

第1章 序章

- 1.1 研究背景
- 1.2 本研究の目的と意義
- 1.3 本論文の構成

1.1 研究背景

1943年にMcCullochとPittsによってニューロンモデル[1]が提案されてから、Rumelhart, Hopfield, Kohonenらによって様々なニューラルネットワークモデルが考案されてきた[2]. 特に, Hopfieldモデルでは, 時間の経過とともに減少していくエネルギー関数が定義されており, エネルギーが最小値となったとき最適解を出力する[3][4]. このモデルは, 連想記憶問題, 組合せ最適化問題など様々な問題に適用されてきたが, エネルギーを時間の経過とともに減少させていくだけなので, 局所的最小値に落ち込むとそこから抜け出せなくなるという問題がある.

そこで, 近年, この問題を解決する手段として, ニューラルネットワークにカオスを用いる方法が研究されている. まず, 合原らはヤリイカの巨大軸索を使った電気生理学実験において観測されたカオスに基づいて, カオス応答を示す単一ニューロンモデルと, それを多数結合させたカオスニューラルネットワークを提案した[5]. これ以前はニューラルネットワークにカオスを導入することが困難であったが, 彼らによって容易に導入できる可能性が示された. そして, 井上らによって, 各ニューロンが2つのカオス振動子で構成されているようなニューラルネットワークモデルが提案された[6]. ここでは, それぞれの振動子がロジスティックマップに従って変化し, ニューロンが発火するか静止するかを, 2つのカオス振動子が同期しているかどうかで決定している. また, 野沢は, 負の自己結合をもつHopfieldモデルをオイラー法により差分化することで大域結合写像としてのニューラルネットワークモデルを提案した[7]. ここでは, ニューロンの内部保持値という, ある写像によって変換されるローカルな状態変数が定義されており, 写像はそのニューロンが結合している他のニューロンの内部保持値によって決定される制御パラメータを用いて表わされている. この結果, ニューロンが固定点, 周期, カオスといったように多様な振舞いを行うことが確認され, このようなニューロンからなるニューラルネットワークは, 保存した記憶の1つのみを想起したり, すべての記憶を想起したりすることがわかった. さらに, こ

れを組合せ最適化問題に適用すると、99%以上の正解率が得られた。次に、清水は、ランダムノイズの代わりにカオス的な力で駆動するブラウン粒子モデルを提案した[8]。ここでは、カオス的な力として、ロジスティックマップとテントマップの2種類の時系列について検討している。そして、このモデルを拡張することによって、 N 個のブラウン粒子で構成されるニューラルネットワークモデルを考案し、連想記憶問題に適用した[9]。彼らは、カオス的な力の分岐パラメータをブラウン粒子の位置によって変調したため、ブラウン粒子自身がカオス的な力の振舞いをコントロールすることが可能となっている。このようなネットワークでは、保存した3つ全てのパターンとその反転パターンを想起することができ、全てのパターンにおいて同符号のニューロンペアは同符号で同期、逆符号のニューロンペアは逆符号で同期していることが確認された。また、中島らによって、カオス的な力で相互作用する調和振動子で構成されたニューラルネットワークモデルが提案されている[10]。ここでは、カオス的な力の分岐パラメータが、調和振動子の位置によって指数関数的に決定されているため、調和振動子自身がカオス的な力の力学的性質を決定することができる。3つのパターンを保存させ連想記憶問題を考えた場合、保存した全てのパターンを非常に速く想起することに成功した。

以上のように、1つのニューラルネットワークの系に関しては、すでに多くの議論がなされているが、複数のニューラルネットワークが結合している系に関しては、ほとんど研究されていない。このような中、大野らは、ブラウン運動をするニューロンからなるニューラルネットワークを2つ結合し、それぞれに異なったパターンを保存させて連想記憶問題に適用した[11-14]。このモデルでは、各ネットワークが自身に保存されているパターンだけではなく、もう一方のネットワークに保存されているパターンをも想起することが確認された。しかし、あるパターンを想起した後、すぐに他のパターンを想起しようとするため、想起効率があまり高くない。

一方、ニューラルネットワークを文字や音声等のパターン認識や運動制御など、より知能的な課題に用いる研究も盛んに行われている。淀川らは、多数の文字カテゴリを有し、変形に富んだ手書き平仮名文字および漢字を認識可能なニューラルネットワークを考案した[15]。文字認識においては、認識対象の文字数が増えると、学習過程のデータ量と計算量が非常に多くなってしまいが、ここでは、Fig.1.1のように類似文字の識別に強い小さいネットワーク（サブネット）を複数用いて、得意な種類ごとに並列処理し、その結果を大きいネットワーク（スーパーネット）で統合している。これによって、多数の文字を円滑に学習することが可能となり、手本とは異なる手書き文字を認識できるようになった。また、Burrらは、3層ニューラルネットワークをバックプロパゲーションに適用することにより、10個の数字の音声認識を試みた[16]。

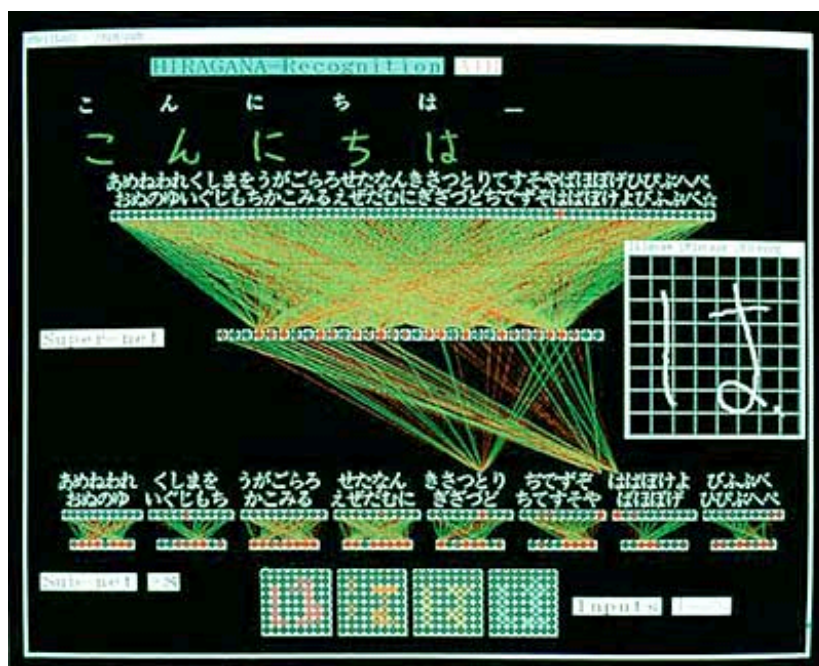


Fig.1.1 Hiragana Recognition Network [17]

ここでは、1人の男性話者に10個の数字を各10回発声してもらったものを、訓練用とテスト用に分けて用いている。これらは11[kHz]でサンプリングされ、声道の共振特性と声帯での音源の特徴を分離するため、音声波形のパワースペクトルを対数に変換し、さらに逆フーリエ変換される。そして、最大パワー値をもつフレームと、その前後2フレームの4～7次の4パラメータ、計12パラメータが入力パターンとして用いられる。入力層と出力層のニューロン数をそれぞれ12個、10個として認識を行った結果、中間層の数が5個の場合95.0%、13個の場合99.5%の認識に成功したという。

ここで、ロボット工学に目を向けてみると、その視点から人間を解明する試みが多数行われていることがわかる。まず、川人は、Fig.1.2のようなヒューマノイドロボットDBを開発した[18]。DBは30自由度で構成されており、電動モータではなく油圧のアクチュエータが使用されているため、非常に柔らかい動きが可能である。また、2つの目それぞれにカメラを2個配置し、中心視用の望遠レンズと周辺視用の広角レンズにより外界を見ることができ。これは、見まね学習、あるいは見まね学習と強化学習、教師あり学習の組合せによって、テニス、ボールのキャッチ、ジャグリングなど約30種のタスクを自ら学習し、生成することに成功した。Fig.1.2は、3つのボールのジャグリングの様子を示している。ここでは、まずビデオ映像にコンピュータによって作成された人間モデルを貼り付ける。このとき実際の映像と貼り付けた映像がで

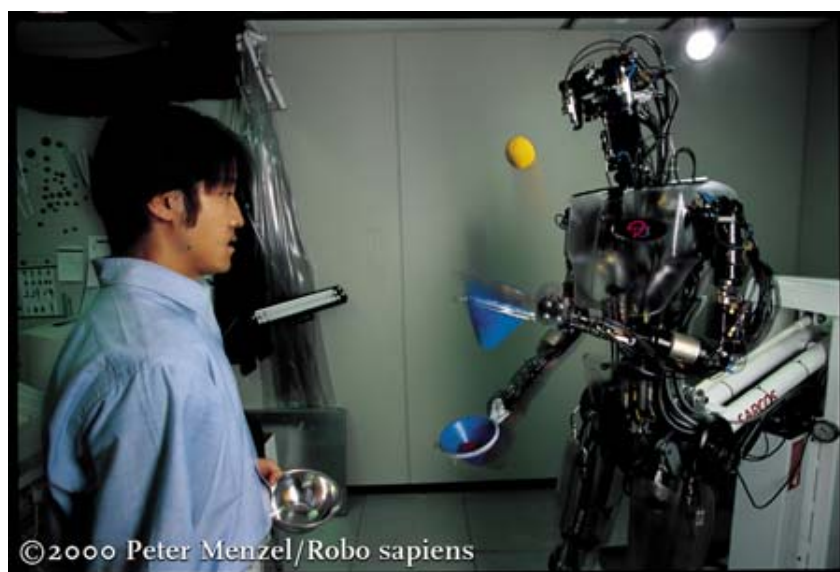


Fig.1.2 Humanoid Robot DB [19]



Fig.1.3 Infanoid [20]



Fig.1.4 Babybot [21]

きるだけ一致するように，多くの関節角度が推定される．そして，その結果をもとにロボットの運動パターンを生成する．また，長井らは，幼児が共同注意の能力を養育者とのインタラクションを通して獲得しているメカニズムを解明するため，ロボットが自力で共同注意の能力を獲得したり，養育者とのコミュニケーションを通して学習していく仕組みについて研究している[22][23]．ここでは，まず，養育者の顔画像の各画素の輝度値とロボットのカメラヘッドの角度が，3層構造のニューラルネットワークを用いた学習器に入力される．そして，養育者の注意方向を推定し，それを追跡するためのカメラヘッドの制御量が出力される．これに対して，学習器はバックプロパ



Fig.1.5 QRIO [24]



Fig.1.6 Kismet [25]

ゲーシオンによってそのときのセンサ入力とモータ出力の関係を学習する．ここで、学習は共同注意の成否に関係なく行なわれているが、環境が制御されていないため、共同注意が失敗したときの入出力データは統計的な外れ値となり、反対に共同注意が成功したときの入出力関係は相対的に強化される．これによって、学習器は明示的なタスク評価なしに共同注意に必要な入出力間の相関を獲得することが可能である．さらに、小嶋は、人間の発達メカニズムを解明するため、人間のコミュニケーションの基である赤ちゃんと養育者間の身体的コミュニケーションに着目し、Fig.1.3に示した *infanoid*を開発している[26]．赤ちゃんと養育者は、アイコンタクトや身体の接触・声・表情による情動のやりとりから、指さし・注意のやりとりへとコミュニケーションの形態を変化させていく．ここでは、このようなコミュニケーションをモデル化し、その検証を行うためにヒューマノイドロボットを用いている．*Infanoid*は、耳部にあるマイクロフォンから音声を受け取り、その韻律（抑揚など）および音韻（コトバの断片）を抽出することによって、オウム返しが可能である．さらに、*Metta*らは、Fig.1.4のような*Babybot*を開発している[27]．これは、安定した注視を行い、物体の重心の学習をすることによって自分自身の体の形状を理解し、自分の行動が物体に与える影響を学習することができる．この際、物体の特徴を知る必要があるが、ここでは自己組織化マップにハンドの形状を入力することで、物体の形状を分類している．続いて、ソニー株式会社はFig.1.5にあるような小型ヒューマノイドロボットQRIOを開発している[28][29]．QRIOは空間認知、顔認識、音声認識などの能力を有しているだけではなく、EGOアーキテクチャという意味を理解するシステムが導入されている[30]．これは、視覚情報（物体）・聴覚情報（名称）・行動・内部状態の変化を関連づけること

によって、未知の物体の意味を理解しようというものである。たとえば、ロボットがリンゴを蹴ったり食べたりすることで生じる内部状態の変化を計測することにより、上記4つの関連を学習し、次にリンゴの情報が入力されたとき、すぐに「食べる」という行動をするようになる。また、Fig.1.6のKismetは、Breazealによって開発された頭部ロボットで、ある刺激が入力されるとそれに視線を向け、それに対する行動と感情を決定する[31-33]。この際、動くもの・はっきりした色彩をしているもの・皮膚の色をしたものの3つに視線を向けるが、どの刺激を注視するかはその内的状態に従って決定される。聴覚に関しては、このロボットは音声を認識することはできないが、韻律から相手の感情を推測することが可能である。

1.2 本研究の目的と意義

前節で、ニューラルネットワークにカオスを用いて連想記憶問題に適用している例を挙げたが、実はこれは生理学的にみてもごく自然な試みである。第2章で詳しく述べるが、脳に存在するたくさんのニューロンは発火したりしなかったりしながら相互作用しており、さらにシナプスの影響も強く受けるため、非常に複雑な活動をしている[34]。特に、脳の中で記憶を司っている海馬のニューロンは、カオス応答を示すことが知られている。

また、生物のニューロンは、数個あるいはそれ以上の内部変数を有している。そのような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えると、脳が非常に多くの力学変数をもっていることが容易に想像できる。このように多変数かつ非線形な系である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。つまり、脳は複数のニューラルネットワークが結合している系と考えられ、このような系に関する研究は、脳における情報処理を考える上で非常に意義のあるものである。しかし、1つのニューラルネットワークの系に関しては、すでに多くの研究者によって議論されているが、複数のニューラルネットワークが結合している系に関しては、その特性は全くと言って良いほど解明されていない。

次に、ニューラルネットワークを連想記憶問題に適用するにあたり、人間が記憶をどのように想起しているのか知る必要がある。一般に、人間は想起時にある手がかりを示されることによって、記憶を想起する傾向にあるが、ここでは、外的環境だけではなく内的状態も手がかりとなる。特に、気分は大きな要因で、想起時に学習時と同じ気分になると学習したことをよく想起するという、気分の状態依存性があることが

知られている[35]. また, 学習時の気分が中性であっても, 快い気分は快記憶を, 不快な気分は不快記憶を想起させる傾向にあり, これを気分適合性という.

以上のように, 人間の記憶に関しては, 次の3つのポイントが考えられる.

- (1) 生物のニューロンはカオス的な振舞いを示す
- (2) 脳は複数のニューラルネットワークが結合している系である
- (3) 人間はそのときの気分に従って記憶を想起する

従って, 本研究では, まずカオスニューラルネットワークを2組作成し, それらが結合している新しいタイプのネットワークモデルを考案した. これにより, 複数のネットワークが結合している系のメカニズムの解明を目指す. そして, このモデルに気分を導入し, 連想記憶問題に適用することによって, 気分に従って記憶を想起することが可能な記憶モデルを構築した.

また, これまで新しく考案されてきたニューラルネットワークは, シミュレーションによって評価されてきた. そのため, ニューラルネットワークの理論研究において, 構築した理論の有効性を異なる分野に応用することで評価することは, 非常に魅力的なことである. しかし, 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り, 大きな壁となっている.

次に, ロボット工学の現状について述べる. ロボットを制御する際には, センサ情報の取得, それらの解析, 運動制御など様々な処理をする必要がある. そこで, これまで問題となっていたのが計算機の処理能力である. 電子計算機は1946年に開発されたが, 当時は, 重量約30[t], 床面積135[m²], 消費電力150[W]で, 固定小数点の加算が1秒間に5000回しか行うことができなかった. その後, 演算素子が真空管からトランジスタ, IC, LSI, 超LSIへと発展し, 1秒間に数千億回から1兆回もの浮動小数点演算を行うまでに至っている. 現在の計算機は, 数値計算や記号処理において, 人間の能力をはるかに上回っており, ロボットの制御や数値解析など様々な処理が可能である.

そこで, 近年, 人間との共生を目的としたパーソナルロボットの開発が盛んに行われており, 前節で述べた通り, その学習機能にニューラルネットワークを用いる研究がいくつか報告されている. しかし, ロボットの行動は未だ単調であるという問題がある. たとえば, 三輪らは, 人間の五感のうち視覚・聴覚・触覚・嗅覚の4感覚を有し, 表情・首・肺・腰・腕・ハンドを用いてそのときの情動を表出することが可能な情動表出ヒューマノイドロボットWE-4RIIを開発している[36-39] (Fig.1.7). このロボットには心理モデルが搭載されており, 感情・気分・欲求・意識などに従って様々な

行動を生成することが可能であるが、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、同一刺激に対する認識が一意的で、あらかじめ定義されている行動しかすることができない[40-42].

しかし、すでに述べた通り、人間は同一刺激が入力されたとしても、気分によって異なる記憶を想起するため、それに対する行動も多様である。そこで、本研究で構築した記憶モデルをヒューノイドロボットに応用することによって、ロボットの行動の多様化が実現するのではないかと考え、これをニューラルネットワークの応用例の1つとして提案することとした。本研究は、脳科学およびロボット工学の両面から見た場合、Fig.1.8のような位置づけとなっている。

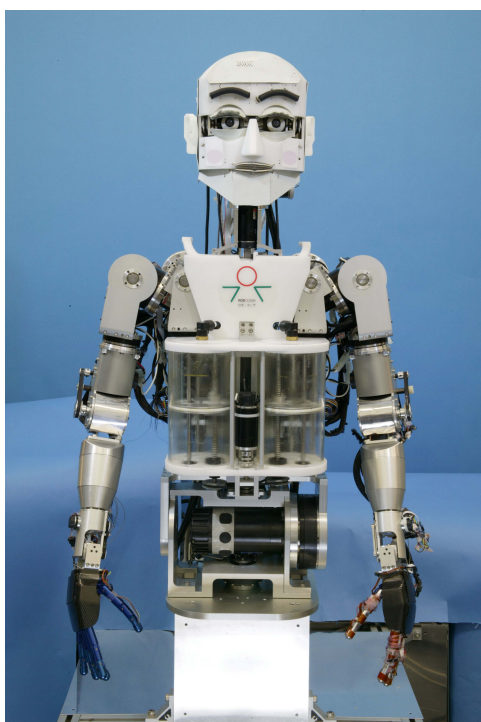


Fig.1.7 Emotion Expression Humanoid Robot WE-4RII

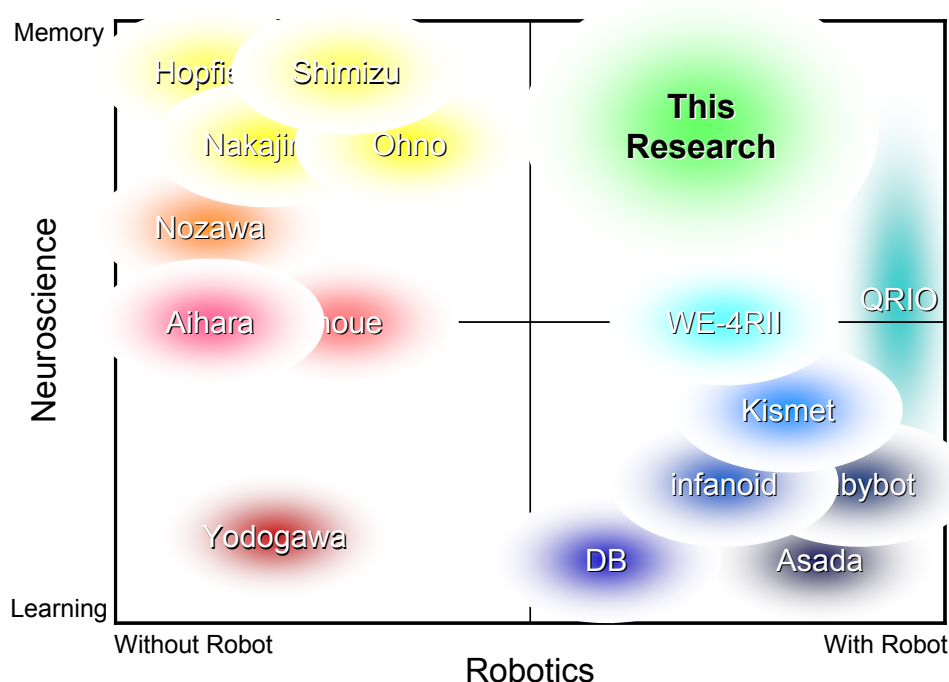


Fig.1.8 Characteristic of This Research

1.3 本論文の構成

本研究では、まず、調和振動子の運動方程式に従って変化し、カオスのな力によって駆動するニューロンモデルを作成し、このモデルを拡張することにより、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のな力で相互作用するニューラルネットワークを構築した。そして、このようなニューラルネットワークを2組作成し、各ネットワークのニューロンが同一ネットワーク内のニューロンだけでなく、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。さらに、人間はそのときの気分に従って記憶を想起するため、このネットワークに気分を導入し、記憶モデルを構築した。

前述したように、これまで構築されてきたニューラルネットワークモデルはシミュレーションによって評価されてきたが、その応用まで発展させた研究例はほとんど見られない。また、現在、人間との共同生活や共同作業を目的としたパーソナルロボットの開発が盛んに行われているが、未だある刺激に対する認識が一意的で、決められた行動しか出力することができない。しかし、パーソナルロボットには、人間とコミュニケーションをとり、人間と同様に過去の経験に基づいて自ら行動を変化させてい

くことが求められている。そこで、本研究では、ニューラルネットワークの応用方法の1例として、構築した記憶モデルをロボットに導入した。これにより、ロボットが自分自身の記憶を参照し、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、行動を多様化することを目的とした。

本論文は、Fig.1.9のように全7章で構成されている。まず、第1章(本章)では、序論として本研究の研究背景と目的、その意義について述べ、第2章では、脳生理学や心理学で研究されてきたヒトの脳とニューラルネットワーク、および記憶のメカニズムについて述べる。

次に、第3章から第4章にかけて、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モデルについて報告する。まず、第3章では、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す。また、それぞれにおいて、調和振動子がどのような振舞いをするかシミュレーションを用いて説明する。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、本研究では、

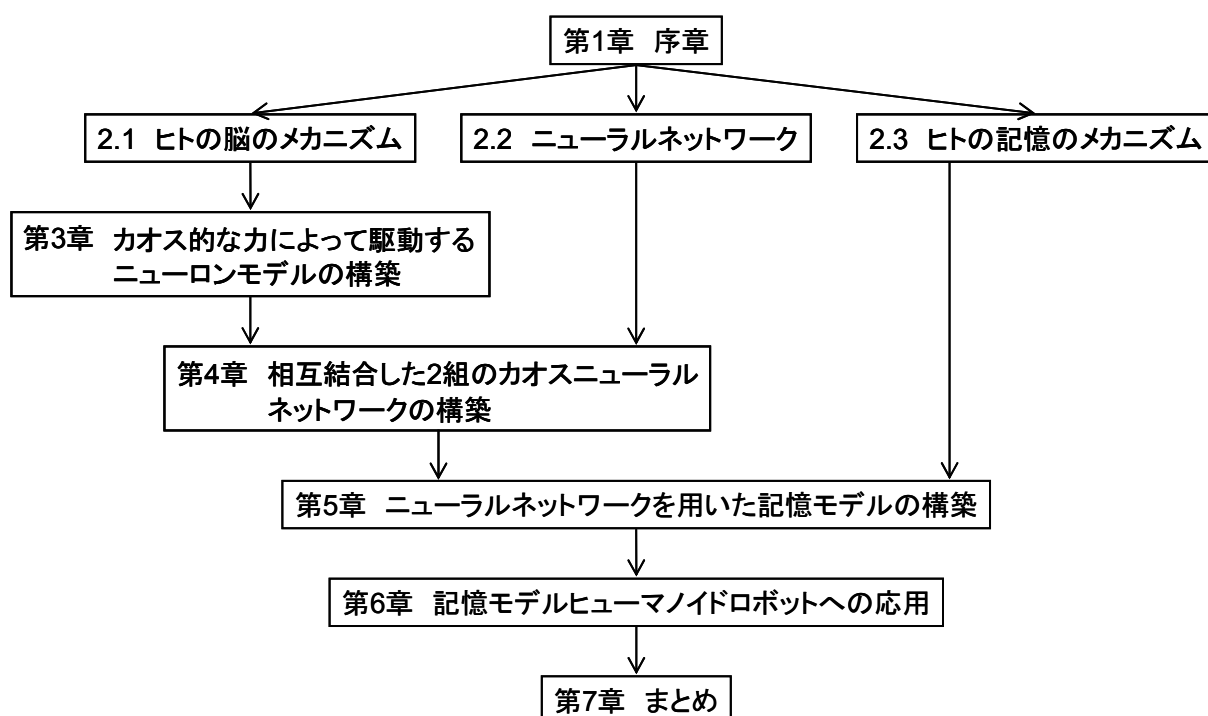


Fig.1.9 Configuration of This Thesis

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可能とした。ここで、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外力とが影響し合い、これまで見られなかった振舞いが発生するものと考えられる。シミュレーションの結果、1つの調和振動子においては、カオス的な挙動を伴う共振現象、2つの調和振動子においては、カオス的な挙動を伴ううなり現象というまったく新しいタイプの振舞いが確認された。

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示す。つまり、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ネットワークである。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、これらの同じ位置のニューロンが結合している新しいタイプのネットワークを構築した。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可能となった。

続いて、ヒトの記憶は、コード化、保存、想起という3つの過程に分けられる。外部刺激の情報を取り込める信号に変換し、記憶として取り込む過程がコード化、コード化された記憶を維持している過程が保存、保存していた記憶を思い出す過程が想起である。第5章では、自己組織化マップを用いたコード化モデル、上記のカオスニューラルネットワークを用いた想起モデルからなる記憶モデルを構築した。まず、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、意識が向かなければ入力された刺激のコード化は行わず、記憶として保存することはない。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ため、最も意識の向いた刺激の情報と、その刺激を受けたときの気分を正規化し、自己組織化マップへ入力することによりコード化を実現した。

また、ヒトの記憶は、気分の影響を受けるとされている。その1つが気分の状態依存性で、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傾向をいう。そして、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傾向があり、これを気分適合性という。第4章で作成したカオスニューラルネットワークの一方のネットワーク（以下、Network B

とする) から他方のネットワーク (以下, Network A とする) への結合定数を大きくすると, Network A が自身に保存されているパターンを想起する回数は減少し, Network B に保存されているパターンを想起する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, 気分適合性に従った想起を可能とした.

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, 情動の覚醒成分によって, ある刺激を認識するまでの時間, つまりニューラルネットワークの計算に要する時間を決定し, 覚醒度が中程度のときは刺激をすぐに認識できるが, 覚醒度が高ければ高いほど, また低ければ低いほど, 刺激を認識するまでに時間がかかるようにした. また, 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, Network A から Network B への結合定数を変化させ, 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.

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. 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. この心理モデルでは, 快度・覚醒度・確信度からなる 3 次元の心理空間内に, 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. これは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, ロボットが自律的に行動を出力するための欲求, ロボットの行動の対象を明確にする意識等の影響を受け決定される.

ここでは, 新しく構築した記憶モデルを心理モデルに統合し, WE-4RII に適用することにより, ロボットが刺激をどのように認識するか評価を行った. その結果, まずコード化モデルにより, ロボットの入力刺激の情報と, その刺激を受けたときの気分がパターン化され, 記憶として保存されることを確認した. また, 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ときはその刺激に関連した快記憶を, 不快な気分のときは不快記憶を想起した. つまり, 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ることを可能とした.

最後に, 第 7 章では, 結論として以上の研究成果をまとめ, 今後の展望として保存する記憶数の検討, およびニューラルネットワークのさらなる応用の可能性について述べる.