

超領域リベラルアーツ (GS) 最終成果物

記号創発システムにおける 第二言語獲得についての考察

2023年7月4日

総合心理学部	4回生	竹島 遥貴
情報理工学部	4回生	矢野 晃祐
文学部	3回生	LAU Chun Chit
情報理工学部	4回生	長友 束咲
情報理工学部	4回生	小熊 健太
経済学部	4回生	芳村 憲治

目次

1	研究背景・目的	2
1.1	記号創発システム	2
1.2	記号創発システム科学における第一言語獲得過程	2
1.3	第二言語獲得過程を考える意義	3
1.4	研究目的	3
2	研究手法	3
3	各専門的分野からの考察	4
3.1	第二言語獲得過程における既存の概念の利用	4
3.2	機械学習からの L2 獲得の考察	5
3.3	L1 に影響しない形での L2 獲得	6
3.4	既存のモデルを用いた L2 の獲得の考察	6
3.5	言語生得説における L2 獲得の考察	10
4	総合的考察	12

1 研究背景・目的

1.1 記号創発システム

記号創発システムとは、認知システムと社会システムの合体によって成り立つものである [1]。ここで、記号創発システムの記号とは、パースの記号論における記号を指している。パースの記号論における記号では、サイン、対象、解釈項の 3 つの三項関係でとらえる。サインが発話や信号などの記号の形式であり、対象がサインが指し示すもの、解釈項がサインを知覚した人に対する効果である。そして、認知システムとは、個々の人間の対象に対する恣意的なサインの割り当てやその解釈項が、感覚運動情報からボトムアップに形成されつつ、社会からのトップダウン的な制約も受けるというループによって生じているというシステムのことである。社会システムとは、社会全体における対象に対するサインの割り当てやその解釈項が、社会における記号の解釈からボトムアップに形成され、トップダウン的な制約を受けるというループによって生じさせるシステムのことである。記号創発システムは、一般的にロボティクスを用いたモデルによって研究される。ロボティクスを用いるのは、実世界における視覚、聴覚、触覚等の複数の感覚情報を利用できるためである。また、モデルを作り実環境の中で適切に動作するかによって妥当性を検証することを、構成論的アプローチと呼ぶ。加えて、認知システムは、「認知的な閉じ」の状態となっていることが重要である。「認知的な閉じ」とは、認知が自らの感覚運動情報に閉じた状態のことを指す。認知が感覚運動情報のみから内的に作り出されるものであるということも言える。そして、認知システムをモデル化する場合は、「認知的な閉じ」を前提とすることができる教師なし学習のモデルが用いられる。教師なし学習のモデルの中でも特に、確率的生成モデルが一般的に用いられている。確率的生成モデルとは、観測変数がいくつかの潜在変数によって確率的に生成されると仮定するモデルである。モデルを学習させる際には、観測変数の情報のみから潜在変数をベイズの定理を用いて推論する。認知システムのモデルの文脈では、感覚運動情報という観測変数のみから、内的な認知（対象に対する恣意的なサインの割り当てやその解釈項）という潜在変数が推論されているということができる。

1.2 記号創発システム科学における第一言語獲得過程

記号創発システム科学の文脈で研究されたモデルは、初期状態においては基本的にはサインの対象への割り当てやその解釈を有していない。つまり、何の記号も有していない。具体的に言えば、カテゴリや単語などの学習対象の知識を有していないということである。これは、「認知的な閉じ」を仮定しているためである。そして、記号創発システム科学の文脈で研究されたモデルは、第 1 言語（以下 L1 とする）獲得のモデルであると言える。また、具体的なモデルとしては、NPYLM-MLDA や HDP-HLM がある。NPYLM-MLDA は、視覚情報、聴覚情報、触覚情報に加えて、言語の音響情報から物体の概念を獲得するモデルである [2]。HDP-HLM は、言語の音響情報から、音素と単語を獲得するモデルである [3]。

1.3 第二言語獲得過程を考える意義

記号創発システム科学において第2言語(以下L2とする)獲得について考えることは、3つの点で意義のあることであると考えられる。1つ目は、初期状態において既に記号が獲得されている認知システムのモデルを考えることができる点である。記号創発システム科学の文脈で研究されたモデルの大半は、初期状態においては基本的にはサインの対象への割り当てやその解釈を有していない。このことから、記号創発システム科学の文脈で研究されたモデルは、L1獲得のモデルであると言える。そして、L2獲得について考えることは、L1の記号がすでに存在している状態での認知システムの発達を考えることであるといえる。そして、既に記号が獲得された状態での記号創発を考えることにつながる。2つ目に、記号創発システム間の相互作用を検討する足掛かりになるということである。言語によって、記号は異なるものである。そのため、言語圏によって異なる記号創発システムが存在しているという捉え方もできる。L2獲得は、L1の記号とL2の記号を同時に保持することにつながる。そして、L2獲得について考えることは、ある言語圏の記号創発システムを構成する人が他の言語圏の記号創発システムの記号を有した場合の影響を考える一歩となると考えられる。このことが、記号創発システム間の相互作用を考えることにつながると予想される。3つ目に、記号創発システム科学以外の分野にも波及する可能性がある。具体的には、心理学の分野が考えられる。特に、神経・生理心理学においては、L1とL2の処理の違いについて、生理反応を指標とした実験で研究されている[4]。しかし、L1とL2で処理機構にどのような違いがあるのかまでは明らかにできていない。記号創発システム科学的なL2獲得過程の研究は、人間がどのようにL2を獲得しているのかを明らかにする研究ではない。しかし、人間がどのようにL2を獲得するのかの示唆を与えることはできると考えられる。そのため、L2に関する心理学の分野の研究を支援するものとなると予想される。以上の観点から、記号創発システム科学的に、L2獲得について考えることは意義があると考えられる。

1.4 研究目的

本研究では、記号創発システムの観点から、L2の獲得を考察する。具体的には、記号創発システムの観点から多分野の知見も踏まえつつ、L2の獲得についての仮説を立てることを目的とする。

2 研究手法

まず、文献調査を行い、記号創発システムについての理解を深めると共に、既存の議論や考察について、情報を収集する。次に、収集した情報から、各自の専門分野の観点等で考察を行い、それらの統合によりL2獲得についての仮説を立て、論文形式にてまとめる。

3 各専門的分野からの考察

3.1 第二言語獲得過程における既存の概念の利用

言語学習は「ボトムアップな内的表象系の形成過程と、コミュニティで共有される記号システムの内部化の両方」[1]であり、L1だけでなく、L2獲得過程においてもそれは同様である。L1獲得過程において既にカテゴリ形成、概念の獲得が完了していたとしても、L2を獲得する際にトップダウンに記号を与えるだけではそれを既存の概念と結びつけることが出来ず、記号接地問題に直面することになるのではないだろうか。そのため、L2獲得過程においてもL1獲得過程と同様に、単語の観測と感覚情報を関連付けながらカテゴリ形成を行う必要がある。一方で、L1獲得過程において既にマルチモーダルな感覚情報からのカテゴリ形成は完了している。このため、L2獲得過程においては単語の観測と感覚情報の関連付けは必要であるものの、概念の獲得は必要ないと言える。このことから、L2獲得過程について、得た感覚情報から既に獲得された概念を推論し、それらに対し、L1で観測した単語を関連付けたように、L2獲得過程においても同様に、マルチモーダル感覚情報と同時に観測した単語を関連付けることにより言語を獲得するという仮説を立てた。本節ではこの仮説について、自然言語処理分野の観点から記号創発システムにおけるL2獲得過程を考察する。

まず、自然言語処理の過程について、大きく分けて『形態素解析』『構文解析』『より高次の解析』の三段階の技術に分類することが出来る[5]。形態素解析においては与えられた文字列について単語への分割、品詞情報の付与、単語の原型の復元を行う。構文解析においては文中の各単語間における修飾・被修飾関係が有向グラフの形で抽出される。より高次の解析においては評判分析[6]や意味抽出等のより特定の分析目的に特化した複雑な解析が行われる。これらの技術はあくまで単語情報のみを扱うものであるという点、教師あり学習により文章の解析を行うという点で記号創発システムの要素として位置づけられることはないが、部分的には共通する技術として考えることが出来る。例えば、第9回の講義において、単語単位に分解されていない文章を与えられた場合における言語のパターンに基づく単語分割が紹介されていたが、自然言語処理においても1-gram（ユニグラム）、2-gram（バイグラム）を用いた中国語と英語間の対訳辞書生成に関する研究がなされている[7]。ここでのn-gramとは、単語をn個のグループに分割して扱うことで単語間の繋がりを解析する手法である。このように、自然言語処理技術は記号創発システムにおける記号創発過程で用いられる技術の一つとして、取り入れることを考えることが出来る。

自然言語処理における意味獲得における、一つの研究について紹介する。自然言語処理においては大規模なコーパスを知識源とした半教師学習によって意味知識獲得を行う研究がある[8]。この研究では構造化された言語情報をラベル付けされた単語群であるコーパスに対し、パターンの抽出・同定により、対訳辞書を作成することなく固有表現を抽出できることが示されている。記号創発システムにおいてもこの研究におけるアプローチを適用し、既に第一言語獲得過程においてカテゴリに分割され獲得された概念と単語情報から第二言語を獲得することができるのではないだろうか。

一方で、この仮説はL2獲得過程において得たマルチモーダル感覚情報について、L1獲得過程

においてその感覚情報に対応した概念を獲得していなければ、L2 獲得過程において既存の概念を利用した学習を行うことはできない。2 言語間の共通の概念が存在することは対訳の存在によって示されるが、対訳辞書を用いた翻訳についてはその網羅性の低さが問題として指摘されており [9]、L1 獲得過程において存在しない概念を L2 獲得過程において学習する場合は十分に考えられる。その場合にはマルチモーダル感覚情報からカテゴリ形成による概念の獲得が必要であり、従って L1 獲得過程と同様にカテゴリ形成と観測した単語の関連付けを同時に行う形での言語獲得過程を考えることにより、L2 獲得過程における既存の概念の有無に関わらず、言語獲得を行うことができる。

以上から、L2 獲得過程においては L1 獲得過程において形成された概念に対して、L2 の単語を追加で関連付けることにより言語の獲得を行っていると考えられる。これにより、L2 獲得過程は既に L1 獲得過程で獲得した概念を利用するために語彙についてカテゴリ形成の必要が無く、また、L1 獲得過程で獲得していない概念についても L1 獲得過程と同様の方法で獲得できることから、L1 獲得過程と比較してより短時間での効率的な学習が可能になると考えられる。

3.2 機械学習からの L2 獲得の考察

まず機械学習とは何かというところに触れていく。機械学習とは簡単に言えば蓄積したデータを利用して学習するアルゴリズム全般を指すものである。これは記号創発システムの言語獲得過程でも多く取り入れられている。

今回は、現在、言語の獲得過程で扱われている技術の一つである「SHRDLURN」に着目した。SHRDLURN は言葉を使ったゲームによる機械学習のモデルである [10]。まず、簡単に学習の概要を説明する。言語理解の向上における学習方法として積み木を使用しており、人間がロボットに対して積み木の操作について指示をする過程でロボットが言語理解を深めていくものである。指示の方法に何も制約がなく、指示を出す言語が人によって異なったり、独自のコマンドを作成して伝える人もいたりするということが特徴である。

次に学習方法について具体的に説明する。このモデルは教師あり学習であり、大量の教師データを用いている。教師データは人間によって生成されたプログラムと対話から得られており、これをもとに自己回帰型の学習アルゴリズムを用いてパラメータを最適化する。その結果、モデルはプログラムの生成や解釈、実行を行う能力を獲得する。また、モデルの動きが正解しているかどうかの判断はプログラム言語を介して行われる。現在は積み木を動かすといった極めて少ない操作しか行っておらず、完全な言語獲得というところまでには至っていない。だが、この技術ではインタラクションを通じてユーザーとの対話を深め、個別化された言語獲得を実現することができると示唆されており、記号創発システムでの L2 獲得にも活かすことができるのではないかと考えた。

現状、記号創発システム科学に用いられるモデルでは L1 獲得過程における観測変数として単一の言語のみを使用している。しかし、先に挙げたモデルでは柔軟な文法処理能力を活かして異なる言語の文法構造や表現パターンをモデルに学習させることができる。これにより複数言語を同時に学習するために必要とされる、異なる言語の文法や表現方法の違いについても学習できると考えら

れるため、L1 獲得過程で、獲得したい L2 も同時に学習できると考えられる。もちろん、学習データの収集方法やモデルの設計に工夫は必要になるが、修正を行うことにより L1 と L2 を同時に学習することで語彙獲得の効率化にも繋がるのではないだろうか。

3.3 L1 に影響しない形での L2 獲得

本節では、L1 と L2 を同じ獲得方法で習得する場合の L2 獲得を考察する。

今回は、L1 獲得過程で使われている「NPYLM-MLDA」の方法に着目した。これは 1.2 でも説明した通り、視覚情報、聴覚情報、触覚情報に加えて、言語の音響情報から物体の概念を獲得するモデルである。

これは全ての情報から、カテゴリーを定め、収納しているので、L2 を獲得する場合、視覚と触覚の情報は同じだが、言語情報が L1 と違うため、別のカテゴリーに収納されると予想される。この場合、L1 と L2 が同じものを指していても別のカテゴリーに入れられるため、L1 と L2 の関係性は存在しない。

また、この関係を結び付けるためには、言語情報を獲得したい対象物が全く同じものを指しているという状態で、言語情報、聴覚情報以外が同じ場合のみ、同じカテゴリーに含めるという事が必要であり、この際でも、L1 の獲得が L2 の獲得に影響する要素はないと考えられる。

3.4 既存のモデルを用いた L2 の獲得の考察

3.4.1 考察の前提

記号創発システム的に L2 獲得を表すモデルを考えるにあたって、既存の記号創発システムのモデルの拡張によって考えられると仮説を立てた。ここでは、単一の言語を学習した記号創発システムのモデルを L1 を獲得したモデルとして仮定する。これを、L1 獲得済みモデルと呼ぶ。また、L2 は L1 の知識に基づいて習得されるものである [11]。そのため、L2 の獲得は、L1 学習を獲得したモデルの潜在変数の分布から得られる情報も利用して行っていくこととする。具体的に、L1 獲得済みモデルを事前学習済みモデルとして、L2 の学習を行わせることで、L2 獲得のモデルを考える。

3.4.2 モデルの定性的な妥当性の検討方法

L1 学習済みモデルを用いた L2 の獲得のモデルの妥当性を保証するために、人間が L2 の獲得を行うにあたってどのような現象が起こるのかに基づいて考える。ここで、記号創発システム科学においては、人間が構成要素となっている記号創発システムがどのような仕組みで成り立っているのかを調べる。そのために、人間がどのような記号創発を行っているのかを、ロボティクスによるシミュレーションによって構成論的に調べていく [1]。これを踏まえると、人間がどのように L2 を獲得しているのかについて考えることは、記号創発システム科学的意義のあることであると考えられる。人間が L2 の獲得の際に起こる現象として、L2 の獲得のしやすさが年齢によって異なることを取り上げる。ここで、年齢が上昇するにつれて増える L1 の知識が、L2 の獲得を促進する側面も

あれば、抑制する側面もあるといわれている [12]。促進する側面としては、語彙や意味の獲得があげられる。抑制する側面としては、発声や音声、統語的な要素があげられる。年齢の上昇によって L1 の知識が多いことは、より L1 に対応するように潜在変数が推論されていると言い換えることができる。モデルの妥当性は、L1 に対応するように推論された潜在変数が、L2 を適切に生成できるように必要と予想されるベイズ更新の定性的な量を用いて判定する。L1 の知識が L2 の獲得を促進するということは、L1 に対応して推論された潜在変数が、L2 を適切に生成できるようになるまでに必要なベイズ更新が少ないということであるといえる。そのため、L1 の知識が L2 の獲得を促進する語彙や意味や意味の獲得のモデルは、L2 を適切に生成できるようになるまでに必要な定性的なベイズ更新の量が少ないことをもって妥当であると判定する。一方、L1 の知識が L2 の獲得を抑制するということは、L1 に対応して推論された潜在変数が、L2 を適切に生成できるようになるまでに必要なベイズ更新が多いということであるといえる。そのため、L1 の知識が L2 の獲得を抑制する発音の獲得のモデルは、L2 を適切に生成できるようになるまでに必要な定性的なベイズ更新の量が多いことをもって妥当であると判定する。

3.4.3 L2 の語彙や意味の獲得について

L1 の語彙や意味の獲得済みモデルとして、NPYLM-MLDA に単一の言語を学習させたモデルを用いる [2]。このモデルは、マルチモーダル情報と単語情報の両方から物体概念生成を行うモデルである。NPYLM が音響情報から単語分割を行うモデルである。MLDA が視覚、聴覚、触覚というマルチモーダル情報から物体概念生成を行うモデルである。MLDA は、クロスモーダル推論を行うことができる。クロスモーダル推論とは、ある感覚情報から、他の感覚情報を推論することである [1]。視覚情報を w^v 、聴覚情報を w^h とした時、視覚情報から聴覚情報のクロスモーダル推論は、 $p(w^h|w^v)$ と表すことができる。図 1 は NPYLM-MLDA のグラフィカルモデルである。以下、議論に必要な変数を説明する。 w^w は単語情報、 w^v は視覚情報、 w^a は聴覚情報、 w^h は触覚情報を表す。 w^w は、NPYLM によって、音響情報から推論された潜在変数である。それぞれの β は、 w を生成するためのパラメータであり、それぞれの π によって生成される。そして、 Z はカテゴリを表し、 Θ によって生成される。 Θ は α をパラメータとしたディリクレ分布によって生成される。

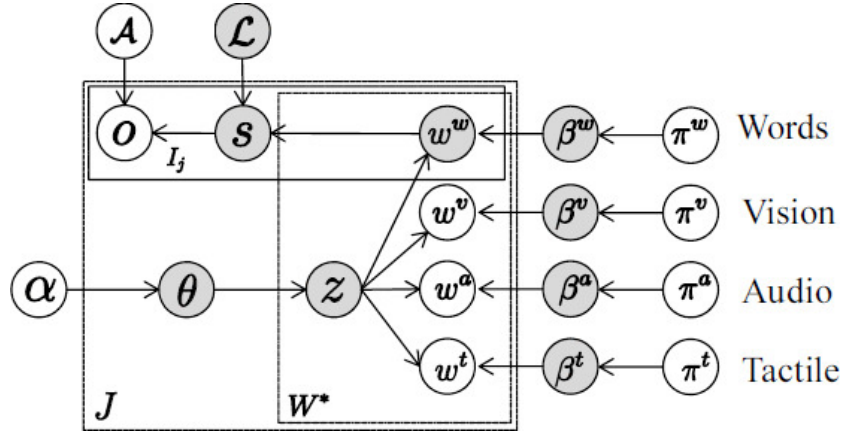


図1 NPYLM-MLDA のグラフィカルモデル [2]

次に、L1 獲得済み NPYLM-MLDA を事前学習済みモデルとした L2 獲得を考える。観測変数としては、L1 の単語情報 (W^{w11}) とそれに対応する L2 の単語情報 (W^{w12}) を用いる。まず、 W^{w11} から、 w^v 、 w^a 、 w^h をクロスモーダル推論し、MAP 推定等でもっともらしい \hat{w}^v 、 \hat{w}^a 、 \hat{w}^a を求める。次に、 W^{w12} 、 \hat{w}^v 、 \hat{w}^a 、 \hat{w}^a から、 z を推論する。これを複数の単語組について行う。 Z はすでに、L1 の単語情報を適切に生成できるようになっている。また、L1 の単語情報は、それに対応する L2 の単語情報と共起関係にある。よって、 Z が示すカテゴリと L2 の単語情報がすでに対応しているといえる。そのため、 $p(Z)$ と適切に L2 の単語情報を生成する z の確率分布 $q(Z)$ は、ほとんど違いが無いと考えられる。つまり、 $p(Z)$ をベイズ更新する量は少ないと考えられる。よって、L1 獲得済み NPYLM-MLDA モデルは、L2 の語彙や意味の獲得の事前学習済みモデルとして、妥当であると考えられる。

3.4.4 L2 の発音の獲得について

L1 の発音の獲得済みモデルとしては、単一の言語を学習した HDP-HLM を用いる [3]。HDP-HLM モデルは、文を構成するモデルと単語を構成するモデル、音の情報を持つモデルの 3 つからなるモデルである。音響情報のみから、音素 (文字) と単語を同時に推論するという特徴がある。音声を獲得することは、単語とそれに対応する音素を獲得するということと捉えられる。そのため、音声の獲得モデルとして、HDP-HLM モデルを用いる。図 2 は HDP-HLM のグラフィカルモデルである。 y は観測データである。 w は潜在音素、 z は潜在単語である。

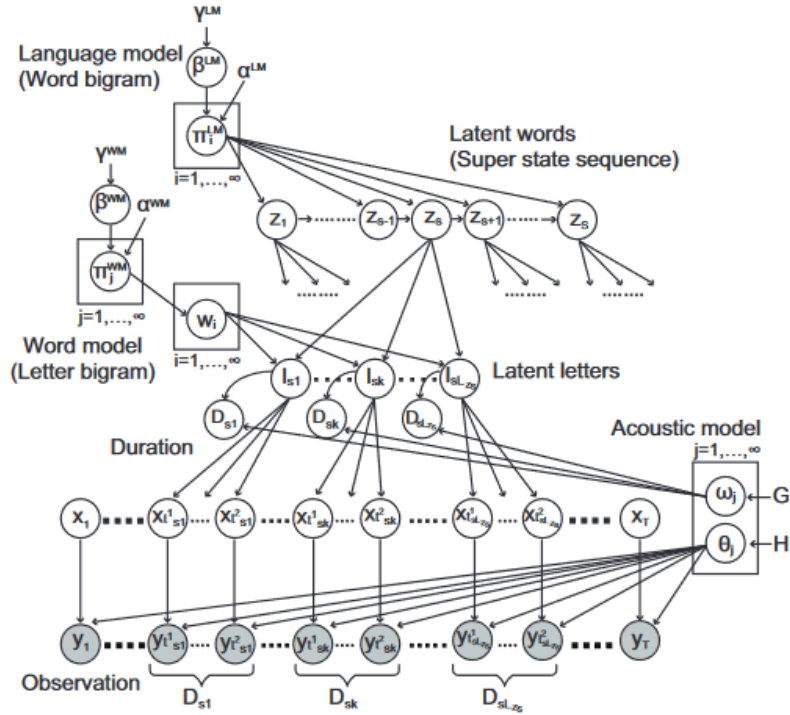


図2 HDP-HLM のグラフィカルモデル [3]

次に、L1 獲得済み HDP-HLM モデルを用いた L2 獲得を考える。観測変数として、L2 の音響情報を提示するものとする。ここで、L1 獲得済みモデルは音響情報から、L1 の文字と単語の潜在変数を推論するように学習されている。そのため、L2 の音響情報が与えられた時も、L1 の文字と単語を推論する。よって、L1 獲得済みモデルが L2 の音響情報から L2 の文字と単語を推論できるようになるまでには、新たに潜在変数をベイズ更新する必要がある。そのため、潜在変数のベイズ更新は多く必要であると考えられる。このことから、L1 獲得済み HDP-HLM モデルは、L2 の音声の獲得モデルの事前学習済みモデルとして妥当であると考えられる。

3.4.5 結論と2つのモデルの統合

以上のことから、記号創発システム科学的な L2 獲得過程のモデルの事前学習済みモデルとして、語彙獲得のモデルとしては NPYLM-MLDA、発音獲得のモデルとしては HDP-HLM が妥当であると考えられる。ただし、これらのモデルは、どちらも音響の情報から、単語を推論するモデルを含んでいる。NPYLM は、音響情報から文字 (音素) を推定できるようになった後に、文字から単語を推定するモデルとなっている。一方、HDP-HLM モデルは、文字 (音素) と単語を同時に学習していく。人間が単語を学習する際は、L1 であろうと L2 であろうと、音響情報からは、音素と単語を同時に獲得していると考えられる。そのため、音響から単語を推論するモデルとしては、HDP-HLM を採用するのが良いと考えられる。また、MLDA モデルと HDP-HLM モデルを統合した、HDP-HLM+MLDA モデルは既に提案されている [13]。

3.4.6 モデルの拡張

HDP-HLM において、複数話者から同時に単一言語の音響情報を与えられた際に、文字や単語の推論の精度が悪くなるということが示されている [14]。その原因として、音響情報を発する話者を区別できていないためであることをあげている。そのため、L2 の獲得過程についても、話者の区別と同様に、話されている言語が L1 か L2 かを表すカテゴリカルな潜在変数が必要であると考えられる。

3.5 言語生得説における L2 獲得の考察

本章では、主にチョムスキーの言語生得説を取り上げて、合理論的な立場を土台として経験論である記号創発システムにおける合理論としての可能性を吟味し、記号創発システムにおける合理論な側面の可能性を考察する。そして、前述の考察に基づいて言語生得説における L2 獲得について考察する。

3.5.1 考察の前提

まず、哲学的な考察を行う前に、この考察における二つの前提を説明しなければならない。一つ目は、言語獲得において記号創発システムを、経験論的な立場として位置付けることである。自身を記号論として位置付けている記号創発システムは、認知主体からのボトムアップな秩序形成と社会からのトップダウン的な制約との相互作用によって、創発的記号システムが形成される。このシステムにおける言語習得は、まさにそのボトムアップ的な内的表象形成と、トップダウン的なシステムにある共有される記号制約の内容化によって行われる。つまり記号創発システムにおける言語習得は一方的なものではなく、主体記号システムによる相互作用によるものである。この点においては、言語生得説と相違がなく、その理由について後の考察で説明する。二つ目は、記号創発システムにおける合理論な側面の可能性、つまり言語生得説の可能性についての考察における必要性を肯定的に捉えることである。チョムスキーの言語生得説という仮説ないしモデルに対する反論は、多く存在していることは言うまでもない。この考察も言語生得説に対し全般的に肯定的ではなく、むしろその可謬性を認めるつもりである。記号創発システムも可謬性を認める点においては、言語生得説と同様である。しかし、「なぜ人間は有限的な経験からそれ以上の概念を獲得できるのか」という「プラトンの問題」[15]を説明し、解決するために、何らかの答えが必要であり、つまり「仮説的推論」が必要である。あらゆる推論も原理的に反証可能性を所有し、確実性を持たないのである。しかしよりよい推論がない限り、現状における最良の仮説をその理にかなうしかなく、この考察はまさに言語生得説を現状における最良の仮説として想定する [15]。言語生得説が「仮説的推論」として、現状におけるプラトンの問題への最良の説明になるということを肯定することが、本章の考察の二つ目の前提である。

3.5.2 記号創発システムと生成文法理論

記号創発システムの考えは、システムを常に変化し続けている動的なものとして捉える点においては、確かに経験主義的であるが、これで認知主体における生得的、先天的、あるいはアプリアリ的なものへの否定であるわけではない。チョムスキーの言語生得説は、人間は普遍文法という、いかなる言語の習得も可能とする普遍的な言語機能、つまり「言語獲得装置」が生得的に備えている、という合理主義的な考えである。記号創発システムと生成文法理論は確かに経験主義と合理主義という二つ異なる立場にあるが、しかしそれで互いに対立しているわけではない。本章における考察の目的は、まさに言語生得説が創発的記号システムに受容できるかという可能性について考察することである。まず、言語生得説を説明する。チョムスキーは、L1 獲得を「刺激的貧困」から説明する。「刺激的貧困」とは、子供が大人から限られた情報をしか受け取れないにもかかわらず、成熟するときは経験を超えた知識を獲得することである。そうした経験以上の知識の獲得は、人間が先天的、生得的に言語能力をあらかじめ備わっているから可能であり、つまり言語能力的な生得性を有しているのである。しかし、その言語能力はあくまで形式であり、最初は何の内容もないただの空白な初期状態であるため、後天的に環境からの刺激を受けることによって、先天的な言語機能が充実され、言語獲得装置のパラメータが設定されることによって、文法が完成される [16]。つまり、後天的な言語経験と先天的な言語能力によって、言語獲得が可能になるのである。そして、すべての個別言語は普遍的な原理を有している同時に、個別文法から普遍文法へ還元することは可能である。個別言語の習得は、パラメータの設定や変動によって可能にする。しかし、諸個別言語の差はパラメータの差とはいえ、パラメータを思いのままに変動して L1 以外の言語をそのまま簡単に学習できるわけではない。むしろ、L1 の習得によって、パラメータが L1 のパラメータに固定されることになり、固定的なデフォルト値になる。そして、L1 以外の言語を学習する時はそれに基づくのである。

3.5.3 生成文法理論における L2 獲得過程への考察

では、いかに L2 獲得が行われるのか。L2 獲得に関してチョムスキーは扱っていないため、生成文法説に基づいてそれを考察する。すべての個別言語は普遍文法へ還元することができる以上、個別言語の間に本質的あるいは形式的な差異がないとして考えられる。つまり L1 獲得と第二あるいはそれ以降の言語習得に、本質的な差異がないということである。そもそも L1 学習過程において一つの言語のみを対象し、獲得することは不完全な説明である。例えば国際家族において、子どもが二つの言語を同時に学習することは、現代社会においては決して珍しいことではない。だから初期状態での普遍文法が二つ以上の個別言語のパラメータを有し、二つの言語による複合的なデフォルト値が生じるケースも十分考えられる。よって、L1 獲得と L2 獲得との線引きは難しい。しかし、単一の言語環境によって単一の言語だけ獲得する場合はどうだろうか。その場合、単一の言語だけが経験されるためパラメータにおけるデフォルト値も自ずとその言語になると考えるほうが妥当である。そして、L2 獲得はその単一言語によって構成されるパラメータに基づいて獲得することになるだろう。以上で二つのケース、つまり複合的なパラメータのデフォルト値と単一的なパラメータのデフォルト値における L2 獲得について考えたが、二つのケースが異なる部分は、あくま

で過程にあるにすぎない。つまり二つの言語を同時に獲得するか、あるいは個別言語から別の個別言語への移行するという、獲得過程における時間的な差異にある。繰り返しになるが、全ての個別言語は普遍文法に還元できる以上、諸言語の基礎や本質は同じであるということを意味する。したがって、言語獲得における差異は獲得過程における時間的な差異だけで過ぎず、根本的には同じである。

4 総合的考察

最後に以上の考察を踏まえて、4点について総合的な考察を行う。

1つ目は、語彙の獲得についてである。3.3と3.4において、NPYLM-MLDAを用いて、この観点について議論している。3.3においては、L1とL2の言語情報が異なることから、L1とL2で別のカテゴリが形成されるということが主張されている。一方、3.4においては、人間においてL1の知識がL2の語彙獲得を促進するという事実から、L1とL2ではカテゴリが変わらないことが主張されている。そして、3.1においては、L1の獲得過程において形成されたカテゴリがL2の獲得過程における言語獲得に際しL2のカテゴリとしても利用でき、既に形成されたカテゴリにL2の単語を関連付けることによる語彙獲得がなされると考察している。人間の処理に近い処理を実現する場合は、3.4の考え方が適切であると考えられる。しかし、L2を獲得するという事実のみなら、3.3の考え方も適切であると考えられる。この点については、さらなる検討が必要である。この検討は、人間の処理を模倣することなく、記号創発システムについて考えることができる可能性を示すことにもつながると予想される。

2つ目は、L1とL2の区別についてである。3.3においては、L1とL2は互いに影響しないことからL1とL2を区別する必要は無いと主張している。一方で、3.1ではL1の獲得過程で形成された概念を利用することでカテゴリ形成の必要なくL2の単語を関連付けて学習を行うことができ、L1とL2を区別し、獲得過程をそれぞれに応じて異なるものとするにより効率的な言語獲得が可能であるのではないかと考察している。また、3.4においては、HDP-HLMモデルで、音響情報から音素と単語を推論する場合、複数人の話者の音響情報からの推定精度が低下するという報告から、L1の音響情報、L2の音響情報を区別する潜在変数が必要であること主張した。以上のように、L2獲得過程においてL1とL2の区別がされるかは明らかではないが、区別することができれば、L2獲得が促進される可能性がある。

3つ目は、L2獲得における、言動に対するの正否の提示についてである。3.2では、何等かの指示によって積み木を動かすSHRDLURNという機械学習モデルが示されていた。言語情報に対応した動きもできるようになっていることから、言語を獲得できているように思われるが、これをL1獲得として考えると、記号創発システム科学的には欠陥がある。それは、正解であることを表す記号をすでに獲得できた状態で、言葉を学習しているということである。記号創発システム科学的にL1獲得を考えると、正解であることを表す記号は、言葉を学習するのとはほぼ同時に感覚運動情報のみから獲得されるものであると考えられる。そのため、L1獲得としてはふさわしくないモデルであると考えられる。しかし、L2獲得においては、L1の記号創発システムにおける正解を表す記

号を獲得している状態なので、その記号が L2 の記号創発システムでも同様であるならば、L1 で獲得した記号が L2 獲得も促進すると言える。このことを具体的に、自身が獲得した言語が通じない地域に行った場合を考える。その地域の人とコミュニケーションをとっていく場合、自分の言動に対してその地域の人がどのような反応を見せるのかということを手掛かりに言語を獲得していくと予想される。例えば、その地域の人が返す手で丸を作ったり、サムズアップをしたりするジェスチャーによって、自分の言動の正しさを確認できる場合を考える。記号論的には、自分の行った言動という対象に、丸やサムズアップなどジェスチャーがサインとして割り当てられ、その時に自分が行った言動が正しいという解釈の記号が生じていると捉えられる。このような解釈ができるようになるのは、L1(を含めたそれまでに獲得した言語)の記号創発システムにおいて、丸やサムズアップなどジェスチャーをそのようなサインとして用いることができるということを獲得していたためであると考えられる。この点において、L1 が L2 を獲得するのを促進すると言える。そして、L2 獲得についてのモデルを考える場合は、この点も反映したモデルを作る必要があると考えられる。

4 つ目は、合理論的な L2 獲得についてである。生成文法理論に基づく、人間があらかじめ生得的な言語習得能力を持ち普遍文法という言語能力という機能を備えるため、すべての普遍的な言語や知識を捉えることが可能である。しかもすべての言語は普遍文法に属し、個別言語から普遍文法に還元することは可能であるため、諸言語の間に本質的差異が存在せず、あくまで習得過程における時間的差異が存在するだけである。よって L1 獲得と L2 獲得は本質的に変わりがないという答えに辿る。そして、生成文法理論という合理主義的な考えは、記号創発システムとの衝突がなく、むしろ現時点における「プラトンの問題」への最良の説明であると前提づけられた。生得論による言語獲得への答えは、絶対的なものではなく、むしろ常に否定できるものではあるが、現状における最良の仮説として捉えているにすぎないのである。この L1 獲得と L2 獲得が同じ方法で行われるという主張は、3.3 と同様である。3.4 においても、用いるモデルの上では、L1 獲得と L2 獲得が同じであると言える。しかし、L2 獲得において L1 の知識を活かすことができるという点で L1 と L2 の獲得は異なる。つまり、合理論的には、L1 獲得と L2 獲得は同じであると言えるが、記号創発システムのモデル上では異なるとも言えることができる。

本研究では、様々な観点から記号創発システム科学における L2 獲得について考察し、それぞれの考察の相違点から、どのようなモデルが L2 獲得のモデルとしてふさわしいのかを考察してきた。本研究の限界は、以上の考察を包括的に扱うモデルを提案することができていない点である。この点については、今後の課題とする。

参考文献

- [1] 谷口忠太. 心を知るための人工知能——認知科学としての記号創発ロボティクス——. 共立出版, 2020.
- [2] Tomoaki Nakamura, Takayuki Nagai, Kotaro Funakoshi, Shogo Nagasaka, Tadahiro Taniguchi, and Naoto Iwahashi. Mutual learning of an object concept and language model based on mlda and npylm. In *2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent*

- Robots and Systems*, pp. 600–607. IEEE, 2014.
- [3] Tadahiro Taniguchi, Shogo Nagasaka, and Ryo Nakashima. Nonparametric bayesian double articulation analyzer for direct language acquisition from continuous speech signals. *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, Vol. 8, No. 3, pp. 171–185, 2016.
 - [4] Marc-Lluís Vives, Víctor Costumero, César Ávila, and Albert Costa. Foreign language processing undermines affect labeling. *Affective Science*, Vol. 2, pp. 199–206, 2021.
 - [5] 小林雄一郎. R によるやさしいテキストマイニング. オーム社, 2017.
 - [6] 白田由香利, 橋本隆子, 久保山哲二ほか. インターネット上の口コミサイトにおける化粧品の評判分析. 学習院大学計算機センター年報, Vol. 33, pp. 2–7, 2013.
 - [7] 王馨竹. 単語境界が明示されていない言語を対象とした 対訳辞書の自動構築. 2017.
 - [8] Marti A Hearst. Automatic acquisition of hyponyms from large text corpora. In *COLING 1992 Volume 2: The 14th International Conference on Computational Linguistics*, 1992.
 - [9] 拓福島, 孝吉野, 亜久里重野. 用例対訳と機械翻訳を併用した多言語問診票入力手法の提案と評価. 情報処理学会論文誌, Vol. 54, No. 1, pp. 256–265, jan 2013.
 - [10] Sida I Wang, Percy Liang, and Christopher D Manning. Learning language games through interaction. *arXiv preprint arXiv:1606.02447*, 2016.
 - [11] Bozena Pajak, Alex B Fine, Dave F Kleinschmidt, and T Florian Jaeger. Learning additional languages as hierarchical probabilistic inference: Insights from first language processing. *Language Learning*, Vol. 66, No. 4, pp. 900–944, 2016.
 - [12] 岩立志津夫, 小椋たみ子. よくわかる言語発達. ミネルヴァ書房, 2017.
 - [13] Akira Taniguchi, Hiroaki Murakami, Ryo Ozaki, and Tadahiro Taniguchi. Unsupervised multimodal word discovery based on double articulation analysis with co-occurrence cues. *arXiv preprint arXiv:2201.06786*, 2022.
 - [14] 林楓, 中島諒, 長坂翔吾, 谷口忠太. 階層ディクレ過程隠れ言語モデルと深層学習を用いた語彙獲得過程の計算論. 日本認知科学会大会, Vol. 33, pp. 522–525, 2016.
 - [15] 今井, 外池ほか. チョムスキーの言語理論: その出発点から最新理論まで. 東京: 新曜社, 2019.
 - [16] 大津, 由紀雄, 池内, 今西, 水光雅則. 言語研究入門: 生成文法を学ぶ人のために. 東京: 研究社, 2002.