



様式6

論文目録

報告番号	甲工 乙工 工修	第101号	氏名	芥川 正武
学位論文題目	ニューラルネットワークを用いた磁気運動計測システム			
論文の目次				
第1章	序論			
第2章	ニューラルネットワーク			
第3章	BPNNを用いた磁気運動計測システムの基本構成			
第4章	計算機シミュレーションによるBPNNを用いた磁気運動計測システムの検討			
第5章	下顎運動計測への応用			
第6章	結論			
参考文献				
主論文				
<ul style="list-style-type: none"> ● 磁気センサを用いた顎運動計測へのニューラルネットワークの応用に関する研究, 芥川正武, 木内陽介, 日本磁気歯科学会雑誌, 第2巻, 第1号, 23-29, 1993. ● ニューラルネットワークを用いた磁気下顎運動計測システムに関する研究, 芥川正武, 木内陽介, 日本磁気歯科学会雑誌, 第6巻, 第1号, 33-43, 1997. 				
副論文				
<ul style="list-style-type: none"> ● A Neural Measurement System for a Moving Object Using Magnetic Sensors, M. Akutagawa, Y. Kinouchi, H. Nagashino, in <i>Proceedings of EUFIT '94</i>, 1651 - 1655, 1994 ● A Neural Measurement System for a Moving Object Using Magnetic Sensors, M. Akutagawa, Y. Kinouchi, H. Nagashino, in <i>Proceedings of FUZZ-IEEE/IFES '95</i> 409-414, 1995. ● ニューラルネットを用いた顎運動計測に関する研究, 芥川正武, 木内陽介, 長篠博文, 信学技報, MBE94-52, 101-108, 1994 ● 磁気を用いた顎運動計測へのニューラルネットワークの応用, 芥川正武, 木内陽介, 長篠博文, 信学技報, MBE95-53, 53-60, 1995 				

様式7

論文内容要旨

報告番号	甲工 乙工 工修	第101号	氏名	芥川 正武
学位論文題目	ニューラルネットワークを用いた 磁気運動計測システム			
内容要旨	<p>物体の空間内での位置及び向きを非接触で多自由度で計測することは、工業計測や生体運動計測等の様々な分野で重要であり、種々の方法により計測が試みられている。特に磁界を利用した方法は原理的に非接触計測が可能であるため、計測そのものによって影響を受けやすい生体各部の運動等に対しても適用することが可能である。制御対象の周辺に磁束を歪める磁性体が無ければ、物体によって遮蔽され、不可視な測定対象の運動測定にも適用可能である。現在使用されている磁界を用いた多自由度運動計測には変動磁界とセンサコイルを併用するものがほとんどである。原理的にはセンサコイルに誘起される誘導電流が各自由度毎に位相の違いとして検出できるよう周波数や振幅、位相の異なる変動磁界を生成し、その中にセンサコイルを置く方法が用いられる。一方永久磁石を使う方法は位置のみまたは特定方向の回転のみといった自由度の小さい運動の計測にしか用いられない。これは小型磁石の位置と向きから周辺の磁束密度分布を求める問題は、逆問題の1種であり一般に解くことができないためである。</p> <p>本論文では小型永久磁石周辺の磁束密度分布から磁石の位置と向きを求める逆問題に、任意関数の汎用近似器としてバックプロパゲーション・ニューラルネットワークを用いることにより、高速、高精度に多自由度運動計測が可能システムを提案し、計算機シミュレーションを用いてその有用性を検討した。その結果、上記の逆問題の解の近似を位置、向きについてそれぞれ平均で0.4%、0.04度程度の精度で行うことが可能であることが確認された。これにより例えば多次元ポインティングデバイス等へ本システムを適用可能であるものと思われる。</p> <p>生体運動計測の一種として古くから盛んに計測が試みられているものに顎運動計測がある。これは顎運動が咬合機能の解明や顎関節症等の診断等に関する様々な情報を含んでいると考えられるためである。しかし測定対象である下顎骨が皮膚により覆い隠されており外部から見るができないこと、下顎運動が6自由度を持っていること、測定による下顎運動への影響が出やすいこと、数10μm、0.1度程度の精度が必要なことなど生体運動計測の中でも特に困難な部類に入る。従来の計測法には機械的計測法、光学的計測法そして磁氣的計測法が用いられてきたが上のような条件を全て満たすものはほとんど無い。本論文で提案した運動計測システムは測定対象に小型の磁石を固定するだけで良く顎運動にも制限を加えないことから、下顎の運動計測への応用は特に有用と思われる。測定空間を下顎前肢部計測用に最適化するなどして、計算機シミュレーションにより検討した結果、位置、向きについてそれぞれ平均で7μm、0.002度程度の精度で計測可能なネットワークを構築することができた。これは精度的には下顎運動計測システムとして実用可能であると思われる。</p>			

3

ニューラルネットワークを用いた
磁気運動計測システム

芥川 正武

1998年3月

ニューラルネットワークを用いた
磁気運動計測システム

芥川 正武

1998年3月

あらし

物体の空間内での位置及び向きを非接触で多自由度で計測することは、工業計測や生体運動計測等の様々な分野で重要であり、種々の方法により計測が試みられている。特に磁界を利用した方法は原理的に非接触計測が可能であるため、計測そのものによって影響を受けやすい生体各部の運動等に対しても適用することが可能である。制御対象の周辺に磁束を歪める磁性体が無ければ、物体によって遮蔽され、不可視な測定対象の運動測定にも適用可能である。現在使用されている磁界を用いた多自由度運動計測には変動磁界とセンサコイルを併用するものがほとんどである。原理的にはセンサコイルに誘起される誘導電流が各自由度毎に位相の違いとして検出できるよう周波数や振幅、位相の異なる変動磁界を生成し、その中にセンサコイルを置く方法が用いられる。一方永久磁石を使う方法は位置のみまたは特定方向の回転のみといった自由度の小さい運動の計測にしか用いられない。これは小型磁石の位置と向きから周辺の磁束密度分布を求める問題は、逆問題の1種であり一般に解くことができないためである。

本論文では小型永久磁石周辺の磁束密度分布から磁石の位置と向きを求める逆問題に、任意関数の汎用近似器としてバックプロパゲーション・ニューラルネットワークを用いることにより、高速、高精度に多自由度運動計測が可能なシステムを提案し、計算機シミュレーションを用いてその有用性を検討した。その結果、上記の逆問題の解の近似を位置、向きについてそれぞれ平均で0.4%、0.04度程度の精度で行うことが可能であることが確認された。これにより例えば多次元ポインティングデバイス等へ本システムを適用可能であるものと思われる。

生体運動計測の一種として古くから盛んに計測が試みられているものに顎運動計測がある。これは顎運動が咬合機能の解明や顎関節症等の診断等に関する様々な情報を含んでいると考えられるためである。しかし測定対象である下顎骨が皮膚により覆い隠されており外部から見るできないこと、下顎運動が6自由度を持っていること、測定による下顎運動への影響が出やすいこと、数10 μ m、0.1度程度の精度が必要なことなど生体運動計測の中でも特に困難な部類に入る。従来計測法には機械的計測法、光学的計測法そして磁氣的計測法が用いられてきたが上のような条件を全て満たすものはほとんど無い。本論文で提案した運動計測システムは測定対象に小型の磁石を固定するだけで良く顎運動にも制限を加えないことから、下顎の運動計測への応用は特に有用と思われる。測定空間を下顎前支部計測用に最適化するなどして、計算機シミュレーションにより検討した結

果, 位置, 向きついてそれぞれ平均で 7μ , 0.002 度程度の精度で計測可能なネットワークを構築することができた. これは精度的には下顎運動計測システムとして実用可能であると思われる.

目次

第1章 序論 1

第2章 ニューラルネットワーク 4

2.1 はじめに 4

2.2 生体の情報伝達システムと神経系 5

2.3 人工ニューラルネットワーク 7

2.4 バックプロパゲーション・ニューラルネットワーク 10

2.5 BPNN の学習性能の改善 14

2.5.1 モーメント項の付加 16

2.5.2 Kick out 法 16

2.6 BPNN の耐雑音性能 17

2.7 まとめ 20

第3章 BPNN を用いた磁気運動計測システムの基本構成 23

3.1 はじめに 23

3.2 システム構成 23

3.3 磁気ダイポールによる小型磁石の近似 24

3.4 スケーリング 27

3.5 計測システムの評価 29

3.6 まとめ 29

第4章 計算機シミュレーションによるBPNNを用いた磁気運動計測システムの検討 31

4.1 はじめに 31

4.2 BPNN の構造と推定誤差 31

4.3 分割ネットワーク 33

4.4 学習パターン数と推定精度 36

4.5 センサ配置と推定精度 38

4.6	誤差低減用バックプロパゲーション・ネットワークを用いた精度向上	40
4.7	反復法との計算時間の比較	42
4.8	耐雑音性能の付加	43
4.9	まとめ	44
第5章	下顎運動計測への応用	52
5.1	はじめに	52
5.2	下顎運動	54
5.2.1	下顎の形態	54
5.2.2	下顎運動の種類と機序	54
5.2.3	下顎位	55
5.2.4	下顎の動態	57
5.2.5	代表的な下顎運動計測法	58
5.2.5.1	Mandibular Kinesiograph	59
5.2.5.2	磁気位相空間を用いた顎運動計測	60
5.3	BPNNを用いた磁気応用下顎運動計測システム	63
5.4	センサの配置と推定精度	64
5.5	位置推定精度の直線性	67
5.6	磁石の磁化強度に不変なBPNN	73
5.7	まとめ	76
第6章	結論	77
	謝辞	80
	文献	81

図目次

2.1	McCulloch - Pitts 型形式ニューロン	6
2.2	単純パーセプトロン	8
2.3	バックプロパゲーション・ネットワークの構造	10
2.4	BPNNを構成する形式ユニット	11
2.5	バックプロパゲーション誤差平面の模式図	14
2.6	耐雑音性のテストのための例題	19
2.7	雑音を加えた学習パターンを用いた時の誤差の推移	20
2.8	BPNNの耐雑音性	22
3.1	BPNNを用いた磁気運動計測システムの基本構成	24
3.2	磁気ダイポールモーメント	25
3.3	磁気ダイポールおよび小型磁石による磁束密度の比較	27
3.4	xy 平面における磁気ダイポールによる磁束密度の磁石からのずれ	28
4.1	磁気センサの配置と、運動測定空間	33
4.2	ネットワークの分割	34
4.3	磁界測定点の番号	35
4.4	学習パターン数と学習曲線	37
4.5	学習パターン数の変化と位置推定誤差	37
4.6	センサの配置と位置推定精度	39
4.7	運動測定領域内での誤差分布	47
4.8	BPNNによる推定誤差の改善	48
4.9	誤差低減用のBPNNの学習曲線	48
4.10	位置及び角度推定誤差の各軸成分毎のヒストグラム	49
4.11	位置及び角度推定誤差のヒストグラム	50
4.12	運動計測システムの耐雑音性の比較	51
5.1	頭蓋側面図	53
5.2	下顎骨の各部の名称	54
5.3	顎関節	55
5.4	下顎前歯部の運動野 (Posselt figure)	57
5.5	磁気位相空間を発生する1次コイルとセンサコイルの基本構成	60

5.6	磁気位相空間の測定原理.	61
5.7	顎運動計測システムのセンサ配置.	63
5.8	磁石の向きの制限.	64
5.9	センサフレームの大きさ.	66
5.10	顎運動計測システム用 BPNN の典型的な学習曲線.	69
5.11	顎運動計測システムのセンサフレームの大きさと推定誤差.	70
5.12	格子上に置かれた磁気ダイポールに対する推定推定結果 (BPNN による補正無し).	71
5.13	格子上に置かれた磁気ダイポールに対する推定推定結果 (BPNN による補正あり).	72
5.14	磁気ダイポールモーメントの大きさの変化の推定精度への影響.	74
5.15	磁石の磁化強度の変化に不変な下顎運動計測システム.	75

表目次

4.1	BPNN の構造と推定精度.	33
4.2	y 軸及び z 軸方向成分推定時の入力ユニットへの磁束密度測定値の割り当て.	35
4.3	分割ネットワークの構造と推定精度.	36
4.4	補正用 BPNN による誤差の改善.	41
4.5	BPNN と最急降下法による計算時間の比較.	43
4.6	学習パターンにガウス雑音を加えたときの無雑音テストパターンに対する推定精度.	44
5.1	顎運動の各種パラメータ.	62
5.2	y 軸成分推定時の入力ユニットへの磁束密度測定値の割り当て.	65
5.3	磁化の強さの変化に影響を受けない BPNN の学習結果.	76

第1章 序論

物体の空間内での位置および向きを多自由度で計測することは、工業計測や生体運動計測等の様々な分野で重要であり、数多くの方法が提案されている。工業計測分野では1自由度の高精度センサを計測したい部分に直接取り付け、これらを複数組み合わせることで多自由度を計測する場合も多い[37]。一方、生体運動は測定する行為によって運動そのものが影響を受け易いため運動部位と外部の計測装置は、非接触であることが望まれる。現在生体の多自由度運動計測には画像処理を応用した方法[36]、光やレーザ、超音波の反射や透過を利用する方法[34, 35, 40]、磁界を用いた方法[28-33, 39, 40, 42, 46]等が考案され実際に応用されている。しかし測定対象が何らかの遮蔽物によって観測する外側から隠蔽されている場合、簡便かつ高精度な運動方法についての研究は少ない。このような運動の計測には、生体組織が磁界に透過であることから、磁界を用いた方法が最も適していると考えられる。

磁界による運動計測法の原理には、永久磁石による静磁界を磁気センサで測定し両者の位置関係を求めるものと、正弦波磁界による電磁誘導を利用するものの2種類がある。本研究で検討している運動計測システムは、測定対象に小型の永久磁石を取り付け、周辺に固定した磁気センサで計測した磁束密度分布から磁石の位置と方向を推定するというものである。本法では測定対象には小型磁石を取り付けるだけでよいため、変動磁界を用いる方法[28, 31, 32]のように測定対象に取り付けたセンサコイルから外部の測定器への信号線が測定対象の運動を拘束することはない。ところが複数の磁気測定点での磁束密度分布から磁石の位置と向きを求める問題は、逆問題の一種と考えることもでき、一般に解くことはできない。このため精度の高い近似解を得るためには最適解で最小値を持つ評価関数を設定し、これが最小となるように推定するパラメータを変更しながら順方向計算を繰り返すという反復法を適用することが考えられる。順方向計算には有限要素法などの解析的な方法がよく用いられるが、1回の計算だけでもかなりの計算時間を要するため、反復法を使つての時間分解能の高い実時間計測は難しくなる。そこで小型磁石を磁気ダイポールで近似し計算を簡略化したり[33]、予め測定しておいたキャリブレーションを利用する方法[30, 46]等が用いられてきた。ただし計測可能なのが位置だけに限られることなど、多自由度運動計測法としては不十分な点が多い。

一方、生体の脳の情報処理の機序を明らかにするために様々な研究が行われている。これらの研究によって得られた様々な生理学的または心理学的機序に習うことにより、生体の持

つ柔軟で高度な情報処理を行なう機械を作ろうとする試みが行なわれてきた。McCulloch と Pitts によって1943年に発表された神経の情報処理の数理モデル[1]はその後のニューロコンピューティングの基礎となるものであった。その後1958年のRosenblattらのパーセプトロンや、1962年のWidrowらのADALINEなど、数々のモデルが提案された。1969年のMinskyとPapertらのパーセプトロンが線形分離問題にしか適用できないという指摘[2]によって一時下火にはなったものの、1980年前半のHopfieldの活躍などにより再び脚光を浴びるに至った。特に1986年にRumelhartらが多層フィードフォワード型ニューラルネットの自動学習アルゴリズムとしてバックプロパゲーション法を発表して以来[4]、パターン認識、自動制御、システム同定など様々な分野で盛んに用いられるようになった。

本研究で取り上げているバックプロパゲーション・ニューラルネットワークは生体の神経系の数学モデルという見方が根底にはあるものの、むしろ回帰分析法の発展型と見たほうが適当である。その強力な関数近似能力から、今後任意関数の近似問題に対して重要な役割を果たすものと考えられる。本研究では前述の磁石による周辺磁束密度から磁石の位置と向きへの写像をバックプロパゲーション・ニューラルネットワークに予め学習させておくことにより、多自由度運動計測システムを構成することを試みている[38, 52-55]。本方法では測定時においてはバックプロパゲーション・ニューラルネットワークの順方向伝播を1度だけ計算すればよいため、反復法を用いる方法と比べて高速な運動計測が可能になると期待できる。またバックプロパゲーションは任意関数の近似が可能のため、入力から出力への写像がill-posedではない限り多自由度の計測が可能である。本論文の3章では、提案システムの構成等の概略を示し、シミュレーションの簡略化の為の小型磁石の磁気ダイポールモーメントによる近似についてその妥当性を検討している。さらにニューラルネットワークの学習アルゴリズムについて述べる。4章では磁気センサの配置やネットワークの構成と測定誤差との関係等の本システムの基礎的な性質について、運動測定の用途を限定しない一般的なシステム構成において、センサ配置やネットワークの構造が推定精度に与える影響を計算機シミュレーションを用いて検討する。その結果、提案法が推定精度や処理時間の面からみて、実用的な規模のニューラルネットワークを用いて実現可能であることを示す。

生体の部分運動計測の一分野に下顎の運動計測が挙げられる。下顎運動は咬合機能の解明や、顎関節症等の診断、治療に重要であり、古くから数多くの研究者により様々な

方法が検討されてきた[44]。初期には機械的リンクにより顎運動を直接計測するものや、strobe scopeを用いて光学的に計測するもの[47]が用いられていた。その後磁界を用いたもの[46]、機械的計測法だが電気的なスケールを用いたもの[48]、画像処理や光学電子機器を用いたもの[33, 72]などが提案され、非接触で高精度計測をする研究が行なわれている。しかし実用的には、多自由度計測、高精度、被験者への軽負担、取り扱いが容易など条件の条件をすべて満たすものはまだない。本研究で提案する運動計測システムは、これらの条件を満たすと期待できる。そこで本研究では提案法の一応用例として顎運動計測を取り上げる。5章では前章の結果を踏まえて顎運動計測用にシステム構成を最適化し、ネットワークの学習を行って推定誤差について検討を行ない、精度的には顎運動計測に十分な性能を持つことを示す。

最後に6章では本研究で得られた結果と今後の課題について述べる。

第2章 ニューラルネットワーク

2.1 はじめに

人間のからだの中で最も重要で、最も深遠な器官の一つには脳が挙げられる。我々の心は全てこの1,400gそこそこの灰色の塊の中に収まっている。人間がこの一見地味だが非常に優れた情報処理能力を持つ器官の正確な機能を知るようになってから、まだ100年そこそこしか経っていない。しかもその機能や仕組みについては今だに多くの未知の部分が残されている。逆に言うと、脳は人間がその研究に心血を注いでも、100年程度ではとても紐解くできないような巨大なシステムなのである。にもかかわらず脳と同じように柔軟で発展性に富む情報処理機械を、脳の構造を真似ることにより人工的に創造しようとする野心的な試みが数多くなされてきた。1943年のMcCullochとPittsのニューロンモデル[1]に始まって、現在に至るまで数多くの脳や神経系のモデルが提案されている。もっともこれらは脳全体をつくり出すには遠く及ばず、脳を構成する神経細胞のささやかな数学モデルを作成し、それらを組み合わせているに過ぎない。それでもそれらの人工神経回路網、すなわち人工ニューラルネットワークは、構成要素の原理が非常に単純であるにもかかわらず、複雑な論理の組合せであるノイマン型コンピュータに劣らない仕事をこなす事が示されている。例えば近年のニューラルネットワークブームの火付け役の1つにもなった、英文読み上げシステムNETtalkは、商品として発売されていたDECtalkにも劣らない性能を持つ事ができた。

さて、ニューラルネットワークを「人工の脳」として捉えるのではなく、純数学的な解析アルゴリズムとして工学的に応用するという研究も盛んに行われている。すなわちニューラルネットワークを純粋に数学的あるいは工学的な一手法として扱うものである。この場合、人工ニューラルネットワークは汎用関数近似器として利用される場合が多い。例えば内部構造が未知であるプラントの入出力関係の近似等に用いられ、自動制御のコントローラとして使用されるものがこれに相当する。そこではニューラルネットワークという言葉は用いられるものの、生体のモデルという枠組とは完全に異なっている。本稿では磁気を用いた運動計測法に対してバックプロパゲーション・ネットワークを用いているが、これはまさにニューラルネットワークを関数近似器として利用するものである。

2.2節では生体における情報伝達システムについて概観する。2.3節では生体における情報処理機序を単純化した数学モデルとしての人工ニューラルネットワークについて代表的なものを幾つか示す。2.4節ではバックプロパゲーション・ニューラルネットワークにつ

いて学習アルゴリズムも含めたアーキテクチャについて詳述し、さらにRumelhartらによるオリジナルのバックプロパゲーション・ニューラルネットワークの性能を改善する幾つかの手法を2.5節で示す。また2.6節では連続値関数をバックプロパゲーション・ニューラルネットワークを用いて近似し、実用する場合に重要と思われる雑音の関数近似精度への影響について触れる。

なお本章以降、バックプロパゲーション・ニューラルネットワークの略語としてBPNNを用いる。

2.2 生体の情報伝達システムと神経系

生体は非常に複雑だが高い合目的性を持つシステムである。

1個の個体が生存するための、最大かつ唯一の目的は種の存続である。これを遂行するためには、1個の個体は変化する環境の中に対応し、多くの活動を成し遂げなければならない。つまり1個体が生きるということは、様々な情報を取得し、それらに対する適切な反応を行うことである。

環境に対する反応方法に関する情報は、根源的には遺伝子に組み込まれている。体は環境に対する様々な対処方法を、遺伝子を元に構造的に再構成したものである。一方、環境や様々な活動のための後天的かつ流動的な情報は、多くの場合化学物質に託されている。情報伝達の必要性が生じた時、単細胞生物や比較的単純な多細胞生物であれば、化学物質を拡散させることにより直接的に伝達する。ところが体が大型化し、体内に様々な器官が生じて各部で機能分担が行われるようになると、受動的な拡散だけでは情報伝達は不十分である。これは体内の容積が大きくなる分伝達物質が希薄になり、伝搬効率が低下するためと、伝達経路が長くなるため大きな遅延が生じてしまうためである。これに対応するために生体は、情報の伝達物質に対する感受性を極度に高くしたり、情報伝達のための特殊な器官すなわち神経細胞を設けるという方法をとった。このため、例えば人間であれば内分泌系と、神経伝達系という2種類の体内情報伝達系が存在している。

神経伝達系を体内構造として取得した種は、更に多様な体の構造をとることができるようになった。また複数の器官を速やかかつ滑らかに協調動作させることができるようになり、多様な活動を行うことができるようになった。これらの複雑な活動を統括するためには、多くの情報を集約して処理を行う、高度な情報処理システムが不可欠である。これを担当するための器官がすなわち神経節や脳である。

このように見ると、情報伝達能力を高度化し、環境の変化や生存競争に対する適応力を

高め、生命維持システムを極度に高度化、複雑化してきた結果が今日の多様な種を生んでいるのである。逆にいうと進化がさらなる進化を導き、それが泥縄的、病的に複雑なシステムを生んできたともいえる¹。

人間の脳の構造はまさにこれまでの種の進化の歴史を雄弁に物語っている。生命維持に必須の脳幹は、基本的な生命活動を行わせ、生命を維持するという機能を持っており、食欲、性行動、怒り等動物として生きるための本質的な中枢が備わっている。最も単純な脊椎動物である魚類は脊髄と脳幹が大半を占めている。さらに小脳等に働きかけて運動系を微妙に制御し、表情、態度といった感情の表出なども行う大脳基底核、単純な喜怒哀楽といった動物的な感情を創出する大脳辺縁系と続き、奇形的に巨大に発達した大脳新皮質が人間的な様々な情報処理を行っている [27, 73, 74]。

しかし脳がこのように複雑化した結果、我々人間の脳は、脳自身について考えるという一種逆説的な活動を行うようになった。古来から人間は自分自身が何であるかについて考え、哲学、倫理学、工学等様々な学問が形成されてきた。そういったなかで人間を含めた動物がどのような機序で思考を行っているかを解明し、人間のように考える機械を製作することは人類の生来の欲望の1つであろう。

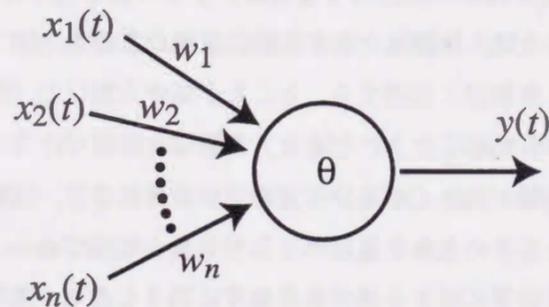


図 2.1 McCulloch - Pitts 型形式ニューロン。

¹おもしろいことに、よく似た現象を現在の技術発達とそれに伴う製品開発にも見ることができる。例えばパーソナルコンピュータのオペレーティングシステムは、発売当初の 1970 年代には数 KBytes 程度のメモリで動作するものであった。様々な機能を付け加えて「高度化」した結果、現在ではその 1,000 倍以上の 10MBytes 程度のメモリを必要とするようになってきている。ところが本質的にオペレーティングシステムが行っている仕事には大差は無い。またある種の仕事（例えばディスク上のファイルを削除する）をするのにかかる体感速度は大して変化していない。

2.3 人工ニューラルネットワーク

20 世紀に入って本格化した脳研究と、その成果を工学的に応用しようとする研究はお互いに影響しながら今日まで発展してきた。本来の人工ニューラルネットワークはその名称の通り生体の神経回路を何らかの数学モデルとして表したものである。実際的な応用として、手続き型の情報処理機械（すなわちノイマン型コンピュータ）と同等、またはノイマン型コンピュータでは容易に実現できない、生体における柔軟性に富む情報処理機能を持った計算機械の開発が考えられてきた。

生体の脳に似た情報処理機械を開発するという一種誇大妄想的な研究目標に対して、非常にささやかながら着実な一歩を踏み出したのが 1943 年に McCulloch と Pitts により発表されたニューロンの数学モデルであった [1]。この McCulloch - Pitts の形式ニューロンは図 2.1 のような非常に単純なモデルであり、離散時間上で動作し、各時刻 t でニューロンは発火する ($y(t) = 1$) かしない ($y(t) = 0$) かの 2 つの状態をとる。シナプスには結合荷重 (w_1, \dots, w_n) があり、ある時間 t における入力 $x_i(t)$ の結合荷重による重み付け和 $\sum_i^n x_i(t)$ がニューロンの持つ閾値 θ を越えるとニューロンは次の時刻 $t+1$ で発火する。この単純なニューロンを組み合わせることにより原理上どんな算術関数や論理関数も計算が可能であることが示された。

1949 年に Hebb により紹介された仮説はシナプスにより結合された 2 つの神経細胞が同時に発火した時にその結合荷重が増加するとするものであった。いま神経細胞 i から j へ至る結合荷重を w_{ij} 、それぞれの細胞の出力を y_i, y_j とすると結合荷重の変化量 δw_{ij} は、

$$\delta w_{ij} = \alpha y_i y_j - \beta w_{ij} \quad (2.1)$$

と表される。ここで α, β は定数である。この考え方は Hebb 学習として以降の様々なニューラルネットワークの学習則に影響を与えている。

1958 年、Rosenblatt はパーセプトロン (Perceptron) と呼ぶニューラルネットワークを提案した。パーセプトロンは McCulloch-Pitts の形式ニューロンと非常に良く似たニューロンから構成されるネットワークであり、パーセプトロン学習則という教師付きの誤り訂正学習法で学習を行う。パーセプトロンの出力は McCulloch-Pitts の形式ニューロンと同様、入力パターン x の重み付け和が閾値 θ を越えるか否かで 1 及び 0 (または -1) をとる。図 2.2 は受光ユニットに提示されたカードに示される数字が奇数 (1) か偶数か (-1) を判定するパーセプトロンである。受光ユニットから連合ユニットは固定したランダム結合で、連合ユニットから応答ユニットは可塑性を持った結合である。学習はこの部分の結合

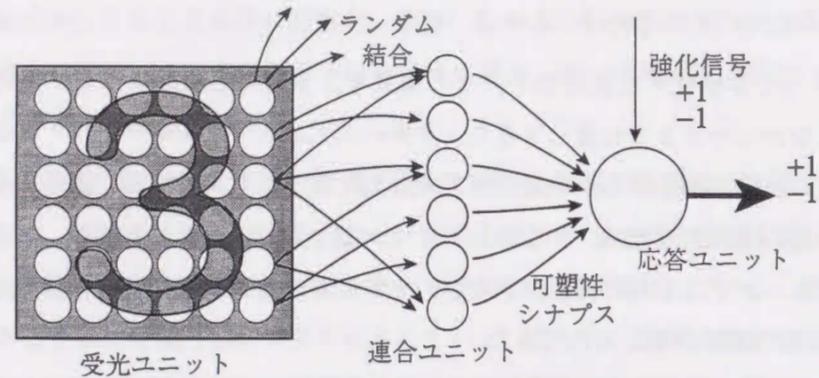


図 2.2 単純パーセプトロン。

を適切に調節することによって行われる。もし訓練用のパターンを提示した時のパーセプトロンの出力が正しければ、結合を増強し、もし誤りであれば正しい出力を出力するように結合を調節する。これを繰り返して学習を進めていく。パーセプトロンは分類しようとするパターンが線形分離可能であれば、非常にうまく目的とするクラス分けを学習する。しかし Minsky と Papert が 1969 年にその著書 *Perceptron* の中で指摘したように、線形分離不可能な XOR (排他的論理和) といった多くの単純な課題を学習することができない [2]。この事実は一時期活発になりつつあったニューロコンピューティングの研究を鎮静化させるきっかけとなった。

パーセプトロンとは別に 1962 年 Widrow らは全く別のニューラルネットワークを提案した。ADALINE と名付けられたこのアーキテクチャでは、入力値と結合荷重の単純な重み付け和により処理要素の出力が計算される。学習は Widrow 学習則 (または Widrow-Hoff 学習則, LMS 学習則, デルタ則) と呼ばれるもので、単純処理要素の性能を最小 2 乗誤差性能関数において可能な限り最良の結合荷重を見付けるように学習が行われる。性能評価を 2 次関数を用いて行うため評価関数の極小点は唯一であり、最小値に結合荷重が収束することが保証される。この Widrow 学習則は単純ではあるが非常に強力な学習則であり、様々な変形を加えて現在でも使用されている。

これらとは全く異なる学習原理を用いるニューラルネットワークアーキテクチャも数多く提案されている。例えば Kohonen 学習として知られる競合学習の一種は、学習動作の前に必ず競合過程を必ず含み、勝ち残った処理要素だけが自分自身の結合荷重を変更できたり、非勝利要素とは異なる更新則を用いることができるというものである [6]。これは教師あり学習法である Widrow 学習等とは全く異なり、教師無しの学習法の一つである。原

理的には 1 層の処理要素の重みベクトルを、訓練に使われる入力ベクトルの生起確率密度にほぼ比例した数密度で分布するように調節するというものである。

この他にも Hopfield ネットワークのような相互結合ネットワーク、Kohonen 層と Grossberg 層を組み合わせたカウンタープロパゲーションネットワーク [5]、処理要素の入出力関数がガウシアン形をした RBF (Radial Basis Function) ネットワーク [11-13]、多項式ニューラルネットワークである GMDH (Group Method of Data Handling, データ処理の群的手法) ニューラルネットワーク [14]、連想記憶を実現する学習行列ネットワーク、2.4 節で詳述するバックプロパゲーション・ニューラルネットワーク [4] 等がある。

ニューラルネットワークの応用分野は問題の性質によって 3 種類に分類することができる。第 1 は文字認識といったクラス分類である。1950 年代から 1960 年代にかけての最初のニューラルネットワークブームのきっかけともなったパーセプトロンや、バックプロパゲーション・ニューラルネットワークを広く知らしめることとなった Sejnowski と Rosenberg による NETtalk (英語の原文から音声合成用サウンドジェネレータ用の発音コマンドを生成する) もこれに入る。第 2 は入出力値が連続値をとる連続関数近似である。株式相場の推移の予測やプラントの制御量と出力値の近似、時系列信号からのノイズの除去等がこれに相当する。第 3 は与えられた問題の最適パラメータを求める最適化問題への適用である。巡回セールスマン問題がこれにあたる。

ニューラルネットワークはそのアーキテクチャによって、上の 3 つに分類された問題に対して最適なもの、最適ではないが適用可能なもの、原理的に適用不可能なものがある。例えばバックプロパゲーション・ニューラルネットワークは、クラス分類、関数近似には適用可能であり、良好な性能を示すが、最適化問題には適応することはできない。一方最適化問題へ比較的容易に適用できる Hopfield ネットワークは、連続値関数の近似に利用することはできない。またカウンタープロパゲーション・ニューラルネットワークはベクトル量子化 (ある種のパターン分類問題と考えることができる) には非常に優秀な性能を示すが、連続値の写像問題にはバックプロパゲーション・ニューラルネットワークの方が良好な結果を示す。このようにニューラルネットワークをある問題に対して適用しようとする場合、その問題の性質と、ニューラルネットワークの特徴を考慮して適切なニューラルネットワークアーキテクチャを選択する必要がある。

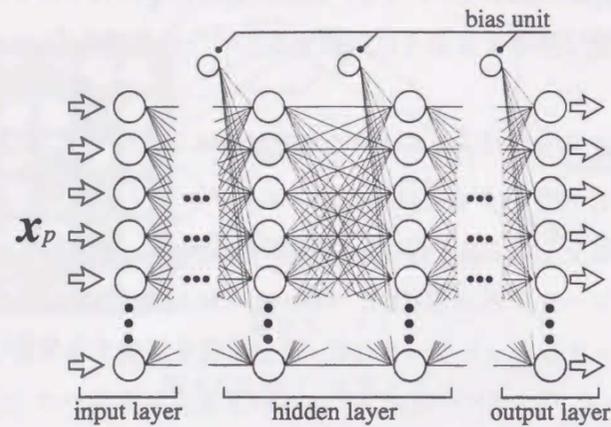


図2.3 バックプロパゲーション・ネットワークの構造. 中間層数は任意である. 中間層と出力層には常に1を出力するバイアスユニットが接続されている.

2.4 バックプロパゲーション・ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークにより実現しようとしている関数 f を n 次元ユークリッド空間の有界部分集合 A から m 次元有界部分集合 $f[A]$ への写像とする. すなわち $f: A \subset \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^m$ とする. このように写像を近似する機能を持ったニューラルネットワークは写像ニューラルネットワークとも呼ばれ, バックプロパゲーション・ネットワーク [4] や, Kohonen の自己組織化ネットワーク [6], Hecht-Nielsen のカウンタープロパゲーションネットワーク [5], RBF ネットワーク [11-13], GMDH ネットワーク [14] などのニューラルネットワークがこれにあたる. 中でも BPNN は 1986 年に Rumelhart ら PDP グループによって発表されて以来 [4], 最も多く使われているニューラルネットワークモデルの一つである.

バックプロパゲーション・ニューラルネットワークは, 「ニューラルネットワーク」という名称が使われており, 生体神経系の数学モデルという見方が根底にはあるものの, 事実上はむしろ純数学的な回帰分析法の発展系と見た方が適当である. その強力かつ汎用性の高い学習能力からパターン認識や制御等その応用分野は広範囲にわたる.

BPNN は図 2.3 に示すような教師つき学習を行なう多層フィードフォワード型ニューラルネットワークである. ネットワークは図 2.4 のような形式ユニット² または単にユニッ

²ニューロン (neuron) と呼ばれることもあるが, 生体の神経細胞のモデルであるという意味が必要以上

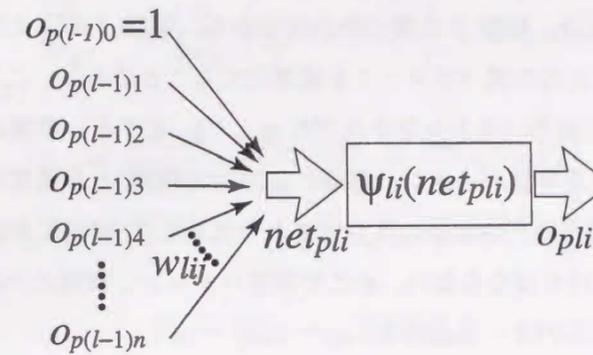


図 2.4 BPNN を構成する形式ユニット. 前段のユニットの出力値 $o_{p(l-1)j}$ ($j = 0, 1, \dots, n$) の結合係数 w_{plij} ($i = 1, 2, \dots, m$, $j = 0, 1, \dots, n$) による重み付け和 net が計算され, 特性関数 $\psi_{li}(\cdot)$ による演算結果がこのユニットの出力値 o_{pli} となる. $o_{p(l-1)0}$ はバイアスユニットを意味し, 常に 1 を出力する.

トと呼ばれる処理要素から構成される. 第 l 層の i 番目のユニットのパターン p に対する出力値は次のようにして計算できる.

$$o_{pli} = \psi_{li}(net_{pli}) \quad (2.2)$$

$$net_{pli} = \sum_{j=0}^n w_{lij} o_{p(l-1)j} \quad (2.3)$$

ここで $j=0$ のユニットはバイアスユニットを表わし, その出力 $o_{p(l-1)0}$ は常に 1 である. 特性関数 $\psi_{li}(\cdot)$ には $\psi(x) = \tanh(x)$ やロジスティック関数 $\psi(x) = 1/(1 + \exp(-x))$, 或いは線形関数 $\psi(x) = x$ といった非減少連続関数が用いられる. 外部からの入力ベクトル \mathbf{x}_p を直接受け取る層を入力層といい, 各ユニットは結合をもつ中間層ユニットに入力値を単純に分配するファンアウトユニットとして機能する. 入力層ユニットの出力は $o_{p1} = \mathbf{x}_p$ となる. 中間層は外部との間に直接情報のやり取りをしないため隠れ層とも呼ばれる. 多層フィードフォワード型ニューラルネットワークは中間層が 1 層あればユニット数を適切に選ぶことにより任意の関数を任意の精度で近似する能力をもつことが船橋の論文 [7, 8] 等で証明されているが, BPNN の場合 1 層よりも 2 層のほうが学習が容易なことから実用

に強調され, あたかもニューラルネットワークが万能であるかのような印象を生むのを防ぐため, 本稿ではニューロンという呼び方は避ける.

的には2層のものもよく用いられる。

BPNNを学習するとは、関数 f の幾つかの実例から、関数 f の入出力動作を近似できるように、ネットワークの内部パラメータを最適化することである。ここでネットワークへの p 番目の実例の入出力ベクトルをそれぞれ \mathbf{x}_p , \mathbf{y}_p とする。学習に用いる一連の入出力ベクトルのセットを学習パターンと呼ぶ。BPNNが関数 f を適切に近似できたかどうかをテストするためには、未学習の入力ベクトルに対してBPNNが適切な値を出力するかどうかを確認しなければならない。そこで学習パターンとは別に一連の入出力の実例を用意し、これをテストパターンとする。

BPNNの学習則は一般化デルタルールとも呼ばれ、入力パターンに対するニューラルネットワークの出力値とその時の目標値との2乗誤差を最小にするように、最急降下法を用いて結合係数を変化させるアルゴリズムである。2乗誤差 E は以下のように定義される。

$$E = \sum_p E_p \quad (2.4)$$

$$= \sum_p \frac{1}{2} |o_{pL} - y_p|^2 \quad (2.5)$$

ここで L はネットワークの層数を意味し、 o_{pL} は出力層ユニットの出力ベクトルであることを示している。

E を結合係数を変化することにより最急降下で減少させるためには、結合係数の空間での誤差平面 E の勾配を求め符号を逆転した方向に結合係数を変化すればよい。結合係数の変化量を $\Delta \mathbf{w}$ とすると、

$$\Delta \mathbf{w} \propto -\nabla_{\mathbf{w}} E \quad (2.6)$$

と表わされる。 w_{lij} だけに注目すると、

$$\frac{\partial E}{\partial w_{lij}} = \sum_p \frac{\partial E_p}{\partial w_{lij}} \quad (2.7)$$

となる。第 p パターンについて chain rule を適用すると、

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{lij}} = \frac{\partial E_p}{\partial net_{pli}} \frac{\partial net_{pli}}{\partial w_{lij}} \quad (2.8)$$

ここで、

$$\delta_{pli} \equiv \frac{\partial E_p}{\partial net_{pli}} \quad (2.9)$$

と定義して、式 (2.8) に代入すると、

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{lij}} = \delta_{pli} \frac{\partial net_{pli}}{\partial w_{lij}} \quad (2.10)$$

式 (2.3) より、

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{lij}} = \delta_{pli} \frac{\partial}{\partial w_{lij}} \left(\sum_k w_{lik} o_{p(l-1)k} \right) = \delta_{pli} o_{p(l-1)j} \quad (2.11)$$

が得られる。 δ_{pli} は、

$$\delta_{pli} = \frac{\partial E_p}{\partial net_{lij}} = \frac{\partial E_p}{\partial o_{pli}} \frac{\partial o_{pli}}{\partial net_{lij}} = \frac{\partial E_p}{\partial o_{pli}} \psi'(net_{pli}) \quad (2.12)$$

と計算できる。 $l=L$ すなわち出力ユニットのとき、式 (2.12) は2乗誤差の定義 (2.5) から、

$$\delta_{pli} = (o_{pLi} - y_{pi}) \psi'(net_{lii}) \quad (2.13)$$

が求まる。一方 $l \neq L$ すなわち中間層ユニットのときは、式 (2.12) の右辺の積の微分に chain rule を適用し、

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_p}{\partial o_{pli}} &= \sum_q \frac{\partial E_p}{\partial net_{p(l+1)q}} \frac{\partial net_{p(l+1)q}}{\partial o_{pli}} \\ &= \sum_q \frac{\partial E_p}{\partial net_{p(l+1)q}} \frac{\partial}{\partial o_{pli}} \sum_i w^{(l+1)qi} o_{pli} \\ &= \sum_q \frac{\partial E_p}{\partial net_{p(l+1)q}} w^{(l+1)qi} \\ &= \sum_q \delta_{p(l+1)q} w^{(l+1)qi} \end{aligned} \quad (2.14)$$

が得られる。したがって $l \neq L$ のユニットについては、

$$\delta_{pli} = \psi'(net_{pli}) \sum_q \delta_{p(l+1)q} w^{(l+1)qi} \quad (2.15)$$

となる。

以上をまとめると、

$$\Delta \mathbf{w} = -\eta \nabla_{\mathbf{w}} E \quad (2.16)$$

すなわち、

$$\Delta w_{lij} = -\eta \sum_p \delta_{pli} o_{p(l-1)j} \quad (2.17)$$

である。ここで η は学習係数と呼ばれる定数である。式 (2.17) は、全学習パターンに対して δ_{pli} を加算して、 Δw_{lij} を求め、結合係数を変更するので一括更新法と呼ばれる。一方、 δ_{pli} を加算せずに、1個の学習パターンを提示する毎に結合係数を更新する方法もとられ、逐次更新法とよばれる。この場合、結合係数の更新則は

$$\Delta w_{lij} = -\eta \delta_{pli} o_{p(l-1)j} \quad (2.18)$$

となる。

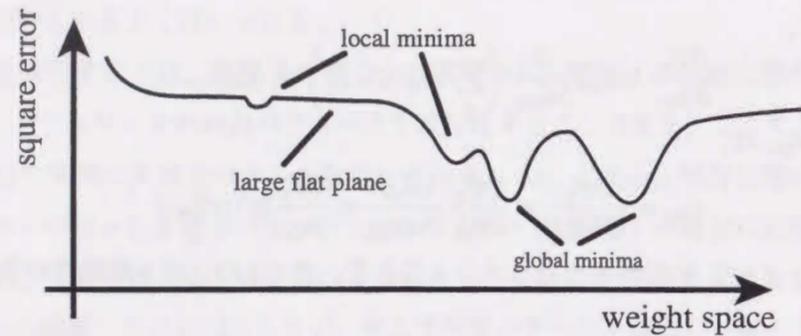


図 2.5 バックプロパゲーション誤差平面の模式図.

2.5 BPNN の学習性能の改善

BPNN は強力パターン分類、連続値関数の近似等に幅広く利用可能であるが、次のような4つの弱点が指摘されている。

1. 学習回数が多い。
2. ネットワークの停滞が起こる。
3. 局所最小解への収束が起こる。
4. 学習結果が乱数に依存している。

1番目の学習回数問題はBPNNが最急降下法をベースにしていることに由来し、荷重の更新量が十分に小さいという仮定があるのが原因である。このため最適値に収束するまでに無限回の繰り返しが必要になる。荷重の更新量は式(2.16)で示されるように学習係数 η で調節できる。これを大きくすると更新量は大きくなるが、誤差平面が急峻な領域では更新量が大きくなりすぎ、最小解を通り越したり、振動が生じたりする恐れがある。一方小さくしすぎると誤差平面がなだらかな領域では結合の更新が非常に緩慢になる。確実に収束させるためには多少小さめの学習係数を用いなければならない。このことが学習回数増大を招く。

2番目のネットワークの停滞についてはBPNN学習則が2乗誤差を評価関数とした勾配法であることに起因する。つまり大域的極小点の周辺では誤差平面は2次楕円体となっているため、誤差平面の傾きは0に近くなり結合荷重の更新量は極めて小さくなる。すなわち最適解に近づく程、結合荷重の更新が遅くなるという矛盾した性質を持っているのである。これがネットワークの停滞であり、収束には非常に多くの結合荷重の更新を繰り返さなければならない。

3番目はBPNNの構造と評価関数に起因している。BPNNは中間層に非線形関数であるシグモイドを含む。このため非線形問題の分類が可能であり、パーセプトロンで問題となったような線形分離不可能な問題に対しても適用可能である。しかし一方で、評価関数を用いて構成される誤差曲面は非常に複雑な形状を呈するようになる。バックプロパゲーション誤差曲面は次のような特徴があることが知られている[10](図2.5)。

- 局所最小点(local minima)が存在する。
- 多数の大域的極小点(global minima)を持つ。
- 勾配が緩やかな領域が多く存在する。

オリジナルのBPNNの場合結合の更新は現在の誤差平面の微分しか参照しない。したがって1度局所最小解にトラップすると、2度と抜け出すことはできなくなる。

4番目の問題はBPNNの学習時に乱数を用いることに起因している。BPNN学習則では結合荷重の初期値を小さな乱数値に設定する。このことは最急降下法の初期値が学習試行により異なっていることを意味している。バックプロパゲーション誤差平面は先にも述べたように非常に複雑で入り組んでいる。また最適解である大域的極小点が多くあるため、学習により求められる結合荷重は一意ではない。したがって結合荷重空間のどの位置から学習を開始するかによって、学習によって得られるBPNNの結合荷重は全く異なったものとなり、学習結果の再現性に乏しい。

これらの弱点の改善する非常に多くの方法が考案されている。アプローチの方法には次のようなものがある。

1. 結合更新則の改善
2. 誤差関数の改善
3. 構造の動的変更

第1は式(2.16)で示される従来の結合更新則に収束の高速化のための項を付加したり学習係数 η に各荷重毎に異なる値を用いるものである。第2は式(2.5)のように目標値とネットワークの出力値の2乗誤差で定義されていた評価関数を変更するものである。第3は学習時に中間層ユニットや結合の増減[15-18]やユニットの入出力関数の変更[19]を行うものである。

本稿ではこれらのうちの幾つかについて述べる。

2.5.1 モーメント項の付加

式(2.16)にモーメント(慣性)項を付加する方法は学習の高速化の為に最も多く用いられているアルゴリズムであり[4], 結合更新量 $\Delta \mathbf{w}_{\text{mom}}$ を,

$$\Delta \mathbf{w}_{\text{mom}} = \Delta \mathbf{w} + \alpha \Delta \mathbf{w}_{\text{prev}} \quad (2.19)$$

とするものである。ただし, $\Delta \mathbf{w}$ は式(2.16)の更新量を表し, $\Delta \mathbf{w}_{\text{prev}}$ は前回の荷重更新時の $\Delta \mathbf{w}_{\text{mom}}$ である。ここで α は慣性項係数と呼ばれる定数で, $0 < \alpha < 1$ の範囲の実数(通常は0.9程度)が用いられる。BPNNのアルゴリズムを大幅に変えることなく, 増加する計算量コストが小さい割には比較的良好な結果が得られるという特徴がある。

慣性項の効果としては, 結合荷重空間において荷重更新の方向が連続して同じであれば, 誤差曲面がなだらかな場合でも速やかに更新が行われることである。また誤差曲面の勾配だけでなく, それまでの「はずみ」も荷重更新に利用されるため, (実際に存在するかどうかは別として) 小さな局所最小解であれば抜け出すことが可能である。また誤差曲面には多くの谷があり, 誤差曲面の勾配だけを用いて荷重を更新した場合, 底の周辺では振動が起こってしまうが, 慣性項によって振動をある程度抑制することが可能である。

2.5.2 Kick out 法

Kick out 法は慣性項と delta-bar-delta 法を組み合わせた Jacob の hybrid 法[3]にさらに誤差曲面の谷における振動を抑制する項を付加したものである[20]。

学習係数は誤差曲面の勾配がなだらかな領域では速やかに更新が進むように大きく設定し, 逆に急峻な領域では過剰な更新を避けるため小さく設定した方がよい。ところが誤差曲面の各結合荷重成分毎に勾配は異なるため, ある成分に対しては適切な結合荷重であってもその他の成分に対しては, 過大あるいは過小であることがありえる。delta-bar-delta 法では荷重毎に異なる学習係数を設け, 誤差曲面の傾きによって学習係数を増減する。大域的な誤差曲面の傾きを表すために過去の繰り返し点での勾配を平滑化した $\bar{\delta}_k$ を用い, 各結合荷重毎の学習係数を更新しつつ結合荷重を更新するアルゴリズムである。これと2.5.1節のモーメント項を併用するのが Jacob の hybrid 法である。

以下に Jacob の hybrid 法の学習則を示す。

$$\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_k + \Delta \mathbf{w}_k \quad (2.20)$$

$$\mathbf{w}_k + \Delta \mathbf{w}_k = -\text{diag}(\boldsymbol{\eta}_k) \nabla_{\mathbf{w}} E_k + \alpha \Delta \mathbf{w}_{k-1} \quad (2.21)$$

$$\bar{\delta}_k = (1 - \theta) \cdot \bar{\delta}_{k-1} \quad (2.22)$$

$$\begin{cases} \eta_{k,i} = \eta_{k-1,i} + \kappa & \text{if } \bar{\delta}_{k-1,i} \cdot g_{k,i} > 0 \\ \eta_{k,i} = \eta_{k-1,i} \cdot \phi & \text{if } \bar{\delta}_{k-1,i} \cdot g_{k,i} < 0 \\ \eta_{k,i} = \eta_{k-1,i} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.23)$$

ただし θ は平滑化定数, $\text{diag}(\cdot)$ は対角行列, $\boldsymbol{\eta}_k$ は結合荷重個の要素を持つ学習係数ベクトル, κ は学習係数の増加量, ϕ は学習係数の減少量を表す。

次に誤差曲面の谷付近における振動について考える。慣性項を用いている場合, 谷付近での振動はある程度抑えることが可能であるが, 減少は漸近的である。そこで更新された結合荷重に対して, 谷底上に位置するように谷の直角方向に補正を加えることができれば, 振動は劇的に減少させることが可能である。しかし正確に谷の直角方向を求めるためには, 各反復点で, 評価関数の重みに関する2次偏微分行列を計算し, 最大固有ベクトルを求めなければならない。これには膨大な計算量を必要とし, 結合が多くなると実用的ではない。そこでより少ない計算量で谷の直角方向を求めるために, 勾配の差分 $\mathbf{y}_{k+1} = \nabla_{\mathbf{w}} E_{k+1} - \nabla_{\mathbf{w}} E_k$ を近似として用いる。

以下に Kick Out 法の学習則を示す。

1. Jacobs の hybrid 法を用いて結合荷重の変化量 $\Delta \mathbf{w}_k$ を求める。
2. 勾配の差分 $\mathbf{y}_k = \nabla_{\mathbf{w}} E_k - \nabla_{\mathbf{w}} E_{k-1}$ を計算する。
3. もし $\mathbf{y}_k \cdot \mathbf{y}_{k-1} < 0$ ならば次式のように補正項を付加する。

$$\Delta \mathbf{w}_k = \Delta \mathbf{w}_k - \frac{\Delta \mathbf{w}_k \cdot \mathbf{y}_k}{2|\mathbf{y}_k|^2} \mathbf{y}_k \quad (2.24)$$

4. 学習終了条件が成立するまで繰り返す。

各定数は以下の目安によって設定する。ただし, η_{bp} はバックプロパゲーションを用いて収束する場合の, 学習係数である。

$$\begin{aligned} \eta_{0,i} &= \eta_{bp}/2 \sim \eta_{bp}/100 & \alpha &= 0.9 \\ \kappa &= \eta_{bp}/10 \sim \eta_{bp}/100 & \phi &= 0.7 \sim 0.9 \\ \theta &= 0.6 \sim 0.9 \end{aligned} \quad (2.25)$$

2.6 BPNN の耐雑音性能

人間は雑音が重畳された情報が入力されてもある程度は正しい答えを導き出すことができる。一方ニューラルネットワークも機序は全く異なるものの, クラス分類問題に対してはある程度の耐雑音性が期待される。これはクラス分類がユニットの非線形飽和特性を利用しているためである。例えば入出力関数に $\tanh(\cdot)$ を用いた場合, あるパターンに対

するユニットへの入力飽和領域, 例えば3であったとする. このときユニットの出力は0.995である. この入力パターンに雑音が混入し, ユニットへの入力が半分の1.5になっても出力は0.905であり影響は小さい. しかし文字認識などでは人間の目から見るとほとんどパターンの形状に変化が見られなくてもネットワークの入力空間では大きく異なる値となり, 目的の出力が得られない場合もある. 木村は評価関数に出力変動の大きさを表す項を付加し, 学習サンプル近傍の領域に対する出力値の変化を抑えるアルゴリズム (誤差・出力変動最小化学習) を提案し, 手書き文字認識に応用した [21]. また根岸は学習パターンに雑音が重畳されたものを徐々に加えていき, さらに学習パターンセットの最大誤差を最小化する学習方法を適応して耐雑音性を獲得するアルゴリズムを提案した [22].

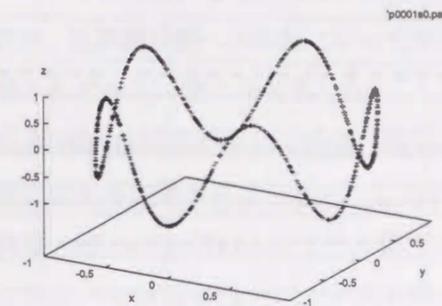
一方, 連続関数の近似問題に対して耐雑音性を持つニューラルネットワークを構築した例は少ない. これは連続値関数を実現するニューラルネットワークは関数形状の構成には線形領域が主に寄与しており, 本質的に雑音を除去することが困難であるためである.

ここでは簡単にBPNNの耐雑音性について検討しておく, いまBPNNにより実現しようとしている関数 f が n 次元ユークリッド空間の有界部分集合 A から m 次元有界部分集合 $f[A]$ への写像とする. ある入力パターン $x_p \in A$ に雑音 n が重畳された結果, 再び入力パターンの集合 A の要素となったとき, すなわち $x_p + n \in A$ のとき, BPNNは耐雑音性を持つことはできない. 例えば, $f(x) = x^2$ という連続関数を近似するように学習したBPNNは入力パターンに雑音が重畳されるとその雑音を除去することはできない. 一方2次元の直交座標系の円周上で定義されたポテンシャル関数であれば, 入力ベクトルが円周からはずれた場合, それが雑音によって入力ベクトルがずれたことを知ることができ, 補正することができる可能性もある. このように耐雑音性を持つことができるかどうかは, 実現しようとしている関数とその雑音の性質が重要な役割を果たす.

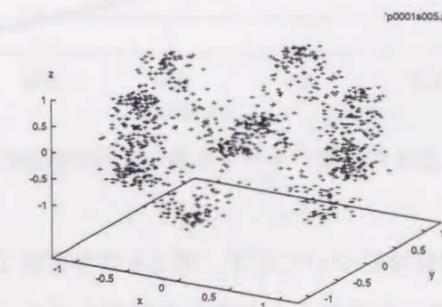
例として次のような関数 $f: (x, y) \in \mathbf{R}^2 \rightarrow z \in \mathbf{R}^1$ をBPNNを用いて学習することを考える (図2.6).

$$z = \sin\left(5 \tan^{-1} \frac{y}{x}\right) \quad \{(x, y) | x^2 + y^2 = 1\} \quad (2.26)$$

学習に用いるBPNNは3層構造で, 入力層ユニット数2個, 中間層ユニット数10個, 出力層ユニット数1個で, 中間層ユニットの入出力関数は $\tanh(\cdot)$, 出力ユニットは線形とし, 学習パターン数は1,000個とした. ただし, 中間層ユニット数と学習パターン数は数回の試行により, 式(2.26)が十分な精度で学習可能な数を選択した. 学習パターンの



(a)



(b)

図2.6 耐雑音性のテストのための例題. (a) 無雑音. (b) $\sigma = 0.05$ のガウス雑音を加えたもの.

入力

$$\{(x_1 + n_{x1}, y_1 + n_{y1}), \dots, (x_p + n_{xp}, y_p + n_{yp})\} \quad (2.27)$$

のように雑音を重畳したものを用いた. 一方学習パターンの目標出力は式(2.27)で雑音を加えない組 (例えば (x_1, y_1)) に式(2.26)を適用した値を用いた. 雑音は正規分布 $N(0, \sigma)$ に従うものとした. なお雑音の大きさに対応する σ は, 0.00, 0.01, 0.02, 0.03, 0.05の5通りとした.

図2.7は学習パターンに対する平均誤差の変化を示したものである. いずれも学習回数1,000回までとしている. 学習パターンに対する誤差は入力に誤差を加えないものの方が小さくなっている.

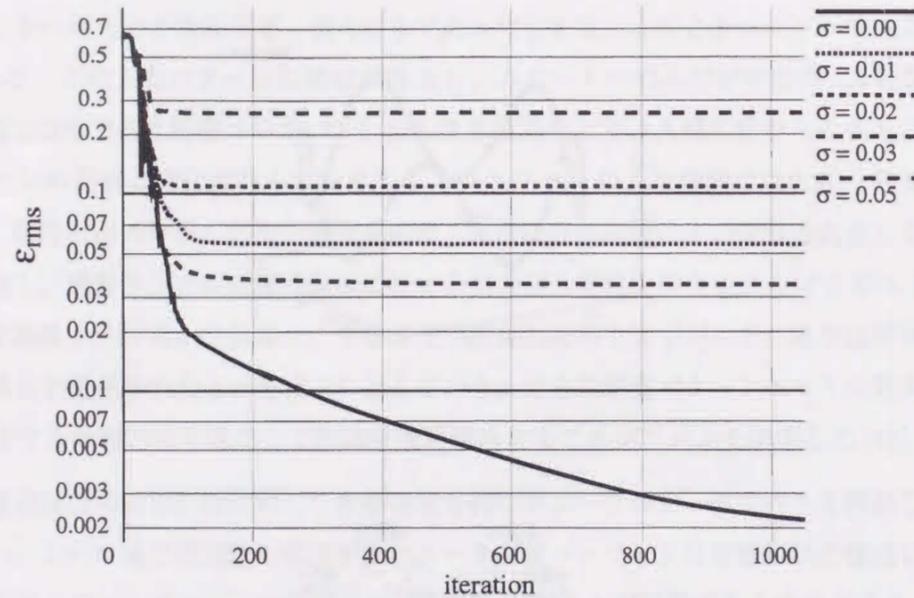


図 2.7 雑音を加えた学習パターンを用いた時の誤差の推移

次にこれらの BPNN の耐雑音性について示す。図 2.8 は学習終了後の BPNN に対して、雑音を含むテスト用の入力パターンを加えた時の出力誤差をプロットしたものである。グラフ中の誤差の大きさとは誤差の x 軸, y 軸方向成分を表す n_{xp} と n_{yp} とした時、これらのノルム $\sqrt{n_{xp}^2 + n_{yp}^2}$ で表す。いずれの BPNN も入力雑音の大きさが大きくなるにつれ、大きな誤差を生じるものが増加している。しかし、学習時に入力パターンに雑音を加えないものと加えたものとを比較すると雑音を加えたものの方が入力パターンに大きな雑音を含む場合でも出力誤差が小さくなっていることが分かる。ただし学習時に誤差を加えた BPNN は、入力パターンが無雑音の場合でも若干の誤差の低下が見られる。

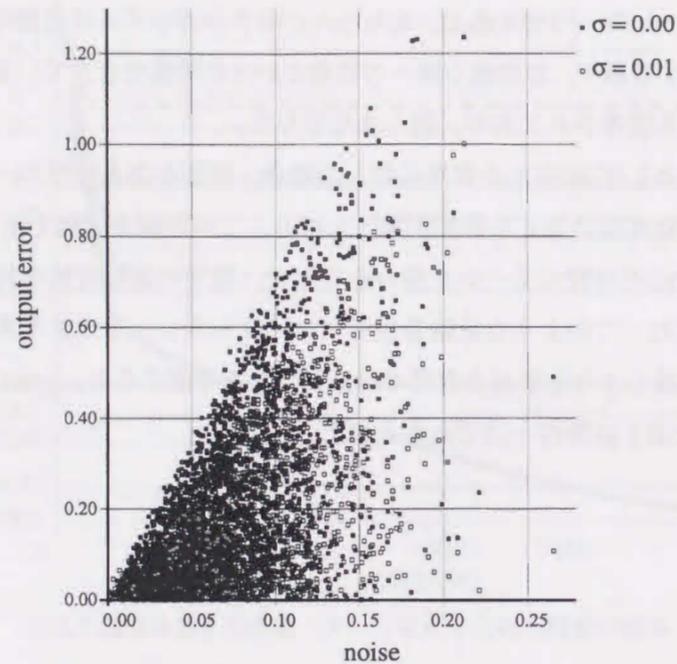
以上より、学習時に入力パターンに雑音を加えることにより、若干ではあるが BPNN に耐雑音性を持たせることが可能であることが示された。

2.7 まとめ

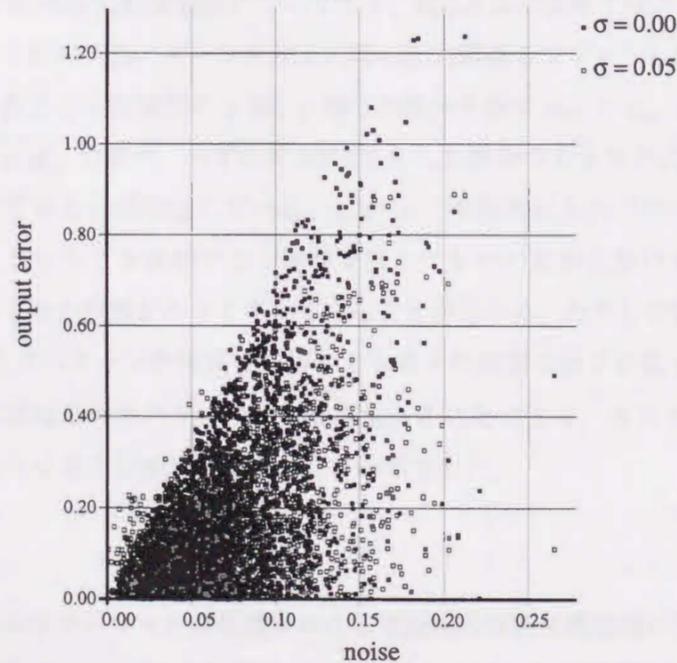
人工ニューラルネットワークは生体における神経系の情報処理機構に習った、情報処理アルゴリズムである。本章では人工ニューラルネットワークが提案されてから今日までの研究の流れを概説した。多くの人工ニューラルネットワークのアルゴリズムがある中でも、バックプロパゲーション・ニューラルネットワークは有数の強力な学習機能を持った教師付き学習アルゴリズムの一つであり、現在最も広く使われているニューラルネット

ワークアーキテクチャの一つでもある。もちろんこのアルゴリズムは万能ではなく、学習に多大な時間を要する事や、局所最小解への収束といった問題を含んでいる。これらの問題を改善する方法も提案されており、幾つかを示した。

汎用関数近似器として BPNN を実用に供した場合、課題となる特性の一つに、入力に混入する雑音が近似精度に与える影響が挙げられる。この影響を抑制する一手法として、雑音を入力値に含んだ学習パターンを用いることで、若干の耐雑音性を持たせる事が可能である事を示した。このような耐雑音性をニューラルネットワークを用いないアルゴリズムで簡便に実装しようとするとは容易ではないことを考慮すると、noisy な環境下での BPNN の有用性を示す結果の一つであるといえる。



(a)



(b)

図2.8 BPNNの耐雑音性。(a) $\sigma = 0.00$ と $\sigma = 0.01$ との比較と、(b) $\sigma = 0.00$ と $\sigma = 0.05$ との比較。それぞれ横軸はテストパターンに加えた雑音の大きさ、縦軸はBPNNの出力に含まれる誤差を示す。

第3章 BPNNを用いた磁気運動計測システムの基本構成

3.1 はじめに

磁界を用いた運動計測システムは原理的に非接触計測が可能であり、工業計測用および生体計測用に広く用いられている [37, 75]。これらはコイルによる変動磁界を用いる方法 [28, 31, 32, 42] と小型磁石等による静磁界を用いる方法 [29, 30, 33, 39, 46] とに大別することができる。本論文で検討する運動計測システムは、運動計測の対象に標点として小型磁石を取り付け、周辺に固定した磁気センサで磁束密度分布を測定し、磁石の位置と向きを推定するものである。小型磁石による磁束密度分布から磁石の位置と向きを求める問題は逆問題の一種であり、一般的に解くことはできない。従来は磁石の位置と向きをパラメータとした反復法や予め計測しておいたキャリブレーションデータを利用する方法などがとられていたが、多大な計算時間を要することや、計測可能な自由度が少ないなどの欠点があった。本論文ではこの逆問題の入出力関係をバックプロパゲーション・ニューラルネットワークを用いて近似し、多自由度の運動を高速かつ高精度に計測するシステムを提案している [38]。

本章では、バックプロパゲーション・ネットワークを用いた磁気運動計測システムについての概要を述べ、構成する各部について説明を行なう。また以降の章では性能評価のための計算機シミュレーションを多く行うが、簡略化のために小型磁石を磁気ダイポールで近似して計算を行っている。そこで小型磁石のダイポール近似とその妥当性について述べる。

3.2 システム構成

図3.1に本システムの基本構成を示す。運動を測定しようとする対象には小型の永久磁石を取り付ける。この磁石によって生じる磁界を、周辺に配置したホール素子等の磁気センサで測定し、磁束密度分布を得る。磁気センサは地磁気の影響を避けるため運動測定中は固定しておくものとする。得られた磁束密度分布は適当なスケールを施した後BPNNに入力され、磁石の位置と向きを推定する。ただしBPNNは磁束密度分布を入力すると磁石の位置と向きを求めるように測定に先だって学習しておくものとする。

磁気センサは一般に非線形特性を持っており、磁束密度強度とセンサ出力は比例しない。このため何らかの補正が必要となる。本運動計測システムにおいては次の2種類の補正方法が考えられる。1つは予め測定により求めておいた補正曲線を用いて各センサの出

力値を補正するものである。もう1つはセンサの非線形特性も含めた磁束密度分布と磁石の位置及び向きをBPNNに学習させるというものである。前者はシステムの構造が多少複雑になるが、比較的高精度で補正が可能であり、磁石の強さやセンサを変更してもある条件の下ではBPNNを再構築する必要は無く、スケーリングのゲインを変更するだけで対応可能である。後者は補正モジュールがBPNNに含まれているためシステム構造が単純となるという利点はあるが、センサを特性の異なるものと入れ換えるといったシステム構成要素の変更があった場合、BPNNを再学習しなければならない。したがって実機を作成する場合は前者のような各センサ毎のキャリブレーションを取る方法が適していると思われる。

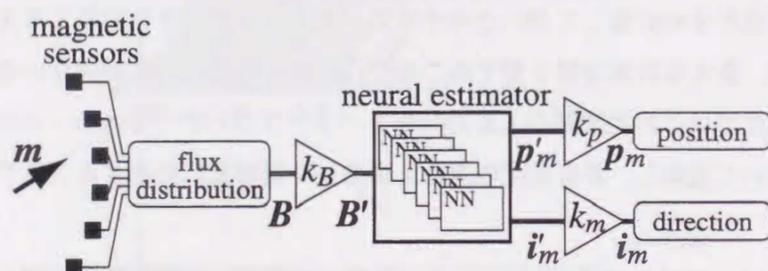


図3.1 BPNNを用いた磁気運動計測システムの基本構成。\$k_B\$, \$k_p\$, \$k_i\$はスケーリングのゲイン係数で、それぞれ、磁束密度、磁石位置、磁石向きに対するゲインを表わす。

3.3 磁気ダイポールによる小型磁石の近似

本システムで用いるBPNNの規模では、学習の際に数1,000から数10,000個の入出力のセットを学習パターンとして用いる必要がある。ところが小型磁石近傍の磁束密度分布を厳密に求めるには、有限要素法など数値解析的な方法を用いなければならず、多大な計算時間を要する。しかし観測点が小型磁石の大きさに比較して十分離れた場所では、磁束密度分布は磁石と等価な磁気ダイポールモーメントで近似できることが知られている。本稿では計算機シミュレーションを用いて提案するシステムの妥当性を検討することに主眼を置いており、磁気ダイポールによって小型磁石を近似しても議論に本質的な相違はないものと考えられる。

磁気ダイポールは図3.2のように極性の異なる磁荷 \$q_m\$, \$-q_m\$ が微小距離 \$\Delta d\$ だけ離れ

て存在するもので、負の磁荷から正の磁荷に向かう磁気ダイポールモーメント \$\mathbf{m}\$ を持つ。\$\mathbf{m}\$ は、

$$\mathbf{m} = q_m \Delta \mathbf{d} \quad (3.1)$$

と表わされる。

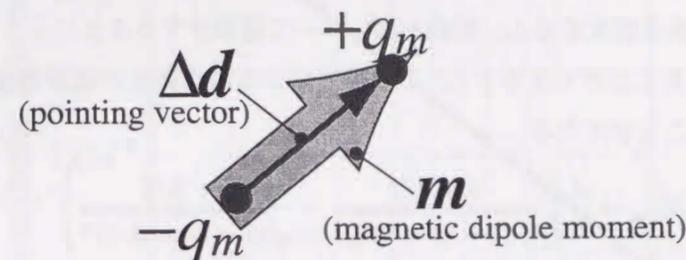


図3.2 磁気ダイポールモーメント。大きさ \$m\$ で極性が異なる磁荷がポインティングベクトル \$\Delta \mathbf{d}\$ で表わされる微小距離だけ離れて存在するときの磁気ダイポールモーメント。

位置 \$\mathbf{p}_m\$ に存在する磁気ダイポールモーメント \$\mathbf{m}\$ による、センサ位置 \$\mathbf{p}_s\$ での磁束密度 \$\mathbf{B}_{dp}\$ は次のようにして導出することができる [76]。

磁気ダイポールモーメントの位置を基準としたセンサ位置を \$\mathbf{r} = \mathbf{p}_s - \mathbf{p}_m\$ とする。この点での磁位 \$\Omega\$ を電気双極子の場合と同様にして求めると、

$$\Omega = \frac{1}{4\pi\mu_0} \frac{\mathbf{m} \cdot \mathbf{r}}{|\mathbf{r}|^3} \quad (3.2)$$

を得る。ただし、\$\mu_0\$ は真空の透磁率、演算子 \$\cdot\$ は内積を表している。つぎに仮想変位を用いて磁界 \$\mathbf{H}_{dp}\$ を求める。ある点に置いた単位磁極が磁界の作用により微小変位 \$\delta \mathbf{r}\$ を受ける時には、磁界は \$\mathbf{H}_{dp} \delta \mathbf{r}\$ の仕事をなし、その点での磁位が減少する。したがって、

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_{dp} \delta \mathbf{r} &= -\delta \Omega \\ &= -\frac{1}{4\pi\mu_0} \delta \left(\frac{\mathbf{m} \cdot \mathbf{r}}{|\mathbf{r}|^3} \right) = \frac{1}{4\pi\mu_0} \left(-\frac{\mathbf{m}}{|\mathbf{r}|^3} + \frac{3(\mathbf{m} \cdot \mathbf{r})\mathbf{r}}{|\mathbf{r}|^5} \right) \delta \mathbf{r} \end{aligned} \quad (3.3)$$

$$= \frac{m}{4\pi\mu_0 |\mathbf{r}|^3} \left\{ -\mathbf{i}_m + 3 \left(\mathbf{i}_m \cdot \frac{\mathbf{r}}{|\mathbf{r}|} \right) \frac{\mathbf{r}}{|\mathbf{r}|} \right\} \delta \mathbf{r} \quad (3.4)$$

となる。ただし、\$m = |\mathbf{m}|\$, \$\mathbf{i}_m = \mathbf{m}/|\mathbf{m}|\$ である。磁束密度と磁界との間には、\$\mathbf{B}_{dp} = \mu_0 \mathbf{H}_{dp}\$ の関係があるから、

$$\mathbf{B}_{dp} = \frac{m}{4\pi |\mathbf{r}|^3} \left\{ -\mathbf{i}_m + 3 \left(\mathbf{i}_m \cdot \frac{\mathbf{r}}{|\mathbf{r}|} \right) \frac{\mathbf{r}}{|\mathbf{r}|} \right\} \quad (3.5)$$

が得られる。

次に、磁気モーメントによる磁束密度と小型磁石による磁束密度とを比較する。小型磁石の一例として磁化の強さ J 、高さ h 、半径 a の円筒磁石を考える。希土類磁石のような強磁性体で $h \gg a$ の場合、磁石は一様に磁化しているとみなすことができ、磁気量が現われるのは円筒の両端面だけと考えられる。したがって両磁極面の微小領域の磁荷によるセンサ位置での磁束密度を考え、両磁曲面について面積分することにより任意の点での磁束密度を計算することができる [77]。この磁石による磁化軸上の磁束密度 B_{mag} は次のような式で求めることができる。

$$B_{\text{mag}} = \frac{J}{2} \left\{ \frac{x+h/2}{\sqrt{a^2+(x+h/2)^2}} - \frac{x-h/2}{\sqrt{a^2+(x-h/2)^2}} \right\} \quad (3.6)$$

このとき等価な磁気モーメントの大きさ m は、

$$m = \pi a^2 h J \quad (3.7)$$

である。

いま磁化の強さ $J = 1\text{T}$ 、高さ $h = 10\text{mm}$ 、半径 $a = 2.5\text{mm}$ の円柱磁石を、磁化軸を x 軸に平行にして原点に置いたとする。このとき式 (3.5) (3.7) によって求めた等価な磁気ダイポールによる磁束密度と、式 (3.6) によって求めた磁束密度とを x 軸上で比較すると図 3.3 のようになる。ただし、相対誤差 ε_r は、

$$\varepsilon_r = \frac{|B_{\text{dp}} - B_{\text{mag}}|}{|B_{\text{mag}}|} \quad (3.8)$$

とする。磁極面近く ($x = 5\text{mm}$) では両者間には開きがあるものの、 $x = 20\text{mm}$ 程度の位置における変化はほとんど一致しているのがわかる。

さらに、 xy 平面での磁気ダイポールによる磁束密度の小型磁石による磁束密度からのずれを相対誤差で表わしたのが図 3.4 である。ただし、磁石による磁束密度は式 (3.6) にしたがって、微小磁荷による磁界を磁石両端面について数値積分することにより求めた。磁石の角を通る磁束に沿って相対誤差がやや小さい領域があるが、どの方向にもほぼ同様の誤差分布を示していることが分かる。磁石中心より 2cm 以下の領域では、相対誤差は 10% 以上と比較的大きく、小型磁石の近似として磁気ダイポールを用いるのは難しいと考えられる。全般に磁石から離れるにしたがって相対誤差は急激に小さくなり、磁石中心から 10cm 程度はなれると相対誤差は 0.1% 以下となり小型磁石の近似として磁気ダイポールを用いても本質的な大差はないものと考えられる。

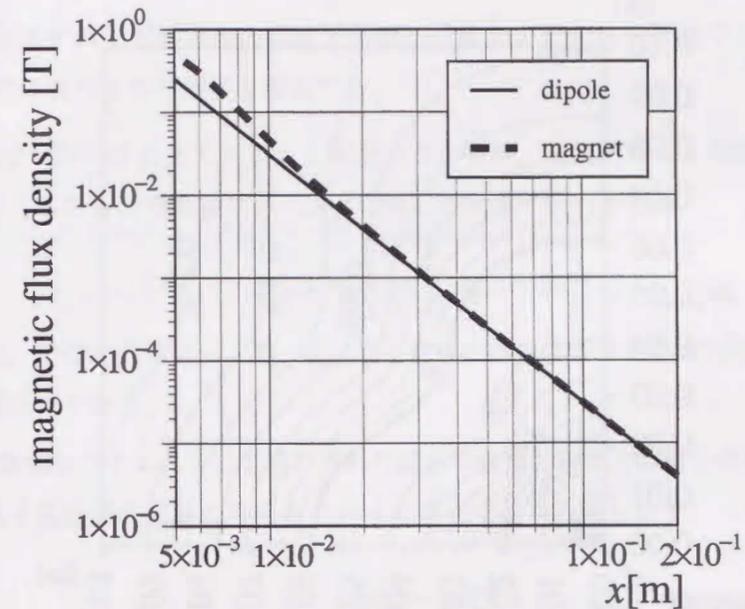


図 3.3 磁気ダイポールと小型磁石による磁束密度の比較。式 (3.5) を用いて計算した磁気ダイポールによる磁束密度と、式 (3.6) を使って求めた磁石による磁束密度の相対誤差。下は磁気ダイポールによる磁束密度 (実線) と磁石による磁束密度 (破線) の大きさ。 $x = 5\text{mm}$ (磁石表面) から $x = 200\text{mm}$ までの範囲を示した。

3.4 スケーリング

スケーリングは測定空間から BPNN の学習空間、または逆に BPNN の学習空間から測定空間への 1対1 写像を行なうことである。入力ベクトルのノルムが大きい場合、学習初期に中間層ユニットの入力が飽和してしまうことが考えられる。このとき特性関数の 1次導関数の値が小さくなるため、逆誤差伝播の際の誤差信号 δ_{pli} が 0 に近くなり、結合荷重の更新が極めて緩慢になる (式 (2.12))。一方入力ベクトルのノルムが小さい場合は、適切な中間層ユニットへの入力を得るためには結合荷重のノルムを大きく延ばさなければならず、多くのステップ数を必要とする。また目標出力が小さすぎる、または大きすぎる場合は、やはり中間層と出力層間の荷重を多くのステップ数を経て調節しなければならない。

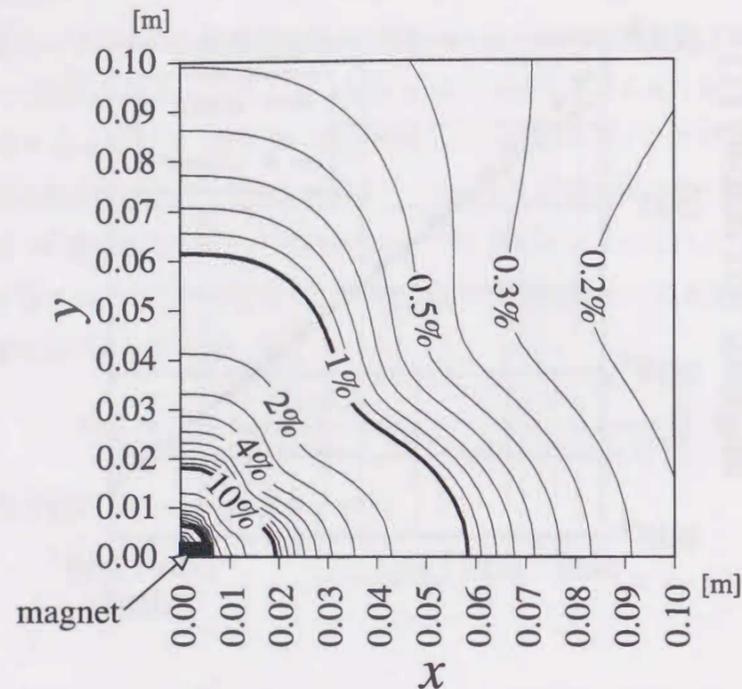


図3.4 xy 平面における磁気ダイポールによる磁束密度の磁石からのずれ、相対誤差 ε_r (式(3.8)) を等高線で示した。等高線は対数目盛である。

³ . このように適切に学習を行なうためには、結合荷重の初期値と特性関数の種類によって入力と目標出力の範囲を適当に変更しておくことが必要である。

そこでBPNNの前段および後段に図3.1で示すようにゲイン k_B , k_p , k_i のアンプを取り付け、測定空間からBPNNの学習空間およびその逆への変換を行なう。本システムでは、結合荷重の初期値は ± 0.05 の一様乱数、中間層の特性関数には $\tanh(\cdot)$ を用いる。入力ベクトル、出力ベクトルともノルムの全学習パターンに対する平均は1程度になるようにスケールゲインを決定している。

³ シグモイド関数を出力層ユニットの特性関数に用いている場合は、その値域 ($\tanh(\cdot)$ であれば ± 1) の範囲内に目標出力を設定しなければならない。

3.5 計測システムの評価

運動計測システムがどの程度の精度で磁石の位置および向きを計測できているのかを評価するために次の3つの指標を導入する。

平均2乗誤差 BPNNの出力ユニットが幾つかある時、それぞれの2乗誤差を平均し平方根をとったものであるパターン p に対して次式で表わされる。

$$\varepsilon_{\text{rms},p} = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (o_{pLi} - y_{pi})^2} \quad (3.9)$$

ただし、 K は出力ユニット数、 o_{pLi} は i 番目の出力ユニットの出力値、 y_{pi} は対応する目標出力である。

位置誤差 計測システムによって求められた磁石の位置と実際の位置との差をユークリッド距離を運動測定領域の半径 R に対する割合で表わしたもので、パターン p に対しては、

$$\varepsilon_{\text{position},p} = \frac{|p_{mp}^{\text{out}} - p_{mp}^{\text{target}}|}{R} \times 100[\%] \quad (3.10)$$

で表わされる。ただし、 p_{mp}^{out} と p_{mp}^{target} は、それぞれシステムの推定値と実際の位置である。

角度誤差 計測システムによって求められた磁石の方向と実際の磁石の方向とがなす角度で、

$$\varepsilon_{\text{angle},p} = \cos^{-1} \frac{i_{mp}^{\text{out}} \cdot i_{mp}^{\text{target}}}{|i_{mp}^{\text{out}}| |i_{mp}^{\text{target}}|} \quad (3.11)$$

で表わす。ただし、 i_{mp}^{out} と i_{mp}^{target} は、それぞれシステムの推定値と実際の方向である。

3.6 まとめ

本章ではニューラルネットワークを応用した磁気運動計測システムの基本構成を示し、BPNNの学習法について示した。また小型磁石はその大きさに比して観測範囲が大きいときは磁気ダイポールによって近似しても大きな違いは生じないことを示した。これは実機を製作し、BPNNの学習パターンを用意する場合についても同様のことが言えると考えられる。高精度が要求される場合には磁石近傍での磁束密度の誤差を抑えるために本章でも用いた数値積分法による近似や、実測による学習パターンの収集が必要であると思われる。

本章で検討しているような円筒磁石では磁化軸回りの回転は周辺の磁束密度分布に影響を与えない。これは磁束密度分布が軸対象であるためである。このため円筒磁石1個を

標点として用いる場合、原理的に計測可能なのは5自由度に制限される。しかしそのような運動が起こるのは完全に回転軸と磁化軸が一致したときに限られるため、かなり特異な運動であると言える。このような運動回転軸は事前に予想できる場合が多いと考えられ、磁石を設置する際にこの軸を避けることにより実用上はそれほど問題にはならないと考えられる。また標点として互いの位置関係を固定した2個以上の磁石を用いれば、磁束密度分布を非対称形にすることができ、BPNNを学習することによって6自由度計測も比較的容易に実現可能である。

第4章 計算機シミュレーションによるBPNNを用いた磁気運動計測システムの検討

4.1 はじめに

本論文で提案している計測システムは、磁束密度から磁石の位置と向きの推定にBPNNを用いる。したがっていかに最適にBPNNを設計するかによりシステムの性能が直接左右される。ところがBPNNの最適な設計法については一般的な方法はまだ確立されていない。そこで様々な heuristic な方法により設計される場合が多い。本章でも基本的には cut & try によりBPNNを設計し検討を加える。ただし本章の目的は最適設計するための方針を明らかにすることであり、最適なBPNNそのものを得ることではない。これはBPNNの性能がBPNNを実装するハードウェアの処理速度、記憶容量、並列処理か直列処理か等のアーキテクチャに大きく依存するためである。すなわちBPNNが無限大の性能を持つハードウェアを使って実装されるのであれば、いくらでも高性能なBPNNを実現することが可能である。本章では限られた処理能力を用いた際にどのようにすれば精度良くしかもコンパクトなBPNNが得られるかについて検討する。

4.2節ではBPNNの構造について中間層の層数、ユニット数について検討を加え、4.3節では適用しようとする問題を1つのBPNNを用いて近似しようとするのではなく、数組のBPNNから構成される分割ネットワークを用いた近似について述べている。4.4節では上で検討された分割ネットワークを学習するのに必要な学習パターン数について検討する。さらに4.5節で磁気センサの配置が推定精度に及ぼす影響について示した後、精度向上のために誤差低減用のBPNNを導入し、その効果について示す。次に4.7節で処理時間について最急降下法との簡単な比較を示す。最後に4.8節で実機の製作、使用時に問題になると思われる入力に含まれる耐雑音性の向上法について述べる。なお本章では、議論を一般的にするために用途や単位系を限定しない計測システムを構成し計算機シミュレーションを行なっている。

4.2 BPNNの構造と推定誤差

船橋は中間層が1層の多層ネットワークがあれば、中間層ユニットの数を適当に選ぶことにより任意の精度で関数近似を行うことができることを示した[7,8]。しかし任意の精度で関数近似を行うためにどの程度の規模で、どのような構造のニューラルネットワークを用いればよいかについての一般的な方法はまだ確立されていない。目的とする関数の

近似精度はBPNNの内部パラメータ、すなわち結合数が多いほど向上する。これは多層ニューラルネットワークが本質的には任意関数を非線形基底関数によって級数展開をしていると考えられることから明らかである。つまり中間層ユニットを増やすほど、近似精度は向上することが期待できる。しかしパラメータの増加により局所解も増加し、大域的な最小解に収束するのが難しくなる。加えて、パラメータの数に対して学習パターンが過小な場合、学習パターンのみに対して高精度で近似が行われ、その他のパターンに対しての近似精度が悪化してしまうことがある。これは過学習して知られる現象であり、より多くの学習パターンを用いることにより回避することができる場合もある。いずれにせよ、高い近似精度を得るためには多くの学習パターンを使って、多くの中間層ユニットを持つBPNNを学習すれば良い。ところが実際には結合荷重の数に比例して計算時間は増加するが、近似精度はそれほど向上しない。この原因はFourier級数展開といった関数の直交関数による近似における、各項の係数が項を増やす程小さな値が表れることから類推できる。またBPNNのオリジナルのアルゴリズムには内部回路の冗長性を取り除くような機構は組み込まれていないため、不要なユニットや結合が生じていることも考えられる。結局、実現可能な学習時間内でなるべく多くの中間層ユニットを使うとよいことになる。

このようなBPNNの構造決定の問題に対して、学習の途中でユニット数を動的に変更し最終的に最適な構造を得るというアルゴリズムが提案されている[15]。その一つは初期状態は少数のユニットでスタートし、学習誤差の減少が緩やかになったところで新たなユニットを接続するという方法である。一方初期状態として過剰なユニット数からスタートし、不活性化ユニットや結合を削除するという方法も提案されている[16-18]。これらの方法は局所最小解の数の減少や、縮退したユニットの発生の防止等の効果がある。

ここでは同じ学習時間でどのような構造のBPNNを用いれば、推定精度の面で有利なのかを明らかにするため、結合荷重の数をほぼ一定として構造を変化させて近似精度を比較する。

表4.1は全結合数をおよそ12,000個として、中間層数が1層のもの2層のものについて、位置推定精度と角度推定精度を比較したものである。さらに中間層が2層のものについては結合数を変えずに第1中間層と第2層中間層のユニット数を変化し、推定精度の変化を調べた。BPNNの出力層ユニットの入出力関数は線形である。磁気測定点は図4.1のように1辺が2の立方体の頂点に設置するものとする。各磁気測定点では磁束密度の x 軸、 y 軸、 z 軸の各軸方向成分を測定する。測定された磁束密度分布は適当な線形ス

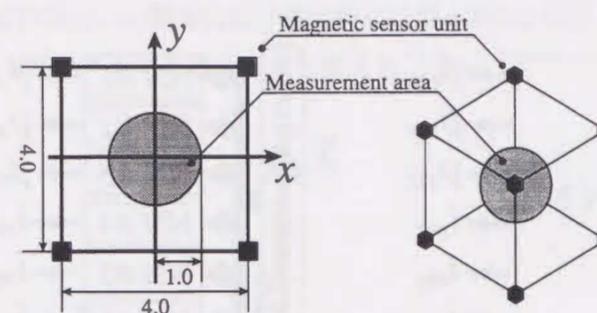


図4.1 磁気センサの配置と、運動測定空間

表4.1 BPNNの構造と推定精度。

layers	hidden units	position error[%]	angle error[deg.]
3	387	0.946	0.156
4	60,156	0.612	0.148
4	95,95	0.599	0.148
4	120,70	0.442	0.139

ケーリングを経てBPNNに入力される。運動測定の対象となる領域は、原点を中心とした半径1の球の内部とする。磁気ダイポールの向きは制限せず、全方向を向くことができるとする。入力と目標出力値はBPNNの中間層が飽和しないように-1から+1程度の大きさに線形スケールする。スケールパラメータはそれぞれ $k_b = 500$, $k_p = 1$, $k_m = 1$ である。初期結合荷重の乱数系列や、学習係数などの学習パラメータは数種類の組合せについて試行し、最も推定精度の良かったものを記載している。

中間層が1層と2層の場合を比較すると、ダイポールの位置向きとも2層の方が高精度で推定されている。また中間層が2層の場合、入力層に近い中間層に多くのユニットを設けると若干の精度向上がみられることが分かる。

4.3 分割ネットワーク

出力値に互いに独立な関係にある成分があった場合、元々1組であったBPNNを独立な成分毎に分割して複数のBPNNとすることで、目的の入出力関係を実現することができる。ネットワークの分割により内部パラメータ数を減らして局所最小解を減らし、少ない学習パターンでも過学習が起こるのを防ぐことができる。また各BPNNの規模が分割前と比べると小規模になるため、記憶容量、計算時間の面で可搬性が増し、実装が容易になる。

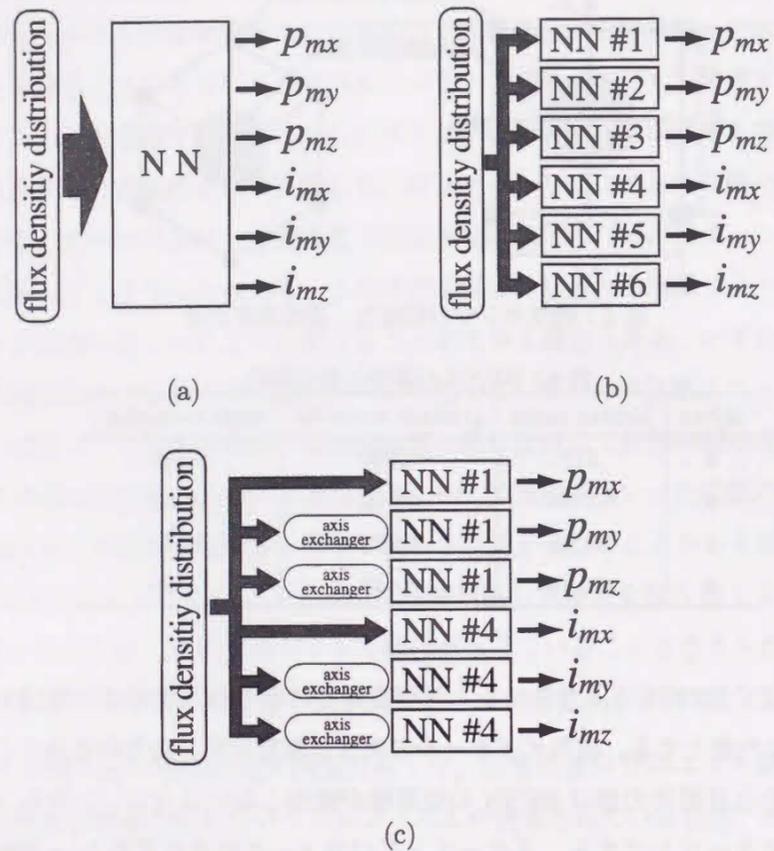


図4.2 ネットワークの分割. (a) 1個のBPNNでダイポールの全パラメータを推定する場合. (b) 各パラメータ毎に1個のBPNNを用意した場合. (c) 測定系の対称性を利用して, p_{my} , p_{mz} , i_{my} , i_{mz} の推定を p_{mx} , i_{mx} 推定用BPNNを用いて行なう.

BPNNは図4.2のように磁気ダイポールの6個のパラメータそれぞれに1個ずつ用意し, 6個のBPNNの合計の結合荷重の数が4.2節と同程度の12,000個になるように中間層ユニットの数を選ぶ. センサ配置や測定空間に対称性がある場合, 入力値の順番を適切に変更して他のパラメータの出力用のネットワークで代用することが可能である. 図4.1で示す配置は, 測定空間センサ配置とも原点に対して対称である. したがって, 図4.2(c)で示すようにBPNN 1 (p_{mx} 推定用) とBPNN 4 (i_{mx} 推定用) だけを学習しておけば, 入力値の要素を適切な順番で入れ換えることにより, p_{my} , p_{mz} , i_{my} , i_{mz} の推定を行うことが可能である. いま, 図4.3に示すように8点の磁気測定点に番号を振ると, 位置

及び向きの y 軸方向成分, z 軸方向成分推定時には表4.2にしたがって x 軸方向成分推定用のBPNNへの入力ベクトルの成分を入れ換えれば良い.

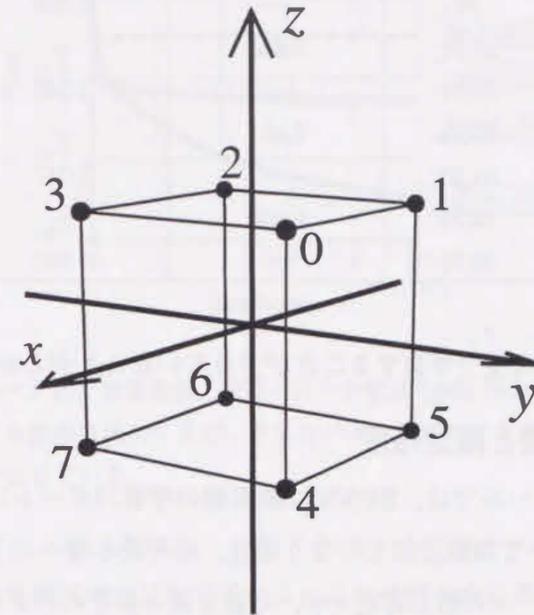


図4.3 磁界測定点の番号

表4.2 y 軸及び z 軸方向成分推定時の入力ユニットへの磁束密度測定値の割り当て. unit No. はニューラルネットワーク入力層のユニット番号, x axis は x 軸方向の位置推定をする際の割り当てを示す. また0-xとは第0測定点の磁束密度の x 軸方向成分を表す.

unit No.	x axis	y axis	z axis	unit No.	x axis	y axis	z axis
1	0-x	0-y	0-z	13	4-x	1-y	3-z
2	0-y	0-z	0-x	14	4-y	1-z	3-x
3	0-z	0-x	0-y	15	4-z	1-x	3-y
4	1-x	3-y	4-z	16	5-x	2-y	7-z
5	1-y	3-z	4-x	17	5-y	2-z	7-x
6	1-z	3-x	4-y	18	5-z	2-x	7-y
7	2-x	7-y	5-z	19	6-x	6-y	6-z
8	2-y	7-z	5-x	20	6-y	6-z	6-x
9	2-z	7-x	5-y	21	6-z	6-x	6-y
10	3-x	4-y	1-z	22	7-x	5-y	2-z
11	3-y	4-z	1-x	23	7-y	5-z	2-x
12	3-z	4-x	1-y	24	7-z	5-x	2-y

表4.1の結果と比較すると, 位置推定誤差については同程度または若干小さくなり, 方向推定精度は3割程度にまで小さくなっている. 特に3層の方向推定用のネットワークを

表4.3 分割ネットワークの構造と推定精度.

layers	hidden units	position error[%]	angle error[deg.]
3	79	0.609	—
3	79	—	0.028
4	25,51	0.685	—
4	25,51	—	0.040
4	33,33	0.451	—
4	33,33	—	0.047
4	40,24	0.460	—
4	40,24	—	0.040

用いた場合が、最も高い精度で学習することができていることがわかる。

4.4 学習パターン数と推定精度

厳密な一般化デルタルールでは、BPNNは無数の学習パターンによって最適化される。つまりBPNNを用いて関数近似を行なう場合、局所最小解へのトラップを考慮しない場合、最適な学習パターンの数は存在せず、可能な限り多くのパターンを用いて学習を行なうほうが有利であることは明らかである。しかし実用上、限られた数の学習パターンしか得られない場合が多く、たとえ数多く得られたとしても、計算機の記憶容量や処理容量などにより制限される。そこで限られた学習パターンを用いて学習を行わなければならない。一方、学習パターンが少なすぎると学習パターンに対しては高精度な近似を行なうことができるにもかかわらず、学習パターン以外の点では補間性能が悪化してしまう過学習が起こる。そこで過学習が生じる学習パターン数とパターンを増加した際に誤差がどの程度の割合で減少するのかが重要となる。本節では構造を固定して、学習パターンを変化したときの近似誤差の変化について明らかにする。BPNNの構造は、入力層ユニット24個、中間層2層（ユニット数各40個）、出力層ユニット1個の分割ネットワークとする。

図4.4は学習パターン数が1,000個と50,000個の場合の学習に伴う ϵ_{rms} の変化を示したものである。BPNNは p_{mx} 推定用のものである。いずれも学習繰り返し回数が10,000回に達したところで学習をやめている。実線と破線はそれぞれ学習パターンとテストパターンに対する誤差を示している。テストパターンはいずれのパターン数の場合も10,000個のランダムなダイポールに対して得られた同一のものを用いている。パターン数が1,000個の場合、学習パターンに対する誤差は急激に減少しているものの、テストパターンに対

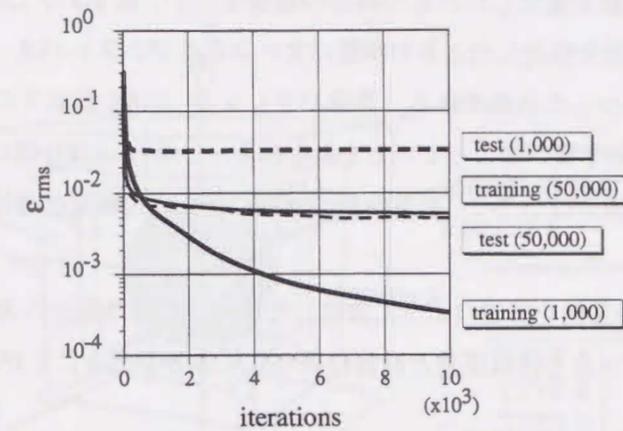


図4.4 学習パターン数と学習曲線. 学習パターン数が1,000個の場合、学習パターンに対する誤差は減少するが、テストパターンに対する誤差は逆に増加し、過学習が生じている。

する誤差はある時点を超えて増加に転じている。これは明らかに過学習が起こっていることを示している。50,000個の学習パターンを用いた場合は誤差の減少は若干遅いものの、テストパターンに対する誤差も学習パターンに対する誤差とほぼ同様に減少を続け、十分な学習パターン数によって学習が行なわれていることを示している。

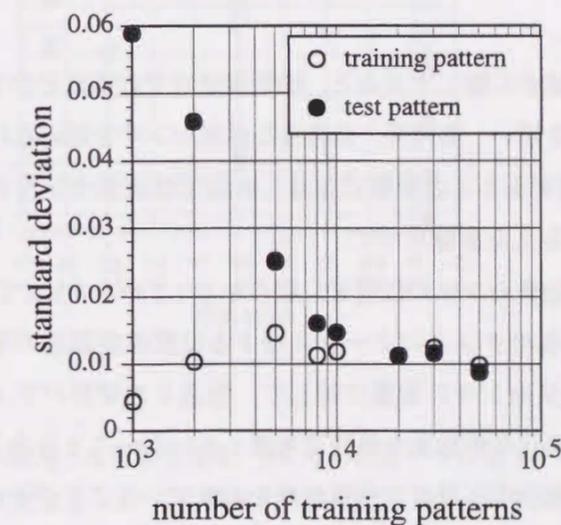


図4.5 学習パターン数の変化と位置推定誤差.

次に学習パターン数を変化したときの誤差の推移を示す。図4.5は1,000個から50,000個まで学習パターン数を変化したときの学習パターンおよびテストパターンに対する位置推定誤差の変化を表わしたものである。学習パターンが10,000個以下の場合には両パターン間の差が大きく、過学習が起こっているとみられる。しかし10,000個以上の学習パターンを用いても誤差の減少は小さく、計算時間の増加に見合った精度改善は見込むことができない。

以上からBPNNの規模を前述のように固定した場合、10,000個から20,000個程度を学習パターンとして用いると近似誤差と計算時間の点で十分であることがわかる。

4.5 センサ配置と推定精度

式(3.5)で示されるように、磁石(磁気ダイポール)による磁束密度の大きさは距離の3乗に反比例して減少する。したがって磁気センサを測定領域に近づけ過ぎると、ダイポールが磁気センサに最も近い時と遠い時とでセンサへの入力値に大きな差が生じる。このためセンサや測定回路のダイナミックレンジを大きくとらなければならない。特に磁石が運動測定領域の外側に近いところにある場合、最も近い少数の磁気センサの入力のみが大きくなり、他のセンサへの入力値は小さくなる。この時磁石の位置および向きを推定するためには量子化により解像度が低くなった多数の入力と、過大な少数の入力を用いることになる。小さな入力値に対しても高い解像度を得る一つの方法に對数利得を持つ増幅器を量子化の前段に導入する方法もあるが、雑音分も相対的に増加しセンサ周辺の回路が複雑化する可能性がある。

逆にセンサを測定領域から離しすぎると、磁気測定点での磁束そのものが小さくなるため、磁化の大きい磁石を用い、高精度、低雑音な磁気センサを用いなければ磁石による磁界を高いS/N比で計測することが困難になる。本節では磁気センサの原点からの距離の変化が位置推定誤差へ与える影響を示す。

図4.6(a)のように磁気センサの位置を、原点から1.7から3.5まで変えてBPNNをそれぞれ学習し、10,000個のテストパターンに対する位置推定誤差の平均と最大を求めた(図4.6(b))。同じ磁気センサの配置に対して、数通りの学習パラメータについて本シミュレーションでは量子化の解像度や雑音は考慮していないこともあり、センサ位置を原点から離すほど誤差が減少し高精度に学習が行なわれていることがわかる。この結果から磁気測定点の位置は、センサの感度や雑音レベルが許す限り運動測定領域から離すほうがBPNNの学習には有利であることがわかる。

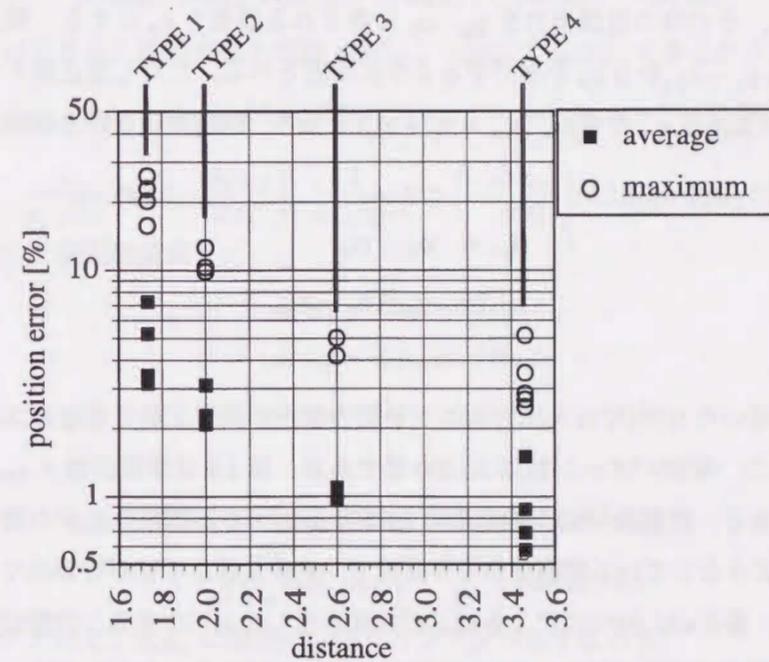
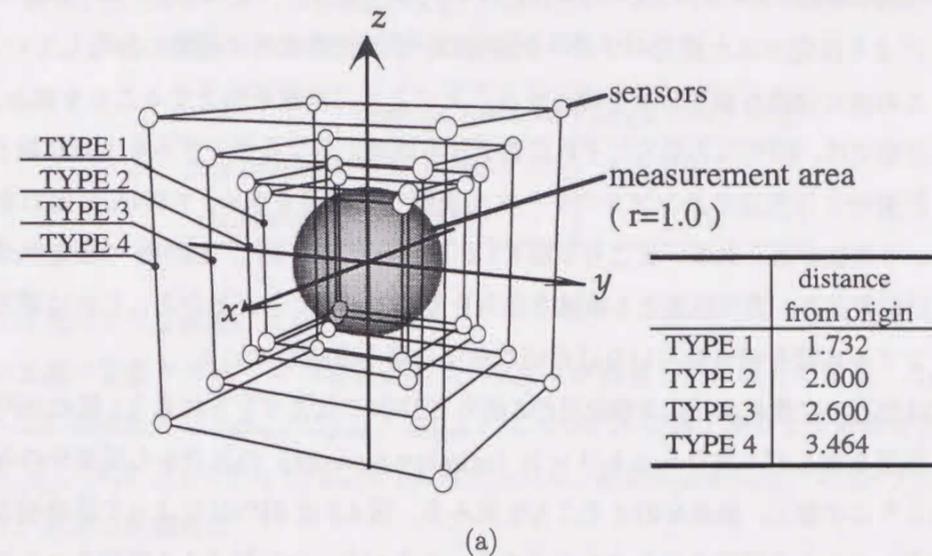


図4.6 センサの配置と位置推定精度。センサの位置をTYPE 1からTYPE 4まで変化させたとき(a)の位置推定精度の変化(b)。横軸はセンサの原点からの距離を示している。

4.6 誤差低減用バックプロパゲーション・ネットワークを用いた精度向上

BPNNにより推定された磁石パラメータ誤差は、6次元空間内に複雑に分布している。本節ではこの様に複雑な誤差分布を補正することにより、精度を向上することを試みる。通常の補正法では、BPNNの出力とそれに含まれる誤差からなるサンプルを十分な数としておき、計測時には数点のサンプルのデータを補間して誤差を求め、BPNNの出力を補正するという方法がとられる。ところが図4.7からもわかるように、BPNNの推定誤差の空間分布は位置誤差、方向誤差とも複雑な分布を呈していることがわかる。これは補正に用いるサンプル点数を相当数用いなければならない事を意味している。

本節では磁石の位置および向き推定用の6組のBPNNに加えてさらにもう1組のBPNNを用い、誤差を含んだ1段目ネットワーク(primary network)の出力から誤差分のみを出力するように学習し、誤差を抑えることを試みる。図4.8はBPNNによって誤差補正を行なう計測システムの概略を示したものである。あるパターンに対する1段目ネットワークの出力を o_p 、その時の目標出力を y_p 、 o_p に含まれる誤差を ε_p とする。補正用ネットワークは $o_p = y_p + \varepsilon_p$ から ε_p を出力するように学習される。ただし補正用ネットワークの出力 o_{cp} は学習誤差 ε_{cp} を含み、 $\varepsilon_{cp} = \varepsilon_p + \varepsilon_{cp}$ となる。結局補正された運動計測システム出力 o'_p は、

$$\begin{aligned} o'_p &= o_p - o_{cp} \\ &= y_p + \varepsilon_p - \varepsilon_{cp} \end{aligned} \quad (4.1)$$

となる。

誤差補正に用いたBPNNは入出力ユニット数6個、中間層2層で各層のユニット数は60個ずつとした。学習パターン数は50,000個である。図4.9は学習回数と ε_{rms} の変化を示したものである。位置及び向き推定用のBPNNと比べると誤差の減少の割合が小さいのは、学習しようとしている問題がかなり複雑で、十分良好な学習が行われていないことを示している。表4.4はBPNNによる補正の効果を示したものである。位置誤差、角度誤差とも20%程度誤差が改善され、補正用BPNNが有効であることがわかる。さらに精度改善を行なうには補正用のBPNNの中間層ユニット数と学習パターン数を増加すればよいと思われる。

図4.10、図4.11に位置推定誤差、角度推定誤差のヒストグラムを示す。各軸成分毎のヒストグラムはいずれも0付近が最も大きい単峰型を呈している。一方位置推定誤差、角度推定誤差のヒストグラムは0付近が最も小さく以後増加し、最大値を示した後減少する。

表4.4 補正用BPNNによる誤差の改善。10,000個のテストパターンに対して補正なしと補正ありの場合の平均推定誤差を比較した。

	Position Error[%]	Angle Error [deg]
raw output	0.451	0.047
calibrated	0.382	0.038

これは次のような原因によるものである。

いま真の磁気ダイポールの位置とネットワークが推定した位置との差を、 Δp_m とする。この各軸成分(Δp_{mx} , Δp_{my} , Δp_{mz})はサンプルの数が多いと正規分布 $N(0, \sigma_x^2)$, $N(0, \sigma_y^2)$, $N(0, \sigma_z^2)$ にそれぞれに従うと考えられる。誤差の各軸成分が互いに独立とすると、確率密度関数は、

$$f(\Delta p_{mx}, \Delta p_{my}, \Delta p_{mz}) = f(\Delta p_{mx}) \cdot f(\Delta p_{my}) \cdot f(\Delta p_{mz}) \quad (4.2)$$

と表すことができる。誤差が微小範囲 $d\Delta p_{mx}$, $d\Delta p_{my}$, $d\Delta p_{mz}$ に含まれる確率は、

$$\begin{aligned} f(\Delta p_{mx}, \Delta p_{my}, \Delta p_{mz}) d\Delta p_{mx} d\Delta p_{my} d\Delta p_{mz} &= \frac{1}{\sigma_x \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\Delta p_{mx}^2}{2\sigma_x^2}\right) \cdot \\ &\frac{1}{\sigma_y \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\Delta p_{my}^2}{2\sigma_y^2}\right) \cdot \frac{1}{\sigma_z \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\Delta p_{mz}^2}{2\sigma_z^2}\right) d\Delta p_{mx} d\Delta p_{my} d\Delta p_{mz} \end{aligned}$$

となる。ここで極座標変換

$$\begin{cases} \Delta p_{mx} = \Delta p_m \sin \theta \cos \phi \\ \Delta p_{my} = \Delta p_m \sin \theta \sin \phi \\ \Delta p_{mz} = \Delta p_m \cos \theta \end{cases} \quad (4.3)$$

を施すと、

$$\begin{aligned} f(\Delta p_{mx}, \Delta p_{my}, \Delta p_{mz}) d\Delta p_{mx} d\Delta p_{my} d\Delta p_{mz} &= \\ \frac{1}{\sigma^3} \sqrt{\frac{2}{\pi}} \Delta p_m^2 \exp\left(-\frac{\Delta p_m^2}{2\sigma^2}\right) d\Delta p_m d\theta d\phi \end{aligned} \quad (4.4)$$

が得られる。ただし、 Δp_m は誤差のユークリッドノルムすなわち、

$$\Delta p_m = \sqrt{\Delta p_{mx}^2 + \Delta p_{my}^2 + \Delta p_{mz}^2} = \varepsilon_{\text{position}} \quad (4.5)$$

である。式(4.4)から図4.11のように、 $\Delta p_m = 0$ 付近の分布が少なくなることがわかる。

式3.10で示される位置推定誤差の全パターンに対する平均値 $\varepsilon_{\text{position}}$ は式(4.4)を用いると、

$$\varepsilon_{\text{position}} = \int_0^\infty \Delta p_m f(\Delta p_m) d\Delta p_m$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{1}{\sigma^3} \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_0^\infty d\Delta p_m^3 \exp\left(-\frac{\Delta p_m^2}{2\sigma^2}\right) d\Delta p_m \\
 &= 2\sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

が得られる。式(4.6)より3次元で求めた平均位置推定誤差は、1次元で求めたものの2倍程度になることがわかる。

4.7 反復法との計算時間の比較

提案法の特徴の一つに、測定時には反復計算を必要としないため時間分解能の高い運動計測を行なうことができることが挙げられる。本節では代表的な反復法の一つとして最急降下法を取り上げ、BPNNを用いた場合と計算時間の比較を行なう。ただし最急降下法よりも収束の早い最適化アルゴリズムは共役勾配法など多くのものがあるが、それらについては本論文の範囲を超えるのでここでは検討を行なわない。また計算時間は実装する計算機的能力やプログラミング方法、使用するコンパイラなどによって大きくことなるため厳密でかつ一般的な計算時間の比較は困難である。このため本節では一つの目安として両アルゴリズムの比較結果を示す。

最急降下法を本問題に適用するためには、磁石の位置と向きをパラメータとして、モデルを用いて計算した磁束密度分布と磁気センサにより測定された磁束密度分布との2乗誤差を評価関数としてこれを最小化すればよい。元来最急降下法は最適化を行なうパラメータで評価関数を微分し、最急降下の方向を求める。しかし実際の小型磁石による磁束密度分布は簡単な式で表わすことができないため各パラメータを微小変異させて数値微分を行なうことにより最急降下を求めることになる。本節では小型磁石のモデルとして磁気ダイポールモーメントを用いて式(3.5)により磁束密度分布を求める。したがって各パラメータで微分することが可能であるが、ここではあえて数値微分を用いる。

表4.5はBPNNと最急降下法による計算時間の比較である。BPNNは4.6節のBPNNによる補正を行なうものを用いている。最急降下法の反復計算の終了条件は、誤差がBPNNの平均推定誤差と同程度になったときとした。BPNNは最急降下法の20%以下の計算時間で推定を完了していることがわかる。さらに最急降下法の場合、パターンによって収束する時間が異なり、パターンによってはパラメータの発散が起り解を得ることができない場合もあった。BPNNは原理的に解を得るのに必要な時間は一定で発散も起こらず、安定に運動計測を行なうことが可能である。

表4.5 BPNNと最急降下法による計算時間の比較。評価には、SUN SPARC station 20, Solaris 2.4-JLE, SUN SPARCCompiler C4.0を用いて、10,000個のテストパターンに対して推定を行ない、パターン1個あたりの平均推定時間を求めた。

method	time [ms]
neural networks	4.3
steepest descent	25.4

4.8 耐雑音性能の付加

実機においては磁気センサの取り付け誤差や、測定機周辺の磁性体による磁束の歪み、標点の磁石の磁化の変化など、様々な雑音はBPNNの入力値に重畳されることが考えられる。運動測定システムの周波数分解能よりも高い周波数の雑音であれば、比較的簡単なフィルタなどにより除去可能であるが、センサの取り付け誤差などの直流雑音や、センサを取り付けたフレームのたわみ、信号増幅用アンプの利得の温度ドリフトなどの低周波の雑音を除去するのは困難である。そこで磁石の位置と向きのパラメータ推定を行なうBPNNそのものに耐雑音性を持たせる方法が考えられる。

2.6節の簡単な考察より、実現しようとしている関数が入力に雑音が重畳された時、構築しようとしている関数の定義域より外に出るようであれば、この関数に耐雑音性を持たせることは可能である。本システムの場合、入力は24次元空間内の曲面上に定義域を持っている。したがって雑音により再び定義域上に移ることはまれであり、BPNNに耐雑音性を持たせることは可能であると考えられる。

本節ではBPNNに耐雑音性を持たせるために入力パターンにガウス雑音を重畳し、学習パターンとして用いる。重畳するガウス雑音は平均が0で、標準偏差 σ を 0.0×10^{-5} から 6.0×10^{-5} までのものについてそれぞれ学習を行った。BPNNの構造は入力ユニット数24個、中間層は2層で各ユニット数は40個と24個、出力層ユニットは1個のBPNNを磁気ダイポールの各パラメータ毎に合計6組用意した。学習パターン数は10,000個とし、予めガウス雑音を重畳したものを

学習パターンにガウス雑音を重畳する方法には、2通りの方法が考えられる。1つは学習に先立って雑音が重畳されていない学習パターンそれぞれに雑音を重畳し、学習の途中には変更しないというものである。もう1つはBPNNへのパターンの提示毎に雑音を重

畳するものである。前者は雑音の計算が学習に先立つ1回だけで良いため高速であるのに対して、後者は処理の量が多くなるため計算コストを要する。この節におけるBPNNの学習は、処理速度を優先させて前者の方法を用いている。

表4.6 学習パターンにガウス雑音を加えたときの無雑音テストパターンに対する推定精度。 σ は学習パターンに重畳したガウス雑音の標準偏差を表す。

σ ($\times 10^{-5}$)	position error[%]		angle error[deg.]	
	average	maximum	average	maximum
0.0	0.45	1.87	0.040	0.221
1.0	0.53	2.90	0.058	0.284
3.0	0.71	2.46	0.128	0.508
4.0	1.01	4.01	0.169	0.730
6.0	1.24	4.53	0.226	0.992

表4.6は雑音を重畳しないテストパターンに対する各BPNNの推定誤差を示している。雑音を重畳して学習したものは、重畳しないものよりも精度は悪く、しかも重畳するガウス雑音の標準偏差が大きくなるにつれて誤差が大きくなっている。

次にテストパターンにガウス雑音を重畳して推定を行い、雑音のある環境下での運動計測システムの耐雑音性を調べた結果を図4.12に示す。テストパターンに加えたガウス雑音の乱数系列が同じであるため直線的な変化をしているが、学習の際に加えたガウス雑音の大きいものほど、雑音の多い環境下でも雑音に対する推定誤差の増加が抑えられ、耐雑音性が大きいことを示している。ただしこの方法を用いて耐雑音性を持たせた場合、無雑音状態における推定性能は低下する傾向にあり、これを防ぐためには十分な数のパターン数で学習を行なうか、中間層ユニット数を増加するといった処置が必要であると思われる。

4.9 まとめ

本章では、BPNNを用いた磁気運動計測システムを設計する際の基本的指針を明らかにするために、磁気センサ、運動測定領域等を無次元の一般化された構成として計算機シミュレーションを行なった。

BPNNの構造については、4層のBPNNを磁石の位置と向きを示す6つのパラメータ毎に1組ずつのニューラルネットワークを用いるものが、比較的高い精度で推定が可能であるという結果が得られた。またBPNNの構造を固定した時の必要十分な学習パターン数について検討し、4層の中間層ユニット数各40個ずつの分割ネットワークを学習する

場合、最低10,000個程度の学習パターン数を用いなければ成らないことを示した。磁気センサの配置と推定精度の関係についてはセンサを運動測定領域から離して設置するほど、BPNNの近似精度が良くなるという結果が得られたが、実用上はセンサの感度や誤差の影響を考慮する必要があることを述べた。精度向上の為にBPNNの出力に含まれる複雑な分布を呈する誤差を補正する方法として、分割ネットワークの6組の他にさらにもう一組のBPNNを誤差低減用ネットワークとして導入することにより、推定精度を若干改善することができることを示した。また反復法の一つである単純な最急降下法と比較し、処理時間および解の収束性の点でBPNNの方が有利であることを示した。最後に入力パターンにガウス雑音を加えて学習パターンとすることにより、耐ノイズ性を持たせることができた。以上よりBPNNを用いた磁気運動計測システムの基本的性質を明らかにし、運動測定システムを最適設計するための指針を得ることができた。

BPNNなどの写像ニューラルネットワークの持つ任意関数の近似能力は大まかにいえばネットワークの構造的な写像近似能力、学習アルゴリズム、学習パターンの選別の3つの要因により決定されている。BPNNについてはネットワークの構造とは、中間層数、各層の中間層ユニット数、それらによって規定される結合荷重の数、各ユニットの入出力関数の種類に相当する。船橋は入出力関数がシグモイドの中間層ユニットを持つ3層ニューラルネットワークがあった時、任意の関数を任意の精度で近似する中間層ユニット数が存在することを示している[7][8]。つまり十分多くの中間層ユニットを用いれば、非常に高い精度で任意関数の近似を行うことが可能である。実用上中間層ユニット数の数は、ニューラルネットワークを実装しようとするハードウェア（またはソフトウェア）の記憶容量、計算能力に依存する。つまりある関数を一定の精度以上で関数を近似しようとした時には、必要最小限の中間層ユニット数というものがあるが存在し、それ以下の数のユニットしかない場合は、目的の精度を達成することができるかどうかは保証されないのである。残念ながら必要最小限のユニット数が、具体的に何個になるのかを求める方法はまだ報告されていないため、試行錯誤によりユニット数を求めなければならない。また学習により得られたネットワークが与えられた精度に関して十分コンパクトかどうかを定量的に確認する明解な手法も報告されていない。ただし多くのテストパターンをBPNNに入力して、不活性化中間層ユニットがあるかどうかはある程度確認する事はある程度可能であり、こういった手法を発展させた的確な評価法の開発が望まれる。

2番の学習アルゴリズムについてはBPNNのアーキテクチャの中に含まれている。た

めここでは言及しない。

3番目の要因である学習パターンの選別とは使用する学習パターンの有用性を意味している。関数の定義域または値域の中で、偏った領域のみについての学習パターンを用いて学習を行っても全領域で精度の良い近似が行う事ができないのは、容易に予想される。かといって全パターン領域に対して整然と学習パターンを配置していたのでは、入出力空間が多次元のため全領域をカバーするには、莫大な学習パターン数が必要になり現実的ではない。結局、疎ではあるが学習精度に関して効率的な学習パターンを用いるのが最も効率的であるという事になる。本研究では主に学習領域内で学習パターンを乱数を用いてばらつかせているが、これも十分な根拠があるわけではなく、経験的に学習が成功する事例が多いためである。これについてもBPNNでも課題の一つである。

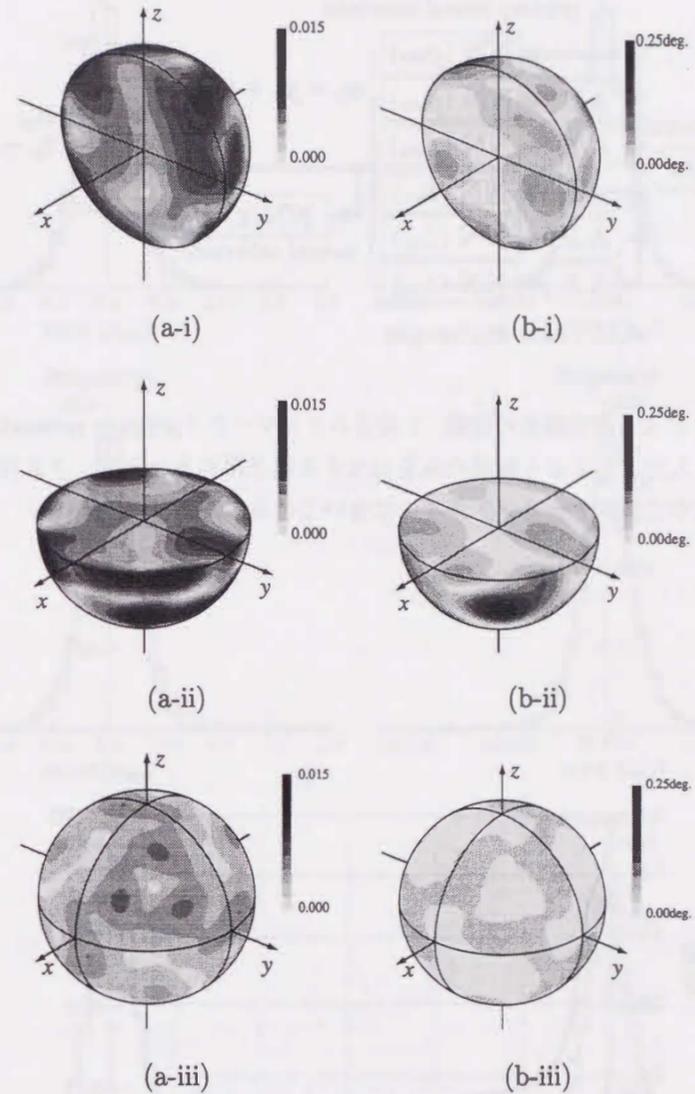


図4.7 運動測定領域内での誤差分布。(a)と(b)はそれぞれ位置推定誤差, 方向推定誤差を示している。(i) (ii)は位置空間での $i_m = (0, 0, 1)$ に対する誤差を表わし, (iii)は方向空間での $p_m = (0, 0, 0)$ に対する誤差分布を表わす。濃い色の部分ほど誤差が大きい。

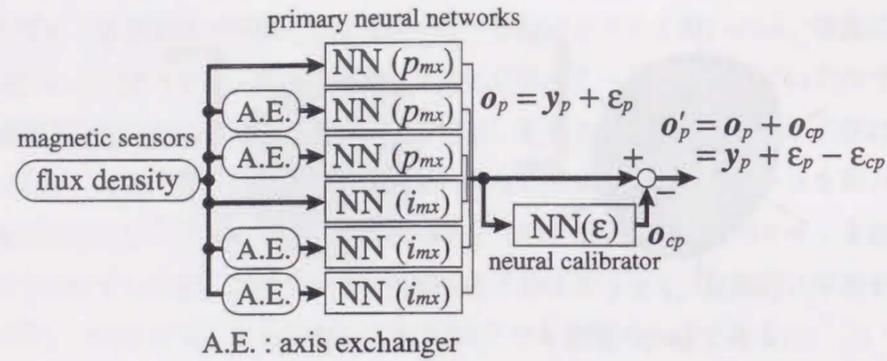


図4.8 BPNNによる推定誤差の改善. 1段目ネットワーク(primary network)の出力を入力としてから誤差のみを出力する補正用のネットワークを付加する. 図中ではスケーリングゲインは省いている.

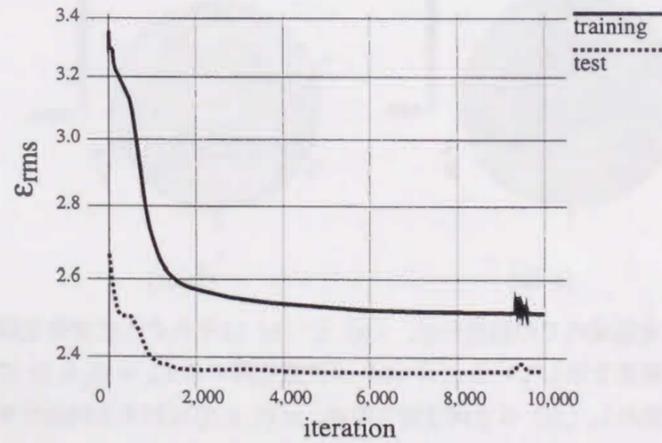


図4.9 誤差低減用のBPNNの学習曲線.

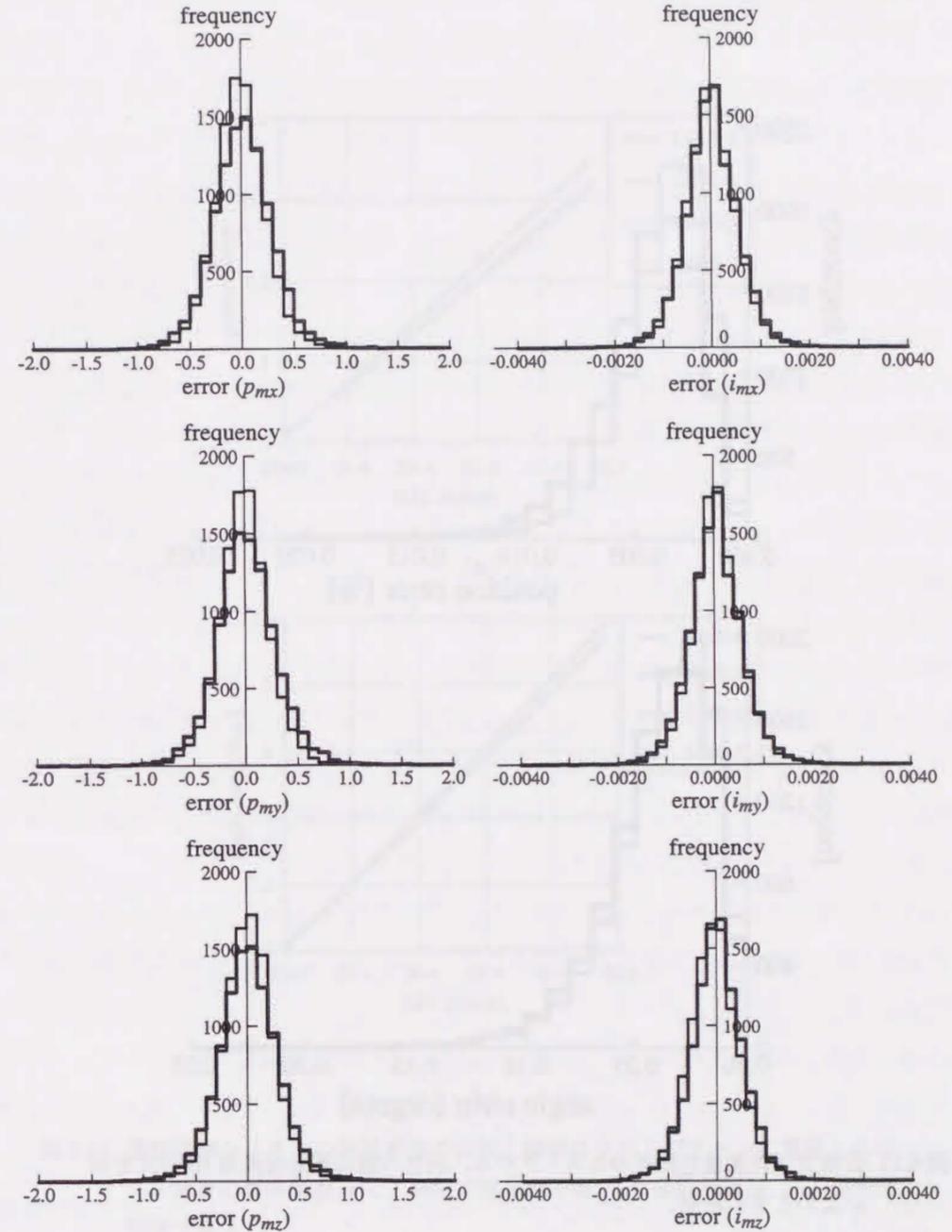


図4.10 位置及び角度推定誤差の各軸成分毎のヒストグラム. 灰色の線は誤差低減用BPNNを用いないときの結果.

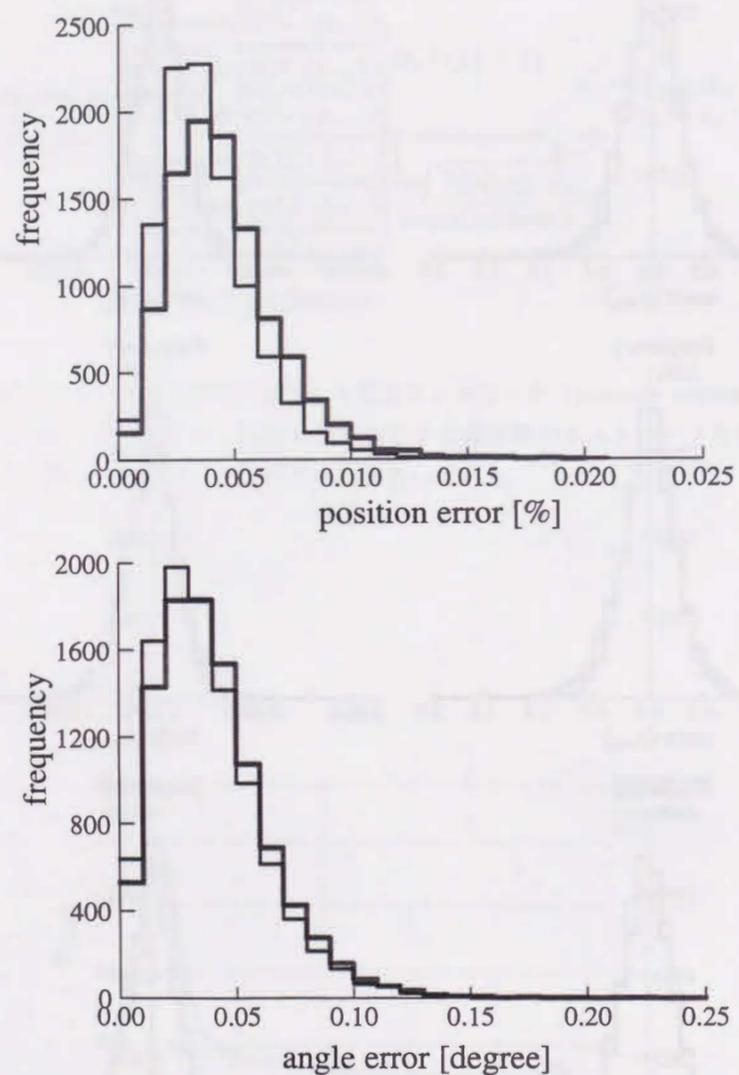
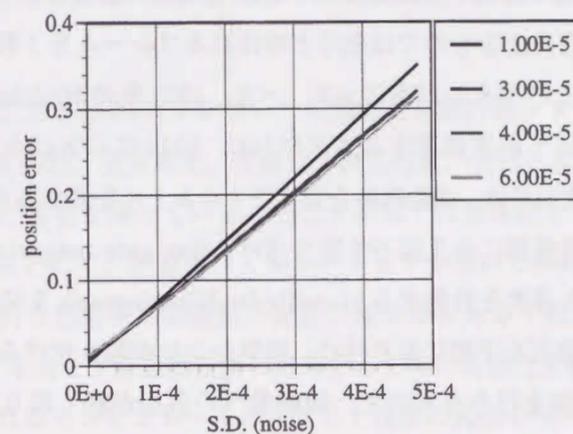
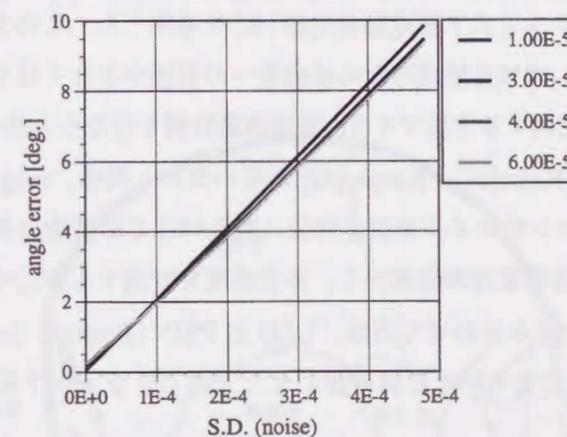


図 4.11 位置及び角度推定誤差のヒストグラム。灰色の線は誤差低減用BPNNを用いないときの結果。



(a)



(b)

図 4.12 運動計測システムの耐雑音性の比較。横軸はテストパターンに重畳したガウス雑音の標準偏差 σ で、縦軸は誤差の平均。(a) は位置誤差, (b) は角度誤差である。

第5章 下顎運動計測への応用

5.1 はじめに

顎運動計測は咬合機能の解明や顎関節症等の診断のために重要であり、古くから様々な方法で計測されている。古典的なものでは顔弓と呼ばれるフレームを下顎に取り付け、その軌跡を紙面に記録するというものがある[43]。一方、1931年のHildebrandにより報告された下顎に反射点をつけて映画撮影する方法や[44]、1942年にKurthにより紹介されたstroboscope用いた方法[47]は、運動軌跡を光学フィルム上に記録するものであった。1975年にJankelsonは下顎前歯部に永久磁石を取り付け、flux gate magnetometerにより磁束を計測し、標点の位置と速度を計測するMandibular Kinesiographを発表した[46, 70, 71]。これは標点として小型磁石を下顎に取り付け、磁気センサが取り付けられた軽量の眼鏡状のフレームを装着し計測を行なうもので、被験者への負担が軽く取り扱いも容易であるが、咬合位から離れるほど精度が低下する特性がある。また計測できるのは位置に関する3自由度のみである。これに対して、坂東らはポテンシオメータを用いた機械接触式の運動測定器であるデジタル方式下顎運動測定器[48]を考案した。この方法では6自由度での計測が可能であるが、機械接触式のため被験者への負担が少なくはなかった。同じく坂東、郡らは変動磁界を利用する方法で6自由度顎運動計測を行なう方法を発表した[41, 42]。これはRobinson[28]やKelso[31]、Kasper[32]が用いたのと同様、magnetic search coil法[28]を用いるもので、センサコイルを測定部位に取り付けて周波数の異なる回転磁界中に置き、センサコイルの誘導電流の位相から、多自由度を計測する方法である。この他にもLEDとビデオカメラを組み合わせた方法、LEDとPSD (Position Sensitive Device) を使った方法[49]、CRTと光センサを組み合わせた方法[72]などが下顎運動計測へ応用されている。

この様に数多くの報告がされているのは、顎運動計測が他の運動計測と比べてもかなり困難な課題であり、実用上十分な性能をもった装置の開発が難しいためである。顎運動計測の特徴の一つに、被測定物が皮膚により遮蔽されていることが上げられる。このため、外部からの画像だけでは高精度計測は不可能である。また、機械的リンクによる直接計測では、咀嚼や発音等何らかの動作中の運動計測を行なおうとした際、自然な運動軌跡が損なわれる恐れがある。これを防ぐためには運動対象である顎に取り付ける、標点やトランスデューサあるいはセンサを、不要にするか十分に小型化し、外部との間に電源供給や信号伝達の為のリード線を無くす必要がある。さらに顎運動計測が高精度であることが要求

されることも特徴の一つである。例えば、下顎前歯部の限界運動野の計測には0.1mm、咬合面の計測には0.01mmの精度が要求されると言われている。さらに多自由度同時測定、直線性が高く広い測定範囲、リアルタイム処理等の条件が加わる。これまで提案されてきた様々な計測法は上の条件の一部は満たしているものの、全てに合致するものはほとんど無いと思われる。

前章までで検討してきたBPNNを用いた磁気応用運動計測システムは、測定精度、同時計測可能な自由度の数、測定精度、直線性、測定速度、測定対象への軽負担等、顎運動計測に非常に適した特徴を持っている。そこで本章では提案法を下顎運動計測に応用することを目的とし主として、計算機シミュレーションを用いて検討を加える[52-55]。5.2節で下顎の解剖学的な形態や下顎運動の動態、従来からある下顎運動計測法について触れた後、5.3節で提案法を下顎運動計測に応用するために最適化を行う。5.4節では実用上重要になるとと思われるセンサフレームの大きさと精度の関係を明らかにする。さらに5.5節では位置推定精度の直線性について検討する。また5.6節では標点として用いる磁石の磁化が変化した場合について検討し、磁化の変化が測定に影響しない測定システムを提案する。

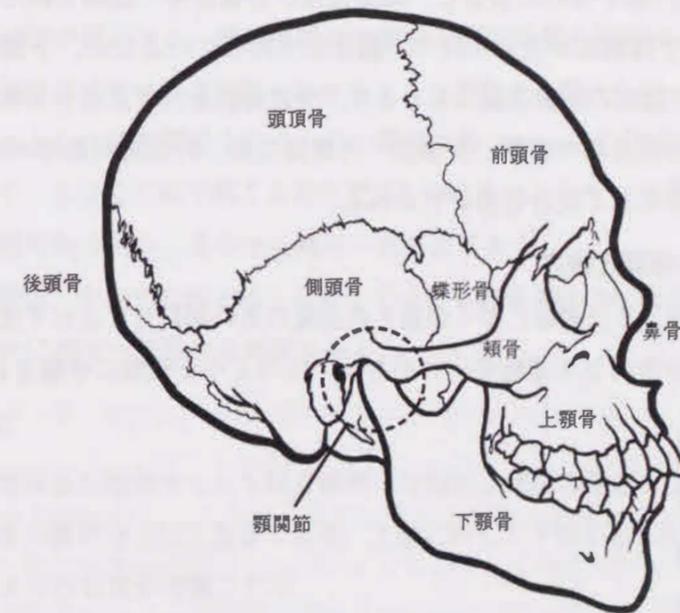


図 5.1 頭蓋側面図。

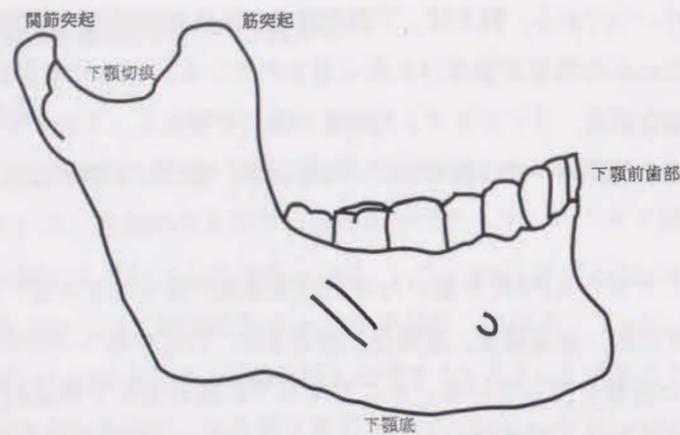


図 5.2 下顎骨の各部の名称。

5.2 下顎運動

5.2.1 下顎の形態

下顎は顔面頭蓋（顔面骨）の下部を構成する下顎骨とそれに付随する各種の筋等によって構成される部分である（図 5.1）[56,57]。顎運動のまさに要となっているのが下顎骨と頭蓋を連結する顎関節である。下顎関節は側頭骨の下顎関節窩に下顎骨関節突起（顆状突起，図 5.2）が関節円板を介して嵌合し，関節包及び各種靭帯で連結された可動関節である（図 5.3）。この下顎関節が左右1対で下顎骨を支持しているため，下顎の運動は極めて複雑であり，関節頭部の回転運動はもとより，滑走運動を行うことも可能である。下顎の運動には様々な舌骨上筋や咬筋，側頭筋，内側翼突筋，外側翼突筋等が関与しており，これらが総合的に作用して咬合運動が行われる。

5.2.2 下顎運動の種類と機序

下顎運動は前述のように非常に多くの筋と自由度の高い顎関節によって生み出されていることから，幾つかの異なる運動モードがあり，次のような種類に分類されている。

- 下顎前進運動
- 下顎開口運動
- 下顎閉口運動
- 下顎後退運動
- 蝶板運動
- 即時側方移動

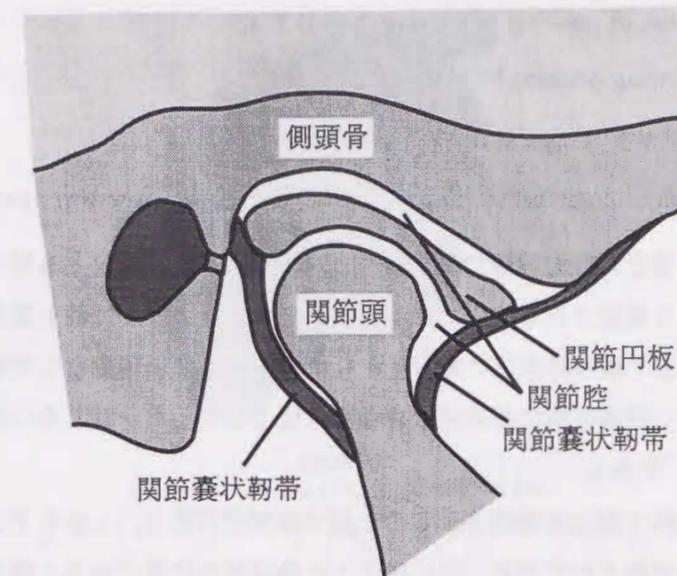


図 5.3 顎関節。

下顎前進運動は外側翼突筋が主に働き，内側翼突筋がこれを補助する形で行われる。このとき関節頭は前方に牽引され前下方に押し出される。下顎開口運動は舌骨上筋群のうち顎二腹筋の前腹，顎舌骨筋，オトガイ舌骨筋等が協調して行う。閉口運動は側頭筋，咬筋，内側翼突筋等が関係する。後退運動は側頭筋の後部筋束の収縮により行われる。

蝶板運動は下顎が後方限界運動路をたどりながら開閉する際，その一部の範囲で，下顎関節頭部を中心として蝶板運動を行う。この範囲は約 20mm 開口位までと言われている。この運動は必ずしも全ての例で起こるわけではないともいわれているが，術者の誘導によりある程度再現可能であり，その中心軸は一生不変である。

即時側方移動は，すべての例で起こるわけではなく咀嚼運動の初期あるいは終末期に下顎全体がわずかに側方へ移動する運動である。

5.2.3 下顎位

上下顎の位置関係の取得すなわち咬合採得には動的な運動の様態もさることながら，特定の上顎関係の静的な定位も重要である。上顎に対して下顎の取る位置のことを下顎位と呼び，次のような位置が考慮される。

- 咬頭嵌合位（中心咬合位，習慣的閉口終末位，centric occlusion）
- 中心位（centric relation）

- 顎頭安定位 (rest of position of condyle head)
- 嚥下位 (swallowing position)
- マイオセントリック (myocentric position)
- 下顎安静位 (physiologic rest position) および安静空隙 (free-way space)

咬頭嵌合位は上下歯牙が最大面積で咬合接触した状態で中心咬合位とも呼ばれる。したがって歯牙のみにより規定される位置である。下顎の機能にとっては最も重要な位置であり、咀嚼運動における下顎の終末位であるとともに習慣的な閉口運動をした時の下顎の終末位でもある。ただし習慣性閉口終末位は咬合嵌合位と必ずしも一致しないが、そのずれは僅か(1mm以内)である。

中心位とは関節窩内で顎頭が強制されること無く最後位にあり、しかもそこから側方運動が可能で下顎位と定義されており、特に歯牙とは無関係の位置である。歯牙に関係が無いことから、ある咬合高径の範囲において存在可能であり、その範囲内における運動では下顎は関節部のある点で蝶板運動を行うことができる。有歯顎においては中心位における歯牙接触部位は咬頭嵌合位よりも1mm程度後方に存在しており、後方歯牙接触位とも呼ばれる。中心位は再現性が他の顎位に比べてかなり高いことから、他の顎位に対する基準位として咬合診断等に利用される。

顎頭安定位は関節窩内において顎頭が最も安定する位置である。

嚥下位とは、嚥下時に上下歯牙が接触する位置である。水の嚥下時の多くは咬頭嵌合位の後ろ下方で歯牙に接触し、滑走して嵌合位に達する。その量は0.5mm程度後方であり後方歯牙接触位までの約半分に相当する。

マイオセントリックはB. Jankelsonによって考案された電氣的刺激装置 Myomonitorにより、閉顎筋を刺激して収縮させた場合に、上下歯牙が接触する位置のことであり、その位置は個人差はあるものの咬頭嵌合位に一致するかまたは近い位置であると言われていた。またこの顎位は純粋に電気刺激による筋の反射のみによりさだめられるため、術者や患者の意志には全く左右されない位置である。

下顎安静位は下顎に付着する全ての筋が意識的に緊張せず安静休息した場合の、下顎自らの重量と顎に付着する筋群とが均衡を保って一定の位置に保持された時の顎位のことである。この際上下歯牙の間に生じる間隙を安静空隙と呼ぶ。下顎安静位は姿勢との関係が深く、前傾位、後傾位、直立位で変化する。すなわち前傾位では安静空隙は小さくなり、後傾位では大きくなる傾向があるため、一般的には直立位で測定される。

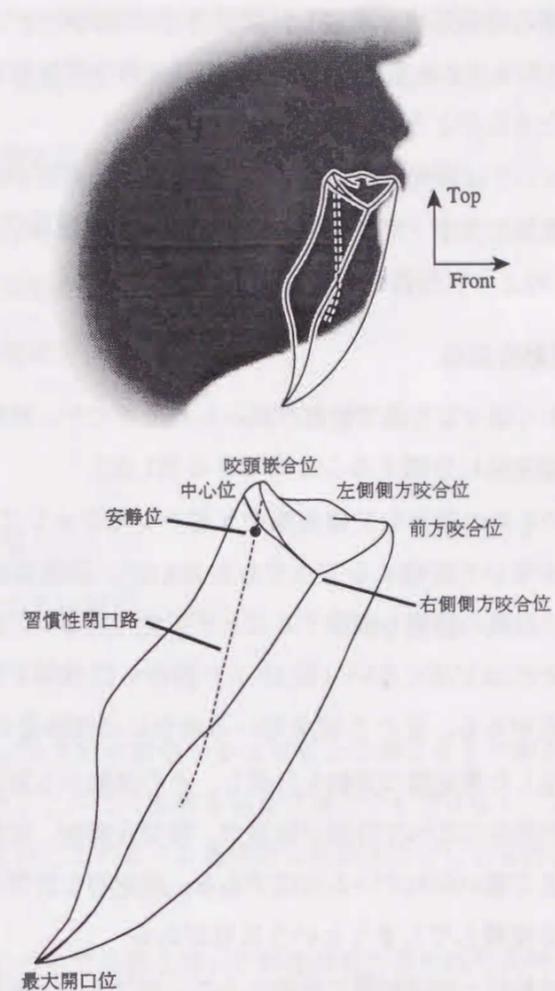


図 5.4 下顎前歯部の運動野 (Posselt figure)。右側やや上方から見たもの。

5.2.4 下顎の動態

下顎運動は主として切歯部並びに下顎関節頭部で計測され、それぞれ切歯路 (incisal path)、顎路 (condyle path) と呼ばれる。これらのうち切歯路は下顎運動の前方決定要素と考えられる。切歯路は術者により咬合面の変更等を行うことにより調節可能であるが、顎路は各人固有のものであり変更することはできないという特徴がある。前歯部の全運動野は図 5.4 で示されるような半楕円体状の形状をしていることが知られており [58], Posselt figure または Swedish banana と呼ばれている。切歯路は口腔内に描記装置等を装着することが可能であるため、ある程度は直接計測が可能であるが、一方の顎路は X 線透視装置等を用いない限り直接計測は不可能である。そこで顎路の計測は顔弓やパントグラフ等

を応用して機械的に下顎の模擬形状を構成し、顎頭付近で描記を行う方法がとられたり、切歯部の運動を位置、方向を含めた多自由度計測し下顎の幾何学的形状から間接的に顎頭の動きを求めるといった方法がとられる。

顎運動の各種数値については研究者や測定方法により多くの報告があるが、上田らがパングラフを応用した電気的方法（デジタル方式顎運動測定器 [48]）により計測したものと [51]、表 5.1 のように報告されている。

5.2.5 代表的な下顎運動計測法

顎運動計測には古くから様々な方法で計測が試みられてきたが、計測方法には計測形態から直接測定法と間接測定法に分類することができる [61, 62]。

直接計測法は顎骨そのものの動きを X 線映画や X 線テレビジョン [78]、高速スキャンが可能な CT や MRI [79] を用いて計測する方法である [63, 68]。透視画像を用いるため、顎骨だけでなく周辺の軟部組織の動態も観察することが可能であるが、時間分解能がスキャン速度に依存するためそれほど高くない（数 10 ミリ秒から数 100 ミリ秒）ことと、空間分解能が荒いという欠点がある。また X 線を用いる場合には被曝量の問題がある。

間接計測法は顎に固定した測定器の運動を計測し、その運動から顎運動を間接的に計測する方法である。直接計測法に比べて計測が簡単で、時間分解能、空間分解能とも比較的良好であることから幅広く用いられている方法である。測定器を計測対象に固定する必要があるため生理的状态を侵襲してしまうという欠点がある。

間接計測法はさらに接触型と非接触型に分類することができる。接触型はゴシックアーチトレーサに代表される描記法で、上下顎の一方に描記針を他方に描記板を固定し、顎運動による描記針先端の軌道を記録する。ゴシックアーチの他にも顎頭外側点の軌道を記録するものなどもある。多くは顎運動への制限を抑えるために描記針を伸縮可能なものとしている。ただしこれらの方法によって得られる軌道は、顎骨のものではなく、描記針と描記板との位置によって定義されるものである。また描記針と描記板を用いて軌道を記録する代わりに、顎に取り付けたフレームの回転角やスライド量を電気的に計測するものも用いられる [48, 66]。

一方非接触型は顎の任意の部位に標点を固定し、その運動を非接触型のセンサで検出するものである。標点として小型磁石を用いて周辺の磁界を検出するもの [46] や LED 等の発光点を測定部位に固定し、カメラ等で位置を検出するもの [44, 49, 64, 65, 69] がある。またこれらとは逆に定位の基準となる信号源を顎周辺に設け、測定部位に信号検出用のセ

ンサを取り付けるものも考案されている [42, 60, 72]。

顎運動計測法の評価基準には次のような点が挙げられる。

- 直接計測か間接計測か
- 被測定運動への影響
- 非接触型か接触型か
- 測定精度（分解能）
- 時間分解能
- 直線性
- 計測操作の容易さ
- 同時計測可能な自由度数
- 実時間処理が可能か

言い替えると自然な顎運動が厳密かつ簡便に計測できる方法が最も理想的な顎運動計測法である。現在のところこの条件を完全に満たすものではなく、また今後も現実的には困難であると思われるが、このような理想的な計測法に少しでも近いものを開発することが重要である。

以下に間接計測法の中で磁界を用いた非接触型計測法の代表例として、小型磁石と flux gate magnetometer を利用した Mandibular Kinesiograph（Myotronics 社）と、郡らの磁気位相空間とセンサコイルを用いた計測法の原理について示す。

5.2.5.1 Mandibular Kinesiograph

Mandibular Kinesiograph は Myotronics 社製の非接触型間接下顎運動計測システムである。磁石を口腔内に固定し、周辺の磁束密度変化を磁気センサにより計測し磁石の 3 次元的位置を求めるものである。1975 年に Jankelson によって紹介されたもの [46, 70, 71] は、地磁気除去用のものも含む合計 6 個の磁気センサが使用され、信号増幅、線形化回路を経て、アナログ的な電圧信号として磁石の位置を検出するものであった。原点から離れると直線性が乏しくなり、何らかの校正が必要とされるという特性があるが、最近のモデルではパーソナルコンピュータと組み合わせて直線性も改善されてきている。空間分解能は 0.05mm 程度、時間分解能は 240Hz 程度である。

5.2.5.2 磁気位相空間を用いた顎運動計測

郡らによって報告された磁気位相空間を用いた顎運動計測システム [41, 42, 60] は, 1次コイルで発生した磁気位相空間と其中で運動計測対象に固定されたセンサコイルに誘起される誘導電圧との位相差を検出することによりコイルの位置及び向きを6自由度計測するものである。

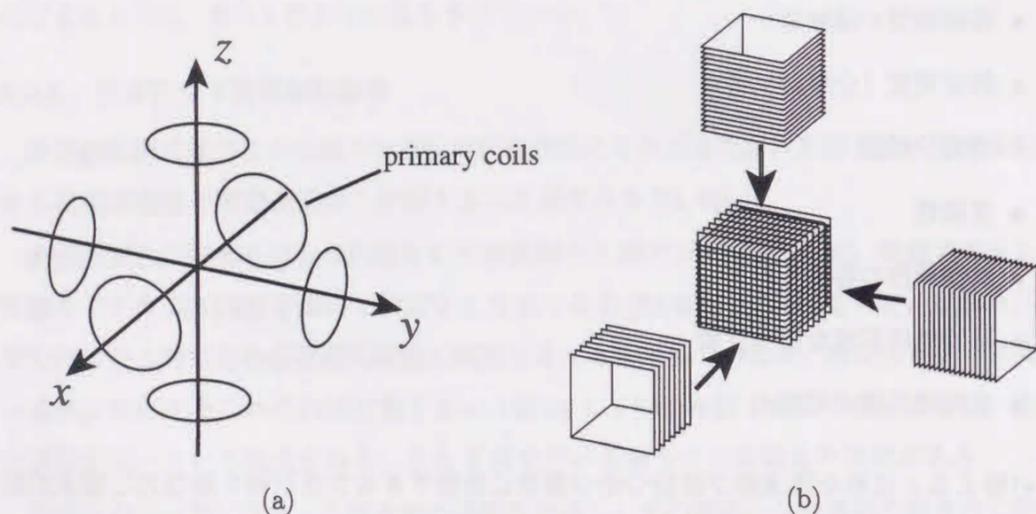


図 5.5 磁気位相空間を発生する1次コイルとセンサコイルの基本構成. (a) 1次コイルの配置と基準座標系. (b) センサコイルの構成.

1次コイルは図 5.5 (a) のように6個3組でそれぞれの組は直交して置かれ, x , y , z 軸に相当する基準座標系を構成する. 其中で図 5.5 (b) のように3個1組のセンサコイルを運動計測対象に固定し, 誘起される誘導電流と磁気位相空間発生用コイルをドライブする正弦波との位相差を検出し, センサコイルの位置及び方向を検出する.

位置検出時には対抗する1組の1次コイルに位相が $\pi/2$ ずれた同一周波数の正弦波を印加し, それに対するセンサコイルで誘導電流の位相を検出する. 誘起する信号との大きさはセンサコイルと1次コイルまでの距離のほぼ3乗に反比例し (ただし1次コイルの形状や大きさとセンサコイルの位置関係により冪数は大きく異なる), 2つの1次コイルにより誘導される電流の位相差は $\pi/2$ ずれがあることから, センサコイルの1次コイル対に対する位置関係を誘導電流の位相差として検出することができる.

回転量検出時は2組の1次コイル対を用いる. 対向するコイルには同位相の電流を印加し, 直交する1次コイル対に位相が $\pi/2$ ずれた電流を印加する. いずれかの1次コイル対

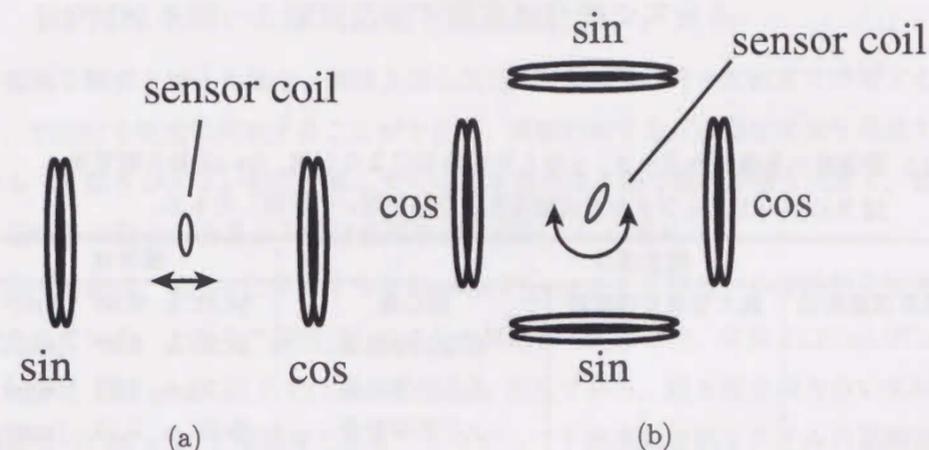


図 5.6 磁気位相空間の測定原理. (a) 位置の検出. (b) 回転の検出.

によるセンサコイルへの誘導電流の寄与の大きさはセンサコイルの向きに依存するため, センサコイルの向きを誘導電流の位相差として検出できる.

この方式の位置及び向きの分解能は位相差検出回路の時間分解能に依存するが, 郡らが報告したシステム [42] では, 1次コイルに印加する正弦波の1周期当たり 4,096 カウントが可能であり, 原点付近の分解能は $38 \mu\text{m}$, 0.02 度を実現している. ただし原点から離れた位置の磁気位相空間の歪みが測定精度 (特に直線性能) に影響するため校正が必要となる.

表 5.1 顎運動の各種パラメータ. 上田らの報告 [51] より引用. 24-44 歳の健常者 15 名についてデジタル方式顎運動測定器を用いて計測したもの.

検査項目		標準値	
下顎限界運動範囲	最大切歯点移動量	開口量	54.71 ± 6.56 (mm)
		前後的移動量	31.26 ± 6.97 (mm)
		左右的移動量	13.20 ± 1.33 (mm)
		上下的移動量	49.84 ± 5.13 (mm)
	最大顎頭移動量	19.23 ± 2.62 (mm)	
	最大下顎回転量	矢状面	37.59 ± 4.15 (度)
		水平面	7.02 ± 0.74 (度)
		前頭面	2.79 ± 0.70 (度)
		面積	
	矢状面軌跡		514.20 ± 73.90 (mm ²)
前頭面軌跡		379.40 ± 56.80 (mm ²)	
前方限界咬合位	切歯点移動量	10.91 ± 1.46 (mm)	
	顎頭移動量	9.41 ± 3.44 (mm)	
	下顎回転量 [矢状面]	-1.30 ± 1.77 (度)	
側方限界咬合位	切歯点移動量	10.91 ± 1.46 (mm)	
	顎頭移動量 作業側	9.41 ± 3.44 (mm)	
	顎頭移動量 平衡側	9.41 ± 3.44 (mm)	
	下顎回転量 [矢状面]	-1.30 ± 1.77 (度)	
滑走運動	3.0mm 前方咬合位	下顎回転量 [矢状面]	0.00 ± 0.51 (度)
		切歯路角 [矢状面]	38.45 ± 10.38 (度)
		顎路角 [矢状面]	38.63 ± 8.31 (度)
		(切歯路角-顎路角)	-0.18 ± 15.18 (度)
	3.0mm 側方咬合位	下顎回転量 [矢状面]	0.40 ± 0.36 (度)
		切歯路角 [前頭面]	33.92 ± 10.15 (度)
		展開角 [水平面]	74.50 ± 6.67 (度)
		切歯路角 [矢状面]	66.95 ± 11.75 (度)
		平衡側顎路角 [矢状面]	39.41 ± 8.49 (度)
		(切歯路角-顎路角)	27.53 ± 14.80 (度)

5.3 BPNN を用いた磁気応用下顎運動計測システム

下顎骨を剛体と考えた場合, 剛体上の1点の位置及び向きを6自由度で計測することにより, 下顎位を完全に同定することができる. 運動計測する点は測定誤差を低減するためになるべく動きが大きい部位が適している. 本稿では下顎で動きが最も大きく, 標点となる小型磁石の固定が容易な下顎前歯部を測定部位として選ぶ.

下顎前歯部は, 図 5.4 に示すような Posselt Figure として知られる運動野を呈することが知られている. 上田らの測定 [51] によると運動野の大きさは, 前後 31.26 ± 6.97 mm, 左右 13.20 ± 1.33 mm, 上下 49.84 ± 5.13 mm 程度であり, 最も傾きの大きい矢状面での回転量は 37.59 ± 4.15 度程度である. したがって下顎運動計測システムの運動測定領域は上の運動野を全て含んでいけば良いことになる.

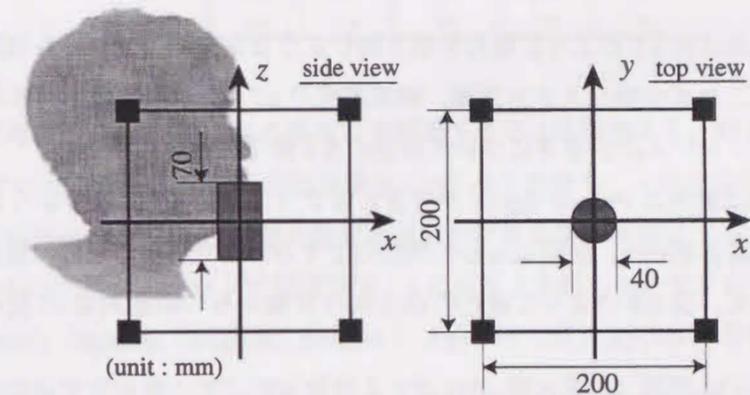


図 5.7 顎運動計測システムのセンサ配置. 高さ 70mm, 直径 40mm の円柱が運動測定領域で, 黒い四角の点が磁束密度測定点.

そこで前章までで示してきた運動計測システムを, 下顎運動計測用に次のように最適化する. まず小型磁石は下顎前歯部に磁化軸を上下方向に向けて固定するものとする. 本計測システムは基本的には位置に関して3自由度, 方向については2自由度の合計5自由度計測である. したがって下顎位を完全に同定するには至らない. これは円柱磁石の磁化軸回りの回転が周辺の磁束密度分布に表れないためである. この影響を避けるためには, 最も回転量が小さい方向と磁石の磁化軸を一致させれば良い. 下顎骨の回転運動で最も回転量が小さいのは, 前顎平面内である. しかしこの軸に円柱磁石の磁化軸をそろえた場合, 形状的に磁石装着時に違和感が生じる恐れがある. そこで磁化軸は前歯の方向に沿った上下に向けるものとする.

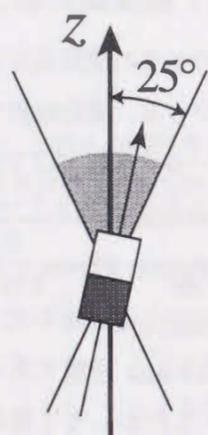


図 5.8 磁石の向きの制限. 磁石の傾きを z 軸から 25 度の範囲に限定する.

次に磁気測定点は図 5.7 のように頭部を取り囲むような立方体のフレームの頂点に配置する. 各点ではこれまでのシステム同様, 磁束密度の x , y , z の各軸方向成分を計測する. このセンサフレームの大きさについては後の 5.4 節で検討を加える.

運動測定領域は前述の Posselt figure が含まれるよう, 同図 5.7 で示すように運動計測領域はここでは高さ 70mm, 直径 40mm の円柱内とする. また下顎前歯部の傾き角が限られていることから, 図 5.8 のように磁石の磁化軸の z 軸からの傾き角は 25 度の範囲内とする.

最後に BPNN の構造は前章で良好な結果を得られた分割ネットワーク構造とする. すなわち位置, 向きの各パラメータ毎に 1 組ずつの BPNN を用いて推定を行い, これに含まれる誤差を誤差低減用の BPNN を用いて抑制する. ただし測定系が x 軸, y 軸について可換であるため, 位置及び向きの y 軸方向成分 p_{my} と i_{my} を推定する BPNN はそれぞれ p_{mx} と i_{mx} を推定する BPNN への入力ベクトルの要素の順番を入れ換えることにより代用する. したがって位置及び向きの y 軸方向成分の推定時には, それぞれ x 軸成分推定用の BPNN を用いて表 5.2 にしたがって入力ベクトルの成分を入れ換える.

5.4 センサの配置と推定精度

磁気センサの配置が本運動計測システムの推定精度に対して影響を与えることはすでに 4.5 節で述べた. 本章で述べている下顎運動計測システムは測定領域の形状や大きさなどが, 4.5 節のものとは異なることから, ここで改めて推定精度について検討しておくことが必要である.

表 5.2 y 軸成分推定時の入力ユニットへの磁束密度測定値の割り当て. unit No. はニューラルネットワーク入力層ユニット番号を示す. x axis は x 軸方向の位置推定をする際の割り当てを示す. 0-x とは第 0 測定点の磁束密度の x 軸方向成分を表す. センサの番号については図 4.3 参照.

unit No.	x axis	y axis	unit No.	x axis	y axis
1	0-x	0-y	13	4-x	4-y
2	0-y	0-x	14	4-y	4-x
3	0-z	0-z	15	4-z	4-z
4	1-x	3-y	16	5-x	7-y
5	1-y	3-x	17	5-y	7-x
6	1-z	3-z	18	5-z	7-y
7	2-x	2-y	19	6-x	6-y
8	2-y	2-x	20	6-y	6-x
9	2-z	2-z	21	6-z	6-z
10	3-x	1-y	22	7-x	5-y
11	3-y	1-x	23	7-y	5-x
12	3-z	1-z	24	7-z	5-z

位置及び向き推定用の BPNN の構造は中間層 2 層の 4 層構造とし, 中間層ユニット数は各 40 個ずつとする. 各 BPNN は出力層ユニットを 1 個持ち, 入出力関数は線形とする. 誤差補正用の BPNN はセンサ配置の推定精度に対する影響を明確にするため, 本節の検討では用いない. 検討したセンサ配置は図 5.9 に示すように, センサフレームの一辺の大きさが 150mm, 200mm, 250mm, 300mm の 4 通りとした. BPNN の学習領域は周辺部の推定精度の低下を考慮して, 測定領域よりも 10% 程大きい, 直径 44mm, 高さ 77mm の円柱内とした. また向きについての学習領域は z 軸から 35 度の範囲内とする. 学習パターンは, 学習領域内の位置向きともにランダムな 10,000 個の磁気ダイポールに対して, 式 (3.5) を用いて各磁気センサでの磁束密度を求めたものを入力パターンとして用いた. 標点の磁気ダイポールモーメントの大きさ $|m|$ は, 磁化の強さ 1 T, 高さ 10 mm, 直径 5 mm の円柱型磁石を想定して, 式 (3.7) を適用し, $|m| = 1.96 \times 10^{-7}$ とした. ただし式 (3.5) から明らかなように, 磁気ダイポールの大きさは磁束密度の大きさと線形関係にあり, しかも BPNN の入力ゲインにより適当な大きさにスケールされるため, 磁気ダイポールモーメントの大きさが異なった場合でも, 入力ゲインを対応する大きさに変更するだけで, BPNN を再学習する必要はない. 各スケールゲインは, $k_B = 2.5 \times 10^6$, $k_p = 0.02$, $k_m = 1$ である.

図 5.10 に典型的な学習による誤差の減少を示す. (a) は位置推定用 BPNN についての (b) は方向推定用の BPNN についてであり, 各 BPNN とも学習パターンに対する誤差

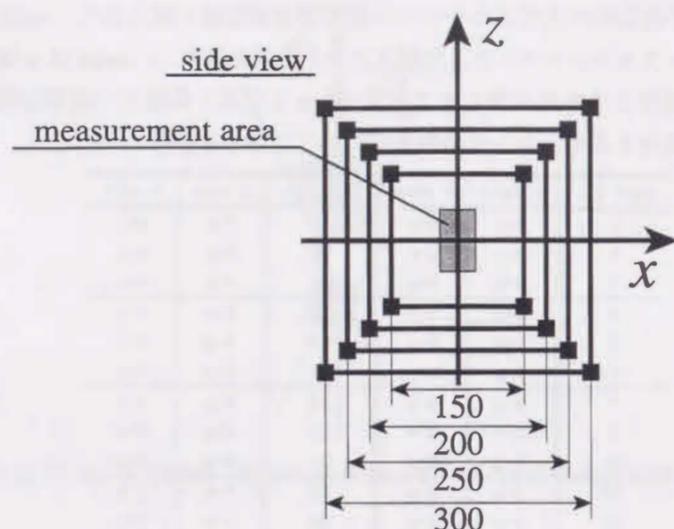


図 5.9 センサフレームの大きさ。フレームの大きさは一辺が 150mm, 200mm, 250mm, 300mm の 4 通り。

の変化, テストパターンに対する誤差の変化を描いている。位置推定用, 方向推定用の BPNN とも, 学習回数 2,000 回付近から ϵ_{rms} の変化は飽和し始め, 10,000 回になるとほとんど変化しなくなる。また学習パターンに対する誤差の変化と, テストパターンに対する誤差の変化が同じような傾向で変化し, 大きさも良く似たものとなっていることから, 過学習は起こっておらず, BPNN の規模と学習パターンの数は適切なものであったことが示唆されている。また i_{mz} の誤差 ϵ_{rms} が i_{mx} と比べて若干小さいのは, ダイポールの傾き角を制限しているため, 出力値の範囲が i_{mz} よりも i_{mx} のほうが小さいにもかかわらず, 同じゲイン係数を用いているためと思われる。

いずれのセンサフレームについても学習回数 10,000 回で学習を止め, 10,000 個の未学習のテストパターンに対して推定精度の平均と最大を求めたのが図 5.11 である。センサフレームを大きくする程平均・最大とも推定誤差が小さくなり, 良好な推定が行われていることが示されている。これは 4.5 節と同様, センサが測定領域から離れる程, 磁気ダイポールの位置の変化に対する磁束密度分布の変化が緩やかとなり, BPNN の出力に寄与するセンサ入力の数が多くなっているためと考えられる。また方向推定におけるセンサフレームの大きさの変化が誤差に与える影響が大きいのは, センサが測定領域から十分離れることによって磁束密度分布とダイポールの方向の関係に対するダイポールの位置の寄与

度が小さくなるからであると思われる。すなわち測定領域内でどの位置にダイポールがあっても計測される磁束密度分布が良く似たものとなっているためと考えられる。

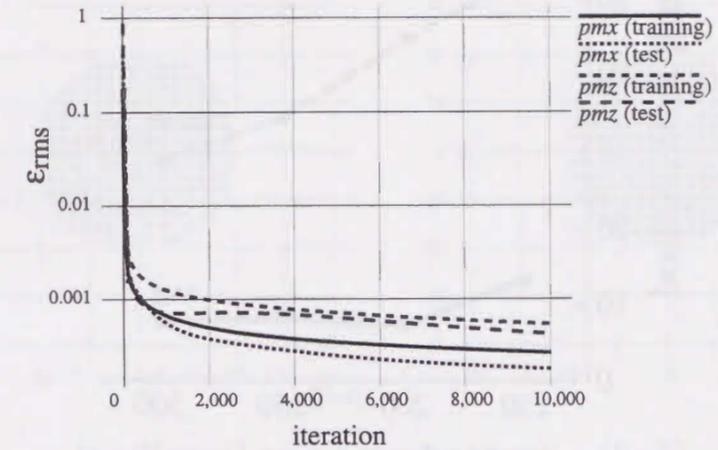
5.5 位置推定精度の直線性

小型磁石と磁気センサを利用するという意味で提案法と良く似た測定原理を用いているものに 5.2.5.1 節で述べた Mandibular Kinesiograph [46, 70, 71] (以下 MKG と書く) がある。MKG は flux gate で各軸方向の磁束密度の大きさを電圧値として読み取り, 電圧値と位置が比例すると仮定して運動測定を行うものである。磁気センサで測定される磁束密度の大きさと磁石までの距離は, 実際には比例しない為 MKG では特に測定領域外縁部近辺では, 位置測定の結果が歪んでしまう。磁界を用いた顎運動計測法の一つとして, 変動磁界を用いる坂東らの方法 [42] の場合, 測定部位近辺に置かれるセンサコイルの周辺の変動磁界の一様性が測定精度に影響し, 測定領域中心から離れ, 傾斜磁界となってしまう付近では歪みを生じるという特徴がある。これらの方法は精度を保つために, 位置及び向き推定結果と実際の位置及び向きをキャリブレーションを用いて直線性を保つ方法が取られている。本節では提案法の測定領域内における位置計測の直線性について検討する。

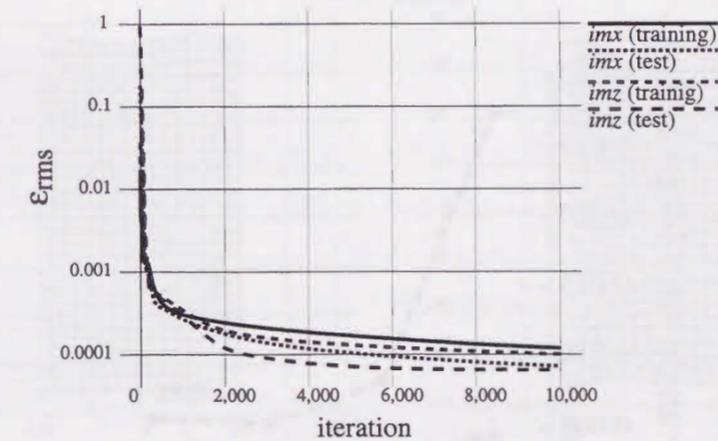
検討に用いた BPNN は位置及び向き推定用のものは 5.4 節でセンサフレームの大きさを 200mm とした時のものを用いた。磁気ダイポールの方向は上向きすなわち $i_m = (0, 0, 1)$ および運動測定領域外縁 $i_m = (0.298, 0.298, 0.906)$ (z 軸からの傾きは 25 度) とした。図 5.12 は (a) xy 座標平面 ($z = 0$), (b) yz 座標平面 ($x = 0$) に 2.5mm 単位の格子上的点で運動測定領域内のものについて磁束密度分布を計算し, BPNN を用いて位置推定を行った結果を示している。特に原点付近は格子の歪みは非常に小さく, 良好な推定が行われている。一方測定領域の上下の境界付近に当たる $z = \pm 35$ mm 付近は, 格子の歪みが比較的大きく直線性が損なわれていることが分かる。特に z 軸からの傾きが大きい (a - ii), (b - ii) ではこの傾向が顕著に表れており, 上下の境界付近での歪みは非常に大きくなっている。

次にこの BPNN の組に対する誤差低減用のニューラルネットワークの学習を行い, これを用いて直線性を調べる。ネットワークの構造は中間層数が 2 層の 4 層構造とし, 各中間層のユニット数は 50 個ずつとした。入出力層のユニット数はそれぞれ 6 個ずつである。補正用ニューラルネットワークの学習には入出力関係が 6 次元から 6 次元で非常に複雑であることから位置や向き推定用の BPNN の学習時よりも多い, 20,000 個の学習パターンを用いた。図 5.13 は学習した誤差低減用ネットワークを用いて図 5.12 のときと同じ条件

で格子上に置いたダイポールに対して推定を行った結果である。図5.12のものと比べて $z = \pm 35\text{mm}$ 付近の格子の歪みは小さく運動測定領域全域にわたって良好な結果が得られたが、ダイポールの向きを z 軸から大きく傾けた (a-ii) (b-ii) では、測定領域の上下境界付近での歪みが多少残った。

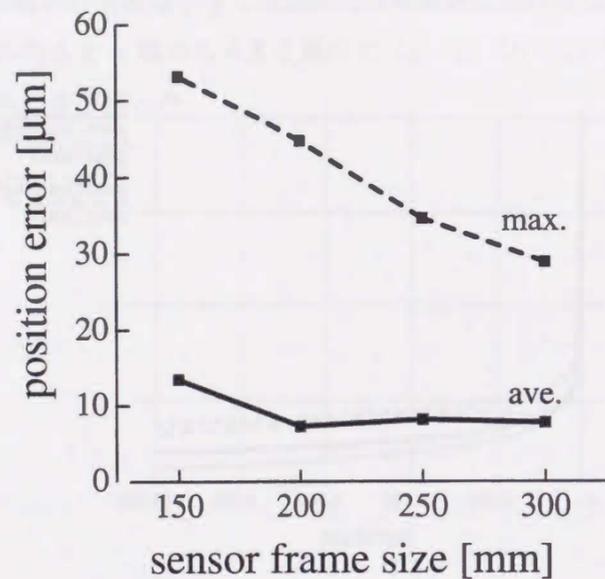


(a)

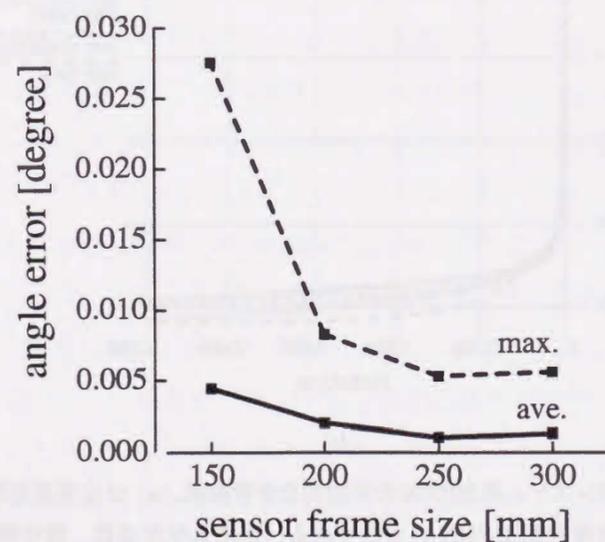


(b)

図5.10 顎運動計測システム用BPNNの典型的な学習曲線。(a)は位置推定用BPNN, (b)は方向推定用BPNNのものである。ただし学習係数、慣性係数はそれぞれ $\eta = 0.03$, $\alpha = 0.9$, センサフレームの一辺の長さは 200mm である。

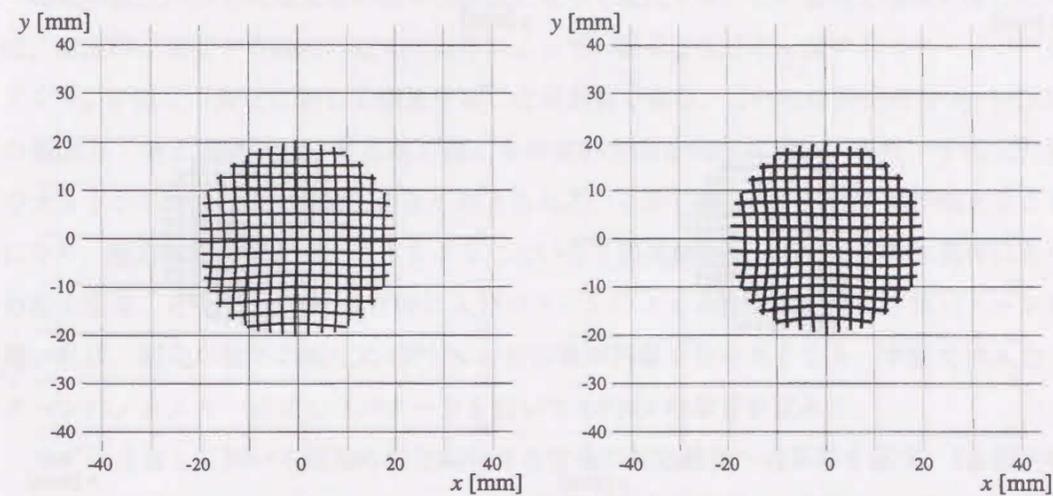


(a)



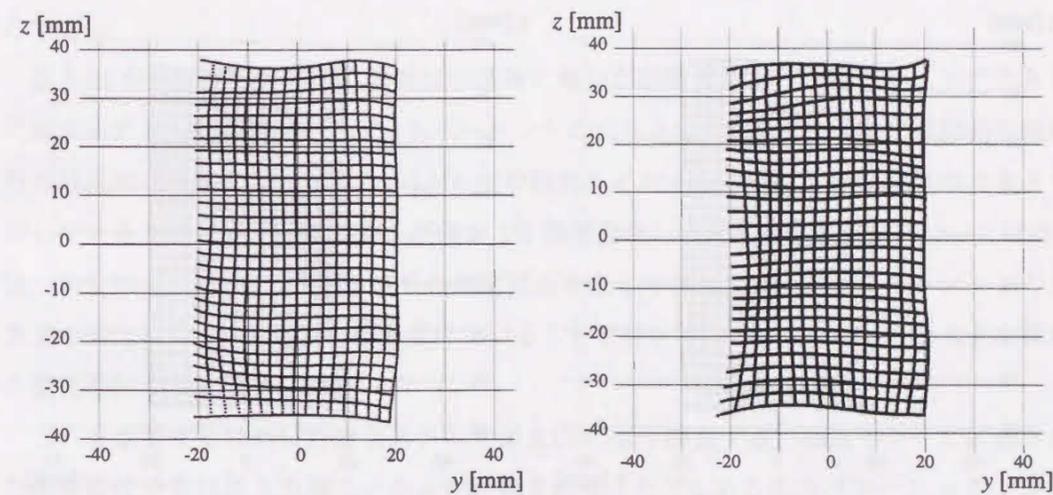
(b)

図 5.11 顎運動計測システムのセンサフレームの大きさと推定誤差。(a) は位置推定誤差, (b) は方向推定誤差を表す。



(a - i)

(a - ii)



(b - i)

(b - ii)

図 5.12 格子の上に置かれた磁気ダイポールに対する推定推定結果 (BPNN による補正無し)。(a), (b) はそれぞれ xy 平面, yz 平面を示し, (a - i) (b - i) は $i_m = (0, 0, 0)$, (a - ii) (b - ii) は $i_m = (0.298, 0.298, 0.906)$ である。また格子の歪みを分かりやすくするため誤差を 100 倍に強調してある。

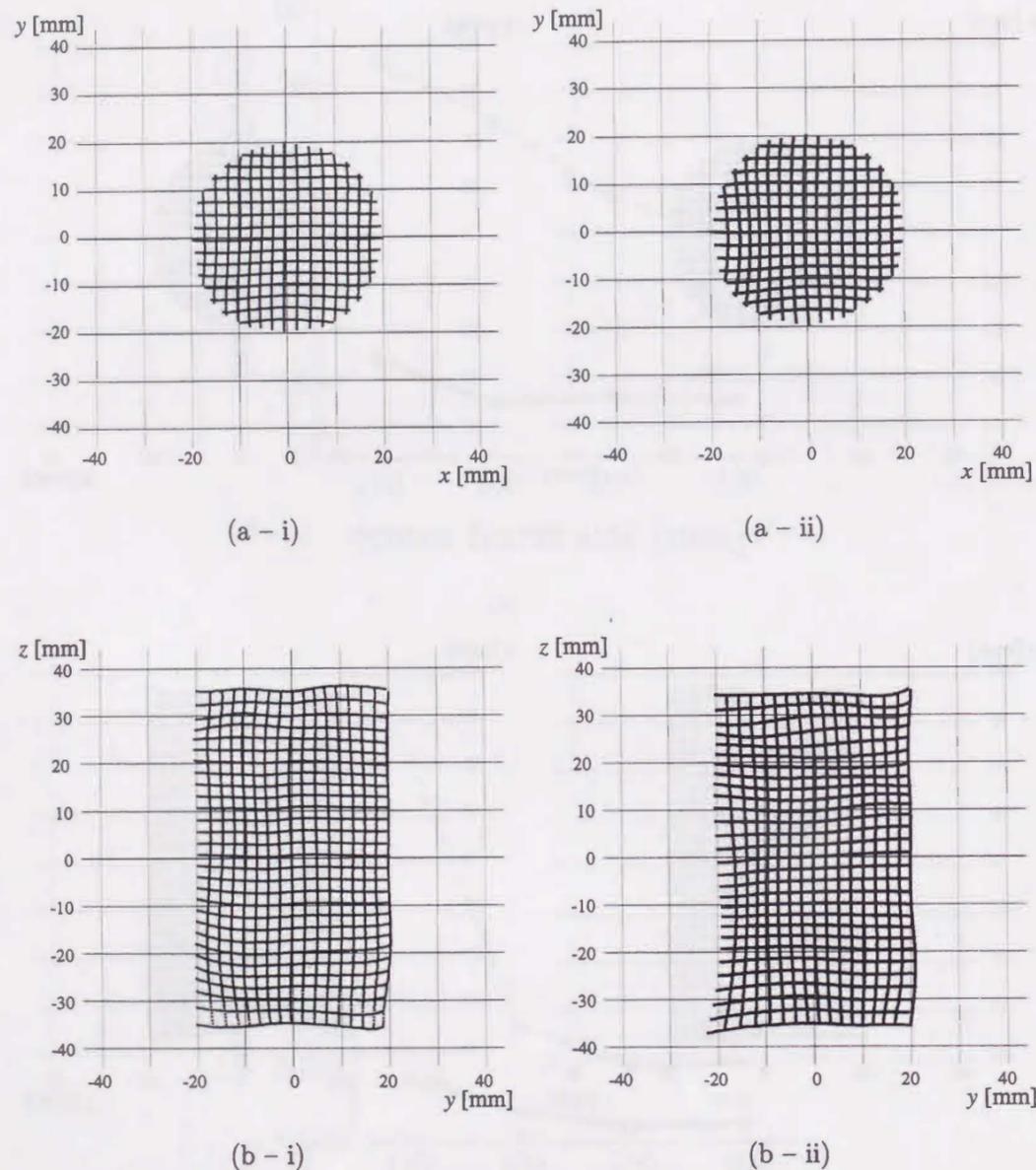


図 5.13 格子に置かれた磁気ダイポールに対する推定推定結果 (BPNN による補正あり). (a), (b) はそれぞれ xy 平面, yz 平面を示し, (a-i) (b-i) は $\mathbf{i}_m = (0, 0, 0)$, (a-ii) (b-ii) は $\mathbf{i}_m = (0.298, 0.298, 0.906)$ である. また格子の歪みを分かりやすくするため誤差を 100 倍に強調してある.

5.6 磁石の磁化強度に不変な BPNN

磁石の磁化の強さは温度等の様々な原因によって変化する. この変化を補償するためには, 測定時に使用する磁石の個々の条件によって, 磁束密度分布に関するスケールゲイン k_B を磁化の変化に応じて修正することが必要である. これには測定前に k_B 校正用の基準点 (例えば原点) に標点用の磁石を特定の方向を向けて置き, 各センサの入力値の大きさから k_B の値を求める方法が考えられる. しかし測定時の操作手順が増えることになり, 極力簡便に取り扱えるようにという下顎運動計測システムの要求条件にそぐわなくなる. そこで BPNN 学習時に入力パターンのノルムを一定にした学習パターンを用いれば, 磁化の強さの変化に BPNN の出力値が影響を受けなくなる. 本節では入力パターンのノルムを一定にしたパターンを用いて BPNN の学習を試みる.

まず標点として用いる磁石の磁化の強さの変化の推定精度への影響を示す. 5.5 節同様センサフレームの大きさを 200mm とし, 位置及び向き推定用の BPNN は中間層 2 層の 4 層構造のものを用いた. ただし中間層ユニット数はいずれも 40 個とした. さらに誤差低減用の BPNN (中間層 2 層, ユニット数 50 個ずつ) を用いて高精度化を計った. BPNN の学習は

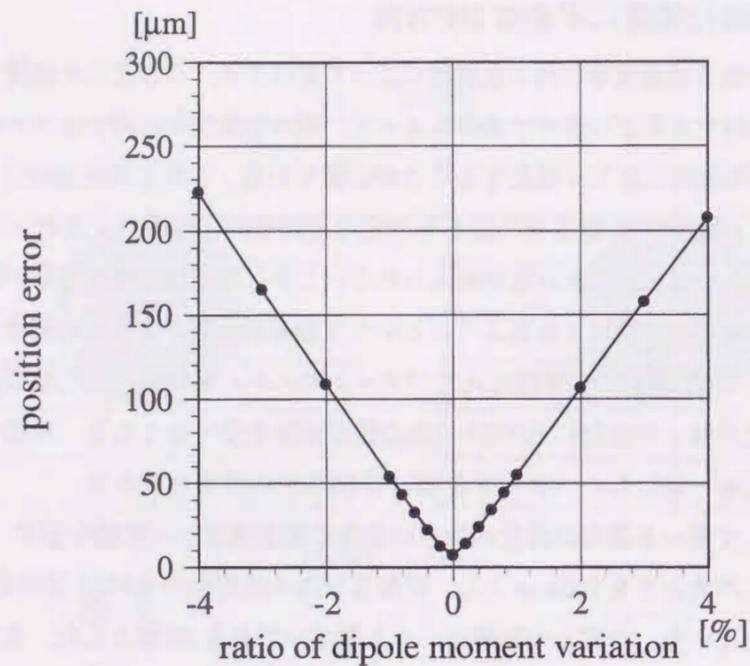
図 5.14 がその結果である. 横軸は学習時に用いた磁気ダイポールモーメントの大きさに対するテスト時の磁気ダイポールモーメントの大きさの比を示し, 縦軸に運動測定領域内の位置向きともにランダムな 10,000 個の磁気ダイポールに対する推定誤差の大きさを示している. モーメントの大きさが僅か 1% 程度変化しただけで位置誤差については約 7 倍, 角度誤差については約 25 倍もの推定誤差を生じており, 推定精度がモーメントの大きさの変化に非常に大きな影響を受けていることが分かる. 実用上このような大きな精度の変化を伴うのは好ましくない.

これを改善するために計測システムを図 5.15 のよう構成する. 磁気センサで計測された磁束密度分布は各入力毎にノルムが計算される. ただしある入力パターン p のノルム $l_{flux, p}$ は,

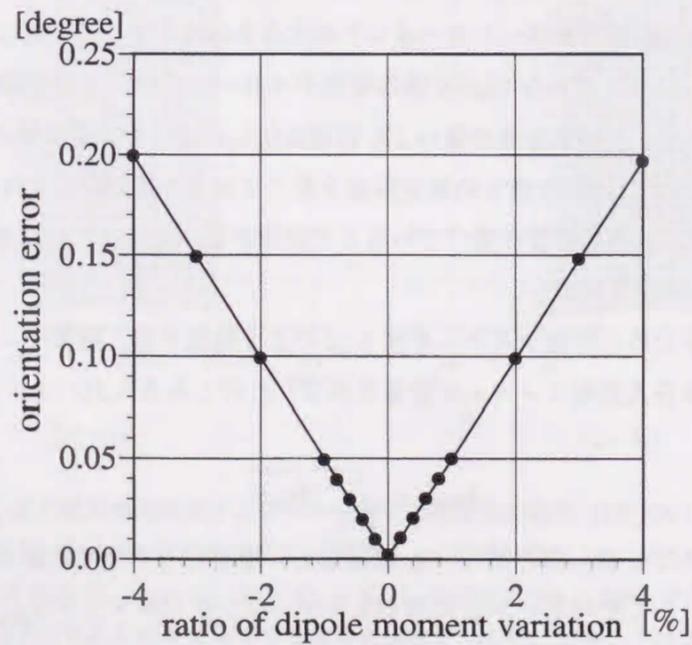
$$l_{flux, p} = \sqrt{\sum_s |B_{ps}|^2} \quad (5.1)$$

で求められる. ただし B_{ps} はパターン p に対して s 番目のセンサで計測された磁束密度ベクトルである. ここでパターン p に対するスケールパラメータ k_{Bp} は, 予め決定しておいた BPNN への入力ベクトルのノルム l_{NN} を用いて

$$k_{Bp} = \frac{l_{NN}}{l_{in, p}} \quad (5.2)$$



(a)



(b)

図 5.14 磁気ダイポールモーメントの大きさの変化の推定精度への影響。(a) 位置推定精度への影響。(b) 角度推定精度への影響。

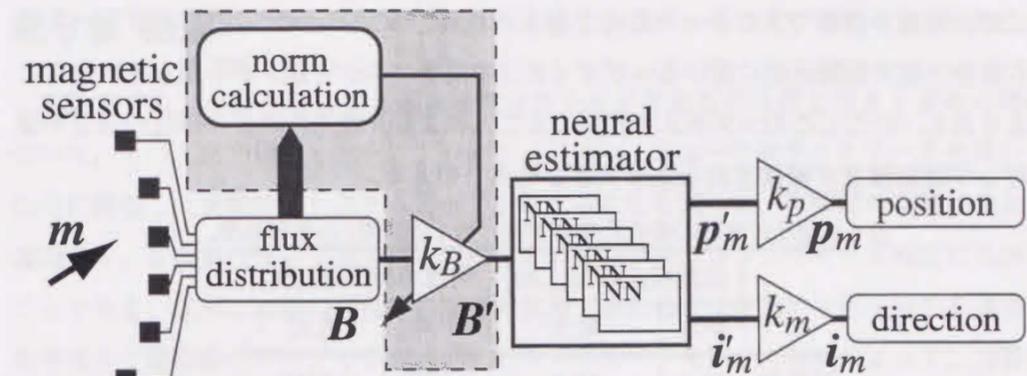


図 5.15 磁石の磁化強度の変化に不変な下顎運動計測システム。

で求めることができる。ただし他のゲイン k_p , k_m はパターンに対して不変である。

次に k_{Bp} の統計値を求める。センサフレームの大きさを 5.5 節で検討したものと同様に 1 辺が 200mm の立方体とし、運動測定領域を原点を中心とした直径 40mm、高さ 70mm の円柱内とする。磁気ダイポールモーメントの向きは z 軸から 25 度内とする。また標点の磁気ダイポールモーメントの大きさ $|m|$ は、磁化の強さ 1 T、高さ 10 mm、直径 5 mm の円柱型磁石を想定して、 $|m| = 1.96 \times 10^{-7}$ とする (式 3.7 参照)。運動測定領域内の位置向きともにランダムな 10,000 個の磁気ダイポールモーメントに対して、それぞれ磁束密度分布を計算し、ノルム l_{flux} を計算すると、平均 $1.240 \times 10^{-5} T$ 、最小 $1.201 \times 10^{-5} T$ 、最大 $1.373 \times 10^{-5} T$ 、標準偏差 $2.615 \times 10^{-7} T$ が得られた。BPNN への入力ベクトルのノルムを 1 とすると、スケーリングパラメータ k_{Bp} は、平均 8.068×10^4 、最小 7.281×10^4 、最大 8.329×10^4 、標準偏差 1.665×10^5 の分布を持つことが計算できる。

5.4 節と同様、運動測定領域よりも 10% 大きい領域の位置向きともにランダムな磁気ダイポールに対して学習パターンを作成し、BPNN の学習を行った。位置及び向き推定用の BPNN の構造は中間層 2 層の 4 層構造とし、中間層ユニット数は各 40 個ずつとする。各 BPNN は出力層ユニットを 1 個持ち、入出力関数は線形とする。誤差補正用 BPNN は中間層数が 2 層の 4 層構造で、各中間層のユニット数は 50 個ずつとした。それぞれ学習を 10,000 回繰り返したあと、未学習の 10,000 個のテスト用パターンに対して推定を行った。表 5.3 に学習結果を示す。入力パターンのノルムを一定にした方が、位置推定誤差については平均値で 3 倍、最大値で 2 倍程度、角度推定誤差については平均値で 4 倍、最大値でも 4 倍程度大きくなっている。これは入力ベクトル空間が超球状に限定されたことにより、入出力関係が複雑さを増し、最急降下法を基本としたバックプロパゲーションでは

十分に結合荷重を調節できなかったためと考えられる。また BPNN の内部パラメータすなわち結合の数や関数近似に用いるシグモイド（中間層ユニット数）が不足していたことも考えられる。ただしこのシステムを使用することにより、標点の磁石の磁化の強さの変化に対して測定精度が補償される点は大きな利点といえる。

表 5.3 磁化の強さの変化に影響を受けない BPNN の学習結果。

	位置推定誤差 [μm]		角度推定誤差 [度]	
	平均	最大	平均	最大
改良型	21.1	86.6	0.0085	0.0322
従来型	7.2	44.8	0.0020	0.0083

5.7 まとめ

本章では、BPNN を用いた磁気運動計測システムを顎運動計測に適用することを試み、計算機シミュレーションを用いて検討を行なった。その結果、補正用 BPNN を用いて精度改善を行なった構成で、平均推定精度は位置については $7.3\mu\text{m}$ 、角度については 0.002 程度程度の性能を得ることができた。これは下顎前歯部の限界運動計測システムとしては十分な精度であると思われる。今回検討したシステム構成は磁石の磁化軸回りの回転を計測することができないことから、5 自由度計測であり下顎骨を完全に定位することはできないが、標点に使う磁石の磁化軸をほとんど回転が生じない軸（顎運動では例えば前後軸）に揃え、この軸まわりの回転は起こらないと仮定すると、顎骨の運動を大まかに知ることも可能である。また、前章でも触れたように互いの位置関係を固定した複数の磁石を用いて、磁束密度分布を軸対称ではなくすることで 6 自由度計測も可能であり、顎運動計測システムとして実用することも十分可能であると思われる。

第6章 結論

本論文では、小型磁石による磁束密度分布から小型磁石の位置と向きを求める問題について、その入出力関係をバックプロパゲーション・ニューラルネットワークを用いて近似的に構築し、運動計測システムとして応用することを試みた。本問題の本質は未知の写像関係を、有限個のサンプルを用いて何らかの近似アルゴリズムにより高精度に実現することである。従来この種の写像近似問題を実現するためには統計的な回帰分析を基本とした手法や、幾つかのサンプルから作成したテンプレートを用いて補間によって入力値に対応する出力を求める方法等が用いられてきた。BPNN は 1986 年に Rumelhart らによって紹介されて以来、任意写像近似の強力な手法の一つとして、一部過剰な期待を持って挙げられるようになった。過剰な期待の原因はニューラルネットワークが生体の神経系の情報処理のモデルとして考案された事であり、「ニューラルネットワークは万能である」的な認識が多少なりとも生まれてしまった事にある。1950 年代後半に起こった第 1 次ニューラルネットワークブームは 1958 年の Rosenblatt らによって紹介されたパーセプトロンに端を発しているが、1980 年代後半からのニューラルネットワークブームも、そういった過剰な期待が多少なりとも原因となっていたのではないだろうか。それから既に 10 年以上が経過し、BPNN は生体のモデルと言うよりはむしろ純数学的な汎用写像近似アルゴリズムであることが認知され、現在では BPNN は工学的な一手法として定着しつつある。それでもなお BPNN の持つ性能や応用の際の設計法については、今だに明らかにされていない問題も多く、今後の発展の余地は多いと考えられる。また同じくニューラルネットワークの範疇に入れられる、RBF ネットワークや GMDH ネットワークなども上のような連続値の関数近似を行う手法として挙げる事ができ、BPNN に劣らない強力な手法として応用が広がりつつある。今回検討した計測システムにもこれらの手法を導入することは可能と思われ、その場合、精度、処理時間といった測定システムの性能が BPNN を用いた場合とどのような差異を示すかは興味深い問題である。

第 3 章では提案する計測システムを構成する各部について詳述し、磁気ダイポールが小型磁石のモデルとして用いることの妥当性等を紹介した。

第 4 章では提案法に関して、一般的な座標空間における計算機シミュレーションを行なうことにより、本システムの性質と高精度化のための指針について検討した。小型磁石（磁気ダイポール）の位置、向きを示す 6 個のパラメータの推定にそれぞれ 1 個ずつの BPNN を用いることにより、高精度な推定を行なうことができた。BPNN による推定誤

差は強い非線形性を含んでおり、通常の補正法を用いるのは困難であるが、誤差補正用のBPNNを用いることにより推定誤差の改善を行なうことができた。また大まかな検討ではあるが、代表的な反復法の一つとして最急降下法を取り上げ、BPNNを用いた提案法と計算時間を比較し、BPNNのほうが短時間で解を得ることができることを示した。さらに入力パターンにガウス雑音を加えて学習を行なうことによりBPNNの耐雑音性能が向上することを示した。

第5章では本運動計測システムの応用例として、下顎前歯部の運動計測に適用することを試みた。前章で検討した運動計測システムを下顎運動計測システムとして最適化するために、磁気センサを人の頭部が入るような配置とし、実際の下顎前歯部の運動野を考慮して運動測定領域の大きさを円柱状に変更し、磁気ダイポールの傾き角を制限するというシステム構成の変更を行った。計算機シミュレーションによりBPNNの学習を行ない精度を評価した結果、下顎前歯部の限界運動野の計測などには十分な精度を得ることができた。本計測法は現在までに提案されている他の顎運動計測法と比較しても、測定装置と下顎との間に機械的な接触が全く無いこと、高精度、高速であること、多自由度同時計測が可能であること、特殊な装置を必要としないこと等優れていると思われる点も多く、実際の計測へ応用も可能であると期待される。

今後の検討課題として、実機の製作を行ない本論文で得られた結果の実証を行なうことと、6自由度計測や多点同時運動計測の実現について検討することが挙げられる。実機の製作にあたっては地磁気或いはそれ以下の低磁界の高精度な計測、標点として用いる小型磁石の材質、形状等に関する検討、地磁気などによる磁気雑音や、磁気センサの素子間の特性のばらつきの除去、磁気センサの取り付け誤差の推定精度への影響等検討すべき点は多い。一方6自由度計測化は標点に複数の磁石を用いて磁束密度分布を軸対称から非対称形にし、BPNNの出力に回転角を出力するように変更すると比較的容易に実現できると思われる。特に本システムの応用例として検討した下顎運動計測においては6自由度計測により顎骨を完全に定位可能であり、X線CTやMRIなどと組み合わせて下顎頭の運動計測が可能となる。具体的には患者の下顎運動を計測結果と、予めCT等により取得しておいた骨形状を元にして、顎関節部の骨の動きをリアルタイムで画面表示するシステム等の開発も可能であると思われる。これにより咬合機能の解明や顎関節症の診断治療などに重要な示唆を与えることが可能であると期待される。多点計測については下顎運動計測応用する場合であれば、上顎、下顎に磁石以外を固定する必要がなくなるため、実現すれ

ば極めて自然な運動を計測することが可能になり、実用上非常に意味深いものとなると思われる。ただ、磁束密度分布から磁石の位置と向きを推定する問題が不良設定問題となっている可能性もあり、現在提案しているシステム構成のままでは精度的に難があると思われる。何らかの推定アルゴリズム的な工夫が望まれる。

謝辞

本研究の多くは筆者が徳島大学大学院工学研究科博士課程に在学中に同大学工学部電気電子工学科の木内陽介教授，並びに長篠博文講師の懇切な御指導のもとに行われたものです。木内教授ならびに長篠講師に深く感謝致します。

また本論文に関し適切な御批判と御教示を賜った同大学工学部電気電子工学科の川上博教授，牛田明夫教授に深謝致します。

本研究を進める上で御理解と御支援を頂いた，同大学医療技術短期大学の諸先生方に厚く感謝申し上げます。

本研究を進めるに当たり有益な御教示と御激励を頂きました入谷忠光教授，大家隆弘助手，井村喜義技官，そして木内研究室ならびに入谷研究室の大学院生，学部生諸氏と卒業生の方々に深く感謝致します。

文献

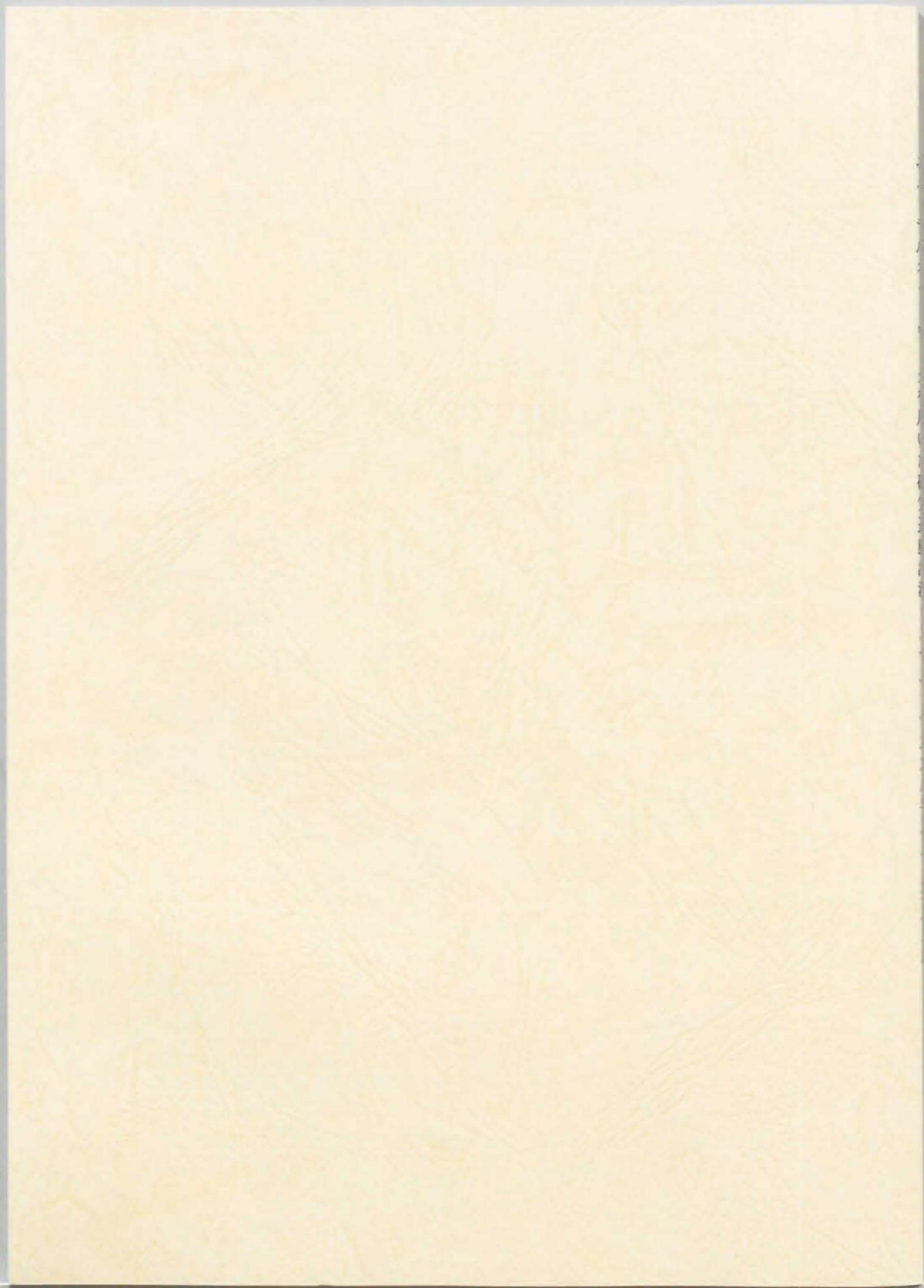
- [1] McCulloch, W. S., and Pitts, W., "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," *Bulletin of Math. Bio.*, vol. 5, 115-133, 1943.
- [2] Minsky, M., and Papert, S., *Perceptrons*, MIT Press, Cambridge MA, 1969.
- [3] Jacobs, R. A., "Increased rates of convergence through learning rate adaptation," *Neural Networks*, Vol. 1, 295-307, 1988.
- [4] Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J., "Learning internal representations by error propagation," in Rumelhart, D. E., and McClelland, J. L. [Eds.], *Parallel Distributed Processing*, vol. 1, 318-362, MIT Press, Cambridge MA, 1986.
- [5] Hecht-Nielsen, R., "Counterpropagation networks," *Applied Optics*, vol. 26, No. 23, 4979-4984, 1987.
- [6] Kohonen, T., *Self-Organization and Associative Memory*, Springer, 2nd ed., 1988.
- [7] Funahashi, K., "On the approximate realization of continuous mappings by neural networks," *Neural Networks*, Vol. 2, 183-192, 1989.
- [8] 船橋賢一, "階層型ニューラルネットワークの原理的機能", 計測と制御, 第30巻, 第4号, 280-284.
- [9] Arbib, M. A., *The Metaphorical Brain 2 Neural Networks and Beyond*, John Wiley & Sons, Inc., 1989, (「ニューラルネットワークと脳理論」金子 隆芳訳, サイエンス社, 1992) .
- [10] Hecht-Nielsen, R., *Neurocomputing*, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1990, (「ニューロコンピューティング」袋谷 賢吉訳, トップラン, 1992) .
- [11] Platt, J., "A resource-allocating network for function interpolation," *Neural computation*, vol. 3, no. 2, 213-225, 1991.
- [12] Park, J., Sandberg, I. W., "Universal approximation using radial-basis-function networks," *Neural computation*, vol. 3, no. 2, 246-257, 1991.
- [13] Musavi, M. T., Ahmed, W., Chan, K. H., Faris, K. B., Hummels, D. M., "On the training of radial basis function classifiers," *Neural networks*, vol. 5, 595-603, 1992.
- [14] Ivakhnenko, A. G., "Polynomial theory of complex systems," *IEEE trans. systems, man and cyber.*, SMC-12, 364-378, 1971.
- [15] 石川真澄, "ネットワーク学習アルゴリズムの最近の話題", 計測と制御, vol. 30, no. 4, 285-290, 1991.
- [16] 増田 達也, 藤井 善行, 池谷 浩彦, 相部 仁子, "隠れユニットの合成による階層型ニューラルネットワークのコンパクト構造化", 計測自動制御学会論文集, 28巻, 4号, 519-527, 1992.
- [17] 松永豊, 中出美彰, 山川修, 村瀬一之, "階層型ニューラルネットワークの中間層素子を自動削減する誤差逆伝播学習アルゴリズム", 信学論, vol. J74-D-II, no. 8, 1118-1121, 1991.

- [18] Freaan, M., "The upstart algorithm: a method for constructing and training feedforward neural networks," *Neural computation*, vol. 2, 198-209, 1990.
- [19] Chen, C., Chang, W., "A feedforward neural network with function shape autotuning," *Neural networks*, vol. 9, no. 4, 627-641, 1996.
- [20] 落合 慶広, 戸田 尚宏, 白井 支郎, "重みの振動を抑制する階層型ニューラルネットワークの学習法—Kick Out 法—", *電学論*, vol. 113-C, No. 12, 1993.
- [21] 木村義政, "誤差及び出力変動を最小化する学習アルゴリズムとその低品質手書き漢字認識への応用", *信学論*, vol. J73-D-II, no. 6, 840-847, 1990.
- [22] 根岸直樹, 相吉英太郎, "ニューラルネットワークの耐ノイズ性獲得のための最大誤差最小化方式による限定学習法", *計測自動制御学会論文集*, vol. 30, no. 3, 352-359, 1994.
- [23] 羽深嘉宣, 相吉英太郎, "ニューラルネットワークの耐ノイズ性を伴う汎化能力獲得のための満足化原理による緩和学習法", *計測自動制御学会論文集*, vol. 30, no. 8, 976-983, 1994.
- [24] 鈴木良次, *生物情報システム論*, 朝倉書店, 1991.
- [25] Wasserman, P. D. 著, 石井直宏, 塚田稔 訳, *ニューラル・コンピューティング — 理論と実際 —*, 森北出版, 1993.
- [26] 甘利俊一, 向殿政男 編, *ニューロとファジィ*, 培風館, 1994.
- [27] 小杉幸夫, *神経回路システム — 基礎と応用 —*, コロナ社, 1995.
- [28] Robinson, D. A., "A method of measuring eye movement using a scleral search coil in a magnetic field," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-10, 137-145, 1963.
- [29] Deich, J. D., Houben, D., Allan, R. W., and Zeigler, H. P., "On-line" monitoring of jaw movements in the pigeon," *Physiol. & Behav.*, vol. 35, 307-311, 1985.
- [30] Yamada, Y., Yoshida, N., Kobayashi, K., and Yamauchi, K., "An application of magnet and magnetic sensors: measurement system for tooth movement," *IEEE Trans. Biomed. and Eng.*, vol. 37, No. 10, Oct. 1990.
- [31] Tuller, B., Shao, S., and Kelso, J. A. S., "An evaluation of an alternating magnetic field device for monitoring tongue movements," *Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 88, No. 2, 674-679, 1990.
- [32] Kasper, H. and Hess, B. J. M., "Magnetic search coil system for linear detection of three-dimensional movements," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 38, No. 5, 466-475, 1991.
- [33] 岡田 徳次, 筒井 宏, 佐山 隆裕, "磁気双極子とホール素子を用いた微小並進量の一計測法", *計測自動制御学会論文集*, 28 巻, 12 号, 1403-1410, 1992.
- [34] 大山真司, 田中仁章, 小林彬, "囲い込み信号場による位置・姿勢計測", *計測自動制御学会論文集*, 29 巻, 2 号, 125-132, 1993.
- [35] 野中秀俊, 伊達惇, "超音波の位相差を利用したポインティング装置 (SPD) の開発", *計測自動制御学会論文集*, 29 巻, 7 号, 735-744, 1993.

- [36] 西本澄, "直交する3直線の画像データを利用した単眼視によるロボットの位置・姿勢制御", *計測自動制御学会論文集*, 30 巻, 9 号, 1013-1019, 1994.
- [37] 高橋 清, 佐々木 明夫編, *アドバンスドセンサハンドブック*, 培風館, 1994.
- [38] Akutagawa M., Kinouchi Y., Nagashino H., "A Neural Measurement System for a Moving Object Using Magnetic Sensors," in *Proceedings of FUZZ-IEEE/IFES '95* 409-414, 1995.
- [39] Hamiel, S. R., Tubach, M. R., Bleicher, J. N., and Cronan, J. C., "Determination of palpebral closure using a hall sensor magnet pair," *Otolaryngol Head Neck Surg.*, vol. 110, No. 2, 174-176.
- [40] 緒方公一, 森智博, 園田頼信, "磁気及び光センサを併用した調音運動計測システムの開発", *信学技報*, MBE95-133, 1-6, 1996.
- [41] 郡 元治, 坂東 永一, 藤村哲也 "磁気位相空間を応用した顎運動測定器の開発 —第2報— 口腔内6自由度顎運動測定器", *日磁歯誌*, 第1巻, 103, 1992.
- [42] 郡 元治, 坂東 永一, "磁気位相空間を応用した上顎6自由度下顎6自由度運動測定器の試作", *補綴誌*, 37 巻, 2 号, 337-349, 1993.
- [43] Gysi, A., "The problem of articulation," *Dent. Cosm.*, vol. 52, No. 1, 1910.
- [44] Hildebrand, G. Y., "Studies in masticatory movement of human lower jaw," *Scand Arch f Physiol* vol. (suppl.), pp3, 1931.
- [45] Klatsky, M., "A cinefluorographic study of the human masticatory apparatus in function,"
- [46] Jankelson, B., Swain, C., Crane, P. F., and Radke, J. C., "Kinesiometric instrumentation: a new technology," *J.A.D.A.*, vol. 90, 834-840, Apr. 1975.
- [47] Kurth, L. E., "Mandibular movements in mastication," *J. A. D. A.*, vol. 29, 1769-1790, 1942.
- [48] 鈴木 温, "デジタル方式下顎運動測定器による下顎限界運動の6自由度解析", *補綴誌*, 31 巻, 3 号, 712-725, 1987.
- [49] 鷲尾 誠一, 木尾 正人, 高橋 智, 山下 敦, 矢谷 博文, "PSD を使った下顎の三次元運動計測装置の開発", *計測自動制御学会論文集*, 31 巻, 9 号, 1281-1287, 1995.
- [50] 吉田 教明, "上顎顎外固定装置による第一大臼歯の動態に関する実験的解析—磁気測定システムによる3平面内での変位測定—", *日矯歯誌*, 49 巻, 207-217, 1990.
- [51] 上田龍太郎, 坂東永一, 中野雅徳 他, "顎口腔機能診断のための6自由度顎運動パラメータの検討", *補綴誌*, 37 巻, 4 号, 761-768, 1993.
- [52] 芥川正武, 木内陽介, "磁気センサを用いた顎運動計測へのニューラルネットワークの応用に関する基礎的研究", *日磁歯誌*, 2 巻, 1 号, 23-29, 1993.
- [53] 芥川正武, 木内陽介, 長篠博文, "ニューラルネットを用いた顎運動計測に関する研究", *信学技報*, MBE94-52, 101-108, 1994.
- [54] 芥川正武, 木内陽介, 長篠博文, "磁気を用いた顎運動計測へのニューラルネットワークの応用", *信学技報*, MBE95-53, 53-60, 1995.

- [55] 芥川正武, 木内陽介, “ニューラルネットワークを用いた磁気下顎運動計測システムに関する研究”, 日磁歯誌, 6巻, 1号, 33-43, 1997.
- [56] 坪根政治, 豊田静男, 総義歯臨床形態学, 医歯薬出版, 1978.
- [57] 上條雍彦, 口腔解剖学 第1巻 骨学, アナトーム, 1996.
- [58] Posselt, U., “Movement areas of the mandible,” J. Pros. Dent., vol. 7, no. 6, 787-797, 1957.
- [59] 坂東永一, “下顎位のテレメータリングによる経時的観察”, 補綴誌, 14巻, 183-203, 1970.
- [60] 坂東永一, 口腔内6自由度顎運動測定器の性能向上と応用に関する研究, 平成6年度科学研究費補助金 研究成果報告書, 1995.
- [61] 藍稔, 顎機能異常—咬合からのアプローチ—, 医歯薬出版, 1983.
- [62] 石川達也 監修, 坂東永一, 三谷英夫, 上村修三郎, 中沢勝宏 編, 顎機能障害 新しい診断システムと治療方針, 医歯薬出版, 1993.
- [63] Berry, H.M., Hoffman, F.A., “Cineradiographic observations of temporomandibular joint function,” J. Pros. Dent., vol. 9, 21-33, 1959.
- [64] 木竜徹, 斎藤義明, 野村修一, 石岡靖, “下顎運動の診断のための測定及び処理システム”, 医用電子と生体工学, 第18巻, 第1号, 27-33, 1980.
- [65] 林豊彦, 多和田孝雄, 石岡靖, “光を用いた非接触型三次元下顎運動測定システムの開発”, 医用電子と生体工学, 第23巻, 第5号, 28-34, 1985.
- [66] Messerman, T., “A means for studying mandibular movements,” J. Pros. Dent., vol. 17, no. 1, 36-43, 1967.
- [67] Hickey, J. C., Allison, M. L., Woelfel, J. B., Boucher, C. O., Stacy, R. W., “Mandibular movements in three dimensions,” J. Pros. Dent., vol. 13, no. 1, 72-92, 1963.
- [68] 河野正司, “下顎の矢状面内運動に対応する顎頭運動の研究第一報 断層 X線規格写真による観察”, 補綴誌, 第12巻, 第2号, 123-135, 1968.
- [69] 河野正司, “下顎の矢状面内運動に対応する顎頭運動の研究第二報 マルチフラッシュ装置による矢状面運動軸の解析”, 補綴誌, 第12巻, 第2号, 136-166, 1968.
- [70] 三谷 春保, 山下 敦, 井上 宏, “Mandibular Kinesiograph の原理とその忠実性について”, 補綴誌, 第21巻, 第2号, 36-46, 1977.
- [71] 齋藤文明, 塩崎泰雄, 幡茂樹, 畑中政利, 谷繁信, 中尾一成, 腰原好, 羽賀通夫, “Mandibular Kinesiograph の特性について”, 補綴誌, 第21巻, 第2号, 94-104, 1977.
- [72] Naeije, M., Van der Weijden, J. J., and Megenes, C. C. E., “OKAS-3D : optoelectronic jaw movement recording system with six degrees of freedom,” Med. & Biol. Eng. & Comput., vol. 33, No. 10, 683-688, 1995.
- [73] 大木幸介, 脳から心を読む あるブレインストーリー, ブルーバックス, 講談社, 1986.
- [74] 柳澤桂子, 脳が考える脳「想像力」の不思議, ブルーバックス, 講談社, 1995.

- [75] 木内 陽介, “磁界の生体への応用”, 日磁歯誌, 1巻, 1号, 7-13, 1992.
- [76] 竹山 説三, 電気磁気学現象理論, 301-302, 丸善, 1982.
- [77] Kinouchi, Y., Ushita, T., Sato, K., Miyamoto, H., Yamaguchi, H., and Yoshida, Y., “Design of a Magnetic Field Generator for Experiments on Magnetic Effects in Cell Cultures,” Bioelectromagnetics, vol. 5, 339-410, 1984.
- [78] 青柳泰司, 放射線機器工学 (I) X線診断器, コロナ社, 1990.
- [79] 岩井喜典, 斎藤雄督, 今里悠一 編, 医用画像診断装置—CT, MRIを中心として—, コロナ社, 1996.
- [80] 学術審議会特定研究領域推進分科会 バイオサイエンス部会, “大学等における脳研究の推進について (報告)”, 1997.



論文審査の結果の要旨

報告番号	甲 工 第 101 号	氏 名	芥 川 正 武
審査委員	主 査 木 内 陽 介 副 査 牛 田 明 夫 副 査 川 上 博		
学位論文題目 ニューラルネットワークを用いた磁気運動計測システム			
<p>審査結果の要旨</p> <p>本論文は生体運動で代表される多自由度運動を非接触で計測する一種の逆問題に対し、それを解く手法としてニューラルネットワークを用いた研究をまとめたものである。本論文では特に磁気計測とニューラルネットワークを組み合わせる新しい方式を提案しており、6自由度運動計測を中心にその有効性をシステム構成、測定精度などの種々の観点からに詳細な検討を行っている。また本手法を顎運動計測に適用し、高精度、リアルタイムで非接触計測ができることを示している。本論文は以下の6章から構成され、提案している方式に関する課題毎に検討、論述を行っている。</p> <p>第1～3章は本研究の背景から提案する方式の基礎を述べたものである。第1章では本研究の目的を述べると共に、工学上の意義づけを行い、さらに本研究に関する歴史的な位置づけを行っている。第2章では本研究課題に対するニューラルネットワークの適用性を検討し、第3章では磁気計測とニューラルネットワークを組み合わせた多自由度運動の非接触計測システムを提案し、その基本的システム構成の検討を行っている。</p> <p>第4、5章は本研究の中核をなすもので、第5章では本計測システムの性能評価を行っている。特にネットワークの規模、センサー配置、精度を向上するための工夫などについて詳細に検討がなされている。その結果、高精度で6自由度運動計測が可能であることを明らかにしている。第6章では本システムを顎運動計測に応用した場合の結果について述べている。顎運動はある定められた範囲で6自由度運動をするので、それを考慮したニューラルネットワークを構成し、実用上十分な高精度で、かつリアルタイムで計測ができることを明らかにしている。</p> <p>第6章では本研究の成果を総括し、多自由度運動の非接触計測の今後の課題について述べている。</p> <p>以上、本研究は非接触多自由度運動計測に対して、磁気計測とニューラルネットワークを組み合わせた方式を新しく提案し、その有効性、汎用性を実証している。したがって、本論文は博士（工学）の学位授与に値するものと判定する。</p>			