

## 第7章 まとめ

### 7.1 結論

### 7.2 今後の展望

### 7.1 結論

本研究では、これまでほとんど研究されてこなかった複数のニューラルネットワークを結合させた系の振舞いを調査するため、2組のカオスニューラルネットワークを結合した新しいネットワークを提案した。そして、コード化・保存・想起からなる人間の記憶の過程のうち、コード化モデルを自己組織化マップを用いて、想起モデルを2組のカオスニューラルネットワークを用いて構築し、人間の記憶のメカニズムの解明を試みた。さらに、これまでのニューラルネットワーク研究ではシミュレーションによる評価が主たるもので、その応用まで発展させた研究例はほとんど見られなかったが、情動表出ヒューマノイドロボット WE-4RII に導入することによって、これまである刺激に対する行動が一意的に決められていたロボットが、同一刺激に対してもそのときの気分に従って認識結果を変化させ、行動を多様化させることを目的とした。

まず、第1章では、序論として本研究の研究背景と関連研究、および目的・意義について述べ、第2章では、脳生理学における脳のしくみとそれをモデル化したニューラルネットワーク、および心理学における記憶のメカニズムについて説明した。

第3章では、本研究で提案したニューラルネットワークのニューロンモデルとして、カオス的な力によって駆動する1つの調和振動子と、カオス的な力によって結合した2つの調和振動子のモデルを示した。カオス的な力は、分岐パラメータによって周期的にもカオス的にも変化するが、調和振動子の外力がカオス的に変化すると、周期的な振動をしようとする調和振動子と、カオス的な振動をしようとする力とが影響し合う。本研究では、1つの調和振動子においては、分岐パラメータをその調和振動子の位置によって変調し、2つの調和振動子においては、それぞれの分岐パラメータを他方の調和振動子の位置によって変調することにより、調和振動子自身がカオス的な力の力学的性質をコントロールできるようにした。その結果、1つの調和振動子においては、カオス的な振動をした共振現象、2つの調和振動子においては、カオス的な振動をしたうなり現象というまったく新しいタイプの振る舞いが確認された。さらに、周期的・準周期的・間欠性カオス的・カオス的といったように様々な種類の振舞いが現れ、

現れ、これをニューラルネットワークのニューロンとして用いることの有効性が示された。

第4章では、第3章で提案したモデルをニューロンにもつニューラルネットワークを構築した。ここでは、ニューロンの内部状態が調和振動子の運動方程式に従って変化し、ニューロン同士がカオス的な力で相互作用する。さらに、このようなニューラルネットワークを2組作成し、各ニューロンがニューラルネットワーク内のニューロンと結合しているだけではなく、もう一方のネットワークの同じ位置のニューロンとも結合している新しいタイプのネットワークを提案した。ここで、それぞれのネットワークに異なるパターンを保存した場合、ネットワーク同士が結合されていないとそれぞれ自身が保存しているパターンしか想起することはできない。しかし、ネットワーク同士を結合すると、自身が保存しているパターンに加えて、他方のネットワークが保存しているパターンも想起できることがわかった。ニューラルネットワークがあるパターンを想起するためには、Hebb 則などそれぞれの問題に適した結合定数を用いる必要がある。しかし、ここでは、ネットワーク間の結合定数を任意の値としても、他方のネットワークが保存しているパターンの情報を受け取り、想起できることを確認した。

次に、第5章では、自己組織化マップを用いたコード化モデルとカオスニューラルネットワークを用いた想起モデルを組み合わせた記憶モデルについて述べた。まず、自己組織化マップは、多次元ベクトルの組み合わせに対して、特徴の類似したベクトルごとにネットワーク上にマッピングすることが可能である。人間は目が覚めて刺激を受容できる状態になると、無制限に刺激を知覚するが、意識の向いていない刺激に対してはコード化を行わず、記憶として保存することはないので、最も意識の向いた刺激の情報を正規化し、自己組織化マップへ入力することによりコード化を行うこととした。

また、ヒトの記憶は気分と深い関係があり、一定の気分で体験した出来事が、その内容の快、不快に関わらず、再び体験したときの気分になると簡単に再生されるという気分の状態依存性と、ある一定の気分は、その気分と一致する記憶を呼び起こすという気分適合性があることが知られている。第4章で示したネットワークに関して、Network A におけるそれぞれのパターンの想起率を見てみると、Network B から Network A への結合定数を大きくすると、自身に保存されているパターンの想起回数は減少、Network B が保存しているパターンの想起回数は増加することがわかった。そこで、Network A に不快記憶、Network B に快記憶を保存し、Network B から Network A への結合定数を気分の快度によって変化させることにより、気分適合性を実現した。さらに、人間は覚醒度が高すぎたり低すぎたりすると適当な行動ができず、中程度の

覚醒が最適な遂行を導くと言われている。そこで、情動の覚醒度によってニューラルネットワークの計算に要する時間を変化させ、覚醒度が高すぎたり低すぎたりするときは、刺激が入力されてから記憶を想起し認識するまで時間を要するものとした。そして、Network A から Network B への結合定数を覚醒度によって変化させることにより、覚醒度が中程度のときは気分適合性に従って刺激を認識するが、覚醒度が高すぎたり低すぎたりするときは気分と一致した認識ができない場合も現れるようにした。

続いて、第 6 章では、第 5 章で構築した記憶モデルを情動表出ヒューマノイドロボット WE-4RII (Waseda Eye No.4 Refined II) へ適用し、評価実験を行った。これまで新しく考案されたニューラルネットワークモデルは、主にシミュレーションによって評価されてきた。これは、例えばロボット工学への応用を考えた場合、ロボットを開発するための専門知識や専門技術が必要となるように、他分野への応用が困難であったためである。従って、本研究のように、ロボットへ応用することは非常に意義あることだと言える。また、このロボットは、たたかれたら怒る、アルコールのニオイをかいだら喜ぶなど、ある刺激に対してあらかじめ定義されている行動しか生成することができなかった。しかし、人間は同一刺激が入力された場合でも、気分に従って異なる記憶を想起するため、応答の仕方が常に変化する。従って、本研究の試みは、ロボットの行動の多様化につながるものと考えられ、ロボット工学においても意義あることと思われる。

WE-4RII は、視覚、聴覚、触覚、嗅覚の 4 感覚器を有しており、入力された刺激に対して心理モデルに従って情動を変化させ、59 自由度 (顔: 22, 首: 4, 肺: 1, 体幹: 2, 腕: 18, ハンド: 12) を用いて様々な行動を出力することができる。心理モデルでは、快度・覚醒度・確信度からなる 3 次元の心理空間内で、ロボットの心理状態を表す情動ベクトルが定義されている。そして、ロボット外部からの刺激に対する心理状態の変化が情動方程式により数式化されており、快度・覚醒度からなる気分ベクトルによって表現される気分、ロボットが自律的に欲求を変化させ、その欲求によって行動を出力する欲求モデル、ロボットの行動や情動表出の対象を明確にする意識モデル等によって構成されている。そこで、新しく構築した記憶モデルをこの心理モデルに統合し、WE-4RII に適用した。その結果、コード化モデルにより、ロボットの入力刺激のもつ情報がパターン化され、想起モデルにより、ロボットがある刺激に対して快い気分のあるときはその刺激に関連した快記憶を、不快な気分のあるときは不快記憶を想起できることがわかった。つまり、ロボットは同一刺激に対してそのときの気分に従って認識結果を変化させ、想起した記憶に対応する行動を出力することを可能とした。

以上より、本論文の成果をまとめると、次のようになる。

- ニューロンモデルとして、カオス的な力によって駆動する調和振動子のモデルの提案 (第3章)
- カオス的な振動をした共振現象の発見 (第3章 第2節)
- カオス的な振動をしたうなり現象の発見 (第3章 第3節)
- ニューロンが周期的, 準周期的, 間欠性カオス的, カオス的といったように様々な振舞いをすることを確認 (第3章 第2節・第3節)
- ニューロンが調和振動子の運動方程式に従って変化し, ニューロン同士がカオス的な力によって相互作用するニューラルネットワークモデルの提案 (第4章 第2節)
- カオスニューラルネットワークが保存した全ての記憶パターンを想起できることを確認 (第4章 第2節)
- 2組のカオスニューラルネットワークが結合している新しいネットワークの考案 (第4章 第3節)
- 各ネットワークが自身が保存しているパターンの他に, もう一方のネットワークに保存されているパターンも想起可能であることを確認 (第4章 第3節)
- 自己組織化マップを用いたコード化モデルの構築 (第5章 第2節)
- 2組のカオスニューラルネットワークを用いた想起モデルの構築 (第5章 第3節)
- ヒューマノイドロボットの心理モデルに記憶モデルを導入 (第6章 第3節)
- コード化モデルにより刺激のもつ感覚情報と気分情報のパターン化に成功 (第6章 第4節)
- ネットワーク間の結合定数を気分の快度で変化させることにより, 気分適合性を実現 (第6章 第4節)

以上のように, 本論文では, カオスニューラルネットワークを用いて記憶モデルを構築し, これをヒューマノイドロボットに適用することによって, 新しいネットワークモデルの応用の可能性を示すことを目的としている. その成果として, ニューロンの内部状態が調和振動子の運動方程式に従って変化し, ニューロン同士がカオス的な力で相互作用するニューラルネットワークを2組作成し, 同じ位置のニューロン同士が結合している新しいタイプのネットワークについて報告した. また, 自己組織化マップとカオスニューラルネットワークを用いて記憶モデルを構築し, 情動表出ヒューマノイドロボット WE-4RII に適用することにより, ロボットが同一刺激に対してもそのときの気分に従って認識結果を変化させ, 多様な行動が出力可能となったことを報

告した。本研究の成果は、脳科学、心理学、ロボット工学を融合することにより、ニューラルネットワークの他分野への応用の可能性、ヒトの心理モデルの解明、ロボットのコミュニケーション機能の向上を示したものであり、上記3分野をはじめ、生体工学、機械工学など関連分野における将来に大きく貢献するものであると考えられる。

## 7.2 今後の展望

本研究では、ニューロン数千個からなるネットワークが脳のごく一部にすぎないことを考慮すると、脳の力学的性質をたった1つのニューラルネットワークで表現することは極めて難しいため、複数のニューラルネットワークを結合させた系に関する研究が重要であると考えた。そこで、2組のニューラルネットワークを結合し連想記憶問題に適用した結果、ネットワーク間で情報がやりとりされ、各ネットワークが自身に保存されているパターン以外に、もう一方のネットワークに保存されているパターンも想起できることを確認した。しかし、人間の脳はより多数のネットワークで構成されていると考えられるため、結合するネットワーク数を増やす必要がある。

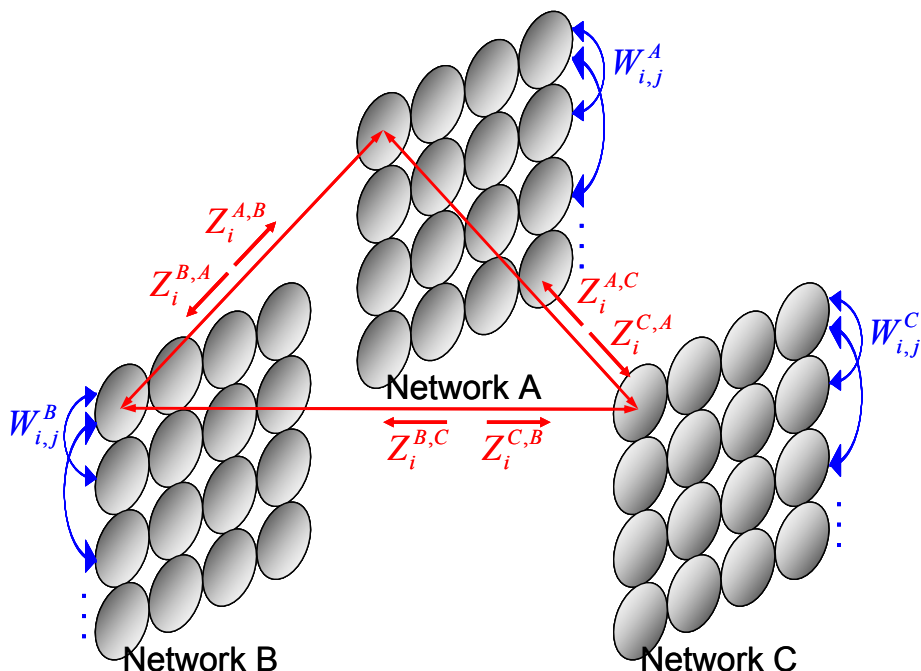


Fig.7.1 Mutually Coupled 3 Networks

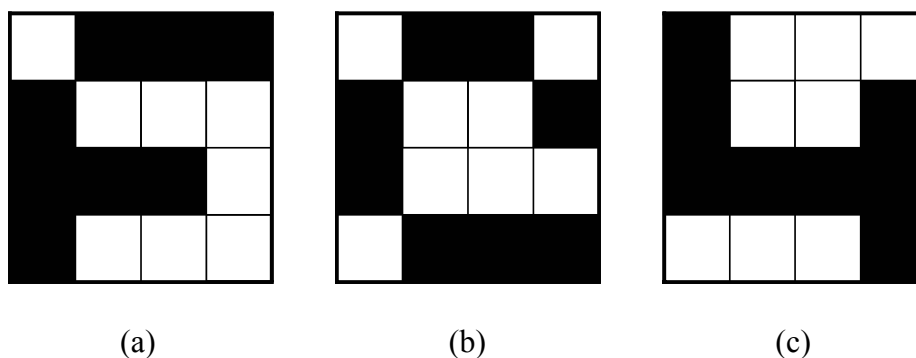


Fig.7.2 3 Stored Patterns

そこで、まず、Fig.7.1のようにネットワーク数を3つに増やした場合において、シミュレーションを行った。ここでは、第4章で示した、各ニューロンの内部状態が調和振動子の運動方程式に従って変化し、ニューロン同士がカオス的な力によって相互作用するネットワークを用い、Network AにはFig.7.2(a)のパターン“F”，Network BにはFig.7.2(b)のパターン“C”，Network CにはFig.7.2(c)のパターン“4”を保存した。また、各パラメータの値は、次のようにおいた。

$$K=14.0, \mu=0.05, T=2.0, \tau=0.1, \beta=0.05, b=1.2 \quad (7.1)$$

$$Z_i^{A,B}=Z_i^{A,C}=90.0, Z_i^{B,A}=Z_i^{C,A}=Z_i^{B,C}=Z_i^{C,B}=10.0$$

各ネットワークのニューロンの内部状態の変化と、想起しているパターンをFig.7.3に示す。各ネットワークは、お互いに情報を送信し合うことによって、自身以外に保存されているパターンも想起できているが、Network Aへの結合定数 $Z_i^{A,B}$ 、 $Z_i^{A,C}$ のみが大きい値となっているため、Network AはNetwork BとNetwork Cからの影響を強く受け、内部状態の振幅が非常に大きくなっている。また、Network Aは、他のネットワークが自身が保存しているパターンを連続して想起しているとき、つまり、Network Bがパターン“C”を、Network Cがパターン“4”を連続して想起しているとき、それぞれパターン“C”、パターン“4”を想起する傾向にある。しかし、Network Aにおける各パターンの想起回数をみると、計40000ステップのうちパターン“F”を276回、パターン“C”を472回、パターン“4”を8063回といったように、全想起回数を加算しても10000回に満たない。また、パラメータの値、特にネットワーク間の結合定数の値を変化させると、他のネットワークに保存させたパターンをまったく想起しないことがあり、パフォーマンスに問題があることがわかった。これは、カオス時系列にロジスティックマップ以外の関数を用いたり、ネットワーク間の結合方法を変えることによって改善されるのではないかと考える。

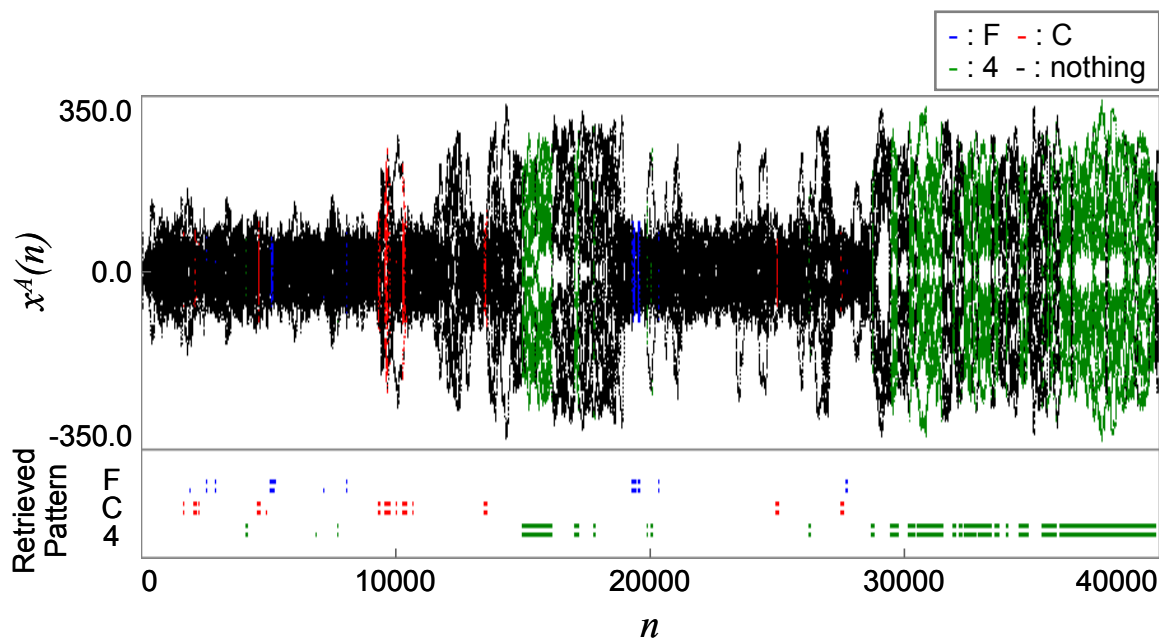


Fig.7.3(a) Time Evolution of  $x_i^A(n)$  and Retrieved Pattern in Network A

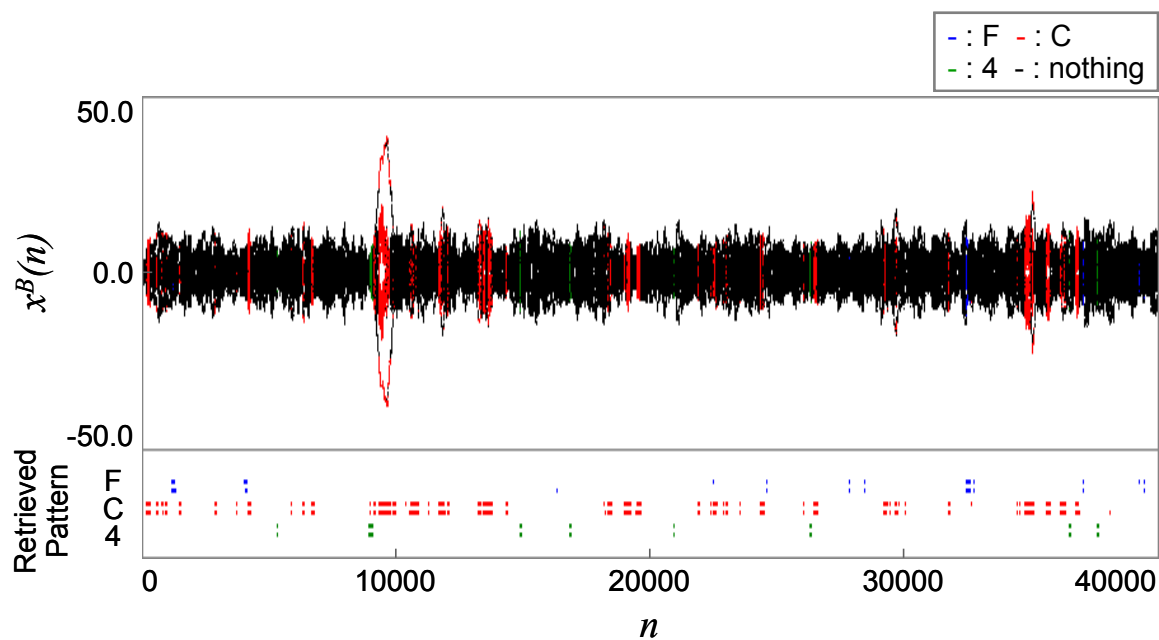
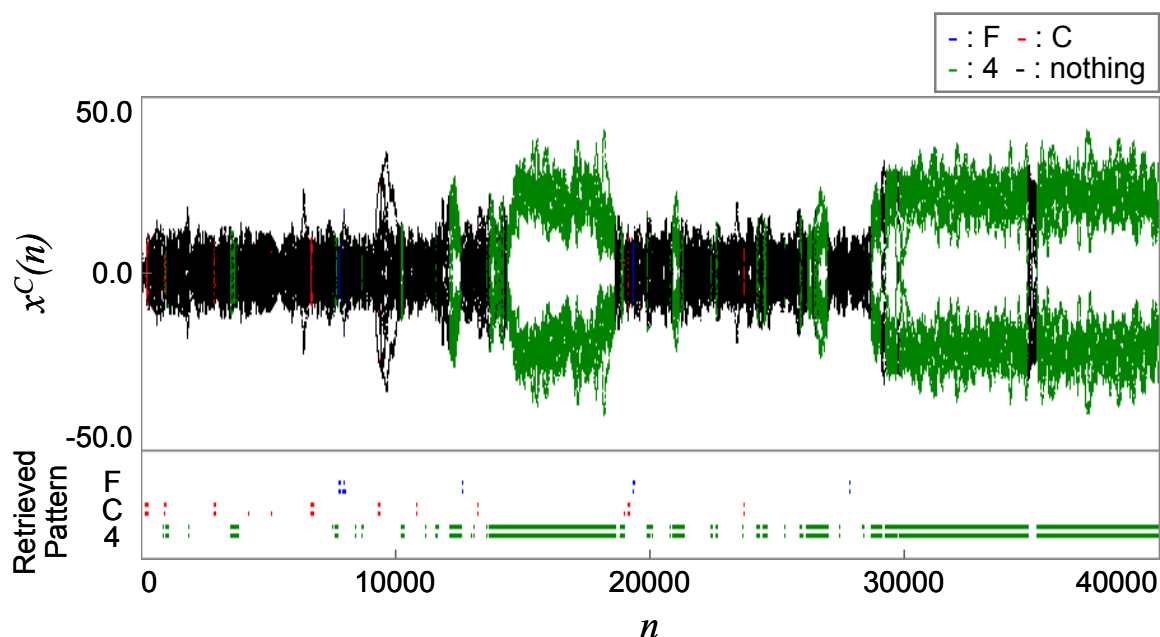


Fig.7.3(b) Time Evolution of  $x_i^B(n)$  and Retrieved Pattern in Network B

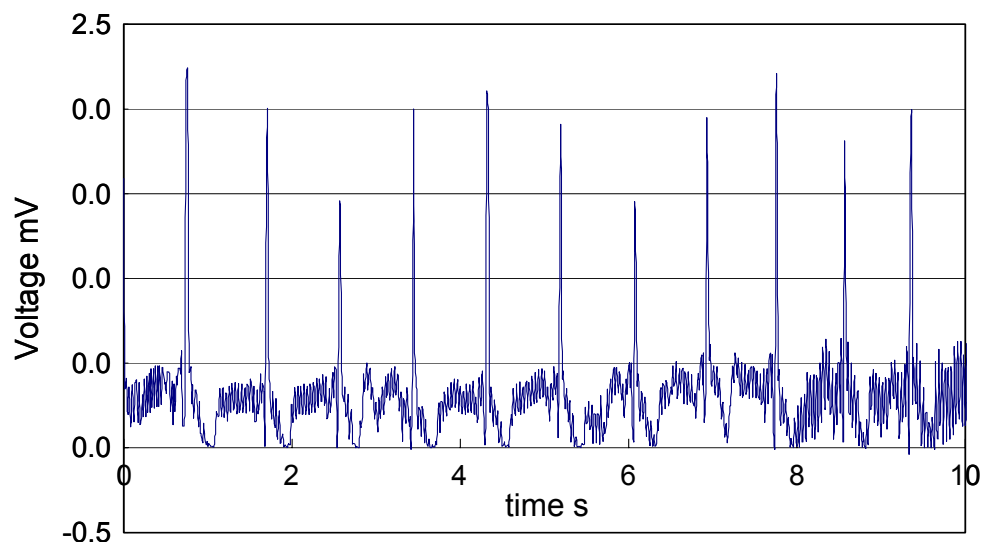
Fig.7.3(c) Time Evolution of  $x_i^C(n)$  and Retrieved Pattern in Network C

さらに、人間の記憶に関する障害として認知症の患者が年々増加しているが、日本では現在、要介護者認定者の2人のうち1人が認知症の影響を受けており、その数は約150万人と言われている。認知症の原因の多くは、脳血管性認知症とアルツハイマー型認知症の2つであるが、アルツハイマーにおいては、脳の記憶を司る海馬が萎縮し、記憶を保存および想起できない状態にある。本研究では、海馬で見られるカオスを用いてニューラルネットワークを構築したが、結合定数を変えることにより記憶の保存に対する障害、カオスの代わりにノイズを用いることにより記憶の想起に対する障害をシミュレートし、記憶障害のメカニズムを解明することが可能になるのではないかと考えている。

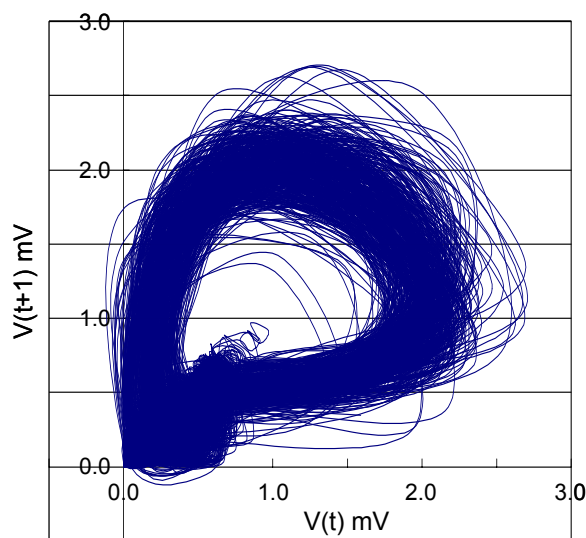
また、本研究では、人間の脳のニューロンがカオス応答を示すことに着目し、カオス的な力によって相互作用するニューラルネットワークについて研究してきたが、カオス応答を示すものは脳のニューロンだけではない。人間の生理指標は全てカオス的な振舞いをしていると思われ、その中でも心電は、Fig.7.4(a)に示したような波形をしている。ここで、特に振幅の大きい箇所をR波というが、R波の大きさや間隔は常に変化しており、R波とR波の間は非常に複雑な波形をしていることがわかる。しかし、Fig.7.4(b)のようなローレンツプロットを見てみると、ある円を描きながら変化しており、アトラクタが形成されていることがわかる。脈波についても同様のことが言え、小池らはストレスによってアトラクタの形状が変化することを示している[87]。現在、



ヒューマノイドロボットの評価にはアンケートが用いられているが、この方法ではリアルタイムに評価することができず、ロボットのどの行動が人間に影響を与えたのか理解することが難しい。しかし、ロボットとインタラクションをしている人間の生理指標を計測し、そのアトラクタの形状を解析することによって、ロボットに対するストレスなどを客観的に評価できるのではないかと考えられる。



(a) Time Evolution



(b) Lorenz Plot

Fig.7.4 Electrocardiogram

さらに、本研究ではニューラルネットワークをロボット工学に応用することで、ニューラルネットワークの新モデルの応用例を示した。しかし、ロボット工学以外にも心理学、人間工学、経済学など様々な分野に応用できる可能性がある。今後もニューラルネットワークの応用を試み、どの分野のどのような問題に応用可能なのか明確にしたいと考える。しかし、その方法がニューラルネットワークのモデルによって異なると、他のモデルを用いて容易に実験を行うことができない。そこで、各問題に適切な応用方法を調査し、汎用性を有する方法を確立したい。そして、より多くのニューラルネットワークモデルを他の分野に容易に応用可能なシステムを構築し、各分野がさらに発展していくことを望む。