

脳の科学 第 10 回

言語にまつわるいくつかの話題

担当：浅川伸一

2009 年 12 月 18 日

1 生成文法理論

この部分の記述は心理学事典（有斐閣）によった。

1.1 チョムスキー理論

チョムスキー以前の構造主義的な言語学者は、言語は習慣や性行のシステムであり、子どもは白紙の状態で生まれてきて、両親を始めとする周りの人間からの言語的刺激により言語を習慣化させると考えていた。これに対して、チョムスキーは、人間が言語を話し、理解できるのは、脳内に音と意味を結びつける離散的な計算システムである文法があるからであると考えた。言語の文は無限であり、脳の容量は有限であるから、この計算システムは、有限の要素から無限の要素を作り出すメカニズムをもっていないと考える。また、成人の文法の規則は、非常に複雑であるが、子どもがふれる言語刺激は貧困¹であり、基本的に否定証拠²を用いることはできない。したがって、文法の基本的な部分は経験によらず生得的に決まっていなければならない。文法の生得的な部分は普遍文法 Universal Grammar: UG とよばれる。普遍文

¹言語獲得の際に子どもが手にすることができる経験の質・量が非常に限定されていることをさす。子どもが言語を習得する時に与えられるデータは、母親などの保育者からの「赤ちゃん言葉」のような特殊なものである。また、大人同士の会話を習得のためのデータとしても、それは、「言い淀み」「言い誤り」などを含んだ非常に不完全なものである。このように刺激が不十分であるにもかかわらず、子どもはやがて豊かで多様な言葉を手に入れる。

²ある文が文法的に「間違い」とあるという証拠。子どもの間違った発話を周りの大人が文法的に訂正することは少なく、おもに内容的な訂正にとどまることが多い。すなわち、子どもの言っていることがわかれば、それが文法的に少々おかしくても、大人たちはあえて正しい形を教え込もうとはしない。しかしながら、子どもは最終的には文法的に正しい形を習得する。これを「否定証拠欠如の問題」とよぶ。すなわち、子どもは、何が正しいか正しくないかを教えられなくても正しい文法を獲得するのである。直接的な否定証拠はなくとも、間接的否定証拠 (indirect negative evidence) を子どもは自ら作り出しているとする考えもある。たとえば、英語を習得している子どもが、規則動詞からの類推で、go の過去形として goed を使ったとしよう。しかし、この形は大人の発話のなかにはけっして現れないので、この形が正しいという経験的裏づけが得られない。また、goed が現れると期待される位置には went という別の語しか出現しない。そこで子どもは、最終的にこの形は文法的ではないと考えるわけである。

法は、同時に各個別言語の文法の差異を許容できる可変部をもっていなければならない。この可変部が経験によって決定され個別の言語ができる。チョムスキーは、言語（正確には言語に関わる計算システムである文法）は人間という種としての生物学的性質の一つであり、生得的に備わっている心的器官（mental organ）であるとしており、言語学（正確には生成文法）は、生物学の一部であり、物理科学と同じ科学的方法により研究できると考えている。

1.2 普遍文法

日本語や英語等の個別言語に関する理論を（個別）文法とよび、文法一般に関する理論を普遍文法（universal grammar；UG）とよぶ。つまり、UGとは、人間の言語の文法として可能なものは何かに関する仮説である。言語普遍性とよばれる言語の一般的な特性については、生成文法以前にもさまざまな研究がなされたが、生成文法研究の特徴の一つは、文法の組織、規則の適用方式、文構造の一般的な原理等、文法の形式に関する普遍性を解明しようとするところである。

UGは、言語習得の理論にとっても重要である。UGは人間の言語の基本設計であり、言語習得装置（LAD）の中心をなす。人間に生得的なLADは、経験すなわち言語資料を入力にして個別言語の文法を出力とする、下記のような装置と考えられる。

子どもは、短期間に大きな個人差もなく、複雑な文法体系を習得する。このように、経験における刺激の貧困と、経験だけから帰納するとすればきわめて特殊な文法の特性とを考えあわせると、UGは豊かな内部構造を備えていると考えざるをえない。

普遍文法の内容が豊かであり、「可能な文法」に対する制限が十分に強ければ、短期間にしかも限定された経験によって、一様な文法を獲得することが可能となる。したがって、UGの内容を詳細に研究することが、言語普遍性を明らかにするのみならず、言語習得の問題を解明することにもなる。

1.3 言語習得装置

通常の間人であれば誰でも言語を使いこなせるようになる。これは、人間には生まれつき言語を習得する能力が備わっているからであると考えられる。この能力のことを普遍文法とよぶ。言語習得装置 language acquisition device；LADは、この普遍文法と、これを介して言語的経験から特定の個別語（日本語とか英語といった）を形成するためのある関数（function）を含んでいる。

この装置は、次の三つの特徴をもつ。(1) 遺伝的に決定されている、(2) 人間の言語に特定のである、(3) 言語の多様性を生み出すほどに複雑であり、かつ、子どもが短期間に習得を完了させうるほどに単純でなければならない。

経験として子どもに与えられる言語資料は不完全で断片的である、また、その資料が正しいか正しくないかの情報も与えられてはいない。それにもかかわらず、子どもは「正しい」文法を獲得する。言語習得装置はこれらの問題に説明を与えうるものでなければならない。

1.4 プラトンの問題

「なぜ人間は、短い経験のなかで、豊かな知識をもつことが可能なのか」という問題。子どもは、短期間にしかも限定された経験に基づいて、母語の複雑な文法の体系を習得する。この経験における刺激の貧困と、獲得された特殊な知識体系とのギャップを埋めるものは、人間が生得的に備えている言語獲得能力である。プラトンの「真に知ることができるものは、すでに知っているものを想起している」(『メノン』篇)という考えに基づいて、このようによばれる。

2 生成文法理論と統計的構造学習モデル

チョムスキーの生成文法理論においては、言語獲得には普遍的で言語固有の生得性が要求される。生成文法を前提とした言語習得理論は、連続仮説に基づき大人の文法と同じ強力な装置(例えば統語範疇、句構造規則)が幼児の文法にも存在すると仮定するため、幼児の発話に表われる意味的、形態的な制限を説明するために、様々なアドホックな原則に訴えざるを得なかった。しかし、1990年代に入ってニューラルネットワークの分野で開発されたモデルにおいては、このような生得性を仮定せずとも言語知識が学習によって創発し、記号処理的な書き換え規則を仮定せずとも統語規則を学習しようと主張されている(Elman, 1991; Elman, Bates, Johnson, Karmiloff-Smith, Parisi & Plunkett, 1996)。さらに、最近ではこの考え方を先鋭化させ、言語獲得とは言語の持つ多様な統計的確率的性質を学習することであるというアイデアに発展してきている(Seidenberg, 1997; Seidenberg & MacDonald, 2001)。このような立場を取る研究は、統計的(または確率的)構造学習モデルあるいは多重制約充足仮説と呼ばれる。

言語の持つ統計的な性質を獲得することが重要であるという多重制約充足仮説のアイデアは、単純なマルコフ連鎖だけを用了確率的言語モデルでは文法の問題は説明できないとしてチョムスキーの生成文法理論においては長い間無視されてきた。しかし、コネクショニズムの台頭(Rumelhart, McClelland & Group, 1986)と共に1990年代に入って再び注目されるようになってきた。統計的構造学習モデルの旗手であるザイデンベルグ(Seidenberg)によれば、言語の統計的性質を獲得することこそが重要だとされる。例えば、チョムスキーが考案した文章“Colorless green ideas sleep furiously”は、英語を母語

とする聞き手には文法的に正しいと判断できるが意味をなさないことが了解されるが、統計的言語モデルでは文法判断ができないとされてきた。統計的構造学習モデルの枠組では、この文章でさえ、Property, Property, Things, Action, Manner という自然な英語の文法構造を反映しているということになる (Allen & Seidenberg, 1999)。最近のニューラルネットワーク研究の動向を見ると、子どもは普遍文法の知識を持って生まれて来るという生成文法の仮説だけが言語獲得の諸事実を説明する仮説ではない (Seidenberg & MacDonald, 2001) のかも知れない。

エルマン (Elman) の研究や統計的 (確率的) 構造学習モデルに代表されるニューラルネットワーク理論は、どのように言語知識が学習されて行くのかという問題や、言語能力と言語運用とを区別して考える必要がない、という生成文法理論では説明が難しかった問題に答えることができる。このことは理論上大きなアドバンテージを持つと言えるだろう (Seidenberg, 1997; Seidenberg & MacDonald, 2001)。加えて「子どもは規則に違反する例文を提示されないのになぜ正しく文法を学習するのか」というベーカーのパラドックス (Baker's paradox) をも矛盾なく説明できる。

上記のような統計的構造学習モデルの視点で言語獲得を考えれば、言語獲得における子どもの課題は、生成文法理論の主張する普遍文法におけるパラメータ設定問題ではなく、むしろ言語の使用そのもの、および背後にある言語の統計的 (確率的) 構造を学習することであると言えるだろう (Seidenberg, 1997)。

言語が人間という種に特異的で領域固有であるという言語学者の主張も近年疑われ始めている。他の種は確かに我々人間のような言語を持っていないが、同時に我々人間のようにバイオリンを引いたりゴルフを楽しんだりしない。言語が種に特異的で領域固有であるのならバイオリンやゴルフも種に特異的で領域固有の知識だということになってしまうからである。

3 文法知識の創発と失文法

チョムスキーの生成文法理論によれば言語獲得とは、任意の言語の文法を収得することである。この文法の知識に障害が起きると失文法と呼ばれる神経心理学的症状が現われる。今回はこの失文法をめぐるニューラルネットワーク研究を紹介しよう。チョムスキー派の人たちの関心も高いのではないだろうか。

3.1 失文法 agrammatia の種類

失文法患者には、発話の中でも品詞によって障害されやすさに不均衡があることが知られている。すなわち図 5 と図 6 のようなことが実際に観察され

ている。また、語順障害と語尾の欠落や誤用との二つに区別されるとする研究者もいる。重要なことは、発話の流暢性と文法的な発話の産出は二重に乖離していることである。すなわち

1. 表出が乏しい、内容語は産出できるが機能語が産出できないタイプ (電文体のような発話になる) 形態的失文法
2. 内容語が乏しいが機能語は流暢で豊富である統辞的失文法だと

という二種類の患者が存在する。

“The girl was giving flowers to the teacher” という文が形態的失文法患者では “girl give flower teacher” となり、統辞的失文法だと “The girl is flowering the teacher” などとなる。

実際、構文的に乏しく努力性の失文法的発話を示す患者では前方言語野 (前頭葉) や深部の構造である島皮質、さらに側頭葉前部が損傷を受けることが知られており、流暢な発話における構文の障害では側頭葉、頭頂葉下部、および弓状回などに障害がある場合が多いとされている。

3.2 失文法と文法判断

ブローカ失語とよばれる患者の中には、文章の理解は困難であるが、与えられた文章が文法的に正しいか否かを判断する文法判断課題の成績は保たれている患者が存在する。この種の患者の発話の特徴は電文体と言われるもので、文章中の冠詞や前置詞などの機能語が脱落する傾向にある。アレン (Allen) とサイデンバーグ (Seidenberg) (Allen & Seidenberg, 1999) は文章理解と文法判断との乖離を説明するニューラルネットワークモデルを作成した。彼らの用いたニューラルネットワークモデルの概略を図 1 に示す。図中 clean up

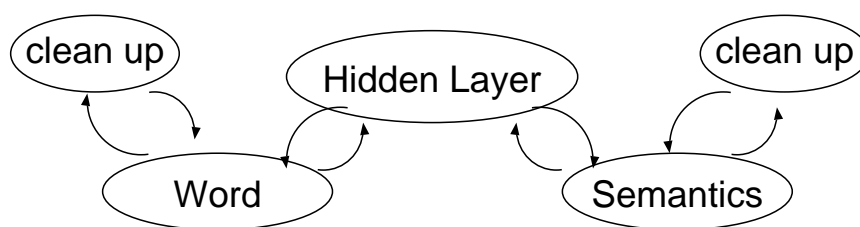


図 1: 文章理解と文法判断のためのネットワーク図

と書いてあるユニット群はエルマンネットの文脈層を拡張した仕様になっている。エルマンネットがシステムの状態更新に離散時間を用いたニューラルネットワークであったのに対し、アレンとサイデンバーグのニューラルネットワークは連続時間を用いている。さらにエルマンネットでは中間層から文脈

層への結合強度が1に固定されていたのに対し、彼らのモデルでは clean up 層への結合係数も、経時的誤差逆伝播法 (Back Propagation Through Time) を用いて学習を可能にした。

学習はエルマンの系列予測課題とほぼ同様の手続きを2種類行なった。単語層に単語を逐次提示し、中間層を介して対応する意味表現を学習させる文章理解課題と、反対に文章に対応する意味の系列を意味層に逐次提示し対応する単語を出力するように学習させる文章産出課題とである。中間層ユニットは単語層と意味層とに結合され双方向の結合を持ち、中間層ユニットの介在によって文章理解課題と文章産出課題の系列再生の橋渡しがなされる。

学習の成立したネットワークに対して、与えられた文章が文法的に正しいか否かを判断させる文法判断課題は次のように定義された。単語層に逐次単語を入力し、意味層を介して逆方法に計算されて戻ってきた出力文が入力文と異なるか否かで判断された。すなわち、入力文と、意味層を介してフィードバックされた文との差に基づいて文法判断がなされると仮定された。学習の結果、ネットワークは文法的に正しい文章については正確に予測することができ、文法的に誤った文章については予測ができなかった。すなわちこのネットワークは文章理解と共に文法判断も正しく行なう能力を持っていたと言える。

彼らは学習の成立したネットワークを破壊し、動詞や名詞などの内容語に比べて、冠詞や前置詞などの機能語 (高頻度単語だが意味を持たない) の産出に失敗しやすいことを見出した。このことは失文法患者の電文体の発話に対応するものと考えられる。この現象は、意味層における表現において内容語によって形成されるアトラクタの方が機能語のアトラクタよりも損傷に対して頑健であったと説明されている。

彼らはさらに、ネットワークの損傷によって文章理解の障害 (与えられた文章の再活性化に失敗する) を再現できることを示した。損傷後のネットワークは文章の理解には失敗するものの、文法的に正しい文章と文法的に正しくない文章とを区別する文法判断課題では、与えられた文章の文法性を正しく判断する能力を持っていた。しかも、文型毎に比較すると、損傷後のネットワークによる文法判断の出力と、失文法患者が文法判断課題において示す誤りのパターンとは一致することが分かった。すなわち彼らのネットワークでは、文章理解と文法判断の乖離をシミュレートできたことを意味する。

換言すれば、アレンとサイデンバーグのモデルは系列予測課題によって文法知識 (あるいは単語間の遷移確率という言語の持つ統計的構造) を獲得したと見なすことができる。このモデルは与えられた文章が文法的に正しいか否かを判断する能力を持っていた。モデルの示した文法判断能力はネットワークが学習を通して徐々に形成されたものであり、この意味においてニューラルネットワークの特徴をすべて持っている。アレンとサイデンバーグのモデルは、言語学者がその理論的根拠だとしている文法判断課題をニューラルネッ

トワークの枠組で説明したモデルであると言えよう。

さらにアトラクタネット (attractor net) と呼ばれるネットワークも提案されている。以下に英単語の意味を学習するためにヒントンとシャリス (Hinton & Shallice, 1991) によって提案されたモデルを示す。アトラクタネットは意

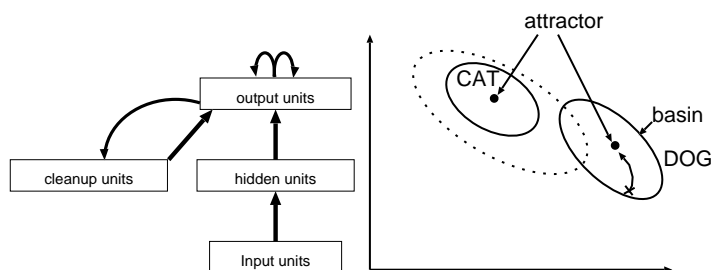


図 2: ヒントンとシャリスのアトラクタネット

味の連想などに用いられ、興味深い性質がある。

3.3 言語産出と聴理解の二重単純再帰型ネットワーク

左半球のシルビウス裂によって二つの言語野、ブローカ野とウィルニッケ野は離されている。このシルビウス裂を開いてみると島皮質 insula という部分が現われる。島皮質はブローカ野とウィルニッケ野の間に位置すると考えることができ、最近では言語の発話に関しても島皮質が関与している可能性も指摘されている (Dronkers, 1996)。ここでは島皮質の計算論的役割としてブローカ野とウィルニッケ野を結びつける役割の可能性があることを指摘しよう。島皮質で起こっていることが文章産出と言葉の聴理解に密接に関っている可能性があり、大胆に仮説を構成すれば二重単純再帰型ニューラルネットワークである。二重単純再帰型ニューラルネットワークは言語産出と言語理解が密接に関っていることを表すおそらく最も単純なモデルである。我々が何かを話すときに起こっていることは、おそらく話したい内容がブローカ野に形成され、ブローカ野の指示に従って補足運動野や運動野を介して発話にいたる。一旦発話した内容は側頭平面にある第一次聴覚野を介してウィルニッケ野に入力される。つまり我々が話しているときには文章産出と文章理解の両者を同時に行なっているのだ。その証拠に自分が話した言葉をマイクロフォンで録音し、一定の遅延を置いてヘッドフォンでその言葉を聴かせると言語産出が困難になる。このような心理実験課題とその効果のことを DAF (Delayed Auditory Feedback) という。DAF の存在が示していることは文章産出と文章理解とは密接にからみ合っており、切り離すことはむずかしいということである。

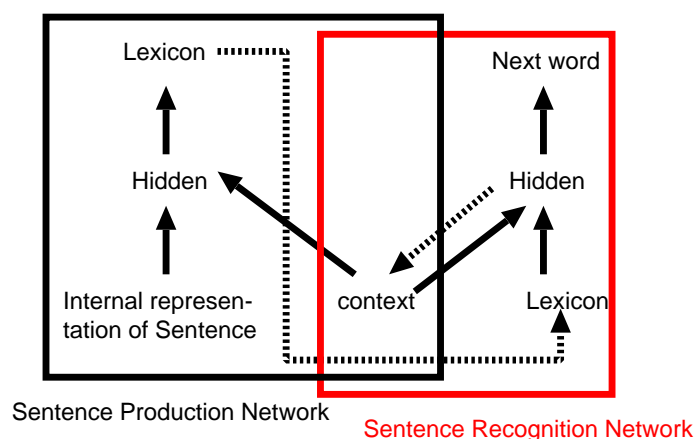


図 3: 2重単純再帰型ニューラルネットワークモデル

エルマンネットを使うと文章理解が可能であることは以前既に述べた。同じようにして入力刺激を一定の値に固定しておいて文脈層の変化によって文章産出を指せることも可能である。このような方法をプロダクション SRN と言ったりする。この二つのエルマンネットの文脈層を共有させるというモデルが二重単純再帰型ニューラルネットワークである。このモデルは大まかにブローカ野とウィルニッケ野という脳内の言語を司る領野とが文脈層 (島皮質?) を介して結びついているということを表す、もっとも単純なモデルであると見なすことができよう (Dell, Schwartz, Martin, Saffran & Gagnon, 1997; Dell, Chang & Griffin, 2001)。二重単純再帰型ニューラルネットワークを使うことによって最も基本的な文章産出と文章理解の相互作用をモデル化することができるのである。図 3 に二重単純再帰型ニューラルネットワークを示した。

3.4 シミュレーション

文章産出ネットワークで生成された単語が次の時刻の聴理解を担当するエルマンネットである文章理解ネットワークへの入力となる。この二重単純再帰型ニューラルネットワークを用いて簡単な日本語の文章の産出と理解を訓練させてみた。訓練に用いた文型は全 18 文で以下の図 4 である。入力表現は、主格太郎、主格次郎、主格三郎、目的格太郎、目的格次郎、目的格三郎、笑った、泣いた、呼んだ、叩いた、の 10 ビットを 0,1 で表現した。例えば「太郎が泣いた」 1,0,0, 0,0,0, 0,1,0,0 となる。

出力表現は EOS(文章の終わり), 太郎、次郎、三郎、笑った、泣いた、呼んだ、叩いた、を、が、の各ビットを 0,1 で表現した。例えば、「太郎が泣い

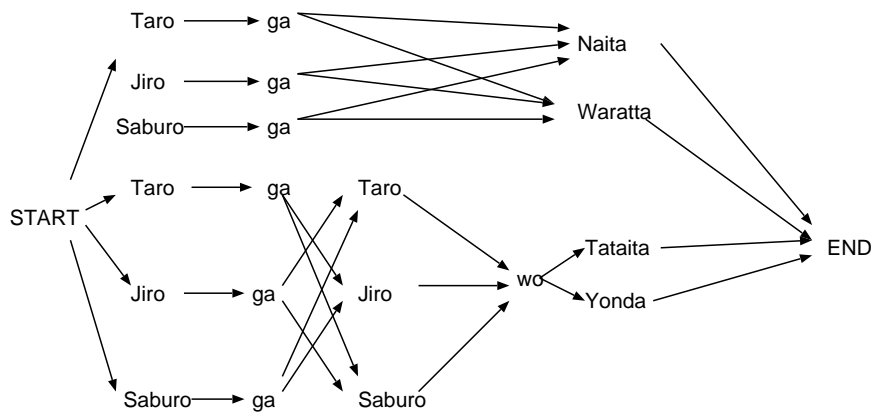


図 4: 二重単純再帰型ニューラルネットワークの訓練に用いた文章。上の文が type I, 下の文が type II

た」という文は、時刻 $t=1$ で「太郎」を表すビットが 1 となり、かつ、他のビットはすべて 0 であるように $0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0$ と表現された。次の時刻 $t=2$ では格助詞「が」を表すビットが 1 であり、かつ、他のビットは 0 となるように、 $0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1$ と表現された。以下、同様に時刻 $t=3$ では「泣いた」を表すビットが 1 であり、かつ他のビットはすべて 0 と表現され、最後の時刻 $t=4$ では EOS(文章の終わり) を表現する最初のビットが 1 で他のビットがすべて 0 で表現された。すなわち「太郎が泣いた。」という文は、時刻 $t=1$ から $t=4$ までの時間刻みを用いて

$0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0$ # ($t=1$)
 $0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1$ # ($t=2$)
 $0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0$ # ($t=3$)
 $1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0$ # ($t=4$)

などとなる。日本語の文章としては単純すぎるという反論は十分予想されるのだが、ここではいかに複雑な文章を産出、理解させるのかを目的にしているわけではなく、文章産出と文章理解の基本的な相互作用の在り方をシンプルに考えてみようという試みである。

二重単純再帰型ニューラルネットワークモデルでは、図 3 中の中央にある文脈層は、左側の文章産出ネットワークのための状態空間を遷移する。一方、図中の右側のネットワークは文章理解のためのエルマンネットであるから、次の単語を予測するために中央の文脈層が用いられる。すなわち図中の文脈層は文章産出の状態と単語予測のための状態とを同時に処理しなければならないのである。

学習の成立した二重単純再帰型ニューラルネットワークの文脈層では、いったいどのようなことが起こっていたのであろうか。実は二重単純再帰型ニュー

ラルネットワークの理論的解析についての研究は少なく、多くのことが分からずに残されている。従って文章産出と文章理解のエルマンネットで共有される文脈層で起こっていることは不明な点が多いのである。しかし、ニューラルネットワークが言語研究において有力な手段を提供しているのは直接シミュレーションをして調べてみるができることである。

学習の成立した二重単純再帰型ニューラルネットワークに対して共有されている文脈層を破壊することによって人工脳損傷をおこさせてネットワークの振舞を観察してみることにした。人工脳損傷は、自由に、いつでも、どの場所でも破壊することができるので、理論認知神経心理学の有効な技法の一つになりうると考えている。

シミュレーションの詳細を記述すると、中間層ユニット数を 10 にして、全 18 文のうちランダムに 15 文を学習データとして訓練した。残りの 3 文を用いて般化誤差を測定した。般化誤差が小さくなったパラメータを用いて文脈層のユニットを破壊した。

人工脳損傷によるシミュレーションから非常に興味深い結果が得られた。結果を二つのグラフに示す。

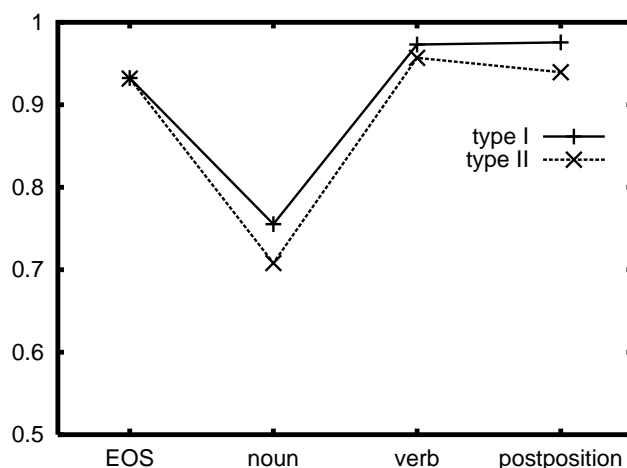


図 5: 失名辞タイプの損傷例。縦軸は正解率を表す。type I,II の違いについては図 4 のキャプションを参照

この二つのグラフは、人工脳損傷を文脈層に起こしたときに、各品詞の正解率を表している。すなわちグラフで高い位置にある品詞は人工脳損傷の影響を受けなかったことを表し、逆にグラフの下にきている品詞は成績が悪かったことを示している。両グラフの違いは、破壊した文脈層ユニットの違いである。すなわち別の文脈層ユニットを破壊すると別の品詞の成績が悪くなるのがこの二つのグラフから読み取れるのだ。一方では格助詞が、他方では

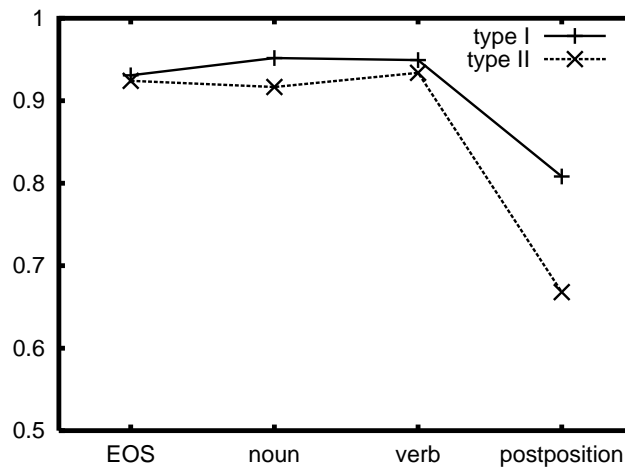


図 6: 形態的失文法タイプの損傷例。縦軸は正解率を表す。type I,II の違いについては図 4 のキャプションを参照

名詞が選択的に障害されている。

4 文法知識の創発と失文法

従来の認知神経心理学の枠組みでは、形態的失文法と統辞的失文法とは二重に乖離しているため異なる脳内モジュールが障害を受けたと考えざるを得なかった。

ところが、紹介した二重単純再帰型ニューラルネットワークの人工脳損傷のシミュレーションでは同一モデルで二重に乖離した二つの失文法を、文脈層ユニットに形成されたと考えられる文章産出と文章理解のために同時に利用される文法知識の障害として説明できるのである。しかも、この文法知識は筆者がア priori に与えたものではなくニューラルネットワークの訓練の結果として文法知識が創発されたのである。結果を表す二つの図を見ると、従来の神経心理学的症例分類学をみなおす必要があるのではないかと思えてくるのである。

5 人称代名詞の獲得

5.1 解くべき課題の複雑さに応じて適応的に自身の複雑さを増すニューラルネットワークモデル、カスケードコリレーション

まず最初に、カスケードコリレーションと呼ばれるニューラルネットワークモデルを紹介する。カスケードコリレーションとは、教師付き学習アルゴリズムの一種である。一般に良く知られているようなパーセプトロン型のニューラルネットワークモデルはネットワークの構造があらかじめ決まっています、変わらない。入力層と出力層のユニット数は解くべき問題に応じて必然的に決まってくるが、このとき中間層のユニット数を適切に定める手段がない。

例えば、排他的論理和を解く3層のニューラルネットワークを考えた場合では、中間層のユニット数を2個以上にすれば解くことができることが知られている(ただし入力層から中間層を経ないで直接出力層に信号を送る経路が存在する場合には中間層のユニットは1つで良い)。3つ以上のユニットは冗長なのであるが、それではいくつに中間層のユニットを用意すれば良いのであろうか。これは解くべき問題の複雑さやネットワークの処理能力など情報論的な側面も含んでおり、難しい問題である。

このことに加えて、ニューラルネットワークを実世界の問題に適用しようとする場合、学習速度の遅さが問題になることがある。この学習の遅さの要因の一つは、移動する対象問題に起因する(Fahlman and Lebiere, 1989)。これはバックプロパゲーションなどを使って学習をさせる場合、すべての中間層ユニットは全ての提示された課題を解くために、その都度全ての結合係数を少しずつ変化させるという点にある。

カスケードコリレーションにおいては、中間層のユニット数は解くべき問題の複雑さに応じて適応的に増えて行く。新たに加えられる中間層ユニットは、既に存在するシステムの出力を受け取って、そのシステムに連結(カスケード)するように付け加えられる。新たに加えられるユニットの出力は、残りの全ユニットからの出力による誤差の総和との相関(コリレーション)を最小化するように訓練させる。このとき新たに加えられたユニットの結合係数が学習されるだけで、すでに存在しているユニットの結合係数は変わらない。このカスケード構造と既に存在するネットワークの学習と凍結して新たに加えられたユニットに対してのみ学習が起こると仮定することによって学習の遅さの問題を解消、すなわち移動する対象問題に起因する学習の遅さを回避することができる。Fahlman and Lebiere(1989)によれば極めて複雑な問題、通常の三層バックプロパゲーションで解くと非常に多数の学習回数が必要な問題が、極めて単純時間で学習可能である。

学習によってユニットが増加していく様子を図7に示した。

カスケードコリレーションは一種のメタ学習則と考えることができる。個々

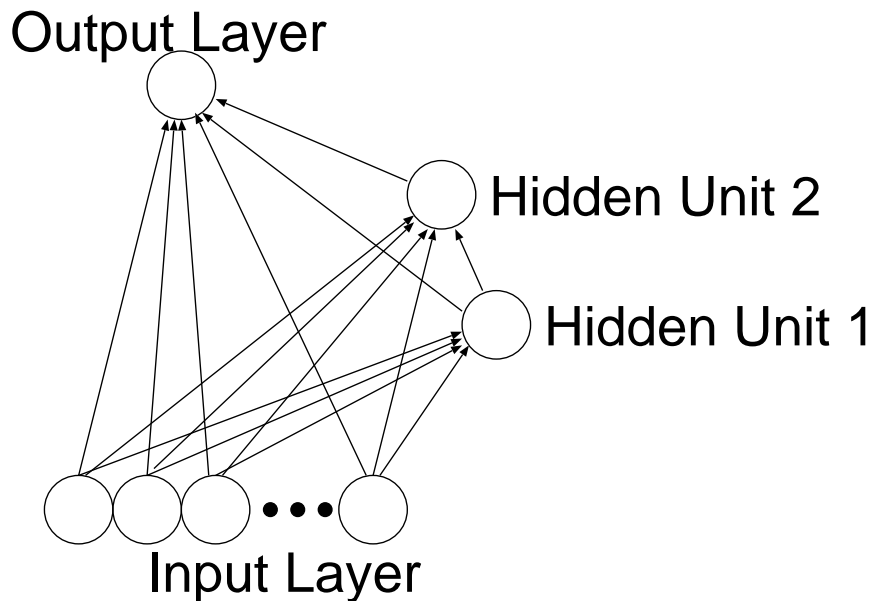


図 7: カスケードコリレーションモデルの概念図、始めに中間層 1 がネットワークに加えられる。それでも学習が収束しないとき誤差との相関 (コリレーション) が最も高くなるように中間層 2 が加えられる。図には中間層 2 までしか書いていない、しかし、解くべき課題が複雑になると、その目的関数を十分に近似するまで n 個 ($n > 1$) の中間層が逐次加えられて行く。

の学習にバックプロパゲーションやその他の学習則を適用した上で、ネットワークの構造、トポロジーを動的に変化させる学習則であるからだ。

Shultz たちは、最初は単純な課題しか解くことができなかったシステムが、発達に伴って次第に複雑な課題を解くことができるようになっていくという観点から、認知発達のシミュレーションモデルとしてカスケードコリレーションを取り上げている。彼らのモデルでは、子どもの知的段階が一つずつ加わって行く中間層の数として表現されると考え、各発達段階における子どもの知的能力は中間層の数としてモデル化される。

カスケードコリレーションはメタ学習則でもあるため、既存の技法と組み合わせる用いることができる。例えば、先に紹介したパーセプトロンとカスケードコリレーション介し方法と組み合わせるネットワークのトポロジーを動的に変化させながら不要なユニットを削除する方法や、エルマンネットワークのようなフィードバック結合を許すようなネットワークも提案されている。

中間層のユニット数決定問題に関しては、大きく分けて二つのアプローチがあることが知られている。一つはあらかじめたくさんの中間層ユニットを用意しておき、学習の途中で使われていないユニットの結合係数を小さくしていく

方法で、枝刈り法 pruning と呼ばれる。さらには、最適脳損傷法 OBD:optical brain damage, や最適脳外科手術法 OBS:optical brain surgery などという、一見すると奇妙な名前の手法も存在する。これらの手法はネットワークの能力を落さずに如何に最小のコストで最適な中間層ユニットを作り出せば良いのかという研究テーマとなっている。

5.2 人称代名詞の学習

ここまでの話をニューラルネットワークとの関連で議論しておく。

他者同士の会話を観察することが、人称代名詞の正しい文法知識の獲得に重要であることはおそらく確かかも知れないが、この考えは推測の域を出ない。なぜなら実験的な検討が不可能だからである。これは、子どもに向けられた発話だけを聞かせる条件で人称代名詞が使われる場面を観察させる心理実験を計画しても、実験場面以外の日常生活で他者同士の会話を聞く機会があるため、その効果を完全に排除することなどできないからである。

ニューラルネットワークを用いて文法知識が如何に育つのかを研究する意義がここにある。すなわち、ニューラルネットワークによるシミュレーション実験では、人為的人工的に、他者同士の会話をまったく聞かせない条件を設定し、ニューラルネットワークモデルが人称代名詞の正しい文法知識を獲得することができるかどうかを観察することができる。コンピュータによるシミュレーション実験の大きな利点はまさにこの点であり、倫理的理由により実際の子どもの場合は許されないような環境条件でも、研究目的に合わせて自由に設定し、その結果を検討することができることにある。その結果から、人間の持つ言語獲得のメカニズムが検討可能である。

Shultz, Buckingham and Oshima-Takane(1994) は先に紹介したカスケードコリレーションを用いたニューラルネットワークのシミュレーション実験によって人称代名詞の獲得のメカニズムを探っている。彼らの結果によれば、母親と父親とがそれぞれ子どもへに向けた発話で “me” “you” を使用するのを聞かせる「子どもへの発話だけを聞かせる条件」と、母親と父親同士の会話で “me” と “you” とを使用するのを聞かせる「他者への発話を聞かせる条件」を比較した場合、他者への発話を聞かせる条件によって訓練されたニューラルネットワークの方が “me” と “you” との使用パターンの学習がはやくなった。他者への発話を聞かせる条件で訓練されたニューラルネットワークの方は、子どもの使用パターンの訓練場面でエラーのフィードバックを受けると、ただちに “me” と “you” との言語産出エラーを訂正できたが、子どもへの発話だけを聞かせる条件で訓練されたニューラルネットワークは産出エラーを訂正するのにかなりの訓練を必要とした。

さらに、彼女らは子どもへの発話だけを聞かせる割合と他者への発話を聞かせる割合とを 0 : 10, 1 : 9, 2 : 8, …, 10 : 0 と変化させて結果を観察して

いる。子どもに対してしか話しかけない 0:10 と 他者同士の会話しか含まれない 10:0 条件は現実的なシミュレーションではない。しかし、人称代名詞の文法知識を獲得するために、他者同士の会話を聞くことがどの程度決定的な役割を果たすのかを検討するためには必要な条件であろう。

このシミュレーションの結果は興味深い。学習中(すなわちカスケードコリレーションが人称代名詞の正しい使用法を獲得する過程において)、子どもへの発話が 9:1 であったニューラルネットワークは、5:5 の混合条件や他者同士の会話だけを聞く 0:10 パターンの場合よりも学習に必要とする回数が多かった。このことは第一子の人称代名詞の産出が、第二子の人称代名詞の産出に比べて遅いという人間のデータ (Oshima-Takane, Goodz, and Derevensky, 1996) と一致する。

また、子どもへの発話が多い 9:1, 10:0 の条件では、隠れ層のユニットを 2 つ組み入れている。ニューラルネットワークの立場から見れば、この条件は解くべき課題の難易度が高く、問題を解くためには自己を適応的に複雑にして対処しなければならなかったことを意味している。

一方、子どもへの発話と他者同士の発話の割合が 8:2, 7:3 については、より少ない訓練回数で正しい人称代名詞の知識を獲得することが示されが、訓練回数の少なさは、統計学的にも有意に少なかった。

実際、10:0 の条件で訓練されたニューラルネットワークは一人称代名詞と二人称代名詞を逆転して産出していった。他の条件でも、このような間違いは見られたものの中間層の数が増えると速やかに正解に達した。

大嶋 (1997) は次のように結論している。「シミュレーションから、カスケードコリレーションネットは、様々な話し手が「他者への発話: で人称代名詞を使用しているのを学習するだけで、子どもが話し手のときの人称代名詞の正しい使い分けを一度も間違えずにできるということがわかった。」また、8:2 の条件であれば、それ以上他者同士の会話を観察する機会がある場合と同様、子ども (この場合カスケードコリレーションモデルの出力結果) の発話パターンは完全に一般化した (すなわち正しい人称代名詞の知識が育った)。

5.3 カスケードコリレーションによるシミュレーションが明らかにした文法が育つための条件

Shultz や大嶋らのニューラルネットワークを用いた言語獲得の研究の意義の一つに次の点が挙げられるだろう。すなわちこれまでの言語獲得の研究では、子どもに対して話しかけられた母親の発話が言語獲得のためのインプットとして重要視されてきた。そして子ども以外の他者に向けられた発話の役割はほとんど無視されて来たといって良い (Oshima-Takane, Goods, and Derevensky, 1996)。ところがインデクスカル代表である人称代名詞の知識を正しく獲得するためには、他者同士の発話を観察することが重要であるという点を指摘

したこと、そして、そのメカニズムをニューラルネットワークモデルとして実装し内部状態をも示した点が重要であると考ええる。

ニューラルネットワークは万能の関数近似機 (上坂吉則, 1993, など) であり、実際に様々なことができる (浅川伸一, 2003)。極論すれば、全ての文法知識はニューラルネットワークとして表現可能であろう。さらなる問題を一つだけ挙げるとすれば、これら多くの文法知識をいかに統合するモデルが作れるかということではないだろうか。

引用文献

- Allen, J. & Seidenberg, M. S. (1999). The emergence of grammaticality in connectionist networks. In B. MacWhinney (Ed.), *The Emergence of Language* (pp. 115–151). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Dell, G., Schwartz, M., Martin, N., Saffran, E. & Gagnon, D. (1997). Lexical access in aphasic and nonaphasic speakers. *Psychological Review*, 104.
- Dell, G. S., Chang, F. & Griffin, Z. M. (2001). Connectionist models of language production: Lexical access and grammatical encoding. In M. H. Chirstiansen & N. Charter (Eds.), *Connectionist Psycholinguistics* chapter 7, (pp. 212–243). Westport, CT: Ablex Publishing.
- Dronkers, N. F. (1996). A new brain region for coordinating speech articulation. *Nature*, 384, 159–161.
- Elman, J. L. (1991). Distributed representations, simple recurrent networks, and grammatical structure. *Machine Learning* (pp. 195–225).
- Elman, J. L., Bates, E. A., Johnson, M. H., Karmiloff-Simth, A., Parisi, D. & Plunkett, K. (1996). *Rethinking Innateness: A connectionist perspective on development*. Cambridge, MA: MIT Press. (邦訳「認知発達と生得性」, 乾, 今井, 山下訳, 共立出版).
- Hinton, G. E. & Shallice, T. (1991). Lesioning an attractor network: Investigations of acquired dyslexia. *Psychological Review*, 98(1), 74–95.
- Rumelhart, D. E., McClelland, J. L. & Group, T. P. R. (Eds.). (1986). *Parallel Distributed Porcessing: Explorations in the Microstructures of Cognition*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Seidenberg, M. S. (1997). Language acquisition and use: Learning and applying probabilistic constraints. *Science* (pp. 1599–1603).

Seidenberg, M. S. & MacDonald, M. C. (2001). Constraint satisfaction in language acquisition and processing. In M. H. Christiansen & N. Charter (Eds.), *Connectionist Psycholinguistics* chapter 9, (pp. 281–318). Westport, CT: Ablex publication.

上坂吉則 (1993). ニューロコンピューティングの数学的基礎. 近代数学社.

浅川伸一 (2003). 単純再帰型ニューラルネットワークの心理学モデルとしての応用可能性. *心理学評論*, 46, No.2, 274–287.