

カオス神経回路網による意味概念空間の構成と利用について

ニューラルネットワークによるシソーラス

津田一郎

野村浩郷

九州工業大学情報工学部

本稿では、意味概念空間の動的な構成法と利用について新たな論理モデルと実現モデルを提案する。論理モデルは概念と概念間の関係との二層構造の上でつくられる。実現モデルはカオス神経回路網の上でつくられる。意味概念の記憶と想起が環境に応じて動的になされることにより、意味概念間の関係が自動的に形成されるカオスシソーラスを提唱しその自然言語意味理解への適用を検討する。

CONSTRUCTION OF THE CONCEPT SPACE BY MEANS OF CHAOTIC NEURAL NETWORKS AND
ITS APPLICATION TO THE NATURAL LANGUAGE UNDERSTANDING

THESAURUS ON NEURAL NETWORKS

Ichiro TSUDA and Hirosato NOMURA

Department of Artificial Intelligence
Faculty of Computer Science and Systems Engineering
Kyushu Institute of Technology
Iizuka-shi, 820 Japan

We propose a new computational model for a dynamic construction of concept space. The model consists of two layers. A meaning of the natural language or a relation among meanings is represented respectively in each layer. The model is performed on the chaotic neural networks. In this framework, we propose a chaotic thesaurus which automatically generates relations among meanings according to constraint. We also discuss an applicability of the model to the meaning understanding of natural languages.

1.はじめに

近年、計算言語学における自然言語の統語論・意味論の分析の発達、および人工知能の発達に伴い、自然言語の意味を理解できる機械を実現することへの要請はますます強まってきた。これに答えるためには、個々の言語表現が表わす意味概念とそれぞれの意味概念の間の関係を談話や状況に対応させて共に知識として記述し、その知識を使って意味を理解する方法を確立しなければならない。このとき、談話や状況の違いに応じて知識を記述し活用することが重要であり、それを実現するためには、動的な知識格納枠組みを用意し、かつそれを使って動的に知識を記憶しかつ想起するメカニズムを確立しなければならない。本稿では、意味概念の動的な知識格納枠組みとして計算論的神経科学におけるカオス神経回路網を応用し、意味概念の記憶および想起が談話や状況に即して動的にできるカオスシソーラスを提案し、それを使う自然言語意味理解方式を検討する。

2.動的シソーラス

自然言語処理における意味理解とは、語の系列として表わされた言語表現が伝える意味内容を機械が外の目的に利用できる形で記述することである。外の目的とは、機械翻訳システムや通訳システムにおける訳文の生成、文書校正システムにおける校正稿の作成、要約作成システムや抄録作成システムにおける要約文や抄録文の作成、データベースに蓄積するデータの作成、状況に依存する人間と機械の間の対話などである。

言語表現には語、句、文、文章などのいくつかのレベルがあり、それぞれが表わす意味概念はそれらが言語表現された環境によって異なる。ここで、環境とは、言語表現がおこなわれるときの状況、談話、目的、意図、相互知識などの総称とする。

環境を特定しない場合には、言語表現が表わす意味概念は極めて多義である。多義にもいろいろなレベルがあるが、一般に、言語表現の長さが短いほど多義の度合いが大きい。環境を特定し、その環境のもとで外の言語表現との組合せを確定することにより、言語表現の多義は解消に向かう。人間の間で行われるコミュニケーションでは多義を完全に解消することはまれであるかも知れないが、自然言語処理は、本来、多義の解消を目的とする。結果的に残った多義は、多義であることを認識したうえで、それぞれを併置する。

環境の認識は、通常は、言語表現の組合せの認識、すなわち解析の進捗に従って進む。これは、解析の進行に伴う多義の減衰に平行する。ときには、解析を開始する前から環境に関する情報、すなわち多義を減衰させる情報が与えられることもある。例えば、記事のタイトルや対話の相手から情報が得られる。

環境を特定することにより多義が減衰できるならば、あらかじめ認識される情報および解析の進行に伴い認識される情報をすぐさま活用し、多義の早期な減衰を図ることが望ましい。これを効率的に実現する方法として環境の変化に動的に追従できる動的知識格納枠組みを使うことが考えられる。このような動的知識格納枠組みを実現するためには環境に制約された連想に基づく動的な知識記憶と動的な知識想起のメカニズムが用意されなければならない。

自然言語処理に使う知識には、辞書や文法などがあるが、ここでは言語表現が表わす意味概念に話を絞ることとする。すなわち、構造的および語彙的な構文情報は十分活用されているものとする。一般に、語が表わす意味概念は辞書に格納され、その意味概念の間の関係はシソーラスに格納される。しかし、現在の自然言語処理では、これらのいずれも高度に活用する段階にはない。

辞書とシソーラスを合わせて2層構造を持つ知識格納枠組みを考える。単純化していえば、一つの層は意味概念を表わす辞書に対応し、もう一つの層は意味概念間の関係を表わすシソーラスに対応する。知識の動的な記憶と想起のメカニズムは、カオス状態を持つ神経回路網により構成されたこの2層構造のなかで実現する。

3.カオス神経回路網

脳科学の分野における計算論的神経科学において、いわゆる神経回路網を情報処理に応用するための研究が活発に行われている。そこでは、神経回路網の構成要素である神経細胞に関して、神経細胞の間の結合に可塑性を与えることにより学習能力をもたせて、それを使って、情報処理を行っている。

このような研究は、音声の認識や合成に多く活用されており、例えば、神経回路網に数多くの単語を発音とともに学習させ、出力層に DEC-talk を使ったいわゆる NET-talk と呼ばれる言語学習・発声機が作成されている。

このような研究は、神経回路網の内部に形成された力学系の固定点に各単語と発音を対応させるものである。このような方法でも音声処理などの分野で

一定の成果が認められるが、自然言語意味理解などの高度に知的な情報処理を達成しようとするときには飛躍した成果は望めない。それは、神経回路網に持たせるダイナミックスの問題であり、現在までに活用されている程度のダイナミックスでは高度に知的な情報処理は全く期待できない。これは、神経回路網における力学系の固定点を用いるという基本的な原則に関わるものであり、状況変化に柔軟で適応的な機能を実現するためには動的なメカニズムを内部に持つものでなければならないからである。

実際、NET-talk はバックプロパゲーション(略して **back-prop** という)のアルゴリズムを使っているが、このシステムには力学系の固定点のみ存在しダイナミックなアトラクターはない。アトラクターとは、力学系の位相空間内で漸近的に不変多様体に収束するような初期状態の開集合である。固定点、極限周期解(リミットサイクル)、多重周期解(n -トーラス)、ストレンジアトラクター(カオス)が現在までに分かっているアトラクターである。ダイナミックなアトラクターとはこれらのアトラクターのうち固定点を除いたアトラクターである。**back-prop** は、出力信号と望ましい信号との差である誤差信号のノルムの2乗を最小にするように、誤差の情報を順次入力側へ送り各層間の結合定数を変化させるアルゴリズムである。Sejnowski らは英語の綴りを7文字単位で順にシフトさせて入力し、出力層で発音を教えるという入出力関係の学習にこのアルゴリズムを適用し、1,000語の単語の学習に対し10,000語の単語の90%を正しく発音することを確認した。

また、連想記憶の問題に使われている **Hebb** のアルゴリズムは力学系の固定点をネットワーク内に作る。これはネットワークを決定論的にモデル化しても確率論的(ニューロンが非同期に動作する)で結合が対称($C_{ij}=C_{ji}$ 、ただし $C_{ii}=0$)であるようにモデル化しても多数の固定点をネットワーク内に作ることに同じである。確率論的ネットワークで結合が対称の場合($C_{ij}=C_{ji}$)がスピングラスと似た構造をもち、**TSP(Travelling Salesman Problem)** などの **NP-complete** な問題の効率のよい近似解を与えることが **Hopfield** らによって明らかにされたが、これとてもネットワークが状況に応じてダイナミックに働くというものではなく、ネットワークがよい解にうまく収束するための初期設定を問題ごとに人間が外から与えてやらねばならない。具体的には問題の最適化のためのポテン

シャルとネットワークの最適化のためのポテンシャルを対応させるためのパラメーターの選択である。スピングラスというのは、強磁性体と反強磁性体が混ざった磁性体で、この相反する性質を持つ物質の混合によりスピ(磁気モーメント)間にフラストレーションがおこる。このフラストレーションの結果、相互作用エネルギーに多数の極値が現れる。これと同じ状態をニューラルネットワークで構成することができ、そのとき極値は記憶に対応する。このことを使ったのが **Hopfield** の連想記憶のモデルであり、その論理が **NP 完全** の問題に応用されたのである。

本稿で提案するカオスシソーラスは、こういった力学系の固定点を使うネットワークの上で働くのではなく、ネットワークを平衡から遠い非平衡状態にしてダイナミックスがうまく働くようにしたときその非平衡ニューラルネットワーク上で働くものである。この非平衡ニューラルネットワーク上にシソーラスを構築するためには、ニューラルネットワークでの記憶と学習について理解し、カオスがどのように形成されるかを調べなければならない。また、ここでいうカオスがいわゆる混沌ということばかり連想されるランダムな状態とは異なっていることは注意を要する。ここでいうカオスは決定論的なルールに従って生み出される巨視的な状態であり、あらゆる周期を持つ秩序状態を内包すると同時に(それらは不安定である。)非周期的な状態を実現するものである。非周期的な状態を保証するメカニズムは軌道不安定性である。軌道不安定性とは、位相空間内の二つの軌道が時間とともに指数関数的に分離することをいう。物理的に意味のある系は有界であるので、二つの軌道の距離は無限にまでのびず、おりたたまれる。このようにしてできた不変多様体がストレンジアトラクターであり、ストレンジアトラクターをサポートとする系の状態がカオスである。

3-1 神経論的計算

ニューロンは、軸索、細胞体、樹状突起から成る。軸索は他のニューロンとシナプス結合する。もし入力のシナプス荷重つきの総和がそのニューロンのスレッショールドを越えればニューロンはアクティブになり、軸索にそって伝搬するアクションポテンシャルを生み出す。従って、簡単な形式ニューロンは、次のダイナミックスに従うと考えられる。

$$Y_i(t+1) = f(\sum_j C_{ij} X_j - \Theta) \quad (1)$$

ここで f は様々な形をとる。 f が離散的な値をとるか連続的な値をとるかに応じて式(1)は、それぞれデジタルスレッシュールドダイナミックス、アナログスレッシュールドダイナミックスとして振舞う。ニューラルネットワークは、このようなダイナミックスをもつニューロンから成る。

平衡ニューラルネットワークでつくられる連想記憶は、distributed representation, fault tolerance, pattern completion のような性質をもつ。distributed representation とは、個々の記憶がネットワーク全体に広がって表現されるためすべての記憶は重ねあわされた状態で存在することをいう。fault tolerance とは、ネットワークの一部が破壊されてもあるいはパターン表現に誤差が生じて、記憶の想起能力は正しく保たれる性質をいう。pattern completion とは、入力パターンが不完全でも完全なパターン想起が行える性質をいう。これらは大変すばらしい性質であるが、平衡ニューラルネットワークは、本質的な意味でルール自己組織能力はない。従って、rule-driven あるいは table-driven である人工知能を本質的なレベルで補うことはできない。結局それは、システムの外部から与えられたルールに従うのみである。この点をつぎにみている。

いま、パターンあるいは事象あるいは知識その成分が個々のニューロンの活動度であるようなベクトル $y(e)$ で表されるとする。ここで e はパターンの種類を表す。シナプス荷重を行列 (C_{ij}) で表す。このとき次の性質が導き出される。

$$(1) \text{自己想起} \quad C_{ij} = \sum_e y_i(e) y_j(e) \quad (2)$$

もし入力が不完全なパターンなら出力は完全なパターンである。つまり pattern completion が得られる。

$$(2) \text{相互想起} \quad C_{ij} = \sum_e y_i^{(e)} x_j^{(e)} \quad (3)$$

もし入力が x なら出力は y である。つまり pattern association が得られる。

$$(3) \text{時間想起} \quad C_{ij} = \sum_e y_i^{(e+1)} y_j^{(e)} \quad (4)$$

もし入力が $y^{(e)}$ なら出力は $y^{(e+1)} \rightarrow y^{(e+2)} \rightarrow y^{(e+3)} \rightarrow \dots$ である。つまり時間順序が得られる。

しかし、これらはすべて想起に関する直接的な

ルールがあらかじめ与えられた結果である。というのも出力結果は簡単な線形代数の演算の直接的な結果であるからである。

4番目の例は、システムが例えば $E = -1/2 \sum_{ij} C_{ij} y_i y_j$ で与えられるようなポテンシャルを持つ場合である。これは、ホップフィールドが最初に提案したスピングラス的なモデルに見られる。この系では、多くの準安定状態が存在する。ポテンシャルの深い谷に対応する準安定状態は、学習したパターンの表現であり、浅い谷に対応する準安定状態は、学習とは無関係な寄生的なモードである。このシステムの目的は学習パターンに対応するひとつの準安定状態を出力することである。つまり、ひとつのパターンのたった一回の想起が期待されるだけである。各準安定状態間のダイナミックな遷移は存在しない。これをシステムが偏執的であるという。また、以上のシステムには別の弱点があるが、ここではこれ以上詳しくは述べない。

このように、平衡ニューラルネットワークは自然言語のシソーラスを構築する道具としては不適切である。そのためには、埋め込まれた事象のダイナミックなアクセスが必要である。これは非平衡ニューラルネットワークで実現される。特に、新たに提唱した補償学習の概念を使ってルールの自己組織化にもとづいた事象の連続的想起過程が実現される。このことについて次に述べる。

3.2 ダイナミックマスキングによる補償学習

一般に非平衡ニューラルネットワークはエネルギー関数を持たない。そこで、エネルギー関数にもとづいたポテンシャルの代わりに、もっと普遍的なメジャーを捜さなければならない。ひとつの可能なメジャーとして、次の量を採用することができる。

$$\Gamma = \sum C_{ij} \quad \text{for each pattern} \quad (5)$$

和はアクティブなニューロンと結合しているシナプスについてのみとる。 Γ はパターン空間における総体的なシナプス結合強度の分布を表現している。 Γ は総体的な興奮性シナプス結合強度分布と抑制性シナプス結合強度分布に分離できる。すなわち、

$$\Gamma = \Gamma_e - \Gamma_i \quad (6)$$

$$\Gamma_e = \sum C_{ij}^e \quad \text{for each pattern} \quad (7)$$

$$\Gamma_i = \sum C_{ij}^i \quad \text{for each pattern} \quad (8)$$

式(6)は補償効果を表す。というのも、学習時に興奮性シナプスの可塑性により形成された分布 Γ_e は、可塑性のある抑制性シナプスによって現在出力されているパターンに抑制をかけることにより成長した分布 Γ_i によって補償されるからである。もし、抑制性シナプス強度の自然な減衰を仮定するならば、この補償学習によりシステムは蓄えられた記憶を全く失わずに、記憶間を連続的に想起するようになる。

3-3 カオス神経回路網の実現

上の補償学習は次のようなモデルで実現可能である。

$$\begin{aligned}
 y_i(t+1) &= I^p(\sum_j C_{ij}(t)y_j(t) + d_i x_i(t) - \Phi^H(\{y(t)\})) \\
 x_i(t+1) &= I^p(\sum_j e_{ij}y_j(t)) \\
 C_{ij}(t+1) &= C_{ij}(t) + l y_i(t)y_j(t) \\
 C_{ij}(1) &= \sum_e y_i(e)y_j(e) \\
 I^p(z) &= (+1 \text{ if } z > 0 \text{ and } -1 \text{ if } z < 0) \text{ with prob. } p \\
 \Phi^H(\{y\}) &= k(t)\sum_j C_{ij}^H(t)y_j^H(t)
 \end{aligned}
 \tag{9}$$

我々は多くのシミュレーションを実行したが典型的な例を図1に示す。ここでは、ニューロンは-1と+1の値しか取っていない。学習時に6個のパターンが埋め込まれた。補償学習により学習したパターンが自動的に想起されている。

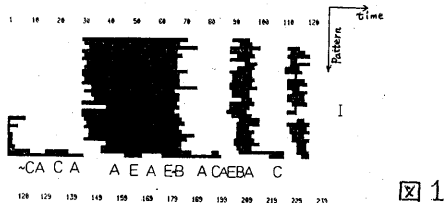


図 1



図 2

ここでひとつ問題が生じる。一見ランダムに見えるパターン遷移にルールが存在するであろうか。我々は、アクティブなニューロンの個数を新

しい値が得られるたびに観測してひきつづく時間での個数の比の逆正接関数を取り、一次元プロットをとった。図2に結果を示す。

結果はいわゆる円写像で近似される。

$$X_{n+1} = X_n + A \sin(4\pi X_n) + C \pmod{1} \tag{10}$$

図2のダイナミックスは円写像のカオス解に対応している。興味深いことは、ここで得られた円写像は埋め込むパターンの種類と数にほとんどよらない普遍的なものであるということである。ただし、この円写像は学習時におけるパターンの提示の仕方に依存する。例外は完全に直交したパターンを埋め込んだときである。このときは、上記の一次元写像による表現は崩れる。

我々は、さらにモデルをアナログ値をとるよう拡張し、学習時に形成された興奮性シナプス結合強度の分布のトポグラフィーに応じた想起過程が得られることを示すことができた。このときも、ネットワークの全活動度はカオティックである。

以上のように、興奮性シナプスの学習により神経回路網の内部に多くの力学系の固定点ができるが、抑制性シナプスの学習によりそれらの固定点が一時的に不安定化し固定点の間に関係が生まれる。この固定点間の動的関係の実現が神経回路網のカオスである。したがって、神経回路網のこの性質を利用すれば、神経回路網を動的な知識格納枠組みとして活用できる。このような機構の上に作成する動的な知識格納枠組みをカオス神経回路網とよぶことにする。

自律生成されたカオスに駆動された知識の連鎖には一定の特徴がある。

隣り合う知識は似かよっているが、少し離れたところに位置する知識は全く異なっており、また十分離れたところに位置する知識は似かよっている、というものである。これは、この場合のカオスがトラス的なインターミッテンシーであることによる。インタミッテンシーとは、周期状態の影響を強く残したカオス状態である。このとき知識の連鎖は上のような通常とは異なるメトリックをもち、知識の連鎖が少しずつメトリックを変えながら繰り返される。言い替えれば、カオス神経回路網は図3のような木構造を自ら内部に生成し、図の矢印のようなダイナミックスを実現し、意味的な類似度に従って知識の列を出力する。

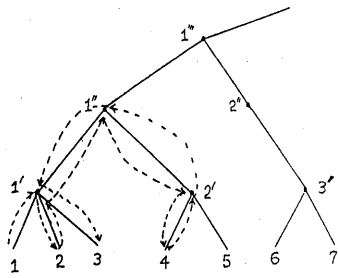


図 3

4.カオスシソーラス

カオス神経回路網の上に格納する意味概念とその間の関係をカオスシソーラスと呼ぶことにする。カオス神経回路網の上に形成されたカオスシソーラスの動的構造は、もし知識の学習の仕方が同じなら埋め込む知識の種類に依らず同一の生成ルールを示すが、知識の埋め込み方が異なればそれに応じて異なったものになるという性質をもつ。すなわち、神経回路網を構成する神経細胞間のシナプス荷重の学習方式は一定でも神経回路網への知識の提示の仕方が異なれば、カオスシソーラスの生成ルールは異なる。例えば、A,B,C----で表現される知識を埋め込むとき、提示の仕方によってB,C,A,---の順によく(強く)記憶されるということがおこり想起の仕方もその順序に対応する。また、ABX,CDXで表される二つの知識を入力したとき、環境の条件に応じてどちらかの知識がより強く励起されることがおこり、環境条件が制約になり多義が解消される。これは、特定の環境のもとではカオスシソーラスは外の言語表現で規定され、その動的構造は環境に応じたものになる、ということの意味する。またこのことは、環境に応じて概念にその環境に関連した強弱がつけられ、それらの間の関係にも強弱がつけられることを意味する。カオスシソーラスは環境が変わっても、前述した特異なメトリックの特徴を定性的に保つ。

カオスシソーラスに蓄えられた知識はある時点で、表面上消えたように見えるが、実際には消えておらず、全ての知識はシソーラス上に保存されている。これは次のような理由による。カオスシソーラスに蓄えられた知識は、それがカオスシソーラスの出力層に現われたときのみ抑制が働くメカニズムにより徐々に不安定化する。この知識が完全に不安定化すると、シソーラスの状態は別の状態に移り、新たな知識を出力する。この時、前の知識はシソーラスの現在の状態に対応した知識ではないため、前の知識には抑制効果が次第に働かなくなり、前の知識は蓄えられた時点の記憶状態に戻る。このようにして、シソーラスは次々と状態を

変え、異なる知識を出力するが、このときには、知識間に関係が形成されており、知識の出力の仕方はこの関係形成に依存して決定される。

カオスシソーラスにおけるこのような関係形成は逆説的ではあるが、情報の混合によって保証されている。知識に数を対応させ、数を2進展開し、各ビットの情報が他のビットへどれだけ流れたかをカオスの場合には計算することができる。これは、意味論的情報ではなく、シャノンの情報であるが、カオスシソーラスの場合は、知識間の関係形成を保証するメカニズムを数のレベルで明確にする量として位置づけられる。ここで提唱しているようなカオスシソーラスのサポートとしてのインターミットtent的なカオスの場合、あるビットの情報は、他の全てのビットにばらまかれる。すなわち、あるビットには他の全てのビットの情報が含まれている。このような数のレベルでの情報の混合が、知識のレベルでの知識間関係形成を保証している。

これまで、知識をニューロン群の発火パターンにコードする方式にもとづいてカオスシソーラスについて述べてきた。知識のカオスニューラルネットワークへのコードの他の仕方は、各知識を特別な場所の特定のニューロン一個にコードすることである。このとき、カオスシソーラスは、知識群の間の関係を形成する。我々のカオスシソーラスの実現モデルとしてのカオスニューラルネットワークには、注意に対応するパラメーターがある。非同期ニューラルネットワークでは、各時刻でランダムに選ばれた一個のニューロンだけがダイナミックスを行なう。それに対して、我々のカオスニューラルネットワークでは、各時刻で一個のニューロンがダイナミックスを行なう確率から全てのニューロンがダイナミックスを行なう確率まで全てが0でない。その確率は同時にダイナミックスを行なうニューロンの個数に対して指数関数的に減少する。この確率を与えるパラメーターが注意に対応している。カオスシソーラスにおける関係形成は、この注意のパラメーターにも依存する。このようなコーディングのもとでは、知識群の間の関係が注意に依存して決定されることになる。

例えば、(机、椅子、本)の知識群と(ソファ、じゅうたん、テレビ)の知識群と(ベッド、スタンド、ガウン)の知識群がカオスシソーラスに記憶されたとする。ある注意のもとで、カオスシソーラスは(机、椅子、本)と(ソファ、じゅうたん、テレビ)の知識群間に(机、椅子、本)と(ベッド、スタ

ンド、ガウン)の知識群間よりも強い関係をこの時間順序で形成する、ということが出来る。これは、書斎で仕事あるいは勉強をしたあとで居間へテレビを見に行くという知識行動の記述である。また、別の注意では、(机、椅子、本)と(ベッド、スタンド、ガウン)の方が強く関係づけられる。これは、書斎での仕事のあとで寝室に入るという行動を記述する。

カオスシソーラスにおいては、知識は独立に蓄えてよい。ダイナミックスの進行とともに独立に互いに相関をもたせず記憶させた知識間に環境に応じた相関が生じ関係が形成されるようになる。

以上のことを概念的に表現すると次のようになる。

概念と関係の2層構造を考える。概念を第1層、関係を第2層とする。第2層で関係が環境に特異的なものとなり、それによりある概念あるいは概念群に関係づけられる環境特異的な概念が強く活性化されるようになる。このようにして特定される概念群が意味解釈を表す。第1層で距離の遠い概念が第2層で近い概念として関係づけられるのは特定の環境のもとで概念が関係づけられるからである。

従ってカオスシソーラスを使うことにより比喩などの問題も扱い易くなる。またこのことにより、カオスシソーラスを談話理解に適用すれば、談話を環境特異的な概念の関係づけられた連鎖群のなかのステレオタイプ(ひな型)としてみる視点が提供される。これは談話と環境の整合性を保つという制約のもとでの絞り込み効果である。

カオスシソーラスは Minsky のステレオタイプカルなフレームや Schank のスクリプトを動的に実現するものと考えることが出来る。例えば、家のフレームは机、椅子などのフレームから静的に構成されるが、カオスシソーラスはある階層のフレームをそれよりひとつ下のフレームの間に動的な関係をつけることにより環境に応じたフレームの呼び出しを自動的に行う。また、レストランでのさまざまな行為を事象の列と考えると、各事象をカオスシソーラスの第1層に埋め込み動作させることにより第2層に事象列の間の環境に応じた動的な関係が形成され、スクリプトが動的に実現され、環境に応じた有効なスクリプトの呼び出しが可能になる。

このように、カオスシソーラスは、知識のコーディングの仕方を工夫することにより、フレームとスクリプトとを合わせ持ち、それらを動的に実現するものであるということが出来る。

カオスシソーラスの動的構造は、カオス神経回路網のメトリックを活用し意味概念間の階層構造を動的に実現するものである。辞書とシソーラスの2層構造システムの内的構造としての意味概念間の動的階層性を実現するのがカオスシソーラスであるということが出来る。

環境群、概念群、概念間の関係群のセットを意味解釈系と定義する。このとき、カオス神経回路網の動作は次のように解釈することが出来る。

意味解釈系のなかの環境群のうちインスタンスとしての環境が与えられると、その情報のもとで有効な概念群のサブセットが第1層から呼び出される。これは、カオス神経回路網の特定の細胞を興奮させることに対応し、それらの概念群を環境特異的に学習させる。それと同時に入力された概念群のどれかが引金となり、カオス神経回路網はカオスを生成しながら概念間に環境特異的な関係を付けはじめ。このとき、入力された概念群だけでなくすでに学習され意味解釈系に蓄えられている概念群にも関係形成は及ぶ。このようにして形成されたシソーラスは意味解釈系の概念間の関係群のサブセットとして新たに付け加えられる。このようにして類語辞典が動的につくられる。

従って、このようなカオス神経回路網をシソーラス構造の形成の枠組みとして応用すれば、カオスの状態にある神経回路網には文脈に依存する形で意味概念を学習させることができ、かつ談話や文脈に依存する形で意味概念を想起させることができる。

5.むすび

今後の問題として次のことがあげられる。環境や意味概念をカオス神経回路網に適した形でモデル化することが必要である。環境および言語表現をどのようにコーディングするとカオスシソーラスがうまく形成されるかという入力情報のコード化の問題がある。

参考文献

1. 野村浩郷、自然言語処理の基礎技術、電子情報通信学会、コロナ社 1988
2. H.Nomura, Meaning Understanding in Machine Translation, Proc. of Second International Conference on Theoretical and Methodological Issues in Machine Translation of Natural Languages, 1988

3. I.Tsuda, E.Koerner and H.Shimizu, Memory Dynamics in Asynchronous Neural Networks, Prog. Theor.Phys.78(1987)51

4. I.Tsuda, Chaotic Dynamics of Memory in Highly Connected and Fully Plastic Neural Networks, International Symposium on Fluctuation and Relaxation in Condensed Phase, 1988

ニューラルネットワークを使う音声処理、自然言語処理の文献は他にもあるが、今回は省略する。