェントに，発話すべき意味が与えられる．これに対し，発話エージェントは自らの文法によってその意味を表現する発話を生成する．与えられた意味に対して複数の可能な発話を導出した場合，発話選択の基準はランダムである．学習エージェントは発話エージェントから得た発話に対し，可能な限り学習を行う．学習エージェントが可能な学習を終了した後に発話エージェントは次の発話を行う．発話エージェントは Kirby の実験と同様に，1世代で50回発話するように設定した．発話を終えた発話エージェントは削除され，次の世代へ移る．次の世代では，前世代の学習エージェントが新たな発話エージェントとなり，新たに何の知識も持たない学習エージェントが追加され，同様のルーチンを繰り返す．発話回数の50回とは，意味空間の大きさの半分を意味している．これは，学習エージェントは発話エージェントから意味空間すべてを表す発話を聞くことができないことを示しており，意味空間全てを表現できる知識を得るためには学習により知識を一般化する必要がある．実験は文法の規則数と表現度，そして合成的な規則の合成度を学習の成果の基準として最大100世代まで実験を行った[2]．ここで，表現度を以下のように定義する．

定義 2 表現度とは意味空間全ての意味に対して$invention$せずに発話できる意味の割合のことである．

2) 実際，1000世代まで実験を行ったが，100世代までには文法の表現度，規則数の両方が収束していたため，本稿では100世代までの結果で議論している．

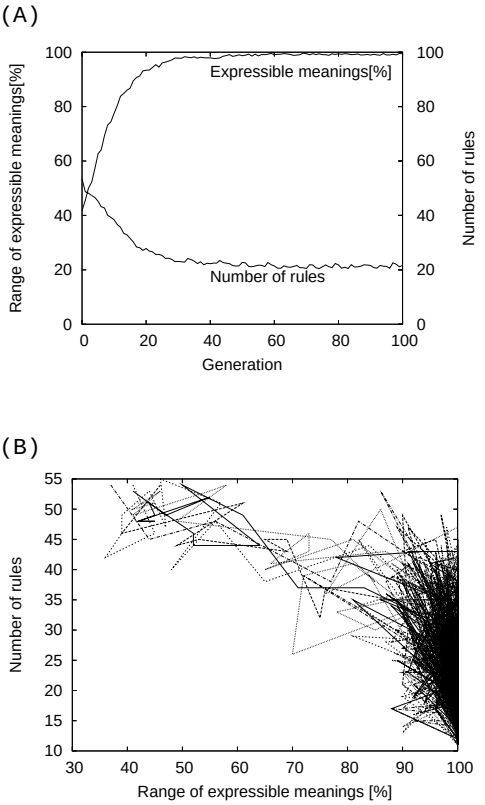


図3 Kirby(2002)の追実験結果．A. 世代の進行に伴う文法の規則数と表現度の変化，B. 文法の規則数と表現度の変化．

4.2 予備実験：Kirbyモデルの追実験

この実験はこれまでに詳述してきた Kirby (2002) の追実験である．つまり，発話エージェントの全発話について PAS を同時に受取り，学習エージェントは文法を学習することができる．

図3(A)は，100試行した結果の平均であり，世代ごとの文法の規則数と表現度の変化を表したものである．また，5回試行した結果を図3(B)に示す．これは，表現度に対する文法の規則数の変化を表している．

図3(A)から，表現度は世代を経るにしたがって着実に増大していくのがわかる．一方，文法の規則数は初期世代では多いが，その後，表現度はさらに増大するのに対し文法の規則数は減少するという変化をみることができる．初期世代の過程は，意味と文が一対一に対応する非合成的な規則が増えることにより表現度が増加すると考えられる．そして，この非合成的な規則が増えることで，学習の適用範

囲が広がり一般化が進む．これにより，後期世代の過程は，合成的な規則の割合が増えていく．合成的な規則が増えることにより，表現度を保ちつつ，もしくは増大しつつも文法の規則数が減少する傾向が図3(B)から考察できる．すなわち言語に合成性が現れたことがわかる．実際，表現度が100％で文法の規則数が11まで減少した世代の文法は，合成度 (定義1) が3の規則が1個と単語型規則10個で構成された文法であった[3)]．

実験結果から本予備実験の要点を述べる．(i)初期世代では文法の規則数が多く，その大半は非合成的な規則である．(ii)この時期を過ぎ，合成的な規則を獲得しはじめ，それにともない文法の規則数は減少する．また，(iii)文法の規則数は,，100試行の平均で21.1個であった．そのうち最も減少した試行では規則数は11個であった．これらは Kirby (2002) の結果に準ずる結果となった．次節以降は，このモデルをベースとして実験を行う．

4.3 実験 I：発話意図がわからない発話を無視する学習エージェントによる実験

本実験では，学習エージェントが発話意図を読み取れないときに，その発話を無視し学習する場合を示している．すなわち，実験設定は，発話回数がパラメータとして変化する以外は前節の予備実験と同じである．この実験により，学習エージェントが学習に利用するデータ数が学習結果にどのように影響するのかを確認することができる．

100回試行した結果の平均を図4(A)に示す．これは，世代の進行に伴う表現度と文法の規則数の変化を表している．それぞれの線は，発話を無視した割合が発話回数の0％, 4％, 8％, 12％, 16％, 20％のときの結果を示している．

図4(A)より，発話を無視した割合が異なっても，世代を重ねるにしたがい学習エージェントが保持する文法の規則数は収束し，その値に大きな差はないことがわかる．しかし，収束するまでの世代数に違いがみられる．無視する割合が0％の場合，約30世代目あたりから収束する．一方で，無視する割合を増やすにしたがい，収束するまでにより時間がかかることがわかる．例えば，無視する割合が20％の場合，表現度は約80世代目あたりまで，規則数は約50世代目あたりまで収束しないことが観測できる．これから，学習エージェントは，学習するための情報

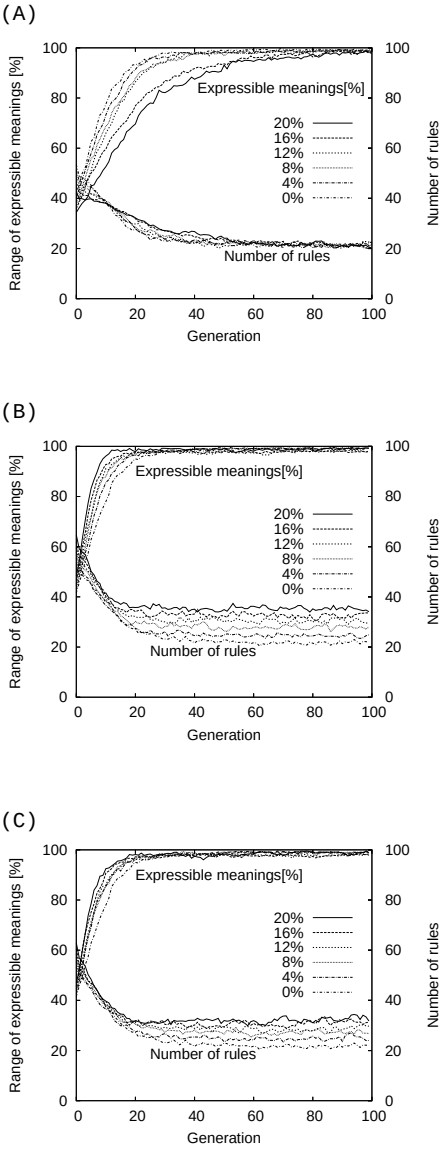


図4 世代の進行に伴う文法の規則数と表現度の変化．A. 発話意図が読み取れない場合に発話を無視した場合（実験I），B. 発話意図が読み取れない場合にランダムに意味を補完した場合（実験II），C. 発話意図が読み取れない場合に推論し意味を補完した場合（実験III）

3) この学習は過度な汎化を行っている．すなわち，この文法では，$love(pete, pete)$ のような式（2）で許されていない発話を受理することが可能である．しかし，本実験においては，合成性を持った文法の獲得を対象としており，文法の正誤に関しては考慮しない．これは実験IIIで行う対称性バイアスの導入についても同じことがいえる．

が多い方がより迅速に少ない規則数で高い表現度をもつ文法を獲得できるということがことがわかる．

以上より，発話意図が読み取れない場合に無視をする実験では，無視する割合が増加するに従い，学習が収束するに至るまでに時間がかかることが観測された．

4.4 実験 II: 意図がわからない発話に対し意味をランダムに付与するエージェントによる実験

本実験では，学習エージェントが発話意図を読み取れない全ての発話に対し，意味空間からランダムに1つ意味を選択し補完する．すなわち，実験 I では無視をした発話に対しランダムに意味を補完した規則を学習に利用する．

100回試行した結果の平均を図 4(B)に示す．これは，世代の進行に伴う表現度と文法の規則数の変化を表している．それぞれの線は，ランダムに意味を補完した割合が発話回数の0 %, 4 %, 8 %, 12 %, 16 %, 20 %のときの結果を示している．

実験II（図 4(B)）の結果は，実験I（図 4(A)）に比べ，早く高い表現度を得られることが観測できた．これは，学習エージェントが発話意図を読み取れない場合に，発話を無視するのではなく，ランダムに意味を補完することで学習を促すためである．しかしながら，意味をランダムに与えているため規則性のない知識が混入する．これがノイズとなり，学習エージェントは合成性をもった文法をつくることはできるが，収束状態に至ってもその規則数はノイズが入らない状態と比較すると多くなる．また，ランダムに意味を補完する割合により文法の規則数に変化がみられるのに対し，表現度は世代を重ねるに従い収束状態に至り，その値に大きな差はないことがわかる．

以上より，学習エージェントが発話意図を読み取ることができなかった場合に意味をランダムに選択し補完することで学習を行う実験では，ランダムに意味を補完する割合が多いほど早く高い表現度をもつ文法を獲得できる一方で，合成性を持たない文法規則が知識に混入するため，規則数が多くなることを確認した．実際，発話意図が20 %読み取れない場合での100世代目の文法知識を確認すると，単語型規則を除き合成度0の規則がある試行は，発話意図を全て読み取ることができたエージェントの場合，全試行のうちわずか2 %であるのに対し，ランダムに意味を補完した規則で学習を行ったエージェントの場合は18 %であった．

4.5 実験 III: 対称性バイアスを適用するエージェントによる実験

本実験では，学習エージェントが発話意図を読み取れないときに，対称性バイアスを適用することで，自らの文法知識を用いて推論することで意味を補完する．

発話エージェントの発話意図が読み取れなかった場合，次の手順を踏む．

(1) 合成度0の構文規則の形式に発話と一致するものがあるか否か．あれば，その構文規則の意味を適用する．なければ次のステップを踏む．
(2) 学習エージェントが持つ合成度1以上の構文規則で導出が可能であれば，その導出によって得られる意味を適用する．導出できなければ次のステップを踏む．
(3) 発話を部分文字列に分解する．分解した部分文字列に対し，形式が最長一致する単語規則を探索する．なければステップ(5)に進む．一つでも見つけることができたら，それまでの発話エージェントの発話のうち，その単語を含む発話があったことを示している．その単語を含む発話のうち，最も発話頻度の高い発話の意味を適用する．候補が複数個ある場合はステップ(4)に進む．
(4) ステップ(3)で一致した部分文字列に加え，残りの文字列に関しても一致するものを比較する．ここから得られる発話意図の組み合わせから，最も頻度の高い意味を適用する．複数個ある場合はそれらの中からランダムに選ぶ．
(5) 意味空間からランダムに意味を1つ選択し補完する．

実験では学習エージェントが対称性バイアスにより発話意図を推論する割合を4 %, 8 %, 12 %, 16 %, 20 %の5種類に設定する．このプロセスは，学習エー

ジェントが学習によりある程度一般化した知識を身につけた後に行わなければならないため，学習の最後に行う．例えば，発話意図を推論しなければならない割合が20 %であった場合，学習エージェントは，最初の40文は意味と発話文の組で学習を行う．その後，41文目から最後までの10文に対し発話文から意味を推論し，その結果得られた意味と発話のペアを自らの知識に追加し学習を行う．つまり，「意図は正確にわからないが，これまでの経験からこの意味に違いないだろう」という思い込みによる推論は，まさに対称性バイアスによって行われる推論である[4)]．

100回試行した結果の平均を図4(C)に示す．これは，世代の進行に伴う表現度と文法の規則数の変化を表している．

それぞれの線は対称性バイアスにより推論し意味を補完した割合が発話回数の0 %, 4 %, 8 %, 12 %, 16 %, 20 %のときの結果を示している．

図4(C)より，発話意図を全て読み取ることができた状態よりも，そうではない状態の方が早く高い表現度を得られている．一方で，規則数は発話意図が全て読み取ることができる状態と比較すると多くなる．これは実験IIで得られた結果と同じ理由により起った現象であると考えられる．すなわち，推論による意味の補完に失敗した場合，追加された規則は，規則数を減らすという点でノイズとなる．

以上より，学習エージェントが発話意図を読み取ることができなかった場合に対称性バイアスにより意味を推論することで学習を行う実験では，推論により意味を補完する割合が多いほど早く高い表現度をもつ文法を獲得できる一方で，発話意図が全て読み取れる状態と比較すると，規則数が多くなることを確認した．

4.6 実験IとIII，IIとIIIの比較結果および考察

ここで実験Iと実験IIIの比較，および実験IIと実験IIIの比較を行う．どちらも顕著な例として，発話意図が20 %読み取れない場合での結果を比較する．なお，各実験における100世代目の規則数の平均の一覧を表2に示す．

まず，最初に実験IとIIIの比較を行う．実験結果から，発話意図がわからない入力に対し，無視をするよりも推論した方が，表現度の収束が早いことがうかがえる．これは，推論により意図を割り当てることで，合成性をもつ文法の学習が促進されたためと考えられる．

表2 各実験における100世代目の平均規則数

	実験I	実験II	実験III
0 %	21.1	22.1	22.1
4 %	22.3	24.9	24.0
8 %	20.9	28.0	26.8
12 %	22.6	29.6	29.7
16 %	20.0	33.6	31.3
20 %	20.5	34.1	31.8

ここで対称性バイアスが作用する具体例として，推論により得た規則が合成性をもつようになる過程を示す．発話の20 %の意味を推論する場合での45番目の入力が “esk” であったときの例である．これは実験データから抜粋したものである．学習エージェントは，単語型規則として

$$A/love \rightarrow \mathrm{s}$$

を持っている．発話エージェントからの発話 “esk” に対し，部分文字列に分解したときに “s” が一致するため，

$$love(???, ???) \leftarrow \mathrm{esk}$$

と推論する．この時点までの発話エージェントの発話頻度より，単語 $love$ との共起頻度を確認すると，$gavin$ が3回，$john$ が2回，$heather$, $mary$, $pete$ がともに1回であった．よって，最も頻度の高い $gavin$ を選択する．次に，

$$love(gavin, ???)$$
$$love(???, gavin)$$

のどちらかとの共起頻度の高いものを選択する．実験ログより，$mary$ が$love(mary, gavin)$ で1回共起しており，ほかは0回であった．よって学習エージェントは $love(mary, gavin) \rightarrow \mathrm{esk}$ を知識に追加する．これにより，単語型規則 $A/love \rightarrow \mathrm{s}$ との replace による学習が可能となり，学習エージェントの知識は，

$$A/love \rightarrow \mathrm{s}$$
$$S/p(mary, gavin) \rightarrow \mathrm{ek}\, A/p$$

となり，推論で得た規則が合成性をもつに至った．このような推論によって加えられるルールは合成度が高いため，表現度も必然的に高くなる．したがって，無視する場合と比較して，表現度の収束は早い．

4) 不確定な要素に対し，既存の知識や経験と結び付けようとして，早とちりや誤解をすることが McManus (1988) により確認されている．

しかし，100世代目の文法の規則数を比べると，表2より，無視をする方策をとるエージェントが約20.5個であるのに対し，対称性バイアスによって推論するエージェントは約31.8個と多い．これは，推論による意味の補完が不完全な場合，発話エージェントの文法で発話できる範囲を越えた文法規則を得るため，学習過程を経ても完全に規則をまとめることができずに合成度の低いルールが残りやすいからである．

意図がわからない発話に対し，実験Iの無視をするという方策は，学習のための入力が純減することを意味する．それに対し，実験IIIで導入した対称性バイアスは，発話の意味を補完し学習を行う．実験により，文法の規則数は増加するものの，学習の収束が早まるという結果が得られた．したがって，学習の収束の早さに関し，対称性バイアスが有効であると結論付けることができる．

次に実験IIとIIIの比較を行う．ランダムに意味を補完するエージェントと対称性バイアスを適用するエージェントを，発話意図がわからない入力が発話の20％のときで比べると，収束世代，表現度ともに大きな差はないものの，文法の規則数に34.1個と31.8個と差異がみられる．これは，対称性バイアスの学習が効果を上げていることを示している．

全発話のうち，20％の発話意図がわからない入力に対して対称性バイアスを適用した結果，意味を推論した割合を図5に示す．これは，100回試行した結果の平均で示している．これより，最初は推論に失敗し，推論手順(5)によりランダムに意味を割り当てているが，徐々に推論により意味を割り当てることができるようになり，約20世代目あたりで収束していることが観測できる．さらに，図4(C)より，約20世代目あたりで文法の規則数，表現度も収束していることが確認できる．すなわち，ある程度世代を重ね合成度のある文法を獲得することで，推論が失敗する確率は確実に低下していることが観測できた．

対称性バイアスによって意味が付加されると，必ず合成性の学習が行われる．それに対し，ランダムに意味を割り当てた場合，必ずしも学習により合成性が現れるとは限らない．この違いが実験IIとIIIの規則数に表れていると考えられる．

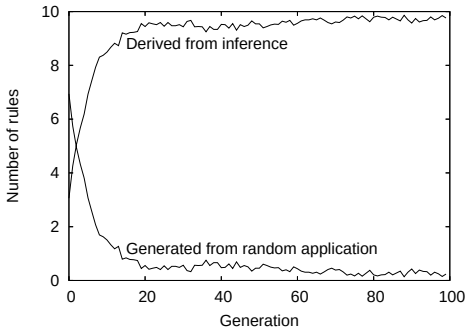


図5 発話のみから意味を推論できた規則数

5. まとめ

本論文では，これまで主に語彙獲得に関して有効性が検討されてきた対称性バイアスが，さらに構文獲得においても有効であることを検証したものである．このため Kirby (2002)のモデルを改良し，親エージェントの発話はある一定の割合で発話意図を付与しないこととし，意図がわからない文に対して子エージェントは，(I)無視する，(II)ランダムに意味を割り振る，(III)対称性バイアスより意味を付与する，という三種類の方策を取らせることとした．この各方策について世代を追って表現度と文法の規則数，および文法の合成度について比較を行った．この結果，対称性バイアスを用いたエージェントは，

- 不明な文を無視するエージェントに対してより早い世代で高い表現度を得ることができ，
- またランダムに意味を推量するエージェントよりも少ない規則数，すなわち高い合成度で文法を構成する

ことを示した．これにより，子エージェントは親エージェントからすべての発話について意味を付与されなくても，同様に文法を構成できると考えられる．

本研究をきっかけとして，語彙獲得のみならず，構文獲得についても対称性バイアスをはじめとする認知バイアスの効果を示す研究成果が報告されることを期待している．今後の発展として，本モデルを拡張し，屈折や一致現象をはじめとする語形変化の学習を組み込み，認知バイアスの効果を検証することが考えられる．

文 献

Bickerton, D. (1990). *Language and species*. University of Chicago Press.

D. **ビッカートン** (1998). **『ことばの進化論』**. **勁草書房**.

Chomsky,N. (1986). *Knowledge of language*. New York: Praeger.

橋本 敬・中塚 雅也 (2007). **文法化の構成的モデル化–進化言語学からの考察–**. **『日本認知言語学会論文集』**, **7**, 33–43.

服部 雅史 (2001). **因果帰納の二要因ヒューリスティクス・モデル**. **『認知科学』**, **8** (4), 444–453.

服部 雅史 (2002a). **条件文推論における方向性**.**『立命館人間科学研究』**, **3**, 1–13.

服部 雅史 (2002b). **論理的推論への確率論的アプローチ**. **『学習と対話(日本認知科学会)』**, 1**巻**, 16–26.

Hattori, M. (2003). Adaptive heuristics of covariation detection: A model of causal induction. *in Proceedings of the 4th International Conference on Cognitive Science and the 7th Australasian Society for Cognitive Science Joint Conference(ICCS/ASCS 2003)*, Vol. 1, 163–168.

Hurford, J. (1987). *Language and number: The emergence of a cognitive system*. Oxford: Blackwell.

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**. **『人工知能学会誌』**, **18** (1), 31–40.

Imai, M. & Gentner, D. (1994). Children's theory of word meanings: The role of shape similarity in early acquisition. *Cognitive Development*, **9** (1), 45–75.

Imai, M. & Gentner, D. (1997). A crosslinguistic study of early word meaning: Universal ontology and linguistic influence. *Cognition*, **62** (2), 169–200.

木村 優志・田口 亮・篠原 修二・桂田 浩一・新田 恒雄 (2006). **語意自動獲得における学習バイアスの効果**. **『日本認知科学会第23回大会発表論文集』**, 300–301.

Kirby, S. (2002). Learning, bottlenecks and the evolution of recursive syntax. *Linguistic Evolution through Language Acquisition*. Cambridge University Press.

小林 春美・佐々木 正人 (1998). **『子どもたちの言語獲得』**(3 **版**). **大修館書店**.

Landau,B., Smith,L.B., &Jones,S.S. (1988). The importance of shape in early lexical learning. *Cognitive Development*, **3** (3), 299–321.

Landau, B., Smith, L. B., & Jones, S. S. (1992). Syntactic context and the shape bias in children's and adult's lexical learning. *Journal of Memory and Language*, **31** (6), 807–825.

Markman,E.M. (1989). *Categorization an dnaming in children: Problems of induction*. Cambridge: MIT Press.

Markman, E. M. (1990). Constraints children place on word meanings. *Cognitive Sience*, **14** (1), 57–77.

Markman, E. M., Wasow, J. L., & Hansen, M. B. (2003). Use of the mutual exclusivity assumption by young word learners. *Cognitive Psychology*, **47** (3), 241–275.

McManus,M.P. (1988). Do you get my meanings? Perception, ambiguity, and the museum visitor. *ILVS Review*, **1** (1), 62–75.

Quine, W. V. O. (1960). *Word and object*. Cambridge,MA: MIT Press.

篠原 修二 (2006). **幼児エージェントモデルの構築と語彙学習課題への適用**. **『日本行動計量学会第34回大会発表論文抄録集』**, 280–283.

篠原 修二・中野 昌宏 (2007). **2本腕バンディット問題に対する「緩い対称性モデル」の有効性：因果推論における対称性バイアスと相互排他性バイアス**. **『進化経済学論集 第11集』**.

篠原 修二・田口 亮・橋本 敬・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』**, **22** (2), 103–114.

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』**, **22** (1), 58–68.

Sidman, M., Rauzin, R., Lazar, R., Cunningham, S., Tailby, W., & Carrigan, P. (1982). A search for symmetry in the conditional discriminations of rhesus monkeys, baboons, and children. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, **37** (1), 23–44.

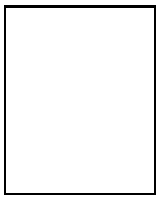
田口 亮・木村 優志・小玉 智志・篠原 修二・入部 百合絵・桂田 浩一・新田 恒雄 (2007). **幼児の学習バイアスを利用したエージェントによる語意学習の効率化**. **『人工知能学会論文誌』**, **22** (4), 444–453.

山崎 由美子 (1999). **動物における刺激等価性**. **『動物心理学研究』**, **49** (2), 107–137.

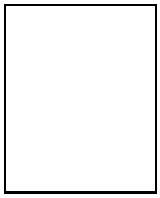
山崎 由美子・日原 さやか・藤井 直敬・岡ノ谷 一夫・入来 篤史(2006). **概念の発達と操作の神経機構–ヒト思考形式の非論理バイアスによる概念**

創発–. 『生体の科学』, **57** (1), 51–57.
山崎 由美子・岡ノ谷 一夫・入来 篤史 (2006). 動物の論理を比較する：意味獲得へと導くメカニズム. 『信学技報』, 19–24.
Yamazaki, Y. (2004). Logical and illogical behavior in animals. *Japanese Psychological Research*, **46** (3), 195–206.

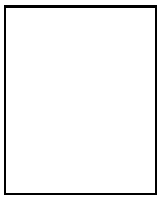
(Received 2008 5 16)
(Accepted 2008 5 16)



的場 隆一 (学生会員)
1980年生．2006年北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了．現在北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程に在学中．計算機シミュレーションによる言語進化による文法変化のメカニズム解明に従事．認知科学会，人工知能学会各学生会員．



中村 誠 (正会員)
1972年生．1995年九州工業大学情報工学部知能情報工学科卒業．1997年北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了．同年三洋電機（株）入社．2004年北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程修了．現在北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科助教．博士（情報科学）．自然言語処理，進化言語学などの研究に従事．人工知能学会会員．



東条 敏 (正会員)
1981年東京大学工学部計数工学科卒業，1983年東京大学大学院工学系研究科終了．1983年–1995年三菱総合研究所．1995年北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科助教授，2000年同教授．博士（工学）．自然言語の形式意味論および人工知能の論理の研究に従事．情報処理学会，人工知能学会，ソフトウェア科学会，言語処理学会，認知科学会，Folli各会員．