

超並列自然言語処理

Massively Parallel Natural Language Processing

苦米地 英人

Hideto Tomabechi

徳島大学工学部知能情報工学科

アブストラクト

超並列自然言語処理においては、伝統的に活性伝播を利用したマーカ伝播の手法が利用されてきたが、アプリアリ／アポステリアリ、記号的／非記号的、言語的／非言語的、単調／非単調、均一／非均一、意識的／下意識的といった異なる性質の情報の融合をベースとする将来的なマルチモーダル処理の枠組としては、超並列制約伝播の考え方がある。この考え方は、自然言語処理の手法として捉えたと、現代言語理論を利用した統語論を利用した単調な自然言語処理と超並列人工知能的な意味論主体のネットワークベースの処理を融合する枠組である。特に、LFG、HPSGで代表されるような、単一化をベースとする現代言語理論の制約処理と、ジャンキアンで代表されるような、メモリーベースの超並列自然言語処理の制約が、グラフ伝播をアーキテクチャーとする超並列制約伝播の枠組では、容易に融合することが可能である。

1. 緒 論

超並列人工知能研究が日米欧のいくつかの研究機関で始まっているが、これは脳の超並列性をかんがみて当然の展開であろう。また、記号的なアプリアリ制約の超並列処理と準記号・非記号的なニューラルネットレベルにおけるアポステリアリな超並列処理とを融合するグレインサイズ、制約のオントロジーを超えた処理の枠組みがCMU、ATR、UCLA等で提唱されつつあるが、こういった流れも、伝統的人工知能研究のいきづまりと、コネクショニズムの限界が明らかになってきた現在、自然な流れといえる。特に自然言語処理においては、チョムスキーのGB・PP理論や、最近の単一化ベースの言語理論等に見られるような、普遍文法の考え方による、アプリアリな分析と、環型ネットワークや時間遅れネットワーク等を利用したコネクショニストによるアポステリアリな制約学習がそれぞれ成果と限界を示しており、双方の歩みよりが世界各地で見受けられるのも、自然であろう。こういった場合、ニューラルネットベースの学習・認識が本質的に超並列的であるため、普遍文法的な制約処理を記号的レベルで利用する場合にも、処理の整合性上、超並列的な制約処理を行わざるを得ない。また、記号的な超並列処理を前提とする自然言語処理・人工知能研究者の立場においても、抽象化されたレベルにおける超並列性があくまで表現論的なものであるのが通常であり、脳の上における信号処理がそのベースであることを否定はできないわけであり、記号化された表現論的存在と脳の信号状態を結び付ける手法なり、モデルが色々と考えられつつある。この問題はシンボルグラウンディング問題と呼ばれ、我々が認知と脳、もしくは精神と肉体を結び付ける問題として超並列人工知能・自然言語処理における中心的な問題として捉えているものである。伝統的な超並列自然言語処理の枠組みでは、これまで、グラウンディング問題はマーカ伝播等の手法をとることにより、

Dept. of Information Science and Intelligent Systems,
Faculty of Engineering, The University of Tokushima.

解決を避けたまま処理のモデルが築かれきているが、最近では、記号的超並列処理のノードそのものをニューラルネット化するなどして、種々の試みがなされるに至っている。このような努力においては記号的な抽象度が大きく異なる制約が混在されることになり、伝統的な記号的超並列処理（例えば、マーカ伝播や、ローカリスト・コネクションイズム等）では有り得なかった異なるグレインサイズの処理が混在する超並列処理が必要となってきた。このように、現在自然言語・人工知能における超並列処理は伝統的な活性伝播モデル（ローカリストモデル）やマーカ伝播モデルでは捉えきれなくなってきたものである。

一般に自然言語処理なり、その他の人工知能・人工生命研究において超並列性をとり入れるにあたっては、いくつかの理由が考えられ、既にある程度の成果が上がっているのは、部分的な高速化であろう。特に、メモリーベース、用例ベースといわれる手法においてはマッチング処理のグレインが比較的小さくまた均一的であるため、既存のSIMDマシンや実験室レベルの連想記憶マシン等においてもいち早く効果が上がってきている。ただし、これらの実現実験において得られる成果はあくまで高速化にとどまり、また均一的であるため、既存のSIMDマシンや実験室レベルの連想記憶マシン等においてもいち早く効果が上がってきている。ただし、これらの実現実験において得られる成果はあくまで高速化にとどまり、また均一的であるため、既存のSIMDマシンや実験室レベルの連想記憶マシン等においてもいち早く効果が上がってきている。また、扱われている制約も認知的な制約のごく一部にとどまり、脳の超並列性なり、認知処理の超並列的な必然性とはなんら係わりがないものである。逆に、制約の本質が超並列的なものであったり、グローバルな整合性のないものだったりするモデルをベースにするために必然的に超並列処理を前提としなければならない場合も、当然超並列的なアプローチをとらざるを得ないわけであるが、こういった場合、現在のところ、ハード上の制約から超並列マシン上では満足な実現結果は得られていない。これは、これらの理論のベースの抽象度が一般に高く、また、制約間の情報伝達量が大きいことが多く、現在の超並列マシンでは実現不可能な場合がほとんどであるからである。

ところで、現在では言語現象を統語論的現象のみに限る研究者は言語学者でも少数派となり、意味論、語用論はおろか、視覚や触覚等を含めたマルチモーダルな側面から言語現象を捉えようとする動きが、出てきている。例えばATR等では、プロジェクトベースでのマルチモーダル化の動きも検討されつつある。また、徳島大学においては、筆者等の人工生命研究室において、変性意識研究を現在進めており、超並列的な制約の空間を意識レベルのみならず下意識レベルにおいても一部明言的に捉えていく試みを導入している。このように、超並列性のオントロジーにおいても、アプリアリ・アポストリアリ、記号的・非記号的、単調・非単調、均一・非均一、意識・下意識等異なる性質の制約間の係わり合いが超並列的に行われる枠組みが現在研究されているものである。これらの係わり合いは、制約空間全体のグローバルな整合性の前提はまったくありえず、また、制約の活性化が極めて超並列的であるため、シリアルマシンでのシミュレーションは難しい。

このように、一方で、超並列処理の実処理としての、実現性に技術的なハードルがありながらも、理論的な必要性、また、モデルの健全性から超並列処理を前提とするのが自然と見られる研究の流れが最近特に、強くなってきたと見受けられる。

本稿では、まず、超並列自然言語処理が必要とされる自然言語の理論的背景に触れ、また、現在の超並列処理の問題点について考察する。さらに、新たな超並列自然言語処理の考え方とその実現手法を紹介する。

2. シリアルな言語理論の限界

形式化された言語理論をベースにした自然言語処理においては、一般に、制約の質が単調的であり、処理がシリアルであることが通常である。これはChomsky (Chomsky[1981], Chomsky[1986]) に代表される現代言語理論の枠組みが統語論をベースにしたものであり、単調な構成要素の組み上げが文を作り上げるという、本質的にシリアルな統語論的言語観が主流であるからである。これにより、現在では、制約を素性束（素性構造）として宣言的に記述し、素性構造の単一化処理を利用した単調的な文構造の組み上げを利用して言語現象を捉えるという計算言語学的な言語理論が多く利用されるようになってきている。素性構造の単一化を制約の記述原理としている言語理論の代表的なものにはLFG理論[Bresnan and Kaplan, 1982]、

の単一化を制約の記述原理としている言語理論の代表的なものにはLFG理論[Bresnan and Kaplan,1982], HPSG理論[Pollard and Sag,1987]等があるが、これらの理論は、単一化処理とCFGパーザを利用する事により、機械翻訳等の実処理システムに自然に利用できるため、広く種々の自然言語処理プロジェクトで利用されるに至っている。例えば、カーネギーメロン大学(CMU)ではLFGが利用されているし、また国内でも、日本語の記述の枠組みとして、HPSGの姉妹的存在であるJPSG(Japanese Phrase Structure Grammar)[Gunji,1987]がATR等で利用されている[Morimoto, Suzuki, Takezawa, Kikui, Nagata, and Tomokiyo,1992]。

また、これらの言語理論をベースにした自然言語処理においては、一般に意味論処理もシリアルなモデルが採用されている。これは、フレイゲ(Frege[1952])・モンテギュー(Montague[1970])的な文の意味も統語論的な組み上げに沿った単調的な部分構成要素の組み上げによってできあがるという考え方が現在も主流であるからである。ただし、統語論ベースの構成要素の組み上げが中心であるため、文の単位を越えた談話処理や文脈処理はこれらの言語理論をベースとしたモデルでは不可能である。これは、あくまでチョムスキーの言語理論の分析の単位が文(S)であるため、文の単位を越えた制約を記述する枠組みがこれらの言語理論には存在しないからである。したがって、談話処理等が必要な場合は一般に、文の単位を越えた意味論的手法が独立して利用されている事が多い[Tomabechi and Tomita,1988]。このような場合には、統語論と意味論、語用論は異なる言語理論、異なるモジュールで処理されているため、相互の関係は極めて限定されることになる。具体的には、入力文を統語論的に分析する過程で、特定の主辞と補語の組み合わせが許容されるか否かの意味フレームによるチェックと、出力された文単位の間表現を談話フレームにはめ込む程度の制約間の係わりにとどまっておき、談話環境により融合的な制約処理を行うことは不可能である。したがって、例えば単一化により一度組み上げられた全体情報の構成部分が、処理の途中で他の制約とのかかわり合いから非単調的に変化するようなことはありえない。ところで、Chomsky言語理論の流れを汲む自然言語処理のモデルを利用しての談話処理に無理があるのは、もともになっているChomsky的な自然言語の考え方と機械による自然言語処理システム構築の目的の二者が本質的に異なるためである。一般に現代言語理論的な分析では、言語現象を普遍的な言語的制約(普遍文法・Universal Grammar)[Chomsky,1965],[Chomsky,1975,1986]で説明しようとする現象のみに限っており、個人の記憶や、その場の出来事で刻々と変わるような現象を分析の対象とはしていない。したがって、必然的に現代言語理論は統語論を主として扱っているのであり、特定の個人の経験や記憶により制約が変わるような現象は対象としていないのである。もちろん最近では、談話文法的な発想の言語理論もあるが、これらもあくまで、普遍的なパラメータで表せるような制約を対象としており[Brennan, Friedman and Pollard,1987],[Grosz, Joshi, and Weinstein,1986],[Sidner,1983]個人的な差異が問題となるような記憶等は扱わない。また、意味の状況依存性などに着目して意味論的な部分制約情報をあくまで個人レベルの記憶から切り離して記述している理論[Barwise and Perry,1983]もあるが、これらの理論は現在のところ理論的な記述の枠組みとはなっているが、既存の手法にとって代わるような処理の枠組みになるには至っていない。

統語論的言語理論は、文の構造の分析や、特定の文が文法的な文であるか非文であるかの判断には向いているが、実際の談話処理には向いていない事は上に述べた。基本的には、GB/PP、LFG、HPSG等の分析並びに記述の単位が文単位であり、文を越えた制約の分析・記述の枠組みがないことが原因である。従って、談話処理なり、語用論的制約処理なりを行うにあたっては、別の理論的枠組みを利用する事が現在まで行われてきている。実際、自然言語の発話状況において、一つの文が単独で前後の文脈なしに存在するのは、例えば、英会話や文法のテキストの例文を除いて、現実の発話ではまず有り得ない。当然、実用性を旨とした自然言語システムにおいてはLFG、HPSGを統語論的制約処理の枠組みとして利用していたとしても、談話レベルの別個の処理モジュールを利用せざるを得ない。ただし、この場合異なる制御構造と異なる制約記述の枠組みがモジュラーに存在することになり、両者の係わりありが極めて限定されることになるわけである。もちろん、言語理論的な制約記述の枠組みを利用せずに、意味論、語用論的な制約のみを記述していく可能性もあるが、次章に述べるようにこの場合、単文内の構造的な組み

合わせ可能性が爆発的に増大し、現実的な処理が難しくなるというジレンマに陥る事が多い。現実には、文単位の制約記述という面では、GBやHP SGで代表されるような現代言語理論に優る、文レベルの言語現象分析の枠組みは現在のところない。従って、現在、自然言語処理においては、現実的な談話処理を行うにあたって言語理論的な分析と現実の入力とをいかにマッチさせていくかが重要な問題となっている。後に詳述するが、本稿では、超並列的な制約伝播を利用した、超並列自然言語処理がその一つの有効な手法であることを紹介するものでもある。

言語現象を扱うにあたって、統語論的な分析の限界を主張し、意味論主流の言語観を提唱したグループがある。いわゆるシャンキアンとよばれる、1970年代から1980年代中盤までのYale大学AIプロジェクトにおけるSchankとその弟子達である。彼らによれば、人間は、たとえ統語論的に有り得ない文章でも、自然に理解できるし、またよく発話される文には文法的に非文であるものも多く、自然言語理解はあくまで意味論が主体であるものとなっている。特にシャンキアンが指摘したのは、チョムスキー的な言語理論では、文法の普遍性を主張するがために、個人の記憶というものがまったく無視されており、文章の意味はそれを理解する各個人の記憶で異なるという基本的な事実が説明されないとした。勿論、チョムスキーの言語観では、普遍文法は生得的な言語運用能力に係わる統語論的な部分のみにより主張されているものであり、意味論的な主張は行われていないので、シャンキアンの主張は本質的にチョムスキーの言語観を否定するものではないが、多くの自然言語処理システムがチョムスキー的な言語理論をベースとした統語論的処理を処理の中心としており、文単位の構文解析以上の処理が一般にはなされていなかった当時においては、パラダイムの異なる一つの大きな可能性を持った考え方であった。

Yale AIプロジェクトでは、CD理論、スクリプト理論、MOPs理論と呼ばれる、概念や記憶の単位を記述の単位とする意味論主導の言語理論が構築され、種々の処理のメカニズムが考案された。しかしながら、意味論主導の処理では、自然言語入力により、ダイナミックに変化する概念や記憶ユニット間の関係が巨大な常時活性化しているネットワークをつくるため、当初YALEで利用されていたリクエストベースとよばれる、ルール主導型のシリアルな処理では満足な処理ができず、1980年代中頃に、意味ネットワーク上の活性化伝播を利用する手法が採用された。意味ネットワークはQuillian([Quillian, 1968])によって考案され、当初からネットワーク上の活性化を利用した自然言語認識に利用されていたものである。意味ネットワークベースの自然言語処理では、意味ネットワークにおけるネットワーク全体の活性化の結果が自然言語の理解状態を表すという考え方により、FahlmanのNETL[Fahlman, 1979]や、ローカリスト・コネクショニスト[Waltz and Pollack, 1985]による自然言語処理が生みだされている。これらにおいては、入力により活性化された複数のノード間を繋ぐ最短パスを探索したり(intersection search)、特定のエネルギーレベルを維持しながら近くのノードに活性化を一定時間伝播した後のネットワークの状態を入力文の表す意味表現とするといった手法が利用された。

更に、シャンキアンに意味ネットワークが採用されるに至って、マーカ伝播とよばれる手法が中心的に利用されるようになり、意味論を中心とした自然言語処理の発展を大きく促したのである。シャンキアン言語理論では、自然言語処理は仮想的な個人の自然言語活動における「認知モデル」として捉えられており、その活動が非単調的であり、また、極めて多数の概念的な制約が同時平行的に適用される為、意味ネットワーク上での超並列的な認識手法が処理のモデルとして合致したのである。特に、マーカ伝播の手法が処理手法として導入されることにより、それまでの意味ネットワーク上の活性化伝播のみによる手法では不可能であった、概念の固有化(concept refinement)を認識のベースとした、超並列自然言語処理のモデルが確立するに至ったのである。マーカ伝播の手法では、図1のような意味ネットワーク平面上に、活性化の発信ノードへのポインター(マーカと呼ばれる)を送ることにより変数束縛問題を解決しつつ超並列的な文パターンの認識が行われる。ここで、変数束縛問題とは、それまでの、意味ネット手法では、活性化を伝播するにすぎなかった為(ローカリストと呼ばれる)活性化の発信元が分からなかったという問題である。つまり、ある抽象概念が活性化したときその活性化を促したより抽象度の低い概念の正体が活性化伝播だけでは明かにならないという問題である。また、特定の抽象度の高い概念もしくは記憶ユニッ

トの全体が活性化されたとき、より抽象度の低い概念で、入力を表すものを探し出すことを概念の固有化と呼んでいる。また、活性化は、ネットワーク上にすでに記憶されている予想される活性化パターンと入力による活性化のパターンが合致することにより続けられるが、これは例えば、文のレベルでは、 $\langle \text{person Ptrans-word to Location} \rangle$ のような異なる抽象度の概念を混在したパターンが利用されている。このパターンで "John went to school." 等の文が認識されるのである。さらに、Person-Ptrans-Event等の抽象度の高い概念にこれらのパターンが付随しており、入力文によるネットワークの活性化により、この文パターンが認識され、Person-Ptrans-Event等のパターンの付随している概念が認識され、また活性化され、活性伝播が続けられるというモデルである。ここで、Person-Ptrans-Eventの認識から入力を表す、Madoka001-pttrans-to-CMUのような入力文を具体的に表す概念（インスタンス）を探索する（造る）ことを固有化（refinement）と呼んでいるのである。

また、これらのパターンは文単位に限られず、句、文節、文、発話等の各単位においてパターン化がなされており、入力ノードの活性化と共に極めて多数のパターンが超並列的に活性化し、最終的に活性化が安定した時点での、ネットワーク全体の状態が入力文の意味を表現しているというモデルである。

Y a l e ではこのモデルをダイレクトメモリーアクセス（DMA）手法と名付け、意味理解、談話処理、機械翻訳のモデルとして提唱したのである[Riesbeck and Martin,1985],[Tomabechi,1987]。また、この流れはその後の Y a l e の事例ベース推論型（Case-base reasoning）自然言語処理プロジェクト[Martin,1989]と CMU における DM プロジェクト[Tomabechi, Mitamura and Tomita,1988]に引き継がれた。特に、CMU ではその後、S I M D 型の超並列マシンであるコネクションマシン 2 や電総研の I X M 2 連想記憶マシン上でのインプリメンテーションが達成されており[Kitano and Higuchi, 1991]、次章で述べるような問題点が未解決のままとはいえ、限られた文パターンについて超高速な意味論処理が達成されている。

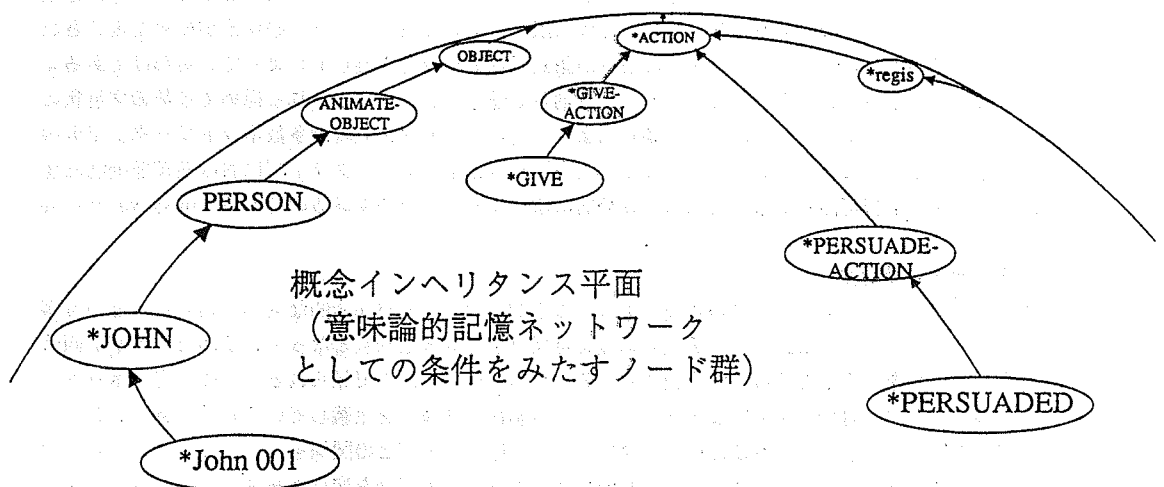


図1 マーカが超並列活性伝播される意味論ネットワーク

3. シャンキアン超並列自然言語処理の限界

3.1 伝播情報量の限界

一般に意味論を中心とした自然言語処理のモデルでは、その制御の中心を意味論的制約処理に置くことにより、意味論駆動型の処理が行われるが、意味論そのものが、膨大な知識のネットワーク上での相互補完的な存在論を前提としているため、超並列的な処理が不可欠である。ここで、現在主に利用されている手法がマーカ伝播の手法である。マーカ伝播手法の利点は、まず第一に、理論的には前述したように、単なる活性伝播のみでは不可能な、変数束縛問題を解決できるということである。第二に、マーカ伝播のみを制御構造とすることにより均一な処理が可能となるということである。特に、マーカは発信元へのポインター構造で表現可能な為、情報伝達量が少なく、既存の超並列マシンに実現が可能であるという大きな利点がある。ところで、現在主流的な超並列自然言語処理におけるマーカにより伝播される情報内容は、発信元へのポインターのみであることは少なく、次に予想される概念へのポインター (Riesbeck and Martin[1985], Tomabechi[1987]) であったり、その他の簡単な情報内容を表すフラグやエネルギー量であったり (Charniak[1983])、ある程度の情報内容をもった素性束であったり (Tomabechi and Levin[1989]) することが多い。これは、単なるポインターのみでは、扱える言語現象があまりに限られすぎてしまうためであり、実システムとして実現可能な限りマーカに情報が乗せられているのが現状である。このように現在、超並列自然言語処理のモデル化にあたっては、既存の超並列マシンでの実現可能性を考慮した上で、マーカにより伝播される情報量を限定することにより超並列自然言語処理のモデル化が行われている。ただ、ここで問題となってくるのは、伝播される情報量の上限は、認知理論的な理由からくるものではなく、特定のマシンアーキテクチャーのユニット間情報伝達容量によるということである。従って、超並列マシン上における各プロセッシングユニット間でやりとりされる情報の容量が、超並列意味ネットワーク上で伝播されるマーカに乗せられる情報量のボトルネックとなっているのである。現在、超並列マシンは一般に SIMDアーキテクチャーをとらざるを得ず、ユニット間で交わされる情報はせいぜい何ワード程度かのものであり、またユニット毎の処理能力も限定されている。これにより、伝播されるマーカに格納される情報はポインターの他に極単純な素性束程度に限られている為、扱える言語現象が極めて限定されている。あえていうならば、ハードウェアの限界が認知理論の限界を定義してしまっているわけである。ここで、扱える言語現象が限定されるということは則ち、超並列的に生み出される極めて多数の文解釈の仮説中、本来、言語理論なり認知理論的な制約により、排除されるべき仮説が多数ネットワーク上で仮説として生き残るということである。したがって、実用レベルのネットワークサイズにおける超並列的な認識では、入力文の解釈可能性が超並列的に、爆発的に増大することが多々あるのである (massive overgeneration)。

3.2 制約の局所性

意味ネットワークベースの自然言語処理のもう一つの問題は、制約が局所的なものに限られるという事である。一方でこれは、局所的な分散超並列処理を可能とする大きな利点となっているのであるが、同時に構造化した制約を扱う上では重大な問題でもある。具体的には、図1で見られるように、意味ネットワーク上の各ノードは、直接リンクを張ったノードにのみ制約 (関係) を定義しているわけであり、ここに、任意の関係を他のノードとつくることができない。もし、他のノードとの関係をつくるならば、それは意味ネットワークのリンクとなり、ノードそのもので表現されている概念を変化させることになってしまう。これは、意味ネットワークの本質として、各ノードで表現されているノードの概念が、そのノードにつながっているリンクの集合で定義されているからである。ノードとノードの関係はリンクで表現されるため、新たな関係の導入は表現される概念の変更としてみなされるわけである。このように、意味ネットワーク上で許される制約は、概念としてのノードとそのノード間を結び付ける関係を定義するアークに限定されており、それ以外の制約の記述は許されない。また、アークで直接つながっていないノードには、単純なマーカで伝達できるような、活性化の順序や、発信元のアイデンティティー程度の制約しか定義すること

ができず、非ローカルな制約の記述は不可能となる。また、制約の局所性は、普遍的なものであり、ア prioriに意味ネットワークが定義されるため、認識時にリアルタイムに決定されるような制約も記述する事ができない。例えば、ある文節ユニットの格により決定されるような制約は、格が、文の認識時に決定される構造によるものである事があるため、予め、意味ネットワーク上に記述することができず、格が分析の要素となるような、言語現象に係わる制約の記述は不可能である。このように、意味ネットワーク上の制約の局所性は長距離依存現象のような、典型的な例に限らず、格や性の一致等、統語論的もしくは意味論的な制約でも、認識の実時間時に決定されるような素性をもつ制約の処理においては、大きなマイナス要因になっているのである。一般に、意味ネットワーク上に、概念としてのノードとその関係を表すアーク以外の存在は有り得ず、それ以外の存在を前提とする構造や、統語論的なオントロジーをベースにするノードを記述することができない。言ってみれば、図1の平面上に存在し得ない制約の記述ができない訳である。これは、シャンキアン超並列自然言語処理が、チョムスキー的言語理論で利用されているような制約記述なしに、自然言語処理が可能であると主張していた以上、当然の事ではあるが、現在主流の見方では、統語論や、語用論的な制約なしに、自然言語処理が難しいと受け入れられているために、問題である。つまり、意味ネットワークのノードとして記述できないような質の制約（例えば統語論的なカテゴリー等）が、現代言語理論的な制約のほとんどである為、現代言語理論的な分析を利用することができないのである。

4. 超並列自然言語処理の新たな方向性

4.1 認知神経工学的自然言語処理

マーカ伝播と意味ネットワークで代表される現在の超並列自然言語処理の問題は、一方で、マーカによる伝達情報量と、意味ネットワークの制約処理の局所性で特徴づけられるが、同時にこれは、現在の超並列マシンアーキテクチャーをベースにしたことによる限界でもある。現時点では、超並列マシン上においては、ユニット間コミュニケーション能力は著しく限定され、またメモリーも分散的であるため、非ローカルな処理には向かない。ただし、これらの問題は現在の超並列ハードウェアでは内因的なものであるが、処理の超並列性にとって本質的なものではなく、現在のマシンアーキテクチャーの技術的要因に依存しているものである。また、脳の自然言語処理メカニズムと現在のマシンアーキテクチャーの限界とは、なんら係わりあいがない。したがって、自然言語処理においても、モデル化にあたって、ハード技術と理論的超並列性とを切り離し、認知的かつ神経科学的な考察により、超並列自然言語処理のモデルを構築していこうという試みも意義深いものである。本稿では、そういった方向性の自然言語処理を認知神経工学的自然言語処理 (Natural Language Processing based on Cognitive Neuro-Engineering) と呼ぶ。認知神経工学的自然言語処理の方向性は、今後の超並列マシン設計にあたり必要となる要件を示唆していく為にも、自然言語処理・人工知能・人工生命といった枠組みで、必要な超並列処理のベースを考察していく必要性からも、意義深いものであろう。認知神経工学的なアプローチをベースにした自然言語処理の一つの枠組みに、超並列制約伝播の考え方がある[Tomabechi, 1991b]。この考え方は、自然言語のみならず、人工知能・人工生命のモデルのベースとなり得る考え方として提唱しているものでもある。超並列制約伝播の考え方では、認知処理は、ニューラルネットレベルの非記号的な下意識における認識（聴覚、視覚、触覚等）と準記号的、記号的な下意識と意識両レベルにおける認識が融合的に超並列的に制約を伝播しあうことにより実現されると見られている。このように、記号的レベルと準・非記号的レベルの全ての抽象度のレベルにおける制約の記述と学習を前提としている認知神経工学的なモデルである。現在、超並列制約伝播を実現するベースとなる仮想的な超並列マシンアーキテクチャーとして、超並列的に有向グラフを伝播するモデル、超並列グラフ伝播機構 (Massively-Parallel Graph Propagation Architecture) が提唱されている[Tomabechi, 1991a]。このアーキテクチャーにおいては、データ構造は全て有向グラフとして統一され、また、有向グラフそのものが、超並列的に他の有向グラフ上を伝播されるものとみられている。また、有向グラフ

間の融合、一般化、差分等の処理もハードウェア上で実現される事を前提としている。現時点における自然言語処理を前提とした形式化では、グラフ間の融合処理のみが必要とされており、グラフの単一化処理が利用されている。これは、グラフとして表現される意味ネットワークと意味ネットワーク空間上を活性化伝播される統語論、語用論素性構造グラフが、全て、包摂半順序で定義可能な束上の制約処理として記述可能であるからである。換言すれば、伝統的人工知能研究における意味ネットワークを含む種々の制約がグラフを利用して記述可能であり、また、現代言語理論における制約記述が、包摂半順序をベースとした素性構造で記述可能だからである。素性構造は有向グラフで容易に表現可能である。

したがって、超並列的な有向グラフの伝播とグラフの融合、差分、一般化といった処理を可能とする超並列マシンアーキテクチャーにおいては、伝統的人工知能のモデルと現代言語理論の制約を直接的に、実現することが可能となる訳である。更に、自然言語の処理のモデルとしてみると、これにより、統語論と意味論にそれぞれ固有の制御構造をもたせることをやめ、基本的に一つの制御構造のみで伝統的な統語論中心の制約処理と超並列的な意味論処理の融合的な実現をすることとなる。さらに現在では、また、ベクトルからグラフへ、グラフからベクトルへの変換を利用することにより、記号的情報と非記号的(準記号的)情報とのやりとりも融合的におこなう試みがされるに至っており([Tomabechi, 1991b]等)、超並列制約伝播を実現する一つの枠組みとして超並列グラフ伝播機構を有望なものとしてみる事ができる。勿論、現在の超並列マシンには、有向グラフを伝播するほどの計算能力はない。しかしながら、超並列的に行われる処理そのものは有向グラフの超並列的な伝播と融合という均一的なものであり、ノード間で送られる情報量が大きくなり、また共有メモリーへの高速なアクセスが可能になれば、十分実現可能な処理でもある。また、無数の仮想プロセッシングユニットを並列プロセスとして実現することにより、既存の共有メモリー型の並列マシン上でシミュレート可能であるため、超並列ではない並列マシン上の実システムとして実現も可能である。ちなみにATR自動翻訳電話研究所では、MONA-LISAプロジェクト[Tomabechi, 1991b]において、密結合共有メモリー型の並列マシンであるSequent/Symmetry上において、同モデルを高速知識表現システム[Nyberg, 1989]と高速単一化パッケージ[Tomabechi, 1992]を利用して、並列CommonLisp上の軽量プロセスを利用する事によって実現しており、低並列度の共有メモリーマシンと汎用ネットワーク表現システムを利用した超並列処理の一つの方向性を示している。

4.2 超並列制約伝播と超次元制約空間

超並列的に制約が伝播される空間 -- 超並列制約伝播空間は、いってみれば、超次元な制約空間である。ここでいう次元とは、ベクトル空間における次元と等しい。この場合ベクトル空間とは仮想的な個人の脳内の信号レベルでのベクトル空間となる。これは、例えばニューラルネットによる非記号的なベクトル空間などであり、また、記号的レベルにおいては、従来単一化文法や論理式において表現されてきた素性束等の構造表現そのものをその抽象化と見なすことのできる仮想的個人の脳内のベクトル空間といえる。認知神経工学的な立場では、聴覚や視覚等の物理的な信号処理をニューラルネットで捉えることを前提とするばかりではなく、記号的な抽象度の高い制約(例えば、言語理論的制約や概念等)も本質的には脳の中で、何らかのかたちでニューラルネットの状態として捉えられている事をも前提としており、そのベクトル状態が、記号的制約の超次元なベクトル表現にあたるわけである。言ってみれば、視覚、聴覚、触覚などのプリミティブな信号処理のニューラルネットにおける自己組織的ベクトル学習をより高次から更に自己組織化するような、より高階なベクトル空間における連続写像状態の記号的抽象化が現代言語理論や人工知能理論で捉えられている制約にあたるのである。更に言えば、記号論的存在を脳内のベクトル状態の抽象化による表現論的存在と見なすことにより仮定されるベクトル空間を超次元制約空間と呼ぶ。例えば、意味論ネットワークの表現論で従来記述されてきた概念ネットワークや、記憶ユニット、談話ネットワーク等、また統語論的素性構造で表現される制約も、それぞれベクトル空間の抽象化による表現論的存在として見る事ができるわけである。こうして、自然言語の入力による言語の理解状態の遷移は巨大で複雑なベクトル空間上での軌跡となる。もちろん記号的制約レベルのみでも、統語論的な写像遷移のみ

自
理
性
述
が
た

超
実
と
論
ク
的
的
伝
在
る
報
。
リ
実
い
シ
ブ
テ

あ
人
ト
素
る。
と
の
ク
触
更
論
状
例
的
大
み

ならず刻一刻と変わる入力と記憶ネットワークにおける遷移が極めて次元の高い複雑な軌跡をつくっていくわけである。このようなベクトル空間が、超次元制約空間(Hyper-Dimensional Constraint Space)である。また、このベクトル計算を直接計算可能なベクトルマシンは、仮想的個人の脳内の認知処理を仮想的ニューラルネットレベルで直接計算するマシンであることになる。これは、超並列グラフ伝播機構が、超並列制約伝播の近似的な処理アーキテクチャーであるのに対して、直接的な処理アーキテクチャーになる。

ここで、ベクトルレベルとグラフレベルの異なるレベルのマシンアーキテクチャーを超並列制約伝播の実処理アーキテクチャーとして前提とすることによる利点は、それぞれ、より非記号的な情報(ニューラルネット)とより記号的な情報(素性構造)の表現に適しているからである。より記号的な情報を主として扱うにはグラフ伝播機構が超並列計算の枠組みとして望ましいし、より非記号的な情報にはベクトル計算が望ましいのである。また、ベクトルとグラフのそれぞれの表現は本質的には、両方向の変換が可能なものであるから、グラフで捉えられた制約をベクトルに変換してニューラルネットベースの認識に利用することも可能となる。これは、記号的な情報をそれを表現するニューラルネットの状態に変換することにほかならない。例えば、カリフォルニア大学ロサンゼルス校(UCLA)のDyerらはこのような問題をシンボル・グラウンディング問題と呼びいくつかの先駆的成果をあげているが[Dyer, 1991], ATR, CMUでも、抽象度の上下に伴う記号的制約と非記号的(準記号的)制約の関わり合いを、ベクトルからグラフへの表現手法の変換により一部実現しており[Tomabechi, 1991b], 新しい自然言語処理研究の一つの方向性であると考えられる。Dyerらの分散知能研究所(Center for Distributed Intelligence)においては、最近脳神経の物理的な活動をより忠実にとらえたシンボルグラウンディングを可能とするバックプロパゲーションを利用しないニューラルネットのモデルが提唱されているが、これらも形式化すれば、一つの超次元制約計算のアーキテクチャーといえよう。

超並列制約伝播の考えかたにおいては、仮想脳の超次元ベクトル表現が、自由な抽象度の表現主体へ自在に変換可能であるとみなしている。つまりそういった変換能力が脳に先天的に備わっていると見なしているわけである。工学的には、記号的情報主体であるグラフ(素性構造)表現と非記号的ベクトル(ニューラルネット)表現間の変換が、認知的な情報の抽象度の上げ下げのメカニズムとみなされるのである。有向グラフを用いて、現代言語理論的制約と、伝統的人工知能理論的制約が表現可能であり、ベクトル状態として、ニューラルネットの表現が捉えられるわけであるから、ベクトルとグラフのレベル(両方もしくはどちらか)で計算処理を可能とし、ベクトルとグラフ間の変換を自在にできるマシンアーキテクチャーにおいては、記号・準記号・非記号的な制約が融合的に処理されることになる。

4.3 処理の枠組みとして(マーカ伝播との比較)

既存の超並列自然言語処理では、マーカ伝播の考え方が一般に利用されているが、制約伝播はこれに取って代わるものである。マーカ伝播とは、超並列的な意味ネットワーク上での活性伝播を行う場合に起こる変数束縛問題(binding problem)の解決法として採用されている手法であることは既に述べた。変数束縛問題とは、何らかの論理式をネットワークで表現したときに、その論理式の認識をノードの集合体の活性化で表現する現在の超並列ネットワークを利用した人工知能の知識表現手法において、単なる活性化の伝播では変数束縛を表現し得ない、ということからついた名前である。例えば、読む(?ひと、?本)という(スコールム化された)論理式は「読む」を表すノードが「ひと」と「本」を表すノードにリンクをはることで表現可能であるが、「太郎が哲学の本を読む。」という入力文がこれら3つのノードを活性化させる場合、概念ネットワーク上でそれぞれ「太郎」と「ひと」、「哲学の本」と「本」の間には(isa関係の)距離が有る(それぞれの間にいくつかの中間的な抽象度の概念が入り得る)ため、例えば、「太郎」から発せられた活性化が「ひと」に到達した時点で活性化の元のノードを特定する事ができないという問題がある。これは、「太郎」はその文脈環境で決められる特定の太郎(トークン、またはインスタンスとしての太郎)であり、この太郎のトークンアイデンティティが「ひと」の正体にならなければならないわけであり、読む(?ひと、?本)が、読む001(太郎005, 哲学の本008)として認識されなければならないのに、活性化を伝

播するだけではそれができないという問題である。この問題の解決としてマーカとして、活性化の発信ノードのインスタンスに対してのポインターを活性化と共に伝播する手法がマーカ伝播手法である。その他にも発信に周波数をもたせフェーズロッキング等によりトークンとしてのアイデンティティーをもたせる手法[Dyer,1991], [Tomabechi and Kitano,1989]などが提唱されているが、一般にはマーカ伝播が広く利用されている。さらに、Y a l e, CMUにおけるDMAの手法では、トークンアイデンティティーとしてのマーカの他に概念の表層的な(時間的)な並びを示すマーカも導入されており、例えば、「ひと」、「本」、

「読む」の順番で日本語では入力による活性化がされるなどの、いってみればナイーブな表層的な統語論的制約を「ひと」が活性化されると「本」に予想マーカを伝播するといった手法で表現することも行われている。このようにマーカ伝播とは、超並列的にネットワークを活性化するモデルにおいて、活性の発信ノードや活性化の方向を制御する一つの制御構造といえる。つまり、意味論駆動型のジャンキアン自然言語処理のパラダイムが「自然言語は入力文を表現する概念(記憶)サブネットワークを見つけだすことにより理解される」とするドグマを提唱しており、その実現手法として編み出されたのがマーカ伝播であるといえることができる。この意味でマーカ伝播は知識ネットワークの超並列的な探索手法ともいえる。しかしながら、この考え方の問題は、あくまで特定の自然言語入力に対するサブネットワークがア prioriに存在していることを前提としなければならないことである。これは、自然言語の無限の生成可能性を主張するチョムスキー的言語観に対してあくまでも記憶が先にあり、自然言語理解は過去の記憶を「思い出している」(reminding)にすぎないとする魅力的ではあるが危険ともいえるジャンキアンの信念をパラダイムの底流に持っているからである。しかしながら、この考え方は、何万、何十万という言語運用のパターンとそれぞれに対応する意味ネットワークの形を予め用意しておき、入力から超並列的な探索を行えば自然言語理解は達成できる(また同様に、対訳を用意しておけばそれだけで機械翻訳は達成される)といった、意味の環境依存性、構文の構造依存性を無視した発想につながり易い。現実の自然言語発話においては、特定の構文構造の選択と語彙選択、意味単位の選択は発話環境と常に相互依存的であるため、例えば特定の単語の意図されている意味そのものが、その時々々の談話環境と作りかけられている構文構造それぞれとお互いに作用し合いながら決まっていくわけであるから、たとえ、せいぜい数十通り程度の再帰的な構文規則しかなかったとしても語彙と発話環境との組み合わせは無限になるわけであり、これらの可能パターンを文脈毎に用意しておくのは処理のモデルとして現実的ではないし、認知のモデルとしては全くふさわしくない。実際、いくつかの文章を分析してみると、特定の単語を用意したパターンに詰め込む為に、詰め込みに必要な特徴抽出をしようとしても全体の構文構造と意図される意味が漠然としてでも掴めなければ、例えば、品詞や意味カテゴリーなどの特徴でさえも特定できないことが多い。したがって、膨大な量のパターンを用意しても、曖昧性が高まるだけで、当てはまるパターンを見つけだすことはできない。多くの場合、当てはまる全体としてのパターンが予め判っていないと、各パターンに当てはめる為の個々の部分の特徴抽出ができないという自己矛盾を生み出すのである。

勿論このような手法も、例えば、機械翻訳システムの精度向上等の為に統計的工夫と組み合わせて利用することなどの利用をするならば成果も期待しうるが[Sato,1991], そのまま独立して自然言語処理のパラダイムとするのには無理がある。

4.4 超並列制約伝播の実現手法

超並列制約伝播においては超並列ネットワーク上での制御構造は、マーカ伝播ではなく制約伝播である。これには、統語論的制約、意味論的制約すべてが含まれる。具体的には、入力により活性化されたノードに付随する全ての制約が制約空間で活性化され伝播されていくことにより他の制約と融合しながら入力の表現状態を制約空間に作り上げていくという考え方である。また、このような制約にはトークンアイデンティティーや構造的制約も含まれるため、マーカ伝播で伝えられる情報も当然含まれてくる。しかしながら、マーカ伝播は入力文をア prioriに表すネットワークの部分の探索手法である一方、制約伝播は入力から制約空間における表現論的存在をア posterioriに築き上げていく過程であるという本質的な違

ノ
他
る
利
し
本
論
れ
信
言
よ
と
し
存
す
て
の
と
言
意
特
の
お
規
ン
し
め
ば、
パ
の
分
す
ラダ
る。
ド
の
ン
が
違

いがある。もちろん超並列制約伝播機構そのものが仮想脳の超次元計算の抽象化であるというパラダイムとしての意味付けも大きく異なる。ところで、具体的に超並列伝播を実際に処理可能なモデルとするためには、いくつかの工夫が必要となってくる。

まず第一に、制約空間を表現論的にどう具体化するかの工夫である。超次元ベクトル空間の抽象化としてのオントロジーとしては伝統的な統語論、意味論、運用論といった区分けが無意味ではあるが、アプリアリオリな表現主体として利用される演繹的分析は言語理論、認知理論の現存する仮説である。したがって、これらの表現論としては、それらの理論の表現手法として直接的であるのが望ましい。超並列制約伝播のモデルでは、前述したように、有向グラフを表現手法として採用している。これは、現代言語理論の分析が包摂半順序グラフと呼ばれる情報内容の大小関係を表す有向グラフで表現可能であり、また、意味論を中心とした手法で基本となる意味ネットワークが全て有向グラフで表現可能であるからである。また、これらの有向グラフで表現される制約の処理手法は単一化と呼ばれるグラフ間の融合処理のみに限定した。これもまた、現代言語理論の枠組みにおける分析と伝統的意味処理(論理式やフレームなど)の枠組みにおける分析が単一化を利用して捉えることができるからである。

第二の工夫は既存の意味ネットワークの利用である。本来、超次元制約空間のレベルでは意味論的制約空間と統語論的制約空間の区別は無意味であるが、Quillian以来利用されている意味ネットワーク、概念ネットワーク、記憶ネットワーク等と呼ばれている宣言的かつ先験的な意味論的ネットワークを一つの抽象度のレベルにおける情報の捉え方とすれば、既存の人工知能システムや自然言語システムのこれらの膨大な知識ネットワークを利用することも可能である。当然このような抽象化により失われる可能性のある制約もあるわけである。一つめは、統語論的情報が異なる抽象度の情報となることによる意味論と統語論の分離により失われるものである。例えば、意味論的性格と統語論的性格の両方を強く持った制約などは、意味論的レベルの制約空間を分離する事により、本来のスムーズな制約処理がむずかしくなるはずである。場合によっては、ChomskyとSchankの分離と変わらなくなってしまう危険性もあるわけである。そこで、このような意味論的情報と統語論的情報のモジュール化を防ぐため、意味論的制約空間と統語論的制約空間を直交させすべての表現論的存在が同時に意味論的な制約を充足しなければ活性化しないような考え方を導入している。二つめは、非記号的及び準記号的な情報とのやりとりにおいて失われるものである。例えば、ニューラルネットでは捉えられる非記号的規則性などは、記号レベルを超並列制約伝播の抽象度として選ぶことにより意味論的制約や統語論的制約とのやりとりが難しくなる。そこで、異なる抽象度の情報間のやりとりを表現手法の変換を通して実現する事になる。例えば、ATRのMONA-LISAプロジェクトでは、リカレントニューラルネットの中間層のベクトル状態をグラフ化し記号化するなどの工夫を行っている[Tomabechi, 1991b]。このように、記号的レベルを超並列制約伝播の抽象度として選び、また、意味論ネットワークとしての抽象化を維持し、有向グラフとしての表現手法を利用することにより、また、もともと非記号的な情報は明示的にその部分情報をグラフ化し記号化することにより、既存の知識ネットワークを利用して、伝統的な記号論的制約処理と、ある程度のソフトな(準記号的な)制約処理が実現されている。ここで、意味論的制約以外の制約は全て記号化されたグラフとして意味論平面からより高次の制約空間に突出(直交)する存在として表現される(図2)。具体的には、統語論を表す制約グラフや語用論を表す種々の談話制約グラフを意味論平面(空間)上の超並列活性化ノードに意味論平面(空間)の外側にむけて付随させ、活性化に伴い伝播させることにより処理を実現する。

最後に、第三の工夫であるが、これは、特に現代言語理論を利用する為に導入されている一つの手法であり、意味論空間と統語論空間の分離により必要となった手法である。これは、ヘッド(主辞)とサブカテゴリゼーションの概念の採用である。ヘッド(厳密には語彙ヘッド)とは句全体の統語論的な特徴を決定する語である[Jackendoff, 1977]。これらのヘッドを表現するノードでは付随する制約グラフにヘッドの特徴情報(head feature)を記述する。また、これらのヘッドノードがサブカテゴリ化する(補語の)語彙ノードより伝播された制約グラフと自身の制約グラフを融合(単一化)する超並列的活動を活性化時に自律的に行うように定義する。ここで、サブカテゴリゼーションとは、それぞれのヘッドが自身の取り得る補語の

数と種類によって分類(サブカテゴライズ)されることにより名付けられた現象であるが、特定のヘッドと他の語句との結び付きを決定する制約である。このサブカテゴライゼーションの制約充足活動をヘッドであるノードに固有の自律的な超並列的活動として定義する事により、別個の統語論処理モジュールやいわゆるパーサーを他に利用することなく、超並列制約伝播活動中に統語論的制約処理を明示的に行わせることが可能となった。これらヘッドの概念とサブカテゴライゼーションの概念は、共に現代言語理論で一般に受けいられている概念であり、特に新しい考え方ではない。ただ、両概念共にChomsky的な考え方であり、いわゆるシャンキアン自然言語処理では採用されていない。これは、ヘッド、サブカテゴライゼーション共に、統語論的なオントロジーをベースにしたものであり、概念や記憶のユニットで表現されるような既存の意味論ネットワーク上の存在とは異質な存在(情報)であるため、これらの制約を意味論ネットワークに導入することができなかつたためである。また、Schankがこのような統語論的制約を使うことをせず意味論だけで自然言語理解は可能であると一貫して主張してきたことも理由のひとつである。ただし、外部節の主語や目的語が内部節の主語と同じものを指示する現象(制御(control))や、構文構造に依存して代名詞などの名詞句の照応可能性が制約される現象(束縛(binding))などの現象をはじめとするいくつかの重要な言語現象が、意味論とオントロジーを異にする独立した統語論的制約なしには記述不可能であるという見方が現在主流であり、実際、既存のマーカ伝播を利用した意味論主導の処理では、このような言語現象を扱うことは不可能である。制約伝播の考え方を導入することにより、このような統語論的現象も意味論的制約処理を維持しながら一般的に扱うことが可能となる。

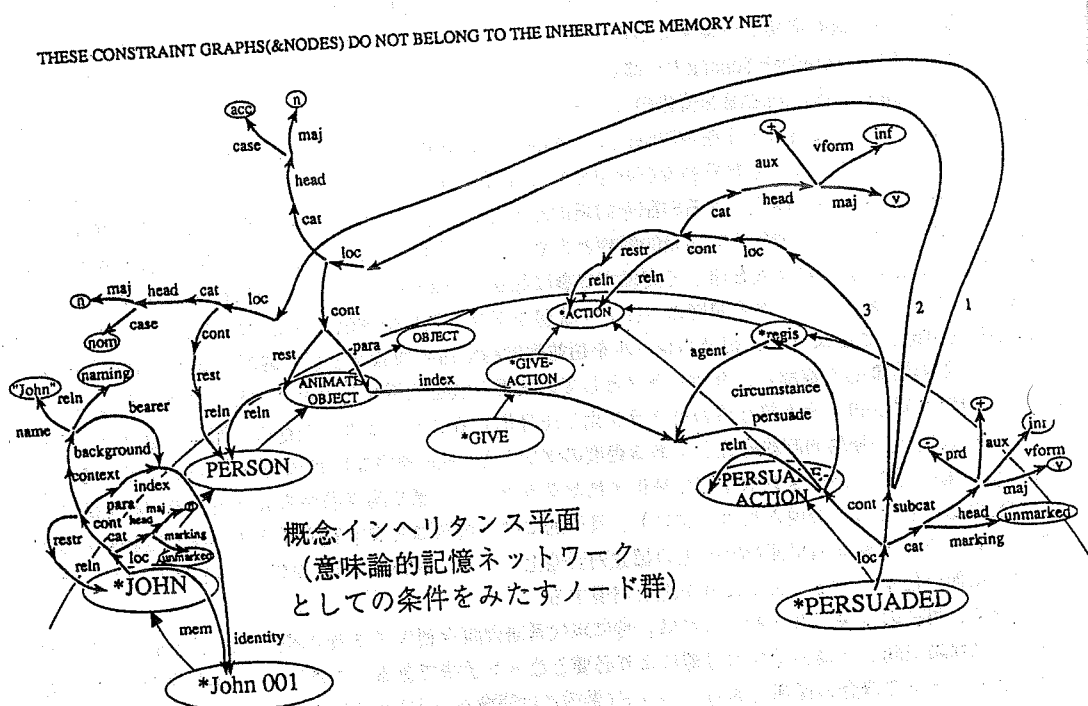


図2 超並列制約伝播ネットワーク (グラフ伝播)

と他
ちる
ゆる
とが
とけ
、い
共に、
の意
尊入
未論
筋の
詞な
い言
見方
を扱
約制

以上、超並列制約伝播による自然言語処理の考え方を紹介したが、基本となっている主張は、まず第一に、このモデルが、抽象度が上がったレベルでの仮想脳の認知モデルとして主張されていることである。したがって、あくまでも仮想個人の記憶(personal memory)における認知活動のモデルとして考えられている訳であり、個人の記憶から切り離された制約充足活動とは見られていないということである。第二に、同時に、現代言語理論的な分析やアプリオリな世界知識も明示的に制約として活用すべきであるという考え方を主張していることである。これはコネクショニストの考え方や、統語論に対するメモリーベース的な考え方とは対照的である。統語論の原則に関しては、Chomskyは生得的としてこのような考え方をとっており、また概念的知識(世界知識)に関しては伝統的AIでは、当然の如くこの立場をとってきている訳であるが、このモデルでは、仮想的超次元制約空間の抽象としてその存在論を前提としているのである。いわば、人工知能・人工生命が発生した時点におけるアプリオリな知識としてのロボット認識論(robot epistemology)の立場をとっているのである。第三に、超並列制約伝播としての抽象度は、便宜的に記号レベルで選ばれているということである。つまり、制約記述を現存する知識記述を利用するのに都合のよい記号レベルで行っているということであり、場合によっては、より高度なインテリジェンスにより、更に抽象度の高いレベルで記述されていても、また逆に、より物理世界に近いレベルで記述されていても構わないということである。例えば、エネルギーのレベルやクォークのレベルで記述されていても抽象度の異なる同じ超次元制約空間での出来事の記述として見なされるという主張である。第四に、これらの抽象度の異なる記述間での表現方式の置換を可能とすれば、処理する外界情報や内部情報に合わせて自由に抽象度の異なる制約を混在可能であるという主張である。例えば、視覚情報を物理的レベルに近いレベルで記述し、他の制約とは抽象度の変換により相互作用させることができる枠組みであるという主張である。このような意味で超並列制約伝播の考え方は、異なる抽象度、アプリオリシティー、モーダルチャンネルにおける情報を融合的に利用して自然言語処理・知能処理を行っていく一つの枠組みとして主張されているのである。

5. あとがき

自然言語処理は人工知能(AI)や人工生命(AL)研究の一つの重要な分野であるが、恐らく他のAI/AL分野以上に方法論やパラダイム間の差異が大きいと思われる。これは、計算機科学や脳神経医学といった分野での成果が人工知能・自然言語研究に影響を与え始めるより遙か以前から、言語学者達や哲学者達、また心理学者達が研究成果をあげてきたからであり、更に、それらの分野での成果が力任せの機械的処理で得られてきている言語現象のシミュレーションに比べ、遙かに説得力のある分析を示しているからである。したがって、自然言語処理研究をどのような伝統的学問分野の影響下で行うか、また、どのような目的で行うかにより、方法論とパラダイムの両レベルで種々の信念が生まれてくるわけである。本稿では、方法論として超並列処理の枠組みで、現代言語学者の分析と人工知能の意味ネットワークの手法の実現を両立させる有向グラフの超並列伝播の手法と、パラダイムとしての、超次元制約空間の抽象化としての超並列制約伝播の意味付けを紹介した。

また、現在主流となってきているPDPをはじめとするニューラルネット研究が、あくまで神経回路網のダイナミクスを最新の脳神経科学の客観的な分析をもって徐々に解明していくことにより、数理科学の力で人間の認知解明をいずれ達成できるとの信念を持っているのに対して、自然言語の立場から、情報内容としての抽象化された制約記述なしには難しいとの考え方から作られたモデルとして見ることもできる。Chomsky的な言語観ではこれらの制約は多分に生得的な情報内容であり、その意味で遺伝的に神経回路網の構造的な部分でアプリオリなものであり、したがって、情報内容(抽象度の高い制約内容)を利用せずしてこれに対応する神経構造機構を高次にダイナミズムのみからとらえることは難しいという見方としても理解できる。また、一般的には、抽象度の高いレベルで記述されるべき制約を敢えて物理的ダイナミズムで捉えることの意義が乏しいとする立場である。これに対して制約伝播の考え方は、情報内容に見合った抽象度での制約記述を狙うことにより自然言語処理をはじめとする知能処理を行おうという提案である。ま

た、脳の物理的実体がある以上、脳の物理的レベルに近い抽象度で記述すべき制約はそのレベルでとらえ、表現論の置換により他の制約と融合していこうという提案である。この意味では、あくまでデカルト的な認知と脳の切り離しを主張する伝統的AIの考え方とは異質なものである。具体的な自然言語処理の手法としてとらえると、超並列制約伝播を利用した自然言語処理は、これまで統語論対意味論(syntax vs semantics)もしくはChomsky対Schankで対比されてきた性質の異なる制約の融合をモジュール化されたインタラクションではなく、均一な制約伝播活動の枠組みでとらえようという試みでもある。統語論、意味論共に伝統的に有向グラフで表現可能な記号的制約として記述されてきたことを利用して、有向グラフの超並列伝播を採用することにより、均一な制約伝播活動が得られるという主張である。ATRやCMUでの実験でも、これまでにこの手法で良好な結果が得られてきており、その意味でも有望な自然言語処理の考え方であると思われる。

将来的な展望であるが、先験的な統語論原則や、本能的な制約情報とみられる知識、またロボット認識論としてアプリアオリにすべき世界知識などをすでに獲得している制約ネット(グラフ)やニューラルネットの設計情報をDNA情報として進化させていったり、他の分野で成長した制約ネットと交配していくなどの試みも重要であろう。また、記号的制約を一部ニューラルネットレベルまで抽象度をさげて、ニューラルの単一化などにより融合していく試みも必要であろう。特に、視覚、聴覚、触覚の各モーダルチャンネルに係わる部分のニューラルネット化がマルチモーダルなトータル自然言語処理系の構築に効果をあげよう。例えば、視覚ニューラルネットの認識と聴覚ニューラルネットの認識とシンボルグラウンディングされた記憶と記号レベルの推論が協調しながら自然言語を処理していくようなシステムの構築などが考えられよう。例えば、仮想現実(バーチャルリアリティー)で代表されるような、現存のマルチモーダル手法が物理から物理の世界への入出力手法に過ぎないのに対して、音声言語や視覚認識によるニューラルネットベースの物理的信号入力をモーダルチャンネルとしながらも、準記号的・記号的抽象化と制約伝播を経ることにより、認知的に入力を加工しながら、サイバースペース的な投影を可能にするような、次世代の仮想現実手法のベースとすることもなり得よう。

また、人工生命を進化させていくうえでは、人間の下意识にあたる、準記号的・非記号的な巨大な意識空間をアプリアオリ・アポストリアオリ両方で築き上げていかねばならず、その意味でも、人間の変性意識(ASC)とのコミュニケーション能力をもった人工知能の構築も不可欠であろう。そのベースとして、超並列制約伝播の枠組みで、下意识レベルにおけるマンマシンインターフェースのモデル構築を試みることも意義があろう。

最後になるが、超並列的な有向グラフの伝播をハードレベルで実現するような超並列マシンの設計、構築もまた一つの将来的な展望である。すでにCM5のように有望とみられるマシンも実現しつつあり、また周波数変調ニューラルネット[Tomabechi and kitano,1989]やホログラフィックマシンなどいろいろな可能性が将来考えられると思われる。すでに人間の知的処理の母体である脳が超並列的である以上、人工知能・人工生命の知的処理の母体も超並列的になっていくのは疑いのないことであると思われる。

参 考 文 献

- 1) J.Barwise and J.Perry: Situation and Attitudes, MIT Press, 1983.
- 2) E. Brennan, W. Friedman and C. Pollard: A Centering Approach to Pronouns, In Proceedings of 25th Annual Meeting of ACL, 1987.
- 3) J. Bresnan and R. Kaplan: Lexical-Functional Grammar: A Formal System for Grammatical Representation, In J. Bresnan (ed.), The Mental Representations of Grammatical Relations, MIT Press, 1982.
- 4) E. Charniak: Passing Markers: A Theory of Contextual Influence in Language Comprehension, Cognitive Science, Vol.7, 1983.

とらえ、
ト的な
手法と
s seman
ンタラ
論共に
超並列
食でも、
である

ット認識
レネット
などの試
-ラハレ
ルチ、ノ
果をあげ
ディング
どが考え
-ダル手
-ラルネ
約伝播を
、次世代

な意識空
変性意識
として、
試みるこ

設計、構
り、また周
るな可能性
、工女

eedings

ical

lations,

hension,

- 5) N. Chomsky: Aspects of the Theory of Syntax, MIT Press, 1965.
- 6) N. Chomsky: Reflections on Language, New York, Pantheon, 1975.
- 7) N. Chomsky: Knowledge of Language: Its Nature, Origin, and Use, New York (Praeger), 1986.
- 8) N. Chomsky: Lectures on Government and Binding, Foris, Dordrecht, 1981.
- 9) N. Chomsky: Barriers, MIT Press 1986.
- 10) M. Dyer: Symbolic Neuro Engineering for Natural Language Processing: A Multilevel Research Approach, In J. Barnden and J. Pollack (eds.), Advances in Connectionist and Neural Computation Theory, Vol. I. High-Level Connectionist Models, Ablex Publishing Co., 1991.
- 11) S. Fahlman: NETL: A System for Representing and Using Real-World Knowledge, MIT Press, 1979.
- 12) G. Frege: On Sense and Reference, In P. Greach and M. Black (eds.), Translations from the Philosophical Writings of Gottlob Frege, Oxford Basil Blackwell, 1952.
- 13) B. Grosz, K. Joshi, and S. Weinstein: Towards a Computational Theory of Discourse Interpretation, Draft, 1986.
- 14) T. Gunji: Japanese Phrase Structure Grammar, D. Reidel Publishing Co., 1987.
- 15) R. Jackendoff: X-Bar Syntax: A Study of Phrase Structure, MIT Press, 1977.
- 16) H. Kitano and T. Higuchi: Massively Parallel Memory-based Parsing, In Proceedings of IJCAI-91, 1991.
- 17) C. Martin: Case-based Parsing, In C. Riesbeck and R. Schank(eds.), Inside Case-based Reasoning, Lawrence Erlbaum Associates, 1989.
- 18) R. Montague: English as a Formal Language, Linguaggi nella e nella Tecnica, 1970, Reprinted in R. Thomason (ed.), Philosophy: Selected Papers of Richard Montague, Yale University Press, 1974.
- 19) E. Nyberg: HyperFrame User's Guide, Cognitive Research Laboratories, 1989.
- 20) T. Morimoto, M. Suzuki, T. Takezawa, G. Kikui, M. Nagata, and M. Tomokiyo: A Spoken Language Translation System: SL-TRANS2, In Proceedings of COLING-92, 1992.
- 21) C. Pollard and I. Sag: Information-based Syntcax and Semantics Vol. I, Lecture Notes, CSLI, 1987.
- 22) M. Quillian: Semantic Memory, In M. Minsky (ed.), Semantic Information Processing, MIT Press, 1968.
- 23) C. Riesbeck and C. Martin: Direct Memory Access Parsing, Report 35, DCS, Yale University, 1985.
- 24) S. Sato: Example-based Translation Approach, Doctoral Dissertation, Kyoto University, 1991.
- 25) R. Schank: Dynamic Memory: A Theory of Leaning in Computer and People, Cambridge University Press, 1982.
- 26) C. Sidner: Focusing in the Comprehension of Definite Anaphora, In M. Brady and R. Berwick (eds.), Computational Models of Discourse, MIT Press, 1983.
- 27) H. Tomabechi: Direct Memory Access Translation, In Proceedings of IJCAI-87, 1987.
- 28) H. Tomabechi and M. Tomita: The Integration of Unification-based Syntax/Semantics and Memory-based Pragmatics for Real-time Understanding of Noisy Continuous Speech Input, In Proceedings of AAAI-88, 1988.
- 29) H. Tomabechi, T. Mitamura, and M. Tomita: Direct Memory Access Translation for Speech Input: A Massively Parallel Network of Episodic/Thematic and Phonological Memory, In Proceedings of FGCS-88, 1988.
- 30) H. Tomabechi and H. Kitano: Beyond PDP: the Frequency Modulation Neural Network Archi-

- ecture, In Proceedings of IJCAI-89, 1989.
- 31) H. Tomabechi and L. Levin: Head-driven massively-parallel constraint propagation: Head-features and subcategorization as interacting constraints in associative memory, In Proceedings of CogSci'89, 1989.
 - 32) H. Tomabechi: A Graph Propagation Architecture for Massively-Parallel Processing of Natural Language, In Proceedings of the 13th Annual Conference of the Cognitive Science Society (CogSci-91), 1991a.
 - 33) H. Tomabechi: MONA-LISA: Multimodal Ontological Neural Architecture for Linguistic Interaction and Scalable Adaptations: A Massively Parallel Architecture for Symbolic and Subsymbolic Interactions, In Proceedings of the International Workshop on Fundamental Research for the Future Generation Natural Language Processing (FGNLP-91), 1991b.
 - 34) H. Tomabechi: Quasi-Destructive Graph Unification with Structure Sharing, In Proceedings of the International Conference on Computational Linguistics (Coling-92), 1992.
 - 35) D. Waltz and J. Pollack: Massively Parallel Parsing: A Strongly Interactive Model of Natural Language Interpretation, Cognitive Science, Vol.9, 1985.