

博士学位論文

健常腕動作を利用した義手のための両腕協調動作生成システムに関する研究

平成24年3月

九州工業大学大学院生命体工学研究科

魚井 孝則

目次

| | | |
|-------|------------------------------|----|
| 第1章 | 序論 | 1 |
| 1.1 | 本研究の背景 | 1 |
| 1.2 | 高位切断者用の義手に対する問題点 | 6 |
| 1.3 | 本研究の目的 | 9 |
| 1.3.1 | 本研究で行わないプロセスの実現法 | 11 |
| 1.4 | 本論文の構成 | 12 |
| 第2章 | ハイブリッド義手のための両腕協調動作生成システム | 14 |
| 2.1 | まえがき | 14 |
| 2.2 | システムの概要 | 15 |
| 2.2.1 | 概要 | 15 |
| 2.2.2 | システムの使用対象 | 18 |
| 2.2.3 | 従来の方法に対するメリット | 18 |
| 2.3 | システムの構成 | 19 |
| 2.3.1 | 動作取得部 | 19 |
| 2.3.2 | 両腕協調動作生成システム | 20 |
| 2.3.3 | 義手部分 | 20 |
| 2.4 | 両腕協調動作生成システムの学習 | 21 |
| 2.4.1 | 概要 | 21 |
| 2.4.2 | ニューラルネットワークに学習させる動作の選定 | 22 |
| 2.4.3 | 鎌倉による両腕協調動作の分類 | 23 |
| 2.4.4 | 鎌倉による両腕協調動作の分析 | 25 |
| 2.4.5 | Leonard の分析による成長に伴う両腕協調動作の取得 | 25 |
| 2.4.6 | ニューラルネットワークによる動作の生成 | 26 |
| 2.5 | 実現性検証のための予備実験 | 27 |
| 2.5.1 | 予備実験の概要 | 27 |

| | | |
|------------|--|-----------|
| 2.5.2 | ANN に肘と手首の動作を学習させる実験 | 27 |
| 2.5.3 | ANN に肩・肘・手首の動作を学習させ、学習した動作の汎化 能力を検証する実験 | 28 |
| 2.6 | まとめ | 29 |
| 第3章 | 日常生活で行う動作を用いた両腕協調動作生成システムの評価実験 | 31 |
| 3.1 | まえがき | 31 |
| 3.2 | 概要 | 32 |
| 3.3 | 計測実験 | 33 |
| 3.3.1 | 計測した動作の種類 | 33 |
| 3.3.2 | 両腕動作のモデル | 38 |
| 3.3.3 | モーションキャプチャシステムを用いた動作の計測 | 40 |
| 3.3.4 | 計測対象となる被験者 | 43 |
| 3.4 | 学習実験に用いたニューラルネットワーク | 44 |
| 3.4.1 | ニューラルネットワークの種類 | 44 |
| 3.4.2 | バックプロパゲーションネットワーク (BPNN) の学習アルゴ リズム | 46 |
| 3.4.3 | ボルテラニューロンネットワーク (FVNN) の学習アルゴリズム | 47 |
| 3.4.4 | リカレントボルテラニューロンネットワーク (RVNN) の学習 アルゴリズム | 51 |
| 3.5 | 並列型ニューラルネットワークを用いた学習実験 | 53 |
| 3.5.1 | 概要 | 53 |
| 3.5.2 | 学習実験における入力信号と教師信号の設定 | 53 |
| 3.5.3 | 学習実験方法 | 54 |
| 3.5.4 | 学習実験結果 | 56 |
| 3.6 | 並列型ニューラルネットワークを用いた汎化試験 | 58 |
| 3.6.1 | 概要 | 58 |
| 3.6.2 | 汎化試験における入力信号と教師信号の設定 | 59 |
| 3.6.3 | 汎化試験方法 | 61 |
| 3.6.4 | 汎化試験結果 | 62 |
| 3.7 | ニューラルネットワークを1つ使用して行う学習実験 | 62 |
| 3.7.1 | 概要 | 62 |

| | | |
|------------|------------------------------------|-----------|
| 3.7.2 | 学習実験における入力信号と教師信号の設定 | 64 |
| 3.7.3 | 学習実験方法 | 64 |
| 3.7.4 | 学習実験結果 | 65 |
| 3.8 | ニューラルネットワークを1つ使用して行う汎化試験 | 70 |
| 3.8.1 | 概要 | 70 |
| 3.8.2 | 汎化試験における入力信号と教師信号の設定 | 70 |
| 3.8.3 | 汎化試験方法 | 70 |
| 3.8.4 | 汎化試験結果 | 71 |
| 3.8.5 | 動作速度倍率変化に対応させる学習法の検証実験 | 72 |
| 3.9 | まとめ | 78 |
| 第4章 | 考察 | 79 |
| 4.1 | まえがき | 79 |
| 4.2 | 学習実験結果の考察 | 79 |
| 4.2.1 | 3台のANNを使用した学習実験結果 | 79 |
| 4.3 | 汎化試験結果の考察 | 80 |
| 4.4 | 汎化能力が低い結果を示した両腕協調動作 | 82 |
| 4.5 | 本研究のロードマップ上の位置づけ | 82 |
| 4.6 | まとめ | 84 |
| 第5章 | 結論 | 85 |
| | 謝辞 | 88 |
| | 参考文献 | 89 |

目次

| | | |
|-----|--|----|
| 1.1 | 切断レベルの分類 | 3 |
| 1.2 | Otto Bock 製能動義手 文献 [11] | 4 |
| 1.3 | 筋電コントロールシステムのプロセス (齊藤・東原他 文献 [12]) | 4 |
| 1.4 | ハイブリッド義手の例 ((a) は [11](b) は齊藤・東原他 文献 [12]) による | 7 |
| 1.5 | バイオニック・アーム (文献 [26]) による | 8 |
| 1.6 | 神経再生型電極 (文献 [29], 2006) | 8 |
| 2.1 | ハイブリッド義手のための義手動作生成システム | 16 |
| 2.2 | システムの構成 | 20 |
| 2.3 | 両腕協調動作生成システム | 21 |
| 2.4 | 手先部分の操作 | 22 |
| 2.5 | リカレント型ボルテラニューロンネットワーク (RVNN) | 29 |
| 2.6 | リカレント型ボルテラニューロンネットワーク (RVNN) での学習実験 の出力例 | 30 |
| 2.7 | リカレント型ボルテラニューロンネットワーク (RVNN) での汎化試験 での出力例 | 30 |
| 3.1 | 左右に線対称な動作 | 35 |
| 3.2 | 左右に点对称な動作 | 35 |
| 3.3 | 上下に線対称な動作 | 36 |
| 3.4 | 上下に点对称な動作 | 37 |
| 3.5 | 要素動作から構成される複合動作のプロセス例 | 38 |
| 3.6 | 自動車のハンドルを回す動作 | 39 |
| 3.7 | 長い柄の箸を使う動作 | 40 |
| 3.8 | 両腕の動作のモデル | 41 |
| 3.9 | 角度変換の計算式 | 41 |

| | | |
|------|--|----|
| 3.10 | モーションキャプチャシステムの構成 | 42 |
| 3.11 | 板を運ぶ動作 | 43 |
| 3.12 | BPNN 及び FVNN 使用時の学習させるデータの入出力関係 | 47 |
| 3.13 | 2 次ボルテラフィルタを内蔵したボルテラニューロン | 49 |
| 3.14 | RVNN 使用時の学習させるデータの入出力関係 | 52 |
| 3.15 | 汎化試験用入力データの例 | 54 |
| 3.16 | 並列型ニューラルネットワークを用いた学習実験における入力信号と 教師信号 | 55 |
| 3.17 | M-01 の BPNN 使用時の学習実験結果 | 56 |
| 3.18 | M-01 の FVNN 使用時の学習実験結果 | 57 |
| 3.19 | M-01 の RVNN 使用時の学習実験結果 | 57 |
| 3.20 | M-01 から M-04 の動作をを BPNN に同時に学習させたときの M-01 の学習実験結果 | 58 |
| 3.21 | M-01 から M-04 の動作を BPNN に同時に学習させたときの M-02 の 学習実験結果 | 58 |
| 3.22 | M-01 から M-04 の動作を BPNN に同時に学習させたときの M-03 の 学習実験結果 | 59 |
| 3.23 | M-01 から M-04 の動作を BPNN に同時に学習させたときの M-04 の 学習実験結果 | 59 |
| 3.24 | データ加工 (速度 2 倍) | 60 |
| 3.25 | データ加工 (速度 0.5 倍) | 61 |
| 3.26 | 1 種類のデータだけを学習させた場合の各 ANN の汎化試験における 平均 MSE | 63 |
| 3.27 | 1 種類のデータだけを学習させた場合の BPNN の汎化誤差 | 63 |
| 3.28 | 1 種類のデータだけを学習させた場合の FVNN の汎化誤差 | 64 |
| 3.29 | 複数のデータを学習させた場合の各 ANN の汎化試験における平均 MSE | 64 |
| 3.30 | 汎化試験時の出力信号の例 | 66 |
| 3.31 | 1 つの ANN を用いた学習実験における入力信号と教師信号 | 67 |
| 3.32 | M-01 の BPNN 使用時の学習実験結果 | 67 |
| 3.33 | M-01 の FVNN 使用時の学習実験結果 | 67 |
| 3.34 | M-01 の RVNN 使用時の学習実験結果 | 68 |

| | |
|--|----|
| 3.35 M-01 から M-04 の動作を BPNN に同時に学習させたときの M-01 の学習実験結果 | 68 |
| 3.36 M-01 から M-04 の動作を BPNN に同時に学習させたときの M-02 の学習実験結果 | 68 |
| 3.37 M-01 から M-04 の動作を BPNN に同時に学習させたときの M-03 の学習実験結果 | 69 |
| 3.38 M-01 から M-04 の動作を BPNN に同時に学習させたときの M-04 の学習実験結果 | 69 |
| 3.39 M-01 から M-12 までの動作を BPNN に学習させたときの汎化試験結果 | 71 |
| 3.40 M-01 から M-12 までの動作を FVNN に学習させたときの汎化試験結果 | 72 |
| 3.41 M-01 から M-12 までの動作を RVNN に学習させたときの汎化試験結果 | 73 |
| 3.42 1 台の ANN に 1 種類のデータだけを学習させた場合の各 ANN の汎化試験における平均 MSE | 73 |
| 3.43 1 台の ANN に複数種類のデータを学習させた場合の各 ANN の汎化試験における平均 MSE | 74 |
| 3.44 1 台の BPNN に複数の動作速度倍率の変化を学習させた場合の汎化試験における平均 MSE | 74 |
| 3.45 1 台の FVNN に複数の動作速度倍率の変化を学習させた場合の汎化試験における平均 MSE | 75 |
| 3.46 1 台の RVNN に複数の動作速度倍率の変化を学習させた場合の汎化試験における平均 MSE | 75 |
| 3.47 1 台の BPNN に 1 種類の動作速度倍率の変化を学習させた場合の汎化試験における平均 MSE | 76 |
| 3.48 1 台の FVNN に 1 種類の動作速度倍率の変化を学習させた場合の汎化試験における平均 MSE | 76 |
| 3.49 1 台の RVNN に 1 種類の動作速度倍率の変化を学習させた場合の汎化試験における平均 MSE | 77 |
| 4.1 学習結果の比較 | 80 |
| 4.2 M-01 から M-04 までの動作を用いた汎化試験の比較 | 81 |
| 4.3 M-05 から M-12 までの動作を用いた汎化試験の比較 | 82 |

表目次

| | | |
|-----|-----------------------------|----|
| 2.1 | 従来の方法と比較した場合のメリット | 19 |
| 3.1 | 計測動作一覧 | 44 |
| 3.2 | 学習条件 | 56 |

第1章

序論

1.1 本研究の背景

古来より事故や疾病が原因で四肢の運動機能が喪失したり，四肢そのものを切断するという事例は多い．特に切断者の場合は，切断後の生活における不便さを解消するために，失った四肢の代替物として義手や義足が開発されてきた．現在，世界保健機構 (WHO) の調査によれば全人口の 0.5 から 0.8 % [1] はこのような切断者であると言われている．職場の安全性が考慮されるにつれ，1995 年から 2005 年までの間に少しずつ切断者の数は減少しつつある [2] が，戦場での切断者は多く，アフガニスタン戦争以降の米軍の調査 [3] によれば，出撃した軍人は 2001 年から 2010 年の間に 1612 人が切断者となっている [4]．米国では 40 年後にはさらに切断者が倍増する [5] との予測がなされている．

現在は高機能な義足が開発され，切断者は歩く以外にも走る，階段の上り下りといった健常者の足に対して機能の差異が少ないレベルに達してきている [6]．国際陸上競技連盟 (IAAF) もこれに応じて，オリンピックに義肢を装着した選手を迎え入れるよう審議している [7]．特に水泳用に試作された Neptune-Flipper [8] のようなアイデアもある．これに対し，義手は健常者に対して機能の差異がないレベルに達しているとは言い難い．なぜなら手と腕は脚に比べて関節の自由度が非常に多いので，切断者がそれらの関節全てを制御することが難しいからである．そのために現在の義手は駆動可能な関節が限られている義手や，映画「ピーターパンとウェンディ」 [9] のフック船長が使用していたような機能性のみで特化した単純な義手が大半である．これらの問題に対し，切断者自身もより高い性能の義手を望んでいる．梶谷が行った調査 [10] によれば，切断者の 6 割以上が現在の義手に不満を抱えていると

いう結果が出ており、手首、前腕、指先の機能の完全な再現を望んでいる。このような問題は麻痺患者などにも該当することが多く、麻痺した肢体を機能的電気刺激 (FES) によって動かす装置でも同様な要望がある。このため、喪失した上肢と完全に同等な機能を持った義手を作り、制御する方法を開発することが、現在の福祉工学、医療工学の分野において非常に重要な課題となってきた。

義手は、機能的な面から3つに、切断されているレベルによって4つに分けられる。機能的な面から分類すると装飾用義手・作業用義手・機能義手に分けられる。装飾用義手は純粋に腕の形状を模した物であり、関節を動作させることはできない。作業用義手は先ほど述べたフック船長の鉤型の義手 [9] のように、作業することに前提をおいた義手である。機能義手は能動義手とも呼ばれ、使用者が任意に関節を動かすことができる義手である。切断レベルの面から分類すると肩義手・上腕義手・前腕義手・手部義手に分けられる。肩義手は肩の関節からの切断だけではなく、肩甲骨からの切断と肘から上の骨（上腕骨）が少し残っている切断に対しての義手の総称である。この切断に対しては、装飾用義手が多く処方される。上腕義手は肘から上の部分（上腕部）からの切断に対しての義手である。残っている断端の長さにもよるが、前に述べた3つの機能が適応可能である。前腕義手は肘から先の部分（前腕部）からの切断に対しての義手である。上腕義手と同様に残っている断端の長さにもよるが、前に述べた3つの機能が適応可能である。断端が肘から手首までの長さの中間から、少し先までの長さがあれば、義手の選択肢がかなり多くなる。手部義手は前に述べた3つの義手よりも選択範囲が広く全ての義手に対応することができる。切断レベルの分類を Fig.1.1 に詳細に示す。現在では Fig.1.1 のいずれの場合にも対応した義手が開発されている。

能動義手は、一般に体の他の部分の動きを利用して可動部を動かす義手であり、広く普及している義手の1つである。一般に能動義手は Fig.1.2 の OttoBock 製能動義手 [11] のように切断部位を挿入するソケット、関節に相当する継手、手先具（フックやハンド）、背にハーネスを取りつけ、コントロールケーブルとなるワイヤーから構成される。切断者はハーネスによってワイヤーを引っ張りフックを動かす。主にバッグを持ったり、物をつまんだりできる。ただし、ハーネスによって体に窮屈さを感じるという問題があり、うまく操作できるようになるには訓練が必要である。さらにこの義手は自由度が低い上に手を伸ばした状態、体の後ろや頭上では手先具の開閉が不可能といった操作時の姿勢に制約があるという問題がある。これは姿勢を変更することでワイヤーが「突っ張る」状態になることに起因する。

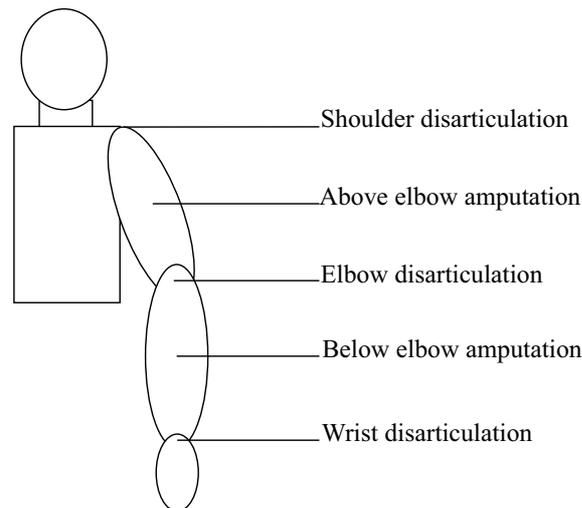


Fig. 1.1: 切断レベルの分類

これらの問題を解決するために開発されたものが「電動義手」である。これは動作に際し電気モータを使用するものである。電動義手はその操作に機械的入力を用いるものと、断端の表面筋電位の変化を入力として利用するものがある [12]。後者は特に「筋電義手」と呼ばれる [13]。筋電義手は、筋が収縮する際に筋内部で発生する微弱な筋電位を検知して動かす。この筋電位のことを筋電信号という。筋は、運動神経の興奮により収縮する。神経の興奮は神経筋接合部を介して筋繊維に伝わり、活動電位を生じさせる。これより筋小胞体より放出されるカルシウムイオンが筋収縮の引き金となる。筋電位の最小単位である運動単位の活動電位は、僅か数ミリ秒程度しか持続しない微弱なパルスである。特に皮膚表面で検出される筋電位は表面筋電位と呼ばれ、運動時における無数の筋電位活動が時空間的に加算されたものである。

表面筋電位の平均電位は数 μV ~ 数 mV 程度、周波数成分は数 Hz ~ 数百 Hz 程度である。筋電位の強さは筋活動の強さと相関しており、同じ姿勢で筋力を発揮させるような等尺性の筋収縮では、筋電位と筋力とはかなり直線的な関係を示す。筋活動の信号は、筋 皮膚表面 電極 アンプ フィルタ コントローラ モータの順番で伝達されていき、義手の動作を決定する。電極は、筋で発生した筋電位が皮下組織と皮膚を介して体表面に出現した筋電位を採取する最初のプロセスであり、これ以降の信号の質を決定する重要な部分であると言える。Fig.1.3 に斎藤ら [12] による筋電コントロールシステムのプロセスを示す。筋電義手はオンオフ制御方式、比例制御方式がある [14]。オンオフ制御方式は制御信号として使っている表面筋電位



Fig. 1.2: Otto Bock 製能動義手 文献 [11]

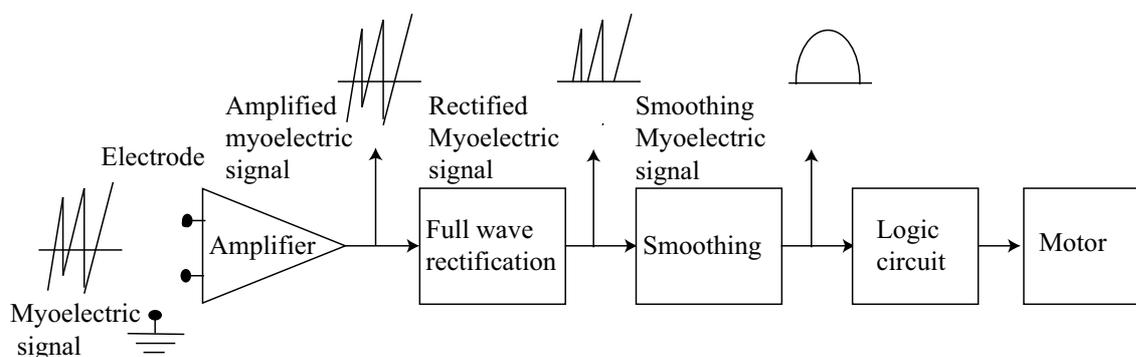


Fig. 1.3: 筋電コントロールシステムのプロセス (齊藤・東原他 文献 [12])

の振幅が予め設定された閾値を超えると、義手の指が開く、ないしは閉じるものである。現在市販されている多くの義手は、この制御方式を用いている。比例制御方式は、義手のモータに加える電圧が筋電信号の振幅に比例して変化することで、指の速さを制御したり、筋電信号の持続時間によって指の駆動力を制御することができる [15]。さらに、オンオフ制御と比例制御を組み合わせることで、指動作に加えて手首の回旋を行うことができる義手 [16] も実用化されている。例えば手首を損失した場合、切断者の前腕の残存筋を利用する。切断者は前腕における手首の掌屈、背屈の動作を行うように前腕の筋を動かしたときに、義手が掴む、離すといった動作を行う。ここで橈屈、尺屈を行うと動作が切り替わり、この状態で掌屈、背屈を行うと今度は手首が回旋する。このようにあらかじめルールを設定しておく。これらの操作方法は任意に変更可能であり、切断者の要望や状態に応じて設定される。

また、Wang ら [17] のように近年独立成分分析法を用い、Huang ら [18] のように

四肢の動きを分類することで、手首と手指の制御をする筋電義手が Kiso ら [19], Chu ら [20] によって開発されている。手指の制御を司る筋群は前腕に集中するため、これは本来の手指を制御する時の表面筋電位と手指の動作の関係を人工ニューラルネットワークに学習させることによって健常腕に近い感覚で制御することができる義手も Cheron [21] や Sebelius [22] によって開発されている。この他にも、筋電操作可能な残存レベルとして、上腕切断と肩関節離断がある。上腕切断の場合は二頭筋と三頭筋を使用し、肩関節離断の場合は前三角筋と後三角筋を信号源として使用する。筋電義手は腕の表面筋電位を制御信号として用いているので健常な身体における手の制御に近く、切断者が残存している肢体を使って補償動作を行う必要性が軽減される。そのため、他の方法に比べ切断者の身体的、精神的な負担が軽くなる。

以上で述べてきたように筋電義手には従来の能動義手と比べて優れた点があり、どのような切断レベルに対しても義手が製作されているが、全ての義手に対して共通した問題点がある。その問題点とは、上下肢にかかわらず切断位置が高位であるほど情報抽出が困難になることである。Sears [23] らが述べているように、従来の筋電義手は2, 3自由度しか制御することができない。切断者が失った全ての可動部を制御するためには義手の機能は非常に複雑化し操作の困難性が高くなる。特に Fig.1.1 で述べた肩関節離断、上腕切断、肘関節離断の切断者は「高位切断者」と呼ばれ、彼らの場合は表面筋電位だけでは必要な操作を行うことは難しい。例えば肩関節離断の場合、義手には肩動作、肘動作、手首動作、把持等の指動作が要求される。ところが、従来の方法の場合、上腕の筋群から信号を得ることになるが、上腕には肘を屈伸させる二頭筋、三頭筋しか存在しない。つまり、切断が上位に及ぶ程義手を操作するための入力が減り、義手に要求される動作は増えていく。そのために表面筋電位と義手の動きの間にルールを設けることが困難になるという問題が生じ、腕のいずれかの動作が操作不可能になる。また、表面筋電位の出力信号波形だけで制御することはさらに困難である。前腕部には浅指筋等の指の動きをつかさどる筋があるために、義手の指部分を制御するための信号を取り出しやすい。ところが、上腕部には上腕三頭筋・上腕二頭筋しかないために表面筋電位から指の信号だけでなく手首を動かすための信号すら取り出すことができない。また、新たにルールを設定しなおすことで表面筋電位だけで信号を抽出しようとしても、上腕から得られる信号は肘を制御するものがほとんどである。そのため手首や指の関節全てを動かす信号を抽出して制御に使うことは非常に難しい。このような問題点を解決するために現在様々な方法が試みられている。

1.2 高位切断者用の義手に対する問題点

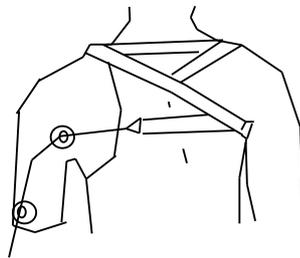
この問題を解決するための方法として、現在一般的に用いられている義手がハイブリッド義手である。ハイブリッド義手は斉藤ら [24]、那須ら [25] によって研究され、近年では Otto Bock 社から発売されている。この義手は筋電義手と、筋電義手が実用化される前に使用されていたワイヤーで操作する能動義手を組み合わせたものである。Fig.1.4(a)にある前腕と肘の機能を再現した肘義手の場合を例にとってハイブリッド義手を説明する。この場合は上腕が残存しているため、上腕筋より発せられる筋電信号を義手の把持と手首の回旋に用いる。切断者は能動義手同様に Fig.1.4(b)に示すようにハーネスと呼ばれるループ状になったストラップを上半身に装着する。そして、切断面の反対側の側肢における肩周辺の僅かな動きをワイヤーで義手の肘継手に伝達することによって肘関節の操作を行う。ただし、この方法では筋電信号を使う部分に加えてケーブルを使う部分も訓練しなくてはならないために操作の習得に多大な時間を要する。さらに、体にケーブルを通すという構造上、腰を曲げたりするとケーブルが突っ張った状態になるために操作できる体勢が限定されるという能動義手特有の問題も残っている。

このようなハイブリッド義手の問題に対応するための方法としてはバイオニック・アーム、神経再生型電極が研究されている。Fig.1.5に示すバイオニック・アーム [26]はシカゴリハビリテーション大学で研究開発された。また、DEKAが開発したルークアーム [27]も同様のコンセプトによって開発されている。事故などで指や腕を切断した場合、外科手術によって結合させることが可能な場合が多い。そして結合した部分の運動神経線維は成長して切断部より先の部分を再び動かせるようになる。この現象を神経再支配 (reinnervation) という。この現象を利用して使用不可能になり切断した両腕の筋繊維を含めた神経を切断者の胸部や背部に移植することで、義手を動かすための入力を増やす方法である。元々使用していた筋を移植して入力するので、操作の習得にも時間がかからず、ある程度の感覚の回復もしたという報告がある。このように非常に有効な手段であるが、使用する際には大規模な外科手術が必要という問題がある。また、現段階では非常にコストが高く、通常の義肢が100万程度 [28]に対し、6億円程のコストがかかると言われている。

バイオニック・アームとは別の方法で、ハイブリッド義手の問題を解決するために神経再生型電極を用いる研究もある。神経再生型電極を利用した制御法は満洲 [29]らによって研究されている。この方法は末梢神経が切断されると中枢側から再生す



(a) ハイブリッド義手



(b) ハーネス

Fig. 1.4: ハイブリッド義手の例 ((a) は [11](b) は齊藤・東原他 文献 [12]) による

る現象を利用し、神経からの信号を抽出する方法である。使用する際には Fig.1.6 に示すように一度神経束を切断し、切断面で電極を挟む。電極には多数の小孔があり、これらの孔を通して神経束が再生することで電極と神経束が物理的、電氣的に固定される。この電極を通して得られる神経電位の変化を義手の制御に用いるという研究である。しかし、この研究はいまだ基礎研究の段階であり、臨床試験は行われていない。また、使用の際はバイオニック・アーム同様に外科手術が必要であると考えられる。

このように高位切断者用義手は外科手術を拒むと「訓練に時間がかかる」という問題が生じ、その一方で訓練の簡略化や動作の複雑化を目指す「大規模な外科手術が必要である」という問題が発生する。これらの理由のために高位切断者の多くは義手の使用を断念し、健常腕だけの日常生活を選択するということが多い。すなわち、外科手術が不要でかつ訓練がほぼ不要で多関節を制御する方法が高位切断者用の義手に求められている。しかし、バイオニック・アーム、神経再生型電極は



Fig. 1.5: バイオニック・アーム (文献 [26]) による

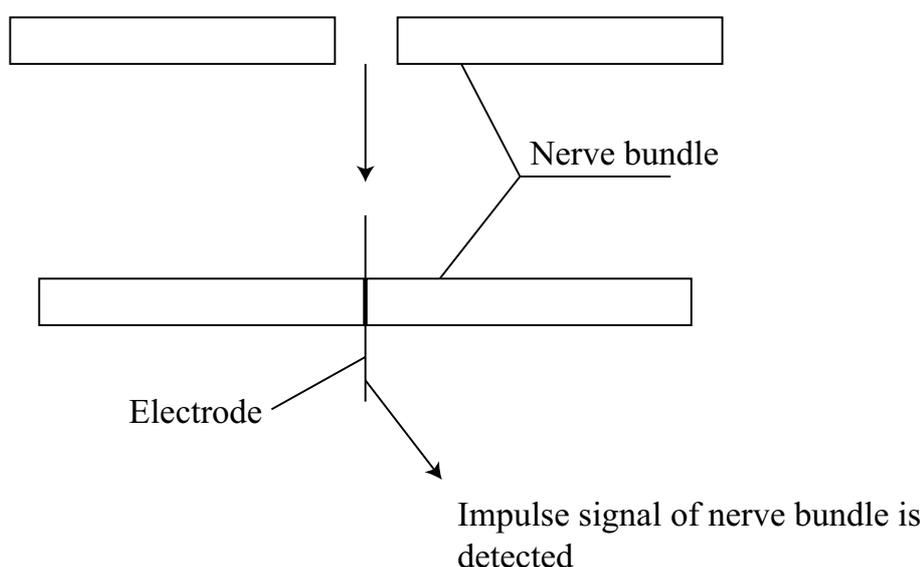


Fig. 1.6: 神経再生型電極 (文献 [29], 2006)

どちらも外科手術が前提であるためにこれらの方法では問題解決は不可能である。ハイブリッド義手は外科手術は不要であるが本来動作させる部分とは無関係な筋でケーブルを操作させるために訓練が必要となり、制御信号として得られる表面筋電位にも限界があるので、入力が足りなくなるという問題を解決することもできない。しかし、この方法は外科手術を必要とせず高位切断者用の義手を作る方法としては有効である。そのため、このような高位切断者用義手の問題点は、新しい制御法を持ったハイブリッド義手を開発することで解決できると考えられる。現在使用されているワイヤーと筋電信号を併用するハイブリッド義手は、動作させたい部分と本来関係しないはずの部分に操作を使用するために「動作の方法を覚えなおす」訓練が必要になる。また、制御信号として使える部分が少ないために動作させること

のできる部分が制限されてしまう．このように新しい制御方法は切断者が喪失した部分を動作させる方法を覚えなおす必要がなく，同時に多数の関節を制御できるものが求められる．現在までに研究されてきた方法は音声入力 [30]，四肢麻痺患者が生活用品を操作するために星宮 [31] によって提案された FES があり，これは吐息のパターンを利用して操作する [32] ことができるため，同様の方法を使うことが考えられる．他には，大野が提案した使用者の視線を利用してポインティングデバイスを操作する方法 [33] があり，高い精度で実現されている [34]．この方法を応用して，視線による義手の操作を行う方法も考えられる．また，田村 [35] らによって提案された顔面の表面筋電位を利用して車椅子を制御する方法が眞鍋ら [36] によって行われており，この方法を利用することも考えられる．しかし，これらの方法のいずれも動作の方法を覚えなおす訓練が必要になり操作が難しいため，これらの方法とは異なる新しい制御方法を提案する必要がある．

新たな制御方法を構築するために，筆者は運動協調に着目した．Schmidt [37] は運動協調というものは，当該の運動を成立させるのに必要な全ての筋を意志によって統一的に一緒に働かせる能力であると述べている．そこで，系統化や定式化せず，このような両腕の協調動作をブラックボックスと見立て，ニューラルネットワークを用いて健常腕の動きから義手の動きを自動的に生成してくれる方法を考案した．

1.3 本研究の目的

本研究の目的は，新しいハイブリッド義手の方式として，両腕協調動作を利用して健常腕の動作に合わせて義手の動作を自動生成することによって義手を操作する方式を提案し，その有効性を評価することである．提案した方法を実現するためには，大まかに以下に示すプロセスが必要になると考えられる．

1. 健常腕の動作の分析と計測を行う
2. ANN を設計し，両腕協調動作を学習させる
3. 動作の速度が変化しても異なる動作に対応する汎化能力を ANN に持たせる
4. 学習時とは異なる人間の動作にも対応する汎化能力を ANN に持たせる
5. 動作の切り替えに対応する汎化能力を ANN に持たせる
6. 実機を製作し，切断者を被験者とする評価試験を行う

本論文では，上記のプロセスの 1 から 3 までの部分を行う．

具体的には，

1. 両腕協調動作生成システムの構築
2. 日常生活で行われる動作を用いた動作生成システムの性能評価

である．まず両腕協調動作生成システムの構築について説明する．何らかの操作を両手で行うときに両腕の動作間には確かに相関があると考えられるが，片腕の動きに対応するもう片方の腕の動きの組み合わせは無数に存在するために定式化による数理モデルを作ることは非常に困難である．だが，Leonard [38] や丹治ら [39]，Calabresi [40]，Forssberg [41] が述べたように，人間は学習を繰り返すことで動作を習得していく．すなわち両手協調動作を制御する機構は備わってはいるが Bower [42]，Feltz [43]，Hirschfeld [44]，Karni [45]，Meer [46] によると，制御する運動は成長に伴う運動学習によって習得していく．そこで学習機能を持つ人工ニューラルネットワーク (ANN) を使用する方法を考案した．ANN は与えられた入力データに対してネットワークとネットワークからの出力として理想的と考えられる出力値を教師データと比較することによってその差をできるだけ小さくなるように内部パラメータを調整する．この機能により，与えられたデータから近似的なルールを発見できる．これにより断片的なデータを補完する，ノイズを判断してそれを除いたデータを出力する，学習後にデータを追加して学習効果を向上させる，学習データから離れたデータであっても，そのルールを類推して相応の出力が得られるといった汎化機能が得られる．

すなわち ANN を用いることにより，健常腕の動きに対する義手の動きと表面筋電位の変化に対する義手の動きというデータを元に，健常腕が動いたときと表面筋電位が変化したときに，どのような動きを義手に行わせれば良いかを判断することができる．したがって ANN に両腕動作の協調関係を学習させることで，義手の動作目標値を生成するシステムが構築できる．このシステムを従来の筋電義手に応用すれば，より高度な動きを行うことができる義手を開発することができる．この方法を使うことで以下のようなメリットが得られる．すなわち，

1. 健常腕を動かすだけで義手が対応した動きをしてくれる
2. 外科手術が不要である

3. 任意の種類 of 両腕協調動作を学習することができる

となる．

次に日常生活で行われる動作を用いた動作生成システムの性能評価について説明する．先に述べたとおり，両腕協調動作生成システムの構築には，このシステムが両腕動作の協調関係を学習できなければならない．また，日常生活の動作は同じ種類の動作であっても，動作の状況によって動作の速度や大きさが変化することが多い．特に何かを持ち上げる操作など，何らかの対象物に働きかけるような動作においては顕著である．たとえば急いで持ち上げたいときは動作の速度が変化する．ゆえに，動作の速度の変化に対応できるロバスト性が必要である．

本研究では計算機上に両腕協調動作生成システムとなる ANN を用意し，計算機実験を行い，このシステムの実用化に必要な以下の点について検証し，提案したシステムの有効性を評価する．

- (a) 両腕動作の協調関係を学習させることができるかどうか
- (b) 動作の速度が異なった場合，変化した速度に対応できるかどうか

学習を行わせるためにはどのような動作が基本的な動作であるのか調べる必要がある．調べた両腕協調動作を実際に計測し，計測した動作を両腕協調動作生成システムに学習させ，学習能力を検証する．学習後，動作速度が学習時と異なる入力をしたときに求められる動作が生成できているかどうかという汎化能力を検証する．

1.3.1 本研究で行わないプロセスの実現法

本研究で行わないプロセスは以下の部分である．

- 4. 学習時とは異なる人間の動作にも対応する汎化能力を持たせる
- 5. 動作の切り替えに対応する汎化能力を持たせる
- 6. 実機を製作し，切断者を被験者とする評価試験を行う

これらのプロセスの実現法について記述する．4の学習時とは異なる人間の動作にも対応する汎化能力を持たせるためには，必然的に学習時に用いた同じ種類の動作を行わせる別の被験者を用意する．別の被験者による3の状態での学習させた種類

の動作を学習能力と汎化能力を得た両腕協調動作生成システムに入力する．入力により望ましい結果が得られるかどうか検証する．被験者間に入力するデータにどれほどの差異があるか解らないため，場合に寄れば被験者間の動作の差異を調べ，複数の被験者を使用した追加の学習実験を行う必要が生じる可能性がある．また，動作を生成する方法についても検証を行う．

5の動作の切り替えに対応する汎化能力を持たせるために，表面筋電位を利用することを想定している．つまり，動作の種類を切り替えるときの表面筋電位を含めた学習を両腕協調動作生成システムに行わせる．両腕協調動作生成システムは表面筋電位と健常腕の動作の入力を基に，両腕協調動作を生成することを想定している．

6の実機の製作は1から5までの結果を基にして被験者を用意し，実機を製作して両腕協調動作の生成をシステムに行わせる実験を行う．この実機はリアルタイムに被験者の動作を計測するためのデータスーツ，両腕協調動作生成システム，義手本体を用意する．このプロセスでは人体同様トルク [47, 48] やコリオリ力 [49] がかかり，実機による機械的な抵抗が予測されるため，その対応と，システムの使用による被験者に与える影響について調べる．また，Gribbleの述べるように [50] 身体の他の部分との相互作用によって相互作用トルクが発生することが予測されるため，義手と身体の他の部位に関する新たな学習が必要となる可能性も考えられ，これらの問題の対応も必要となる．

この結果を以て研究の最終目的が達成される．

1.4 本論文の構成

本論文では，以下の章から構成される．

第1章「序論」では，本研究の背景および目的について述べた．

第2章「ハイブリッド義手のための両腕協調動作生成システム」では本研究で目標とするシステムがどのようなものであるかを提案する．また，提案したシステムが実現可能であるか確かめるために行った予備実験について説明する．

第3章「日常生活で行う動作を用いた両腕協調動作生成システムの評価実験」では第2章で選定した動作をモーションキャプチャシステムを用いて計測する．その後計測した動作を用いてANNの学習実験を行う．また，学習済みのANNの汎化能力を調べる実験も行う．

第4章「考察」では第3章で実験したANNが目標とするシステムに対してどこま

で有効であるかについて考察する．

第5章「結論」は以上の議論を要約し，結論を述べる．

第2章

ハイブリッド義手のための両腕協調動作生成システム

2.1 まえがき

高位切断者が外科手術を必要とせずに義手を制御するための方法として、両腕動作の協調関係を利用し、健常腕の動作から義手の動きを生成する方法を提案する。この方法を「両腕協調動作を利用した両腕協調動作生成システム」とした。本章ではこのシステムの全体的な構成と、このシステムを実現するにあたっての本研究の位置づけを示す。

このシステムは、切断者の健常腕の動きを取得する「動作取得部」、取得した健常腕の動きから義手が行う動作を生成する「両腕協調動作生成システム」、両腕協調動作生成システムが生成した動作を実際に行う「義手」の3つの要素で構成される。義手部分は筋電信号を併用し、指先の開閉などといった細かな動作の制御に用いることを想定している。

本研究はこのシステムのうち、両腕協調動作生成システムの部分、すなわち健常腕の動きから義手の動作を作る部分の構築を目的としている。

ただし、両腕協調動作を利用した義手の動作の生成という考え方自体が過去に例のないものである。そのため、このようなアイデアが実現可能であるか検証するために、構造を簡略化したモデルを用意し、実現可能であるか調べる予備実験を行った。次節でシステムの詳細について説明し、最後に簡略化したモデルを使用した予備実験についてまとめる。

2.2 システムの概要

2.2.1 概要

本研究は両腕協調動作生成システムを提案している。人間の日常生活において上肢を使って作業を行う場合、箱を持ち上げる、車のステアリングを操作するといった両腕を協調させて動作するというシチュエーションが非常に多い。このことに関して Gordon らは [51]、人間は両腕や指の制御を行う場合には片側の腕や指から得られた重さ、感覚などの情報を反対側の腕や指に転移して用いることができると述べている。言い換えれば「手や腕は反対側の手の動きが分かっている」と Cote [52] らは述べている。実際、大脳皮質ニューロンは脳幹細胞と脊髄固有ニューロンに投射し、これら脳幹細胞と脊髄固有ニューロンは脊髄内で両側性結合をしている。したがって、ある大脳皮質領域は、この脳幹及び脊髄への投射の性質によって、身体の左右両側を制御する可能性があるとして Leonard は述べている。勿論脳梁によって結合されている部分は多いわけではないが [53, 54]、他の研究によっても、一次運動野の手の領域内に、両側肢運動を実施したときだけ活動する領域が存在する [55, 56] ことが明らかになっている。一次運動野と違って高次運動野は、密度の高い両側結合をしている。また、一側の大脳皮質が両側肢の運動を制御しているという先行研究も見られる。Liu と Chambers は、一側大脳半球の運動野が左右両側の体幹筋及び近位筋を制御することを報告した [57]。この関係を利用すれば、Fig.2.1 に示すように切断した部分と連動している健常腕の動きを計測することで義手がどう動けばよいか義手動作を生成するシステムを作ることができる。したがって、健常腕を動かせば義手の動きは「自動的に生成」してくれることになる。その結果使用者の負担を減らすことになり、長期の訓練も大規模な外科手術も不要で、健常腕と同じ動きを再現できる高位切断者用の義手を作ることができる。

しかし、腕は多くの自由度を持った非線形な動的システムである。そのために、日常生活を行うときの動作間の関係は非線形かつ複雑である。また、日常生活の動作は非常に種類が多く、同じ種類の動作であっても状況に応じて動作の大きさや速度のパターンが変化する。そのために両腕の動作間の関係を舞踏解析のような AR モデルなどを使った動作の線形近似を行うことで定義することは非常に困難である。

この問題に対して Ito ら [58] は、乳幼児の身体運動の発達を研究したことで身体には両手、両腕の多関節を制御する初歩的なニューラルネットワークがあらかじめ備わっていると考えられると述べている。このネットワークは身体を協応構造化 [59] し

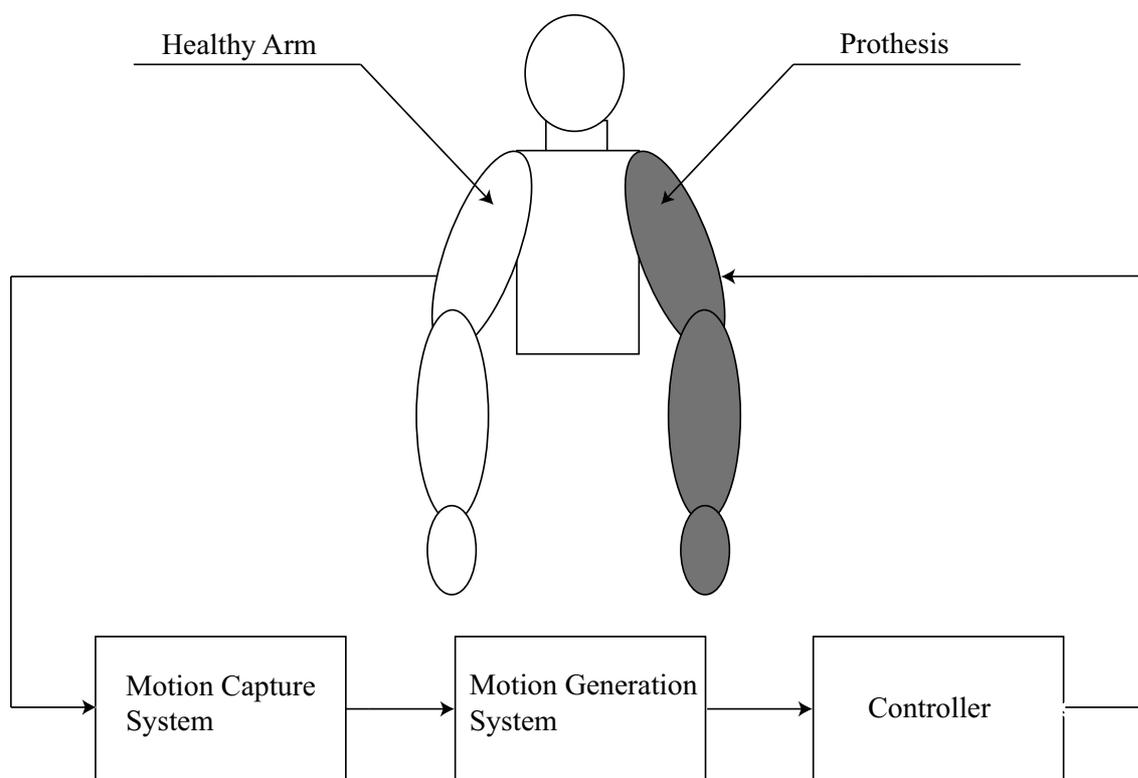


Fig. 2.1: ハイブリッド義手のための義手動作生成システム

た上で運動を生成することで運動を制御する．協応構造化とは複雑な組織が外部からの干渉を受けることなく自己組織化し，秩序ある振る舞いをするを言う．人体の場合は多数の筋，骨格，関節で構成されているために，それらを全て制御することは非常に困難である．しかし，同時に多数の拘束があるために自由度はそれほど多くはない．本研究で取り扱う腕の動作に限定しても，そのままでは同時に制御するのが難しいほどの多くの自由度を持っているが，環境から拘束を受けることによって見かけの自由度を減らしていると山根 [60] は述べている．自由度を減らした結果，腕は肩に3つ，肘に1つ，手首に3つのリンク機構を持つ7自由度で成立する構造体と見ることができる．こうすることで複雑で動きを制御することが難しい腕という部位は制御可能なシステムとなる．これが協応構造化であり，腕の関節を制御するネットワークは協応構造化された7自由度を制御していると考えられる．

このネットワークは，成長とともに運動学習を行って「両手協調運動 (bimanual coordination)」 [51, 61, 62] のルールを獲得することで，より高度な運動を行う Leonard [38] は述べている．このネットワークの成長に伴う動作の生成は Rochat が研究している．両腕を協調させる動作は，仰臥位の乳児が横たわっているものに両手を伸ば

して行うという左右対称な動作から習得すると Bower [42], Fagrad [63], Bigland ら [64], Corbettta ら [65] が述べている。その次には両腕・両手をばらばらに動かすという動作を習得する。さらに成長すると、目的のために両方の腕がそれぞれ別々の機能を成すという動作を行うようになっていくということが Karni [45] らの手によってまとめられている。このように、神経系の成熟と結合は身体活動に依存していることが Begley ら [66], Burleigh [67], Carp [68], Frank [69], Goldberger [70], Kocsis [71], Bloedel [72], Westerga [73] によって明らかにされてきている。

ただし、健常腕の動きから義手の動作を生成しようとしても、そのルールを作ることは非常に困難である。なぜなら両腕の動作は非常に多種多様であり、非常に複雑且つカオスとしての面まで持ち合わせている。これらの問題は工学における不良設定問題にあてはまり、健常腕と義手の間にルールを設けようとしても、1. 解が存在しない、2. 解が一意に決まらない、3. 問題を規定するデータの小さな変動によって解が大きな影響を受けるという問題である [38, 74]。例えば箱を持ち上げる動作があるが、この動作は対象物の大きさが変わると肩の Y 軸回転の大きさが変わり、どの位置まで持ち上げるのかによって同じく肩の X 軸回転の大きさも変化するという点が挙げられる。また、被験者の体格によって決して少なくない差異が生じる。更に鎌倉が述べた [75] 片方の手がもう片方の手を補佐するような動作になると、腕の動きを系統化することすら困難になる。人体は多数の骨、筋、骨格で構成される多数の自由度を持つ非常に複雑な構造である。

しかし我々は普段そのような複雑さを意識せずに身体を制御して運動を行っている。これは、身体が意識して全ての自由度を制御しているわけではないことに起因する。身体は運動を多数の自由度の組み合わせとして身体各部を協応構造化 (coordinate/synergetic) させることで修得すると Bernstein [59] は述べている。たとえば歩行の場合は最も単純なモデルで考えても、下肢は股関節 3 自由度、膝関節 1 自由度、足首関節 3 自由度を 1 対とした 14 の自由度を持つ。ところが実際に歩行を行うときは「歩く」という大まかな思考でそれらの複雑な操作を行う。なぜこのようなことができるかという点、Schmidt ら [37], Cook [76], Murphey [77] が述べるように人間は下肢全体の自由度を協応構造化して、歩くという一つの動作として修得しているためである。このように身体は意識して各部を制御するのではなく、協応構造化された運動を制御することで身体の制御を容易にしている。このような身体の協応構造化、それによる運動生成を行うためのニューラルネットワークが身体にはあらかじめ備わっている [58, 39, 38] と研究の結果明らかになってきている。

そこで、義手の制御に両腕協調動作を利用する方法を提案した。すなわち、人体の制御が協応構造化によって行われるのであれば、人間が両腕を使って何らかの動作を行う場合、右腕は左腕の動作を知っているということになる。実際、一時運動野の手の領域内に両側肢運動を運動を実施した時だけ活動する領域が存在すると相沢 [78] は述べている。また、Kunzle [79] によれば一次運動野と異なり高次運動野は、密度の高い両側結合をしている。Liu と Chambers [56] は、一側大脳半球の運動野が左右両側の体幹筋及び近位筋を制御することを報告した。このような人体の構造をモデルとして人間の両腕協調動作を行うメカニズムを人工ニューラルネットワークによって実現する。このことから、健常腕の動作から義手が行うべき動きを生成することが可能となるはずであり、両腕協調動作を利用し、健常腕の動きから義手の動作を生成する両腕協調動作生成システムを提案した。

2.2.2 システムの使用対象

この方法は、片腕のみを切断した高位切断者用の義手に使用することを想定している。また、切断箇所は肩まで損失した所謂肩切断者を想定している。

2.2.3 従来の方法に対するメリット

この方法は従来の方法と比較して、以下のようなメリットがある。まず、バイオニックアームや神経再生型電極を使用する場合は大規模な外科手術が必要となる。バイオニックアームと比較した場合、バイオニックアームは切断した部分の筋を切断者に再度移植することで随意筋を増やすという神経再支配を利用した方法を採用している。切断者はこれらの随意筋を動かすことで義手を動作させる。このためコストが非常にかかり、切断者への負担が大きくなる。神経再生型電極は、第1章で説明したように神経を切断し、切断面に電極を差し込んで再生させるという方法を採用している。

このようにバイオニックアームや神経再生型電極の場合は、大規模な外科手術が必要となる。本研究で提案する方法は、健常腕の動きを取得さえすれば良いのでこのような外科手術が不要であるというメリットがある。

ハイブリッド義手の場合は、外科手術を用いずとも動作可能だがワイヤーを用いた能動義手と従来の筋電義手の欠点をそのまま引き継いでいる。ワイヤーを用いた能動義手は、ワイヤーを用いるため、腰を上下左右に大きく曲げるとワイヤーが吊っ

Table 2.1: 従来の方法と比較した場合のメリット

| 義手の種類 | 外科手術 | 可動範囲 |
|-------------------------|------|------|
| ハイブリッド義手 | 不要 | 少ない |
| バイオニックアーム | 必要 | 多い |
| 両腕協調動作を利用した両腕協調動作生成システム | 不要 | 多い |

たような状態になってしまい、動作が阻害される。従来の筋電義手は、義手の動作と義手を動かすスイッチとなる残存筋の動きにルールを設けることで義手を動かす。このため、残存筋が少ない高位切断者の場合は残存筋が少ないため義手を動かすスイッチが作れない。したがって複雑な動きが実現できなくなる。

このように従来の筋電義手と比較した場合、両腕協調動作生成システムは健常腕の動きから独自に動きを生成してくれるため、Table 2.2.3 に示すように外科手術を行うことなく複雑な動作を作り出すことも可能となる。

2.3 システムの構成

次に両腕協調動作を利用した両腕協調動作生成システムの構造を説明する。このシステムは Fig 2.2 に示すように、動作取得部 (2.3.1)、両腕協調動作生成システム (2.3.2)、義手部分 (2.3.3) の3つで構成される。動作取得部 (2.3.1) は切断者の健常腕に取り付けられ、健常腕の動きを取得する。両腕協調動作生成システム (2.3.2) は健常腕の動きを取得し、動きを元に義手の動作を生成する。義手部分 (2.3.3) は残存部位の筋電信号と両腕協調動作生成システムにより元に動作を行う。次節以降で各部の詳細について説明する。

2.3.1 動作取得部

動作取得部は健常腕に装備され、健常腕の動きを取得する装置である。動作取得部は潜水用のスーツに似たような体にフィットする服を想定しており、服には角度センサが内蔵されている。切断者は健常腕に動作取得部を着用する。動作取得部は切断者の健常腕の動作を肩、肘、手首の関節角度の変化という形で取得する。関節角度の変化は肩の場合は X, Y, Z の三軸分の角度、肘の場合は一軸分の角度、手首場合は X, Y, Z の三軸分の角度としてそれぞれ取得する。取得した関節角度の変化は両腕協調動作生成システム (2.3.2) へと送られる。

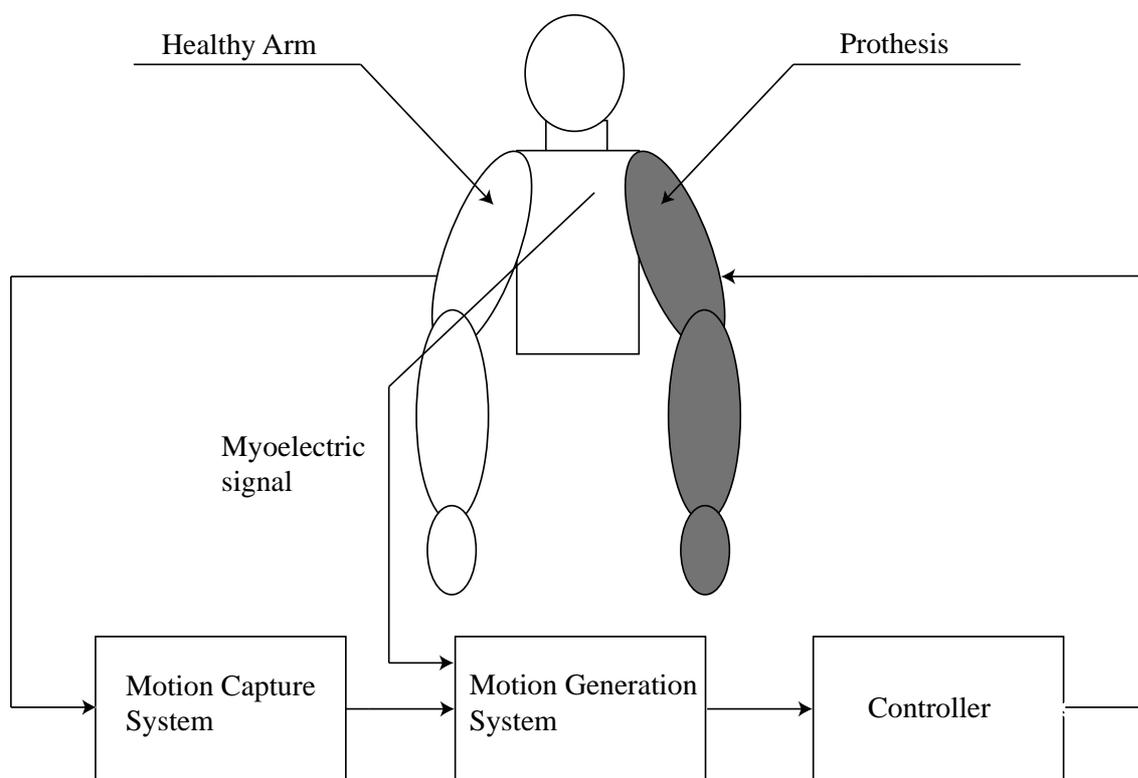


Fig. 2.2: システムの構成

2.3.2 両腕協調動作生成システム

両腕協調動作生成システムは本研究で対象とする主要部分である。このシステムは動作取得部で取得した健常腕の動きを元に義手の動作を生成するための部分である。具体的には Fig. 2.3 に示すように健常腕の関節角度を元に、義手が行うべき動作の関節角度を生成する。このシステムは人工ニューラルネットワーク (ANN) によって構成される。ANN はシステムとして使用する前に予め両腕協調動作を学習しておく。使用時には ANN は健常腕の動作から、義手の関節角度を生成する。ANN が出力した関節角度を義手の制御信号として義手へと送る。

2.3.3 義手部分

本研究における義手部分は肩義手を想定している。この義手はモーターによって駆動する電動義手であり、肩、肘、手首、指先に可動部を持つ。Fig. 2.4 に示すように可動部のうち、肩、肘、手首の動きは両腕協調動作生成システムが生成する。指先の動きは肩近傍に残存している随意筋が発する表面筋電位を使用する。このよう

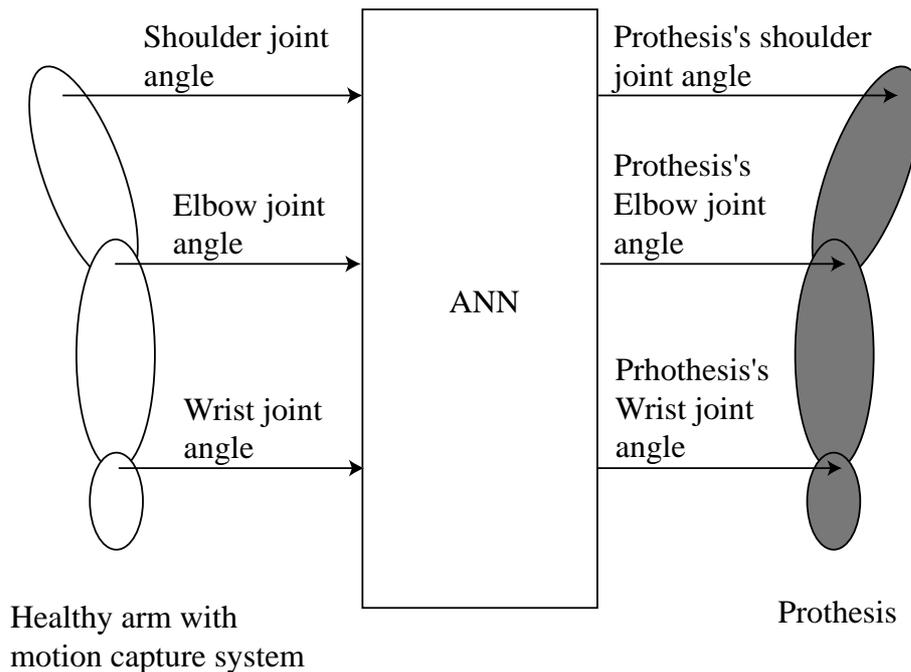


Fig. 2.3: 両腕協調動作生成システム

に両腕協調動作を利用した義手は健常腕の動きと表面筋電位を利用した新しい形のハイブリッド義手になる。

2.4 両腕協調動作生成システムの学習

2.4.1 概要

このように両腕協調動作を利用した両腕協調動作生成システムは動作取得部、両腕協調動作生成システム、義手部分の3つで構成される。本研究ではこのうち両腕協調動作生成システムについて行う。システムはANNを中心として構成され、両腕協調動作に基づいて動作を生成する。ゆえにこのシステムを実現するためにはANNが両腕協調動作を知っておく必要がある。従って、ANNは両腕協調動作生成システムに組み込む前に両腕協調動作を学習しておかなければならない。勿論両腕協調動作は多くの種類があり、鎌倉 [75] がまとめただけでも70種類近く存在する。現在も人体全体に対して長崎 [80] らによって進められているものも含めれば膨大な数になる。動作の種類の問題は可能な限り多くの動作を学習しておかなければならない。また、いくつかの種類は、人間が成長の過程によって学習し、学習した動作

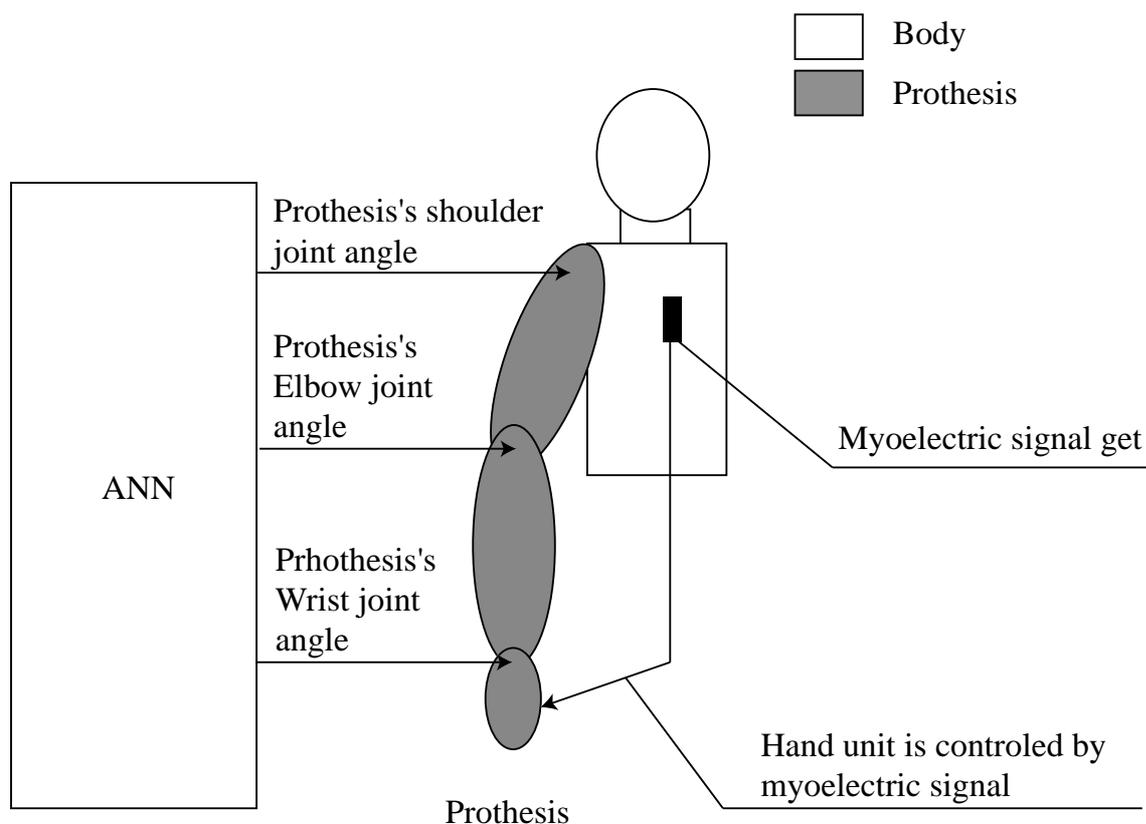


Fig. 2.4: 手先部分の操作

を組み合わせで行うものもある．さらに同一の種類動作であっても，箸を使う動作やハンドルを操作する動作のような対象に働きかける動作の場合，対象が変わった場合は動作そのものが変化する場合がある．よって，動作の種類への対応はANNに基本となる動作を学習させることで対応し，ANNが学習した動作に対しては対象が変わった状態でも対処できるようにすることが必要である．

2.4.2 ニューラルネットワークに学習させる動作の選定

ANNにはどのような動作を学習させればよいだろうか．スポーツなどはGutsmuths [81] が述べたように，人間の基本的な運動形態として歩く，走る，跳ぶ，投げる，格闘するといった全身を協調させた運動がまとめられている．しかし，このような訓練された動きだけではなく人間が日常生活で何かしらの動作を行う際には身体には基本となる動作があり，それらを習得して組み合わせた上で高度な動作ができるようになるとBernstein [59] は提唱している．Meinel [82] も上肢の運動にも基本とな

る動作を組み合わせることで両手・両腕の協調動作を行っている」と述べている。

このような動作の分析は鎌倉 [75] によって行われた。鎌倉はまず両肢を用いる動作を (1) 両手を必要とする作業, (2) 両手を使うほうがよくできる作業, (3) 両手を使うほうが能率が上がる作業に分類した。(1)の動作は大きなものを運ぶ, 自動車の運転に伴うステアリングの操作など, 両手がなければ不可能な動作である。(2)の動作は片手でもできないわけではないが, 両手を用いたほうが効率的である, もしくは良い結果が得られる動作のことであり, ワゴンを押す, 定規を使う, 電気掃除機の長いパイプを取り回すなどが挙げられる。(3)の動作は, ほぼ全ての動作に当てはまる。これらの動作は両手への依存と鎌倉は呼んでおり, 日常生活において両手, 両腕を使って作業することは非常に重要であるといえる。

2.4.3 鎌倉による両腕協調動作の分類

鎌倉はこれらの結果を基により細かく日常生活における動作として分類した。この分類は動作の対象に対する分類であった。日常生活における両手の使用は, スポーツとは違い, 動作の対象がある場合が大半であるために動作の対象という観点から分類したと述べている。鎌倉の分類を以下に示す。この分類は (1) 片手にあまる剛体の指示又は操作, (2) 柔軟物体または可動部分のある剛体の支持, 操作など, (3) 物体の分離・分割, (4) 集合体の操作, (5) 対になっている物の動作, (6) 一方の手が操作の対象になる動作, (7) 物品を扱わない動作の 7 種類とされた。

- A. 片手にあまる剛体の支持又は動作
 - － A-1. 支持, 連結を主とするもの
箱の蓋を取る, 重箱を重ねる, 大きなボールを持つ, 机を運ぶ等 13 種類
 - － A-2. 操作を主とするもの
長い棒を転がす, 自動車のハンドルを回す, 長い柄の箒を使う等 11 種類
- B. 柔軟物体または可動部分のある剛体の支持, 操作
 - － B-1. 支持, 連結を主とするもの
米袋を運ぶ, 赤ん坊を抱く等 5 種類
 - － B-2. 操作を主とするもの
布類: ハンカチをたたむ, タオルを洗う等 16 種類, 紙類: 折り紙を折る,

新聞紙をたたむ・広げる等9種類，紐類：鉢巻を巻く，エプロンを着ける等10種類，軟らかい塊：小麦粉をこねる，団子を丸める等5種類，その他：扇子を開く，コンパクトを開ける等13種類

- C. 物体の分離・分割
枝を折る，卵を割る，饅頭を割る等21種類
- D. 集合体の操作
トランプをまとめる，紙を束にそろえる等12種類
- E. 対になっている物の動作
 - － E-1. 左右の手が異なるものを扱う場合
茶碗を持って箸で食べる，ナイフとフォークを使う等53種類
 - － E-2. 左右の手が同一物を扱う過程が含まれる場合
林檎の皮を包丁で剥く，糊で紙を貼り合わせる等17種類
- F. 一方の手が操作の対象になる動作
手を洗う，タオルで手を拭く等5種類
- G. 物品を扱わない動作（象徴的動作）
拍手をする，合掌する

これらの動作から，(1)は対象のサイズが大きい場合，対象の重量が大きい場合など，片手で持ち上げることが困難である対象を移動させる場合，操作を行う場合が挙げられる。(2)は対象の大きさが小さくとも，塑性が強すぎて片手で持ち上げると変形してしまうために両手を使う場合と，同様の理由で対象を操作したり加工したりといった動作が片手では難しい場合に見られる。(3)は対象を何らかの目的で分離や分割を伴う加工を行いたい場合に，対象を固定して作用点を得るために見られる動作である。(4)は複数個の対象を操作，移動させたい場合に見られる動作である。(5)は左右の手が異なるものを扱う場合と，左右の手が同一物を扱う過程が含まれる場合に見られる動作である。(6)は片方の手でもう片方の手にある何らかのものを操作もしくは加工したい場合に見られる動作である。(7)は対象がない象徴的な動作である。さらに鎌倉はこれらの分類からより具体的に動作の形態を分析した。

2.4.4 鎌倉による両腕協調動作の分析

鎌倉の分析結果を以下に示す．鎌倉は両手を使うことの利点を単独または複数の対象に同時に働きかけること，交互に働きかけることができることの2点として捉え，両手を左右面対称的に動かす動作，点对称的に動かす動作，一方の手が静的な動作をし，もう一方の手が動的な作業をする場合としている．

- 両手を左右面対称的に動かす場合
重箱を重ねる，拍手をする
- 左右の手を点対象的に動かす場合
錐をもむ，団子を丸める
- 一方の手が静的な動作をし，もう一方の手が動的な作業をする場合
食事をする

このように両手の協調動作は非常に種類が多いが，作業内容から系統付けを行うことができることがわかる．

2.4.5 Leonard の分析による成長に伴う両腕協調動作の取得

また，Fagard [63] によれば成長に伴う両手の協調運動の発達も鎌倉の分類をなぞるように行われる．Rochat [83] によれば生後2～3ヶ月の乳児の場合は，仰臥位で横たわっているときに両手を伸ばす動作が見られる．その後両手を目的へ向かう動作を習得し，更に成長すると，目標へ向かうために両手を別々に動作させることを習得する．乳児期の運動発達は以下に示すように，両手の動きという観点から見ると「同期」か「独立」がまず重要になる．

- 生後2～3ヶ月
両腕を同期させて左右対称に動かす
- 生後6ヶ月
両腕を同期させて左右対称に目的に向かう動作を行う
- 生後9～12ヶ月
左右の腕を独立させて目的に向かう動作を行う

- 生後12ヶ月～24ヶ月

一つの課題を成し遂げるために、左右の手が別々の機能を成す運動

誕生直後は運動過増殖が行われている。運動過増殖とは、誕生してから間もない神経構造が未成熟な状態にある乳児に見られる現象である。この時期は臨界期と呼ばれ、脳の皮質細胞の多くが成熟した脳の細胞に比べて広範囲に多様な投射をしている状態である。このために脳の神経系が「混線」したような状態になるために、独立した動きをしたくてもできないと考えられている。しかし成長に伴って運動制御に不要な神経系が消滅する「ブルーニング」という現象がすすむことで、神経が整理されて同期を伴わない動作ができるようになる。最終的には目的のために両腕を使うという両手の協調運動を習得する。この運動は Leonard [38] により両手協調運動 (bimanual coordination) と呼ばれている。

これらの先行研究から両手あるいは両腕の協調動作は成長とともに基本的な動作が発生して、成長することでそれらの動作を組み合わせるようになることがわかる。そして鎌倉や Leonard の研究から、両手協調の基本的な動作について分類し、一部の日常生活動作についてどのような基本動作の組み合わせによって構成されているかを分析し、ANN に学習させる動作の内容を決定した。

2.4.6 ニューラルネットワークによる動作の生成

ANN では前述した動作を学習させることにより、いくつかの基本となる動作から義手が行うべき動作を生成することが期待できる。すなわち両手協調動作を制御する機構が備わっており、学習によって任意の両手協調動作を行うことができるようになる人間の両腕の制御方法を模倣することができる。また、両手協調動作は同一の種類動作であっても、必ずしも同じ内容になるとは限らない例えばハンドルの場合、カウンターステアを切る動作を考えてみる。カウンターステアを行う場合はいろいろあるが、例えば横風で進行方向がずれているために横風に対応する必要がある。また、目の前にいきなり障害物が現れたので回避する必要がある。前者の場合はゆっくりと進行方向に影響を受けているため、ゆっくりとハンドルを動かさねばならない。仮に急いでハンドルを操作した場合、自動車は急激な方向転換のために事故につながる可能性もある。後者の場合は逆に障害物を急いで回避しないと事故につながるため、急いで回す必要がある。このように同一の種類動作であっても、動作の先にある事象を考えると動作の速度が毎回変わる可能性がある。このよ

うな問題に対応できるための汎化能力を持つておくことが必要である．本研究では特に同一の種類動作でも速度が異なる場合に対する汎化能力を得ることを目標として行った．

2.5 実現性検証のための予備実験

2.5.1 予備実験の概要

本研究で行った両腕協調動作を利用した義手の動作を生成するという方式は過去に前例がない方法である．そのため，ANNに両腕協調動作を学習させることができるのかという問題と，現実には様々な局面に対応できるようにするため複数の種類の動作を学習させる必要がある．そこで，実験を開始する前に予備実験として1．簡略化したANNを用意し，学習を行うことができるかという実験と2．簡略化しないANNを用意し，複数の動作を学習させることができるか検証する予備実験を行った．

2.5.2 ANNに肘と手首の動作を学習させる実験

最初に両腕協調動作をANNに学習させることができるかについて検証するための実験を行った [84, 85]．この実験では，切断者が右前腕を切断したと仮定し，肘と手首の動作の再現を目的とした．入力には概要での説明と同じく，健常腕の肩の動作，肘の動作，手首の動作とした．

動作の計測にはモーションキャプチャシステムを使用した．この実験に用いたモーションキャプチャシステムは光学式モーションキャプチャシステムであり，被験者に取り付けたマーカをカメラが追跡する．マーカの位置からマーカ間の角度を算出することで腕の動きを時系列信号として取得する．計測する動作は Fig 3.3 に示す上下に線対称な動作とした．

学習実験にはボルテラニューロン [86] を装備したANNであるボルテラニューロンネットワーク (FVNN) を使用した．ボルテラニューロンの詳細については3章で後述する．実験は，計測結果で得られた健常腕と想定した腕の肩・肘・手首の関節角度を入力信号とし，切断側と想定した腕の肘と手首の動きを教師信号とした．ANNは2台用意し，それぞれ手首関節の動作と肘関節の動作を学習させた．動作は同一の種類動作を3パターン学習させた．

学習実験を行った結果，各パターンのSSEは 2.97×10^{-5} ， 9.67×10^{-7} ， 1.80×10^{-6}

という結果が得られた．このように両腕協調動作の学習が可能であることがこの実験から明らかになった．ただしこの実験は肩の動作の学習を省略しており，且つ ANN に学習させた動作も 1 種類である．このため，肩の動きも学習させることができるか，ANN の学習は他の動作でも可能であるかという問題が残った．さらに未学習パターンに対応する汎化能力があるのかという問題も残った．この問題を回避できるか検証するため，次節で説明する第 2 の予備実験を行った．

2.5.3 ANN に肩・肘・手首の動作を学習させ、学習した動作の汎化能力を検証する実験

前回の予備実験で ANN は両腕協調動作の学習が行えることが明らかとなった．しかし問題としては肩の動きの学習が可能であるかどうかという点が明らかになっておらず，他の種類の動作の学習を行うことができるかという問題があった．そこで，次に ANN を簡略化せずに肩の動きも学習させ，学習させる動作も 5 種類に増やした学習実験を行った [87]．また，学習後の ANN の未学習パターンに対応できる汎化能力があるか対応させるために同一種類の別パターンの動作を入力して望ましい結果が得られるかという汎化試験を行った．

動作の計測には前回同様モーションキャプチャシステムを使用した．計測した動作は前の実験の動作に加え，3 章で述べる Fig 3.1 に示す左右に線対称な動作，Fig 3.2 に示す左右に点对称な動作，Fig 3.4 に示す上下に点对称な動作，Fig 3.6 に示す自動車のハンドルを回す動作とした．

学習実験では Fig 2.5 に示す ANN としてリカレント構造を持った FVNN である RVNN を使用した．入力信号は前回の実験と同様とした．切断側と想定した腕の肘と手首の動きを教師信号とした．ANN は 2 台用意し，それぞれ手首関節の動作と肘関節の動作を学習させた．動作は同一の種類の動作をにつき 3 パターン学習させた．

学習実験を行った ANN に対し，最も良い学習を行った ANN に同一種類の未学習パターンを入力することで汎化試験を行った．

学習実験を行った結果，最も誤差が大きかった学習状態で関節角度に平均 3.36 度の誤差が見られた．そのときの出力例を Fig 2.6 に示す．また，汎化試験の場合最大で 9.33 度の誤差が見られた．そのときの出力例を 2.7 に示す．

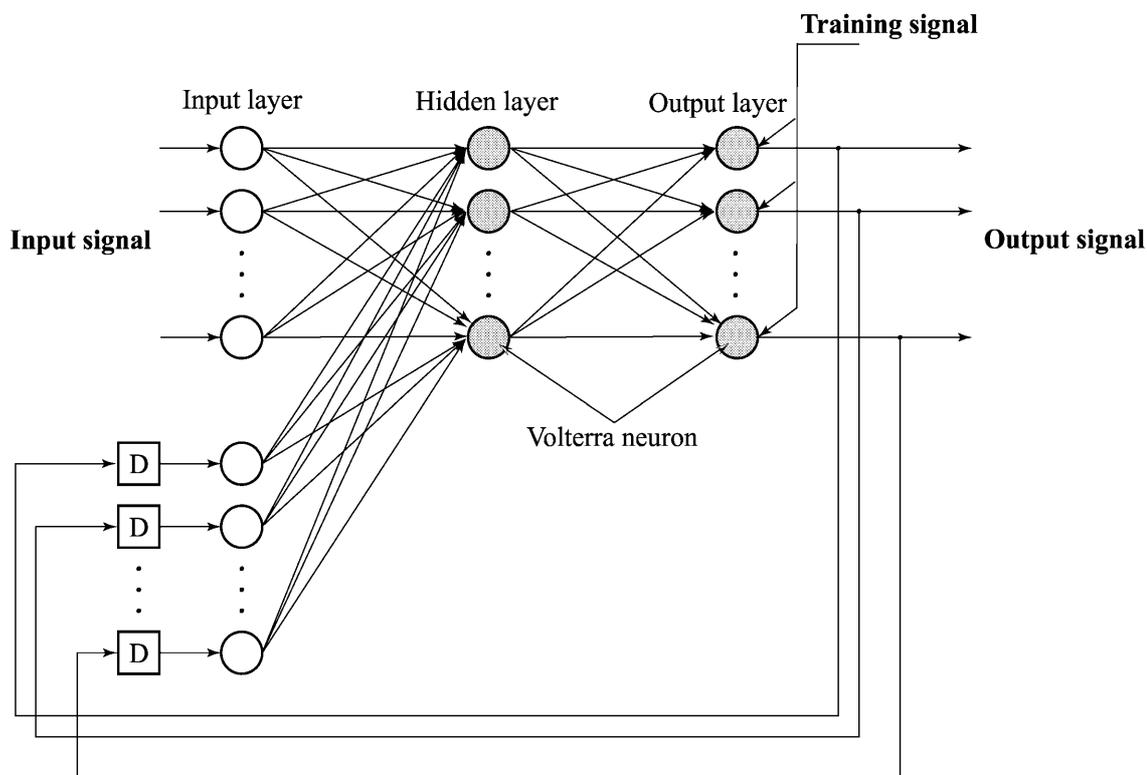


Fig. 2.5: リカレント型ボルテラニューロンネットワーク (RVNN)

2.6 まとめ

本章では、本研究で提案したシステムについての概要を説明した。本研究は片腕を肩切断した切断者を対象にし、両腕協調動作と表面筋電位を利用して動作を生成する新しいハイブリッド義手の開発を目標としている。従来の方法に対して外科手術を行うことなく、複雑な動作を義手に行わせるというメリットがある。義手は動作取得部、両腕協調動作生成システム、義手部分の3つで構成され、動作取得部で取得した健常腕の動作から両腕協調動作生成システムが義手の動作を生成する。両腕協調動作生成システムは、様々な種類の動作に対応させるためにANNを内蔵し、様々な種類の動作を学習しておくことで、未学習の動作や動作速度の異なる同一種類の動作に対応した動作を生成することができる。予備実験によりこの方法は実現可能であることが示されたので、より複雑な動作を学習させ、汎化能力が得られるかどうか次章で実験を行って検証を行う。

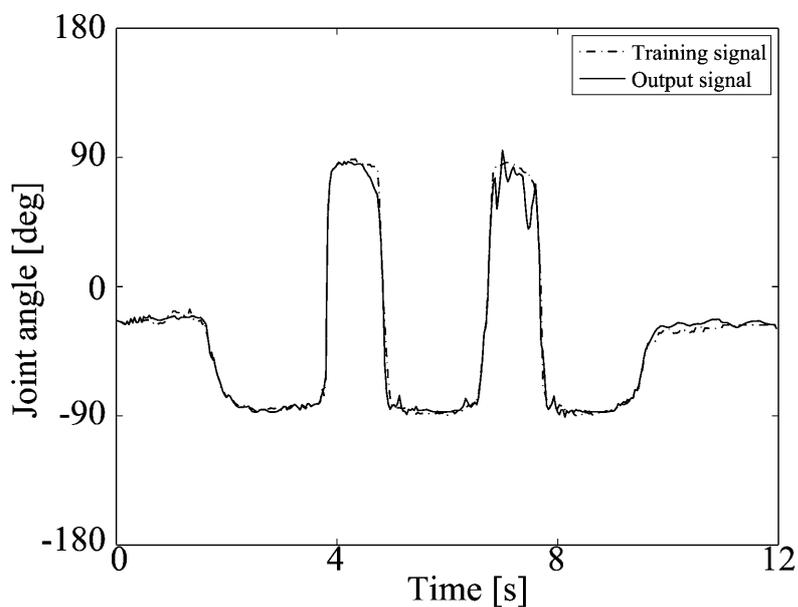


Fig. 2.6: リカレント型ボルテラニューロンネットワーク (RVNN) での学習実験の出力例

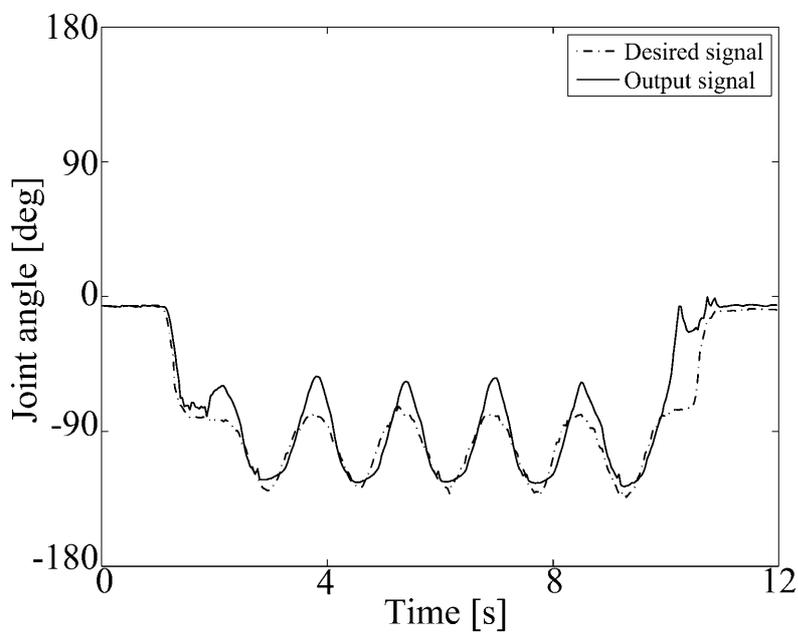


Fig. 2.7: リカレント型ボルテラニューロンネットワーク (RVNN) での汎化試験での出力例

第3章

日常生活で行う動作を用いた両腕協調動作生成システムの評価実験

3.1 まえがき

本研究で目標とするシステムを実現するために、両腕協調動作の計測、ニューラルネットワークの学習実験、ニューラルネットワークの汎化能力の評価を行った。両腕協調動作の計測は、学習に用いるための入力信号及び教師信号を取得するために、モーションキャプチャシステムを用いて12種類の動作を計測した。学習実験に用いるANNは性能の比較のためにバックプロパゲーションネットワーク(BPNN)、ボルテラニューロンネットワーク(FVNN)、リカレントボルテラニューロンネットワーク(RVNN)の3種類を使用した。これらのANNに計測した4種類の基本動作と8種類の日常動作を学習させる学習実験を行った。ニューラルネットワークの学習実験は、システム内に肩・肘・手首の動作をそれぞれ学習させる3つのNNを持つ並列型ANNに学習させる実験と、1台のANNに肩・肘・手首の動作を全て学習させる実験を行った。学習させる動作は計測した動作を各1種類ずつ学習させる実験と、基本動作もしくは日常動作だけをまとめて学習させる2種類の学習方法で実験を行った。汎化能力の評価は、計測した両腕協調動作の動作速度を0.5倍から2.0倍まで変化させたデータを入力信号及び目標となる信号とした。これらの信号を両腕協調動作を学習させたBPNNとFVNN、RVNNに入力し、得られた出力結果と目標となる信号の平均誤差自乗和(MSE)を比較することで学習能力と汎化能力の評価を行った。

また、速度変化に対する汎化能力を持たせようとする場合、速度変化分も学習したほうが対応させやすいことも予想できた。そこで、動作速度の変化がない場合、動

作速度倍率が0.5倍の場合、動作速度倍率が2.0倍の状態では学習させることで、動作速度倍率の変化により柔軟に対応させることが出来るか否か検証する実験も行った。

3.2 概要

本研究で目標とするシステムを実現するためには、まず学習させる両腕協調動作としてどのような種類の基本的な協調動作を学習させるのか決めねばならない。また、日常生活で行われる協調動作にはどのような基本的な動作を基にして構成されているのか調べなくてはならない。そこで本章では両腕の協調動作にどのようなものがあるか調べ、基本的な動作と日常生活の動作に分類した。それらの動作はどのような自由度の変化によって構成されているか調査し、そのデータを元に腕の動作モデルを12種類定義した。これらの動作モデルを3名の被験者に行わせて、両腕協調動作を計測する計測実験を行った。計測にはモーションキャプチャシステムを使用した。

計測実験で取得したデータを用いて、ANNを用いた動作目標値生成システムをプログラム上で実現し、計算機実験によって有効性を検討する。しかし、身体動作は各関節の姿勢角の時系列変化である。このような時系列変化を学習させるのに用いることができる人工ニューロンネットワークとしては、遅延素子つきニューラルネットワーク (TDNN) が、まず挙げられる。TDNNは2つの時系列信号の対を学習できるように、階層型ニューロンネットワークを変形したものである。すなわち、入力された時系列信号を複数個の遅延素子を使ってまず空間パターンに変換する。次に、この空間パターンを通常階層型ニューロンネットワークに入力し、もう一つの時系列信号を教師として学習を行う。しかし、TDNNは入力されたどんな時系列信号も、出力として望ましい時系列信号に変換できるわけではない。入力された時系列信号が空間パターンに変換された後、そのパターンの各成分である各時刻の入力信号はそれぞれ独立に階層型ニューロンネットワークの第1層に与えられる。したがって、それらの信号間の関係情報についてはネットワークに一切入力されないことになる。そのため、入力の時系列信号と教師である時系列信号の間で強い非線形性が存在する場合には、TDNNでは両時系列信号の関係を学習することが難しくなる。両腕の動作は非常に複雑なので単純な動作ならともかく、日常的な動作になるに連れて学習させることが難しくなる。TDNNが持つ問題点を解決するために、岩本らはボルテラニューロンネットワーク (FVNN) を提案した [86]。これは、ボルテラ

ニューロンを基本素子としたニューロンネットワークである。ボルテラニューロンとは、通常のニューロンにボルテラフィルタを内蔵したもので、これを用いてネットワークを構成すると、ネットワークの時系列信号に対する処理能力と学習能力を向上させることが期待できる。特に、1次ではなく2次のボルテラフィルタを内蔵した場合には、ニューロン内部で各時刻に発生した信号に重みをかけて加算するだけでなく、それらの信号同士が乗算され、それに重みをかけたものが更に加算される。したがって、ニューロンの出力を計算する時に、ニューロン内部で各時刻に発生した信号が利用されるだけでなく、それらの信号間の関係も利用されることになる。そのため、非線形性が強い場合でも、一般に良い結果が得られる。ボルテラニューロンネットワークは人間型ロボットの制御 [88]、自動車の横滑り制御 [89]、筋電義手の制御 [90]、脳波のアーチファクト除去 [91] 等に応用され、その有効性が確認されている。このため今回のような学習には非常に有効である。また、出力を入力にフィードバックさせるリカレントを行うことによる有効性も考えられる。リカレントネットワーク (RNN) には単純に素子の出力を素子の入力へ戻すホップフィールドネットワーク、NNの最終的な出力を状態層に保持しNNの中間層の入力に加算するジョルダンネットワークなどがある。今回のようにボルテラニューロンを使用する場合、ジョルダンネットワークを改良して状態層にもボルテラニューロンを使用することでより時系列処理能力が強化されたRVNNを作ることができると考えられる。

3.3 計測実験

3.3.1 計測した動作の種類

基本要素となる協調動作

第2章で述べた鎌倉, Meinel, Leonardの研究から両手協調動作にはいくつかの共通点があると考えた。鎌倉は2.4.4にまとめたように、両手の動作は「線対称」「点対称」「片方の手が静的な動き、反対側の手が動的な動き」に分類できると述べている。ただし、ここで述べる線対称とは人体の正中線上に対象であることとし、点対称は正中線の中点のこととする。これらの動作は、Leonardがまとめた両手協調動作の成長と酷似している。Leonardは2.4.5にまとめたように、両手協調運動は「線対称」「目標へ向かう線対称」「左右の腕を独立させて運動」「左右の手が別々の機能

を成す運動」があると述べている。Meinel[82]も乳幼児期にこのような左右線対称な動作が見られると述べている。

このように両手協調運動は「線対称」から始まり、複雑な動作になるにつれて「左右の手が別々に動く」と考えられている。このため両手協調動作の基本となる要素はまず「左右の手を線対称に動かす」ことであると考えられる。次に考えられる両手協調動作の基本は動作速度を同期させることであると考えられる。2.4.5で述べたように、生後6ヶ月までは両腕を同期させて動かす傾向が見られる。2.4.5に述べたような動作も、線対称の場合のみならず点対称の場合も動作を同期させた上で動作を行っている。もちろん乳児期の線対称の運動はプルーニング前であるかプルーニングが不完全なために線対称の動きしかできないとも考えられるが、2.4.4に見られるように、成長後も協調動作として行っている[75]ため、プルーニングが進む過程で両手を線対称に動かす動作の学習も同時に行っていると考えられる。これらの先行研究から、両手協調動作の基本動作は「両手を線対称に動作させる」「点対称に動作させる」ことであると考えられる。このことから両手協調動作の基本的な要素動作として腕の動きが「左右に線対称な動作」「左右に点対称な動作」「上下に線対称な動作」「上下に点対称な動作」とした。以降、これらの動作のことを「要素動作」と呼称する。また、鎌倉が分析した日常生活における両手協調動作のことを「日常動作」と呼称する。

左右に線対称な動作は両腕を広げた状態から正面へ持ってくるという動作とした。この動作は Fig.3.1 の step1, step2, step3, step4 を順に行う動作とした。左右に点対称な動作は Fig.3.2 の step1 のような直立状態から step2 のように腕を交差させ、再度 step3 のように初期状態に戻す動作とした。上下線対称な動作は直立状態から箱を持ち上げて降ろすという一連の動作とした。この動作は Fig.3.3 に示すように、step1 のように直立状態で立つ、step2 のように箱を両手で持つ、step3 のように持ち上げる、step4 のように降ろし、step5 のように最初の状態に戻るといった動作を計測した。上下点対称な動作は Fig.3.4 に示すように、step1 直立状態で立つ、step2 両手を前に出す、step3 右腕を上げて左手を下げる、step4 両手を前に出した状態に戻す、step5 のように今度は左腕を上げて右腕を下げるという動作とした。このように要素動作は上下・左右の方向に対して点対称である場合、もしくは線対称である場合とした。次に、これらの要素動作が、どのような日常動作の要素となっているか分析した。

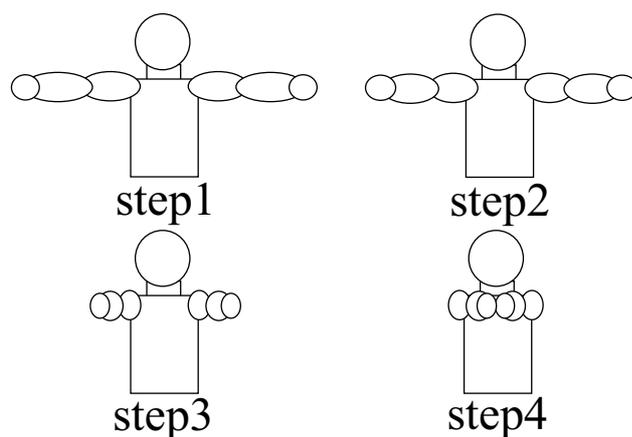


Fig. 3.1: 左右に線対称な動作

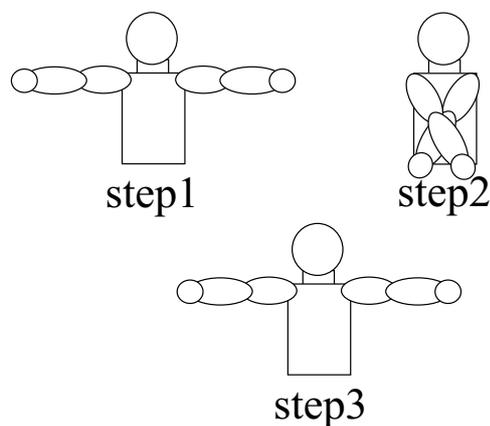


Fig. 3.2: 左右に点对称な動作

要素動作で構成される日常生活の動作

次に日常生活動作に見られる両手協調運動はどのような要素動作で構成されているのかについて分析した。分析する対象は鎌倉がまとめた2.4.3の動作の中で支持または操作する対象がある動作とした。この動作を選んだ理由は、鎌倉がまとめた両手協調動作の95%が支持または操作する対象がある動作であったために、対象をもたない動作よりも一般的であると判断したからである。また、紙や布などの軟性物体 [75] を支持もしくは操作する動作や2.4.3のDに示された集合体の操作は、操作対象の変形に対応させる動作を内包すると考えられる。このため今回提案した要素動作より高次の要素動作を提案する必要があると考えられるので、軟性物体の支持

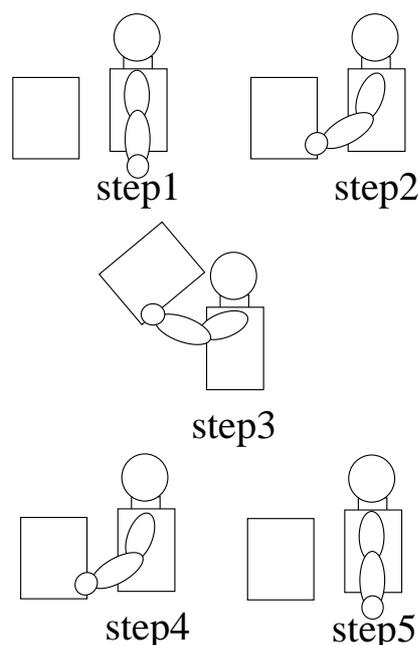


Fig. 3.3: 上下に線対称な動作

もしくは操作を行う動作は除外した．さらに，2.4.3のEに示された対になっているものの操作は，左右の手や腕が異なる動作を行う．これらの動作の場合は2.4.3におけるDの場合とは別の要素動作を提案する必要があると考えられるのでEに示された動作も除外した．ゆえに，要素動作で構成される日常動作の分析は2.4.3のA-1とA-2の動作について行った．

2.4.3のA-1に示した動作は箱の蓋を取る，重箱を重ねる，大きなボールを持つ，机を運ぶ動作の4種類である．これらの動作はFig.3.5に示すように(1)両手で対象物を固定する，(2)姿勢を維持したまま両手を上げる，(3)対象物を移動させる，もしくは姿勢を維持したまま別の場所へ移動させる，(4)姿勢を維持したまま対象物を下ろす，(5)対象物から手を離すというプロセスを踏む．このようにA-1の動作は操作の対象と3番目のプロセスの内容以外は動作が共通している．これらの動作の共通部分に着目すると，(1)と(5)の動作の場合は両手を左右から対象物に向けて近づけるもしくは離す動作である．この動作はFig.3.1に示した両腕を左右線対称に動かす動作と，動作時の肩関節の角度以外は同一の動作である．(2)と(4)の動作の場合は，Fig.3.3に示した両腕を上下に線対称に動かす動作と同一の動作である．(3)の動作は机を運ぶ動作，大きなボールを持つ動作の場合はFig.3.3のstep3の動作のまま静止させる動作である．箱の蓋を取る動作と重箱を重ねる動作のときは蓋の置き場所

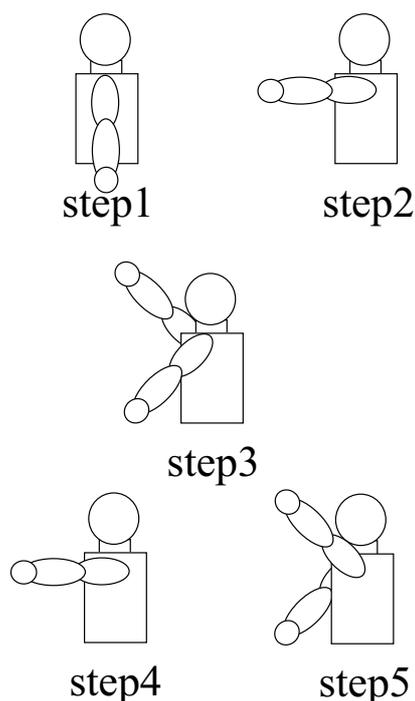


Fig. 3.4: 上下に点対称な動作

や重ねる重箱が箱や重箱の前にあった場合は関節の角度が若干変化するものの、腕全体が左右線対象に動作する。箱や重箱が横にあった場合は、腕全体が左右点対称に動作する。このように2.4.3のA-1の動作は、複数の要素動作を連続して行っているといえる。

2.4.3のA-2に示した複数の要素動作を連続して行っている動作は長い棒を転がす動作、自動車のハンドルを回す動作、長い柄の箒を使う動作の3種類である。長い棒を転がす動作は、この動作はFig.3.3に示した上下に線対象な動作のstep1とstep2およびstep4とstep5の過程の一部である両方の手と腕を同時に前後へ動かす動作である。自動車のハンドルを回す動作は、ハンドルを小刻みに交互に回すカウンターステアの動作の場合とするとFig.3.6のstep1からstep2, step2からstep3, step3からstep4, step5からstep6の過程において両腕が上下と左右に対して同時に点対称な動作をしている。長い柄の箒を動かす動作の場合は、Fig.3.7のstep1からstep2, step2からstep3, step3からstep4, step5からstep6の過程において自動車のハンドルを回す動作と同様に左右と上下に点対称に動作している。このように日常動作は箱の蓋を取る動作、重箱を重ねる動作のように複数種類の要素動作を連続して行う動作、長い棒を転がす動作のように要素動作の一部を行ったり、要素動作をおこな

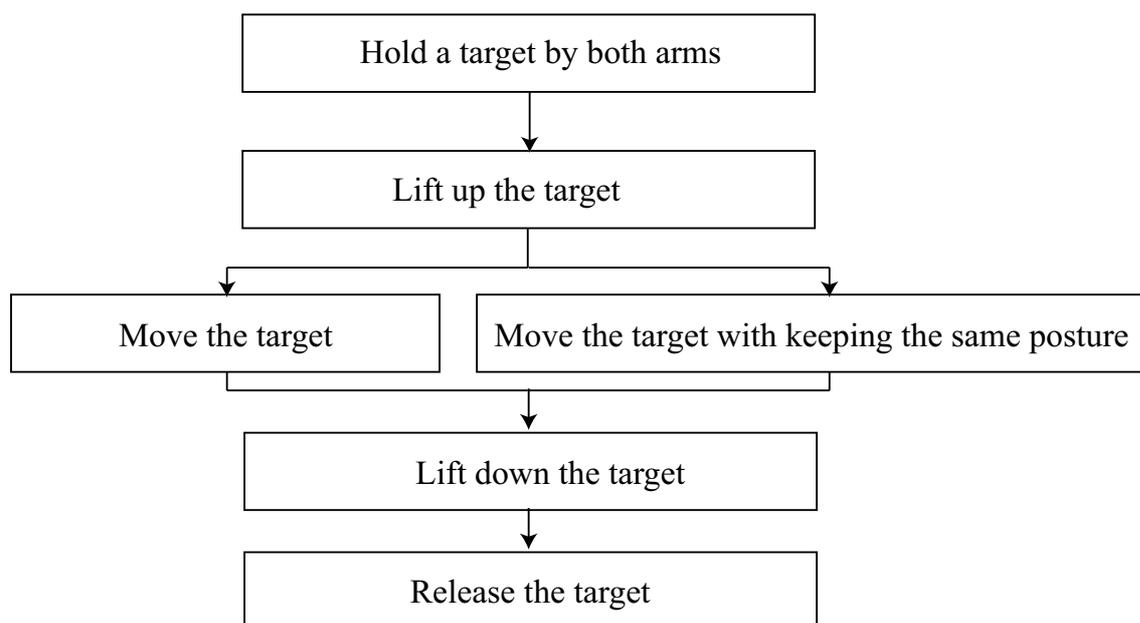


Fig. 3.5: 要素動作から構成される複合動作のプロセス例

うときの特定の関節の角度を変化させたりする動作，ハンドルを回す動作や長い柄の箒を使う動作のように複数の要素動作を同時に行う動作がある。

3.3.2 両腕動作のモデル

これらの要素動作と複合動作を計測する．人体の腕には指関節を除くと肩，肘，手首の3箇所に関節がある．肩関節は肩甲上腕関節という球体関節であり，屈曲と伸展，外旋と内旋，外転と内転を行う3自由度の関節である．肘関節は腕尺関節と呼ばれる蝶番関節で屈曲と伸展を行う1自由度の関節である．手首関節は橈骨，尺骨で作られる2軸関節であり橈屈と尺屈，背屈と掌屈，回内と回外を行う3自由度の関節である．このように腕は7自由度の関節を持っている．このために両腕の動きは，動作によるこれらの関節の角度変化から得られる．

これらの正確な関節の角度変化を計測するためにモーションキャプチャシステムを使用した．今回の計測は，カメラでマーカを追跡することにより計測空間内でのマーカの座標変化を計測する光学式モーションキャプチャシステムを使用した．そこで Fig.3.8 に示すようなマーカによる両腕動作のモデルを定義した．このモデルに基づいて両腕の動作を「被験者に取り付けたマーカ間の相対的な角度の変化」として計測し，そのデータを両腕の動作間関係として学習させた．マーカは被験者の

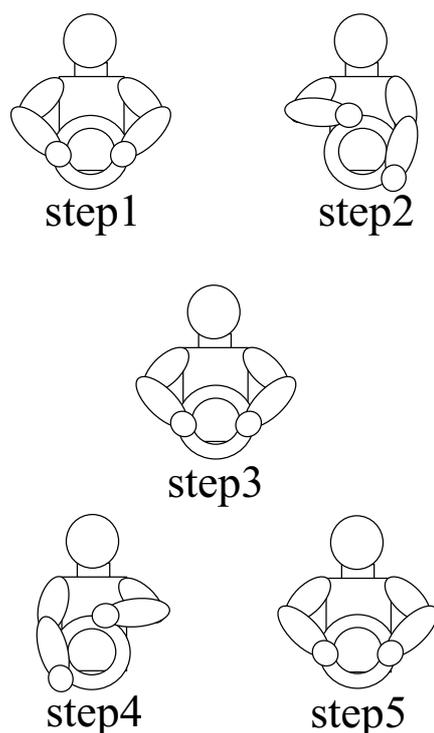


Fig. 3.6: 自動車のハンドルを回す動作

肩，肘，手首，手先に取り付けることで肩と肘のマーカ間の角度の変化，肘と手首のマーカ間の角度の変化，手首と指先のマーカ間の角度の変化として両腕の動作を計測した．ただし，モーションキャプチャシステムが出力するデータは，あらかじめキャリブレーションによって設定された空間内の座標という形式である．このためにそのままでは動作モデルに当てはめることができない．そこで動作モデルに当てはめるために角度データへの変換を行った．

角度変換の原理について二つのマーカを例に説明する．マーカ1の座標を (A,B,C) ，マーカ2の座標を (a,b,c) としたときマーカ2に対するマーカ1の角度を求める場合は， X 軸方向， Y 軸方向， Z 軸方向から見ることで Fig 3.9 のようになる．ここで Z 軸が正であるパターンが二つあるのは，DITECT 社のシステムは座標を左手系で保存するためである．このため三角法によって X 軸周りの回転角を x とした場合式 (3.1) で， Y 軸周りの回転角を y とした場合式 (3.2) で， Z 軸周りの回転角を z とした場合式 (3.3) でそれぞれ表すことができる．これらの式を用いて全座標データを角度データへと変換した．ただし，肘の関節のみは1軸の回転であるが，この部分は Fig 3.8 から明らかのように Z 軸周りの回転が主となって行われている．そのために

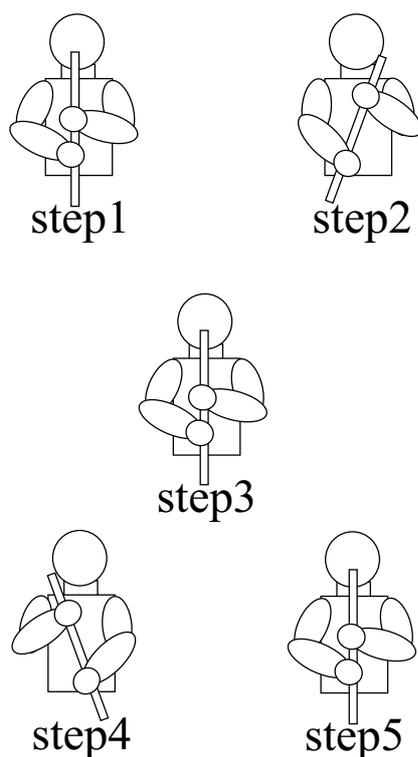


Fig. 3.7: 長い柄の箒を使う動作

肘関節角度の変化は式 (3.3) を用いて Z 軸周りの回転として計算した .

$$\theta_x = \tan^{-1} \frac{c - C}{b - B} \quad (3.1)$$

$$\theta_y = \tan^{-1} \frac{c - C}{a - A} \quad (3.2)$$

$$\theta_z = \tan^{-1} \frac{b - B}{a - A} \quad (3.3)$$

3.3.3 モーションキャプチャシステムを用いた動作の計測

計測実験には光学式モーションキャプチャシステムを使用した . 本項では計測の原理について説明する . このシステムは Fig 3.10 のようにデジタルカメラ , モーションキャプチャシステム本体 , PC で構成される . ただしモーションキャプチャシステ

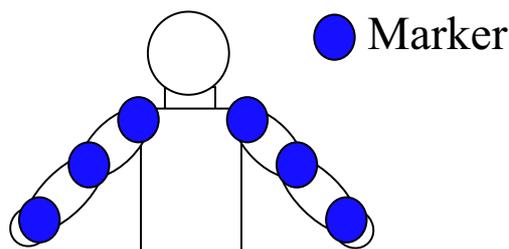


Fig. 3.8: 両腕の動作のモデル

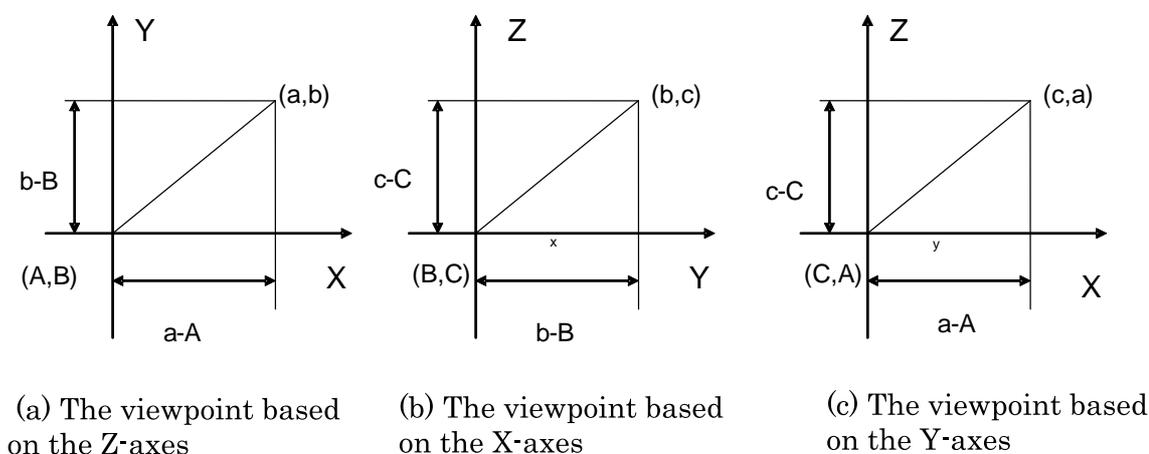


Fig. 3.9: 角度変換の計算式

ム本体は、PC にソフトウェアとして内蔵されているものである。計測の最初の作業としてカメラを設置した後に、基準となる座標系を定義する。この作業はキャリブレーションと呼ばれる。モーションキャプチャシステムは、キャリブレーションによって設定された座標系の中のどの位置にマーカがあるか判断して計測を行った。

計測は1. デジタルカメラがマーカの画像をPCへ送る, 2. モーションキャプチャ本体が取得した画像からマーカの座標を算出し, データを出力するという手順で行った。カメラは赤外線カメラ (XC-HR50, SONY 社)6 台を用い, カスタム PC を使用した。モーションキャプチャ本体に相当する部分は PC に専用の解析ソフト (DIPP MOTION XD, DITECT 社) をインストールして使用した。計測対象は Fig 3.8 で定義したモデルの肩の X 軸周りの回転角, Y 軸周りの回転角, Z 軸周りの回転角, 肘の X 軸周りの回転角, 手首の X 軸周りの回転角, Y 軸周りの回転角, Z 軸周りの回転角を計測した。被験者は個人差による微妙な動作の違いを同時に学習させるために 22~28 歳の上肢機能に障害のない健康な成人男性 A,B,C の 3 名を選択した。被

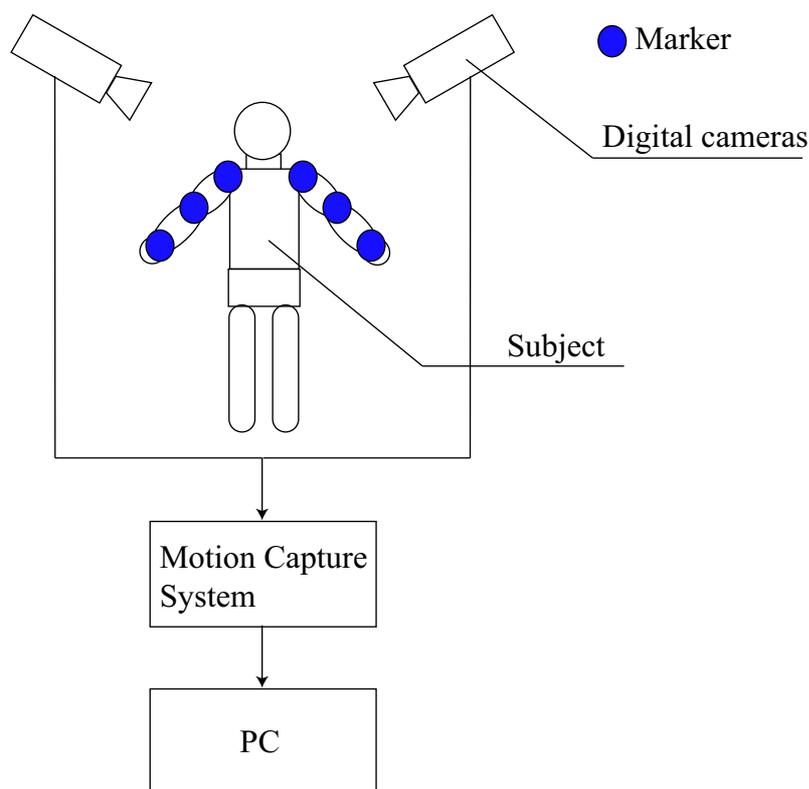


Fig. 3.10: モーションキャプチャシステムの構成

験者らは肩・肘・手首の関節角度の変化を計測するために、Fig 3.8 のように両上肢の肩、肘、手首、指先にそれぞれマーカを取り付けた。計測する動作は要素動作の場合 Fig 3.1,3.2,3.3,3.4 の4種類とした。

複合動作の場合は2.4.3の動作の中から、A-1に分類された動作から箱の蓋を取る・重箱を重ねる動作を、A-2に分類された動作から自動車のハンドルを回す・長い柄の箒を使う動作を選んだ。ただし、箱の蓋を取る動作と重箱を重ねる動作は対象が異なるだけで動作内容は同一である。そこで Fig 3.11(a) のような 30cm × 20cm の板を用意し、この板を箱の板に見立て、箱の前後・左右・斜め上・斜め下へ運ぶ動作として計測した。ハンドルを回す動作は大型車のハンドル操作に見立て、Fig 3.11(b) のように計測対象が板を左右に90度ずつ回転させる動作として計測した。長い柄の箒を使う動作は、Fig 3.7の動作を計測対象から見た掃く方向が前後の場合と、左右の場合について計測した。また、握り方は両腕を密着させた場合、両腕を10cmほど離れた場合、両腕を20cmほど離れた場合の3パターンについて計測を行った。これらの要素動作と日常動作を各被験者につき9回ずつ行わせる計測実験を行った。

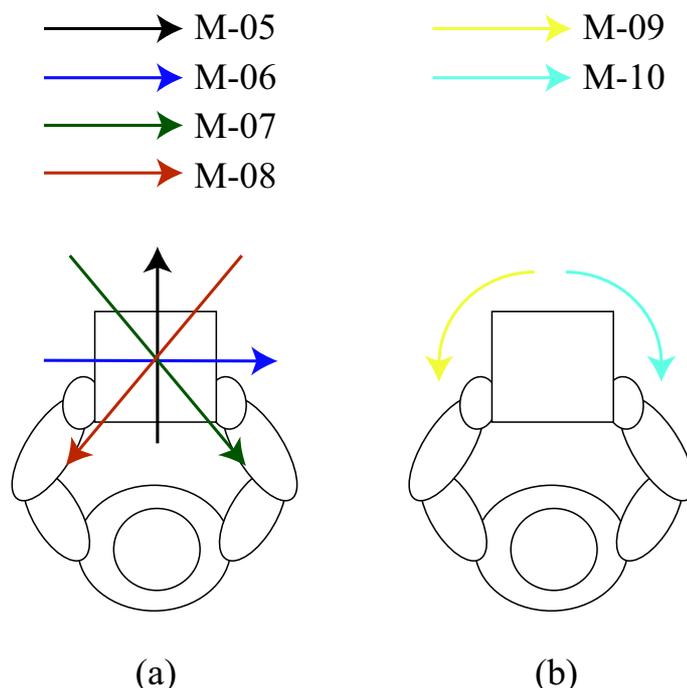


Fig. 3.11: 板を運ぶ動作

計測した 12 種類の動作の内容を Table 3.1 に示す．被験者には 20 代の健常な成人男性とし，これら 12 種類の動作を 1 種類の動作につき 9 回計測した．前回同様計測後に肩，肘，手首の動きを関節角度に変換し，各時刻ごとの各関節角度を取得した．計測したそれぞれの動作の種類には M-01 から M-12 までの番号をつけて管理した．また，同じ種類の動作で 9 回計測しているため，パターンごとに M-01-1，M-01-2 とパターン番号をつけて管理した．

3.3.4 計測対象となる被験者

計測実験の被験者について説明する．被験者は 20 代の男性であり身長は 171cm，体重は 64kg であり両腕協調動作を行う際に問題となる身体の障害は見受けられなかった．この被験者に前述したようにマーカーを取り付けて計測実験を行った．マーカーは服の上に貼り付けるため，被験者の身体に傷などの後遺症が残るような実験ではない．

Table 3.1: 計測動作一覧

| 動作の番号 | 動作の名称 | 図との対応 |
|-------|----------------|-------------|
| M-01 | 上下に線対称な動作 | Fig 3.3 |
| M-02 | 上下に点对称な動作 | Fig 3.4 |
| M-03 | 左右に線対称な動作 | Fig 3.1 |
| M-04 | 左右に点对称な動作 | Fig 3.2 |
| M-05 | 板を前から後へ運ぶ動作 | Fig 3.11(a) |
| M-06 | 板を左から右へ運ぶ動作 | Fig 3.11 |
| M-07 | 板を左上から右下へ運ぶ動作 | Fig 3.11(a) |
| M-08 | 板を右上から左下へ運ぶ動作 | Fig 3.11(a) |
| M-09 | 板を左に90度回転させる動作 | Fig 3.11(b) |
| M-10 | 板を右に90度回転させる動作 | Fig 3.11(b) |
| M-11 | 箒で前後に掃く動作 | Fig 3.7 |
| M-12 | 箒で左右に掃く動作 | Fig 3.7 |

3.4 学習実験に用いたニューラルネットワーク

3.4.1 ニューラルネットワークの種類

計測実験の実施後，ANNを用いた動作目標値生成システムをプログラム上で実現し，計算機実験によって有効性を検討した．本研究で取り扱う身体動作は各関節の姿勢角の時系列変化である．このような時系列変化を学習させるのに用いることができる人工ニューロンネットワークとしては，遅延素子つきニューラルネットワーク (TDNN) が，まず挙げられる．TDNNは2つの時系列信号の対を学習できるように，階層型ニューロンネットワークを変形したものである．すなわち，入力された時系列信号を複数個の遅延素子を使ってまず空間パターンに変換する．次に，この空間パターンを通常の階層型ニューロンネットワークに入力し，もう一つの時系列信号を教師として学習を行う．しかし，TDNNは入力されたどんな時系列信号も，出力として望ましい時系列信号に変換できるわけではない．入力された時系列信号が空間パターンに変換された後，そのパターンの各成分である各時刻の入力信号はそれぞれ独立に階層型ニューロンネットワークの第1層に与えられる．したがって，それらの信号間の関係情報についてはネットワークに一切入力されないことになる．そのため，入力の時系列信号と教師である時系列信号の間で強い非線形性が存在する場合には，TDNNでは両時系列信号の関係を学習することが難しくなる．両腕の動作は非常に複雑なので単純な動作ならともかく，日常的な動作になるに連れて学

習させることが難しくなる。

TDNN が持つこのような問題点を解決するために、岩本ら [86] はボルテラニューロンネットワーク (FVNN) を提案した。これは、ボルテラニューロンを基本素子としたニューロンネットワークである。ボルテラニューロンとは、通常のニューロンにボルテラフィルタ [92] を内蔵したもので、これを用いてネットワークを構成すると、ネットワークの時系列信号に対する処理能力と学習能力が向上することが期待できる。特に、1 次ではなく 2 次のボルテラフィルタを内蔵した場合には、ニューロン内部で各時刻に発生した信号に重みをかけて加算するだけでなく、それらの信号同士が乗算され、それに重みをかけたものが更に加算される。したがって、ニューロンの出力を計算する時に、ニューロン内部で各時刻に発生した信号が利用されるだけでなく、それらの信号間の関係も利用されることになる。そのため、非線形性が強い場合でも、一般に良い結果が得られる。ボルテラニューロンネットワークは人間型ロボットの制御 [88, 90]、自動車の横滑り制御 [89]、筋電義手の制御、脳波のアーチファクト除去 [91] 等に応用され、その有効性が確認されている。

このため今回のような学習には非常に有効であると考えられるが、過去にこのような問題に対して FVNN を使った例は無く、有効性は未知数である。また、出力を入力にフィードバックさせるリカレントを行うことによる有効性も考えられる。リカレントネットワーク (RVNN) には単純に素子の出力を素子の入力へ戻すホップフィールドネットワーク、NN の最終的な出力を状態層に保持し NN の入力に加算するジョルダンネットワーク [93] などがある。今回のようにボルテラニューロンを使用する場合、ジョルダンネットワークを改良して状態層にもボルテラニューロンを使用することでより時系列処理能力が強化された RVNN [94] を作る可以考虑。RNN の時系列信号を扱う制御への応用は Dai [95] らによって行われている。

このため、両腕の動作間を学習させるためのシステムは、NN としてもっとも単純な形のバックプロパゲーション (back propagation:BP) NN (BPNN)、ボルテラフィルタを搭載した FVNN、FVNN にリカレントをつけた RVNN [93] の 3 種類の NN が考えられる。そこで、これらのネットワークに第 2 章で計測した 12 種類の動作を学習させ、どの NN が最も有効であるか検証する。学習実験は全ての関節の動作を 1 つの NN で学習させる場合と各関節ごとに別々の ANN を用いる並列型 ANN を使う 2 系統の実験を行う。また、学習実験に際し 1 つもしくは並列型の ANN に一度に複数種類の動作を学習させる場合と、1 種類の動作を学習させる場合の 2 種類につい

て行った．学習実験が終了した後，学習実験に使用した全ての学習済みの NN に対して汎化試験を行った．汎化試験のために，学習に使用した動作の種類全てに対し，動作の速度倍率を 0.5 倍から 0.05 倍ずつ変化させて最大 2 倍まで変化させたデータを用意した．これは前にも述べたように，人間が動作を行う場合は訓練された動作ではない限り，動作の速度が必ずしも一定とは限らない．このため，同じ種類の動作で健常腕の動作の速度が変化しても，義手の望ましい動作が生成される汎化能力が必要であるからである．これらのデータはデータ長に合わせて時系列信号を時間方向に拡大縮小するものとした．以降の節で各 NN のアルゴリズムについて説明する．

3.4.2 バックプロパゲーションネットワーク (BPNN) の学習アルゴリズム

BPNN の学習アルゴリズムについて説明する．Fig 3.12 に示すように左腕の各関節の姿勢角を入力信号とし，右腕の各関節の姿勢角を教師信号とする．今回は右腕の肩関節離断を想定しているので，NN が出力する信号は右腕の肩の X, Y, Z 軸周りへの姿勢角，肘の姿勢角，手首の X, Y, Z 軸周りへの姿勢角となる．このときの素子の入出力式を (3.4),(3.5) に，評価関数の式を (3.6) に，強化信号の計算式を (3.7)，結合荷重の更新式を (3.8),(3.9) に，閾値の更新式を (3.10),(3.11) に示す．ここで x : 入力値， u : 結合荷重和， z : 素子の出力値， y : 教師信号の値， w : 結合荷重， Δw : 結合荷重変化量， h : 閾値， Δh : 閾値変化量， τ : 離散時間， i : ANN のひとつ前の層の素子， j : ANN の現在の層の素子， B : 素子が配置されている層， I : 層の番号， r : 強化係数をそれぞれ表す． i の層の番号は 1 が入力層，2 が中間層，3 が出力層である．

$$u \left\langle B_I \right\rangle_j^{(\tau)} = \sum_{i=1}^{n_{B_{j,I}}} \left[w \left\langle B_{I-1} \right\rangle_{ij}^{(\tau)} z \left\langle B_{I-1} \right\rangle_i^{(\tau)} \right] \quad (3.4)$$

$$z \left\langle B_I \right\rangle_j^{(\tau)} = \tan^{-1} \left[u \left\langle B_{I-1} \right\rangle_j^{(\tau)} \right] \quad (3.5)$$

$$E^{(\tau)} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_{B_{j,3}}} \left(y \left\langle B_{III} \right\rangle_j^{(\tau)} - z \left\langle B_{III} \right\rangle_j^{(\tau)} \right)^2 \quad (3.6)$$

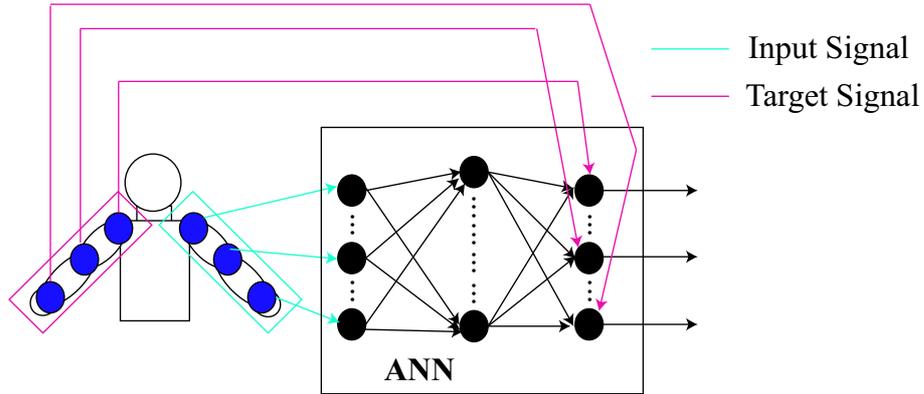


Fig. 3.12: BPNN 及び FVNN 使用時の学習させるデータの入出力関係

$$r \left\langle B_I \right\rangle_j^{(\tau)} = -\frac{1}{1 + \left[u \left\langle B_I \right\rangle_j^{(\tau)} \right]^2} \left[y \left\langle B_I \right\rangle_j^{(\tau)} - z \left\langle B_I \right\rangle_j^{(\tau)} \right] \quad (3.7)$$

$$\Delta w \left\langle B_{I-1} \ B_I \right\rangle_{i \ j}^{(\tau)} = -\alpha r \left\langle B_I \right\rangle_i^{(\tau)} z \left\langle B_{I-1} \right\rangle_j^{(\tau)} + \beta \Delta w \left\langle B_{I-1} \ i \right\rangle_{B_I \ j}^{(\tau-1)} \quad (3.8)$$

$$w \left\langle B_{I-1} \ i \right\rangle_{B_I \ j}^{(\tau)} = w \left\langle B_{I-1} \ i \right\rangle_{B_I \ j}^{(\tau-1)} + \Delta w \left\langle B_{I-1} \ i \right\rangle_{B_I \ j}^{(\tau)} \quad (3.9)$$

$$\Delta h \left\langle B_I \right\rangle_j^{(\tau)} = \alpha r \left\langle B_I \right\rangle_j^{(\tau)} + \Delta h \left\langle B_I \right\rangle_j^{(\tau-1)} \quad (3.10)$$

$$h \left\langle B_I \right\rangle_j^{(\tau)} = h \left\langle B_I \right\rangle_j^{(\tau-1)} + \Delta h \left\langle B_I \right\rangle_j^{(\tau)} \quad (3.11)$$

3.4.3 ボルテラニューロンネットワーク (FVNN) の学習アルゴリズム

次に FVNN について説明する．TDNN に代表される従来のネットワークでは，学習能力，汎化能力が低いという欠点が挙げられている．そこでネットワークを構成

する学習閾値素子にボルテラフィルタを取り付けた素子を使用した。先行研究では、二足歩行ロボットの制御などにおいて、非再帰型1次ボルテラフィルタを組み込んだ素子を使用していた [86]。本研究ではこれを改良しより性能の高い非再帰型2次ボルテラフィルタを取り付けた素子を使用し、学習精度の向上を目指した。ボルテラフィルタとは、内部構成が未知のシステムにおいて、入力 $x^{(\tau)}$ と出力 $z^{(\tau)}$ だけが与えられているときに、デジタルフィルタで実現する場合のフィルタ係数を最小二乗法で求める方法である。線形系では、フィルタへの入力とフィルタ係数の畳み込み演算で出力が求まる。非線形系の場合、この畳み込み演算をフィルタ係数乗算器への入力の2乗、3乗等の非線形項を用いたものへと書き直す。本研究で使用した2乗の項を利用した場合の式を (3.12) に示す。

$$z^{(\tau)} = \sigma_0^{(\tau)} + \sum_{i=0}^{Q-1} \sigma_1(i)^{(\tau)} x^{(\tau-1)} + \sum_{i=0}^{Q-1} \sum_{j=i}^{Q-1} \sigma_2(i, j)^{(\tau)} x^{(\tau-1)} x^{(\tau-j)} \quad (3.12)$$

ここで σ_1 は1次の項の係数、 σ_2 は2次の項の係数、 (i, j) はそれぞれ i 番目の遅延素子から出た信号の乗算、 τ は時間、 Q はフィルタ内部に保持するデータの数を表す。ボルテラフィルタを内蔵した素子を従来の線形閾値素子との識別のためにボルテラニューロンと呼び、ボルテラニューロンで構成されたニューラルネットワークをボルテラニューロンネットワークと呼ぶ [84]。ボルテラニューロンネットワークは、前項で述べたボルテラニューロンの特性により、過去の入力信号を各素子内に保持する。同じ層内には素子同士の結合はなく、ひとつ前の層からの出力のみを受け取っている。Fig. 3.13 にボルテラニューロンの模式図を示す。通常のニューロンは入力荷重和を出した後に閾値を加えるのに対し、ボルテラニューロンは入力荷重和を求めた後、あらかじめ設定された値 Q の分だけ入力荷重和をニューロン内部に保持する。このために時系列処理能力が向上し、ネットワーク全体の学習能力の向上につながる。入出力関係は (3.13) から (3.15) のような形でそれぞれ表すことができる。

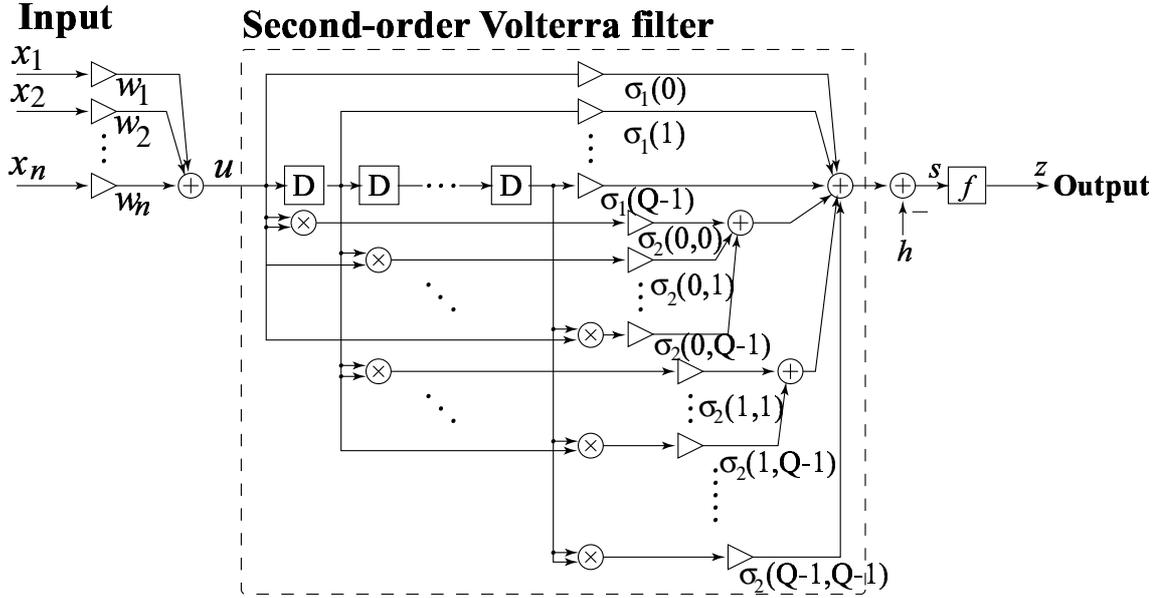


Fig. 3.13: 2次ボルテラフィルタを内蔵したボルテラニューロン

$$u \left\langle \begin{matrix} B_I \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} = \sum_{i=1}^{nB_j} w \left\langle \begin{matrix} B_{I-1} & B_I \\ i & j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} z \left\langle \begin{matrix} B_I \\ i \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} \quad (3.13)$$

$$\begin{aligned} s \left\langle \begin{matrix} B_I \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} &= \sum_{p=0}^{Q-1} \sigma_1(p) \left\langle \begin{matrix} B_I \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} u \left\langle \begin{matrix} B_I \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau-p)} \\ &+ \sum_{p=0}^{Q-1} \sum_{q=p}^{Q-1} \sigma_2(p, q) \left\langle \begin{matrix} B_I \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} u \left\langle \begin{matrix} B_I \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau-p)} u \left\langle \begin{matrix} B_I \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau-q)} \\ &- h \left\langle \begin{matrix} B_I \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} \end{aligned} \quad (3.14)$$

$$z \left\langle \begin{matrix} B_I \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} = \tan^{-1} \left[s \left\langle \begin{matrix} B_I \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} \right] \quad (3.15)$$

評価関数には最小二乗法を用い，最急降下法を用いて学習を行った．評価関数を式(3.16)に，出力層からの強化信号を式(3.17)に，中間層からの強化信号を式(3.18)に示す．

$$E(\tau) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{n_M} \left(y_k^{(\tau)} - z \left\langle \frac{B_3}{k} \right\rangle^{(\tau)} \right)^2 \quad (3.16)$$

$$r \left\langle \frac{B_{III}}{k} \right\rangle^{(\tau)} = - \left(y_k^{(\tau)} - z \left\langle \frac{B_{III}}{k} \right\rangle^{(\tau)} \right) \times \frac{1}{1 + \left[s \left\langle \frac{B_{III}}{k} \right\rangle^{(\tau)} \right]^2} \quad (3.17)$$

$$\begin{aligned} r \left\langle \frac{B_{II}}{j} \right\rangle^{(\tau)} &= \frac{1}{1 + \left[s \left\langle \frac{B_{II}}{j} \right\rangle^{(\tau)} \right]^2} \sum_{k=1}^{n_{L+1}} r \left\langle \frac{B_{III}}{k} \right\rangle^{(\tau)} \\ &\quad \times w \left\langle \frac{B_{II} \quad B_{III}}{j \quad k} \right\rangle^{(\tau)} \\ &\quad \times \left[\sigma_1(0) \left\langle \frac{B_{III}}{k} \right\rangle^{(\tau)} + 2\sigma_2(0,0) \left\langle \frac{B_{III}}{k} \right\rangle^{(\tau)} u \left\langle \frac{B_{III}}{k} \right\rangle^{(\tau)} \right. \\ &\quad \left. + \sum_{q=1}^{Q-1} \sigma_2(0,q) \left\langle \frac{B_{III}}{k} \right\rangle^{(\tau)} u \left\langle \frac{B_{III}}{k} \right\rangle^{(\tau-q)} \right] \quad (3.18) \end{aligned}$$

ここでEは出力結果と教師信号の誤差二乗和を，yは教師信号を，kは出力層の素子数を，rは強化信号を，Mは出力層を，kは出力層の素子数を，Lは中間層を，jは中間層の素子数をそれぞれ表す．これらの強化信号を基に結合荷重，閾値，ボルテラフィルタの1次項，2次項それぞれの係数を学習によって変化させる．結合荷重の更新は式(3.19)で，閾値の更新は式(3.20)で，ボルテラフィルタ1次項の更新は式(3.21)で，ボルテラフィルタ2次項の更新は式(3.22)で行われる．なお，式(3.19)～(3.22)はそれぞれ入力層と中間層の間の結合荷重，中間層の閾値，中間層のボルテラフィルタ1次項の係数，中間層のボルテラフィルタ2次項の係数の更新式である．中間層と出力層の間の結合荷重の大きさの変化量，出力層の閾値，ボルテラフィルタ各係数の更新式は同一なので省略する．wは結合荷重の変化量，hは閾値の変化量を，と は強化係数をそれぞれ表す．

$$\begin{aligned}
 \Delta w \left\langle \begin{matrix} L-1 & B_{II} \\ i & j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} &= -\alpha r \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} \\
 &\times \left[\sigma_1(0) \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} + 2\sigma_2(0,0) \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} u \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} \right. \\
 &\left. + \sum_{q=1}^{Q-1} \sigma_2(0,q) \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} u \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau-q)} \right] \\
 &\times z \left\langle \begin{matrix} L-1 \\ i \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} + \beta \Delta w \left\langle \begin{matrix} L-1 & B_{II} \\ i & j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau-1)} \quad (3.19)
 \end{aligned}$$

$$\Delta h \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} = \alpha r \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} + \beta \Delta h \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau-1)} \quad (3.20)$$

$$\Delta \sigma_1(p) \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} = -\alpha r \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} u \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau-p)} + \beta \Delta \sigma_1(p) \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau-1)} \quad (3.21)$$

$$\begin{aligned}
 \Delta \sigma_2(p,q) \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} &= -\alpha r \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} u \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau-p)} u \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau-q)} \\
 &+ \beta \Delta \sigma_2(p,q) \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau-1)} \quad (3.22)
 \end{aligned}$$

3.4.4 リカレントボルテラニューロンネットワーク (RVNN) の学習アルゴリズム

最後に RVNN について説明する。RVNN は Jordan 型のリカレント構造 [96] とし、Fig 3.14 のように出力層素子の各出力を状態層に戻しその出力を中間層に入力する。状態層を含めたいずれの素子にもボルテラフィルタを内蔵するものとした。これは身体にはフィードバックしながら、修正を加え、できるだけ誤差を小さくするように運動を行う機構 [74] があることによる。この処理は当然時間単位で行っているため、全ての素子をボルテラニューロンとしたことはこのことに起因する。

RVNN の入出力関係について説明する。入力層の式は BPNN、FVNN と同一である。中間層素子は入力層と状態層の両方に結合しているため、式 (3.23) のような形となる。出力層、状態層素子の出力は、FVNN の場合と同一である。想定している条件は他の場合と同じなので、入力信号は BPNN、FVNN 同様左腕の各関節の姿勢角の変化が入力信号とし、そのときの右腕の各関節の姿勢角の変化を教師信号とした。

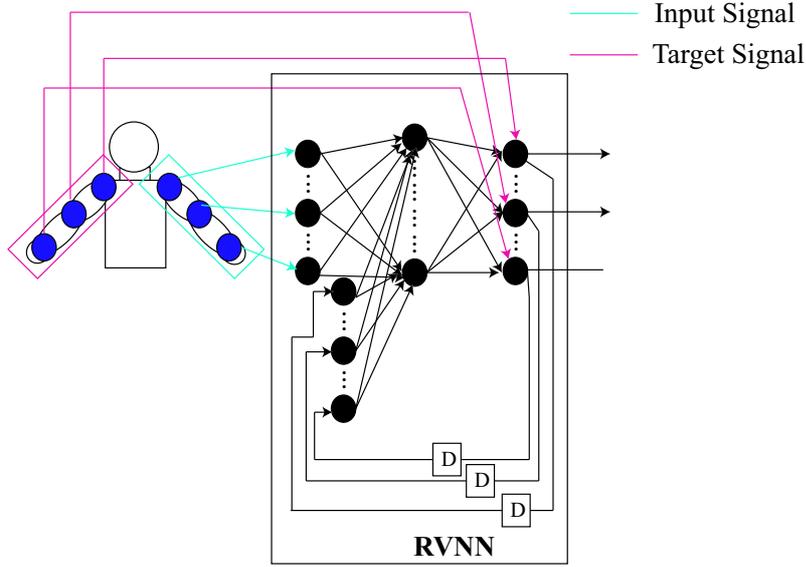


Fig. 3.14: RVNN 使用時の学習させるデータの入出力関係

$$\begin{aligned}
 u \left\langle B_{II} \right\rangle_j^{(\tau)} &= \sum_{i=1}^{nB_I} w \left\langle B_I \ B_{II} \right\rangle_{i \ j}^{(\tau)} z \left\langle B_I \right\rangle_i^{(\tau)} + \sum_{l=1}^{nB_0} w \left\langle B_0 \ B_{II} \right\rangle_{l \ j}^{(\tau)} z \left\langle B_0 \right\rangle_l^{(\tau)} \\
 s \left\langle B_{II} \right\rangle_j^{(\tau)} &= \sum_{p=0}^{Q-1} \sigma_1(p) \left\langle B_{II} \right\rangle_j^{(\tau)} u \left\langle B_{II} \right\rangle_j^{(\tau-p)} \\
 &\quad + \sum_{p=0}^{Q-1} \sum_{q=p}^{Q-1} \sigma_2(p, q) \left\langle B_{II} \right\rangle_j^{(\tau)} u \left\langle B_{II} \right\rangle_j^{(\tau-p)} u \left\langle B_{II} \right\rangle_j^{(\tau-q)} \\
 &\quad - h \left\langle B_{II} \right\rangle_j^{(\tau)} \\
 z \left\langle B_{II} \right\rangle_j^{(\tau)} &= \tan^{-1} \left[s \left\langle B_{II} \right\rangle_j^{(\tau)} \right] \tag{3.23}
 \end{aligned}$$

ここで B_0 は状態層を, l は状態層の素子数をそれぞれ表す. 学習は評価関数には最小二乗法を用い, 最急降下法を用いて学習を行った. 評価関数及び出力層からの強化信号, 中間層からの強化信号は FVNN と同一であり, 状態層からの強化信号を式 (3.24) に示す. 各層素子の結合荷重, 閾値, ボルテラフィルタ各項の更新式は FVNN の場合と同一であるのでここでは省略する.

$$\begin{aligned}
 r \left\langle \begin{matrix} B_0 \\ l \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} &= \frac{1}{1 + \left[s \left\langle \begin{matrix} B_0 \\ l \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} \right]^2} \sum_{j=1}^{n_{B_{II}}} r \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} w \left\langle \begin{matrix} B_0 & B_{II} \\ l & j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} \\
 &\times \left[\sigma_1(0) \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} + 2\sigma_2(0, 0) \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} \times u \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} \right. \\
 &\left. + \sum_{q=1}^{Q-1} \sigma_2(0, q) \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau)} u \left\langle \begin{matrix} B_{II} \\ j \end{matrix} \right\rangle^{(\tau-q)} \right] \quad (3.24)
 \end{aligned}$$

3.5 並列型ニューラルネットワークを用いた学習実験

3.5.1 概要

前節で説明した動作生成用 ANN に計測した両腕協調動作を学習させ、学習済みの ANN それぞれについて汎化試験を行った。学習アルゴリズムには誤差伝播学習法を用いた。ここでは動作生成用 ANN3 つを並列配置して使う場合について行った。各 ANN はそれぞれ Fig 3.16 に示すように義手の肩の動作、肘の動作、手首の動作を学習させるものとした。1 セットの動作生成用 ANN には、両腕協調動作のうち 5 パターンのみを与え学習を行うこととした。動作生成用 ANN は BPNN を使う場合、FVNN を使う場合、RVNN を使う場合についてそれぞれ行った。また、最適な学習を考えるために Table 3.1 に表記した M01 から M12 までの動作のうち 1 種類のみを学習させる方法と、M01 から M04 までの 4 種類の要素動作全てを学習させる場合、M05 から M12 までの 8 種類の複合動作全て学習させる場合の 3 系統の実験を行った。

3.5.2 学習実験における入力信号と教師信号の設定

学習実験での入力信号は計測した動作を行うときの健常腕の肩の 3 軸周りの関節角度、肘の 1 軸周りの関節角度、手首の 3 軸周りの関節角度の 7 つとした。Fig 3.16 に示すように健常腕の肩・肘・手首関節の動きを各関節の学習用の ANN に入力した。すなわち入力は一全 ANN 共通とした。肩の動きを学習する ANN の場合、教師信号は義手側の側の肩の 3 軸周りの関節角度とした。肘の動きを学習する ANN、手首の動きを学習する ANN も同様に、教師信号は義手側の肘、手首の関節角度とした。

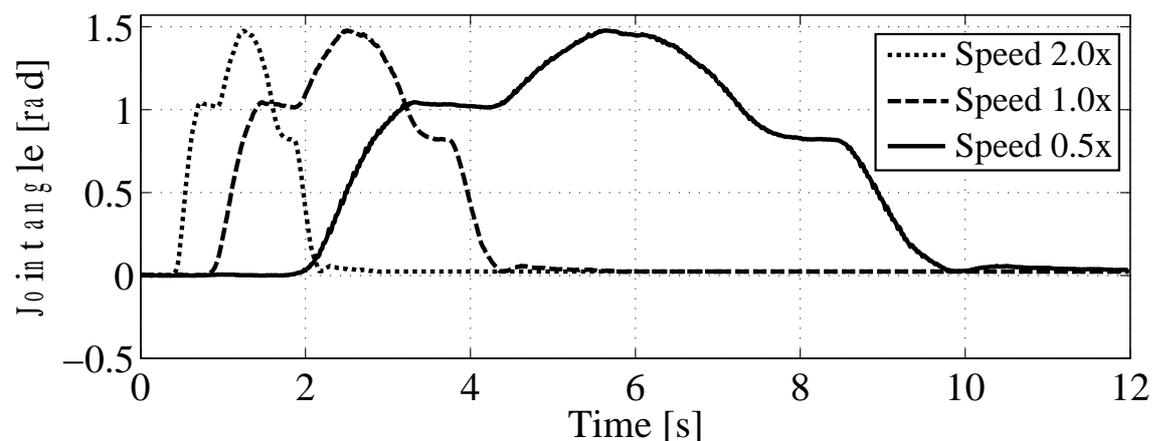


Fig. 3.15: 汎化試験用入力データの例

3.5.3 学習実験方法

一定回数の学習後の ANN の出力誤差は，中間層素子数，学習係数，結合荷重の初期値に依存する．すなわち，中間層素子数，学習係数の値を適切に選ばなければ，出力誤差の大きい ANN を評価することになる．そこで，可能な限り出力誤差の小さい ANN，すなわち最良の ANN を見つけるため，中間層素子数，学習係数の値を Table 3.2 のように変化させてパラメータの値の組合せが異なる多数の ANN に対して実験を行った．結合荷重の初期値に用いる乱数の影響を抑えるため，同じ条件の学習につき 3 回の試行を行い，学習後の出力誤差の平均を評価に用いるものとした．1 種類の動作を学習させた多数の ANN の内，出力誤差の平均が小さい ANN を評価に用いる．また，動作生成用 ANN は 3 つの ANN から構成されているため，肩用 ANN，肘用 ANN，手首用 ANN のそれぞれに対して全ての組み合わせについて同様の手順で実験を行う．すなわち，これら 3 つの ANN の中間層素子数，学習係数の最適値は互いに独立である．また，1. で述べたように，ANN の種類の比較のため，同じ条件で ANN に BPNN を用いた場合と VNN を用いた場合の 2 通りの学習実験を行う．動作生成用 ANN の出力誤差の計算には平均誤差自乗和 (MSE) を用いた．MSE は統計や確率変数の散らばり具合を表す数値であり，元の値を自乗和で相加平均して平方根をとったものである．MSE の定義式を式 (3.25) に示す．ここで， o は 1 種類 5 パターンに対応する出力信号， t は o に対する教師信号， L は出力信号 o のデータ長， M は出力層の素子数，添字 t は時刻，添字 j は出力層素子の番号をそれぞれ表す．

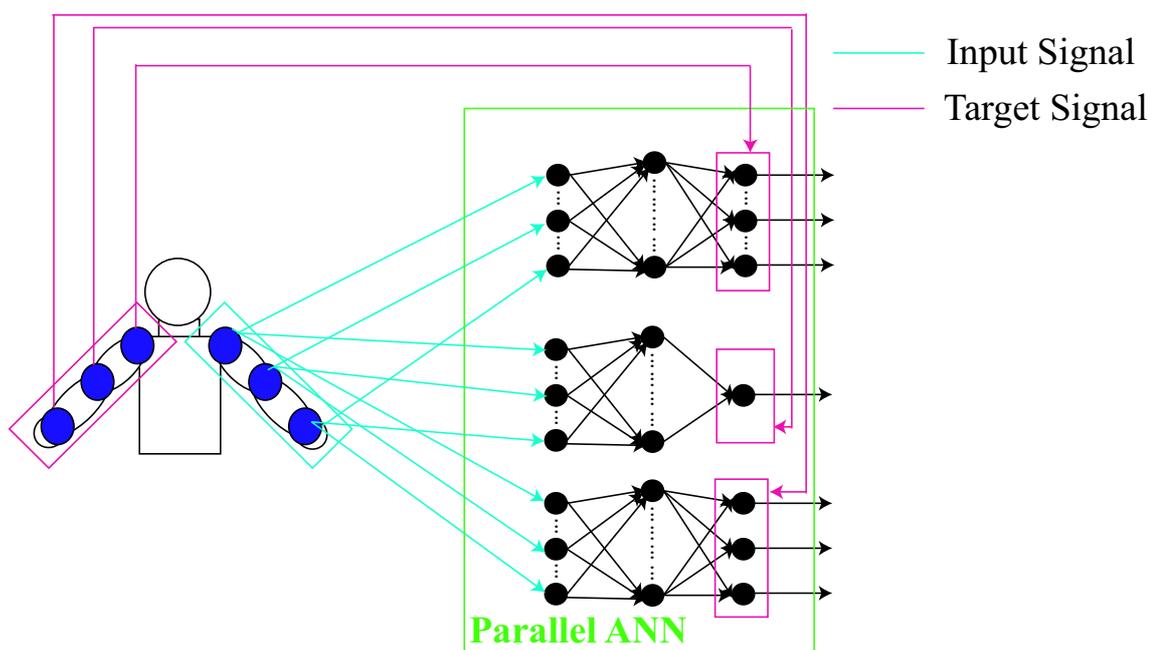


Fig. 3.16: 並列型ニューラルネットワークを用いた学習実験における入力信号と教師信号

$$mse = \frac{1}{ML} \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^L (o_{i,j} - t_{i,j})^2 \quad (3.25)$$

Table 3.2: 学習条件

| | |
|--------|--|
| 中間層素子数 | 5,10,25,50,100,150,200 |
| 学習強化係数 | $10^{-6}, 10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}, 10^0$ |
| 学習回数 | 20000 |

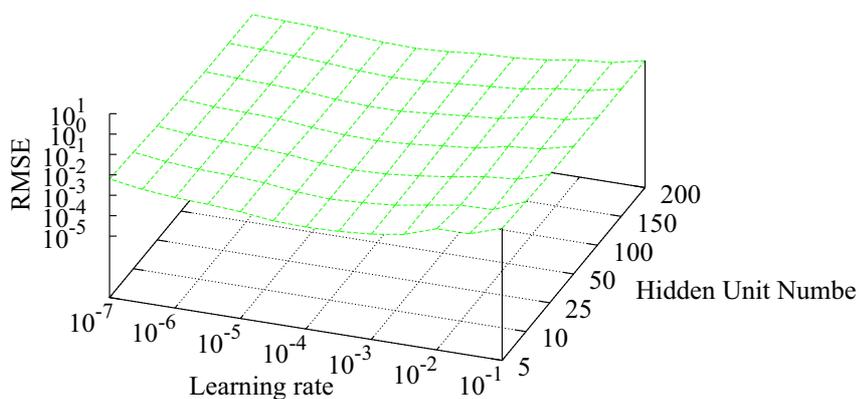


Fig. 3.17: M-01 の BPNN 使用時の学習実験結果

3.5.4 学習実験結果

以下 Fig. 3.17 から Fig. 3.19 までに 3 つの ANN に 1 種類の 5 パターンの動作を学習させたときの学習実験の結果を示す。

以下に 1 つの ANN に複数種類の動作を同時に学習させたときの結果を示す。Fig. 3.20 から Fig. 3.23 までが M-01 から 04 までの要素動作を同時に学習させた結果である。

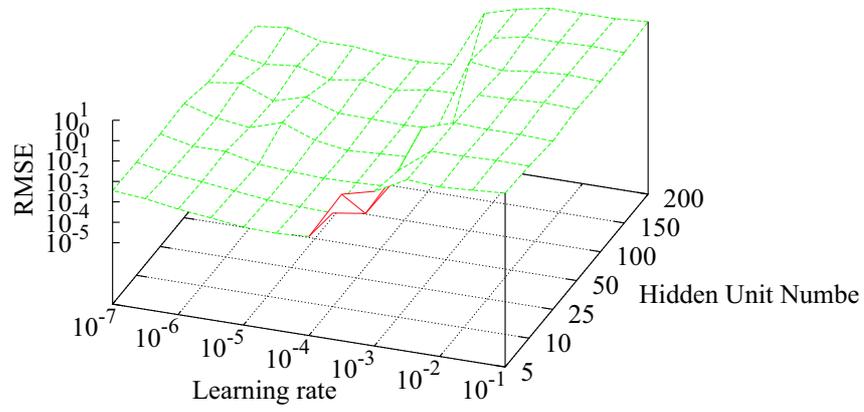


Fig. 3.18: M-01 の FVNN 使用時の学習実験結果

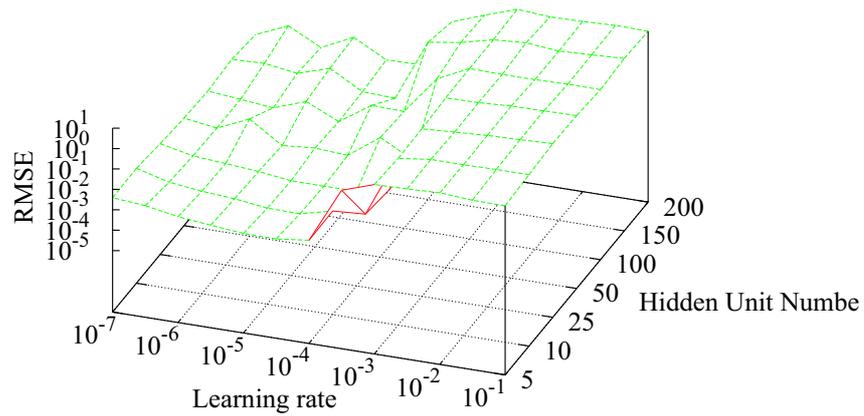


Fig. 3.19: M-01 の RVNN 使用時の学習実験結果

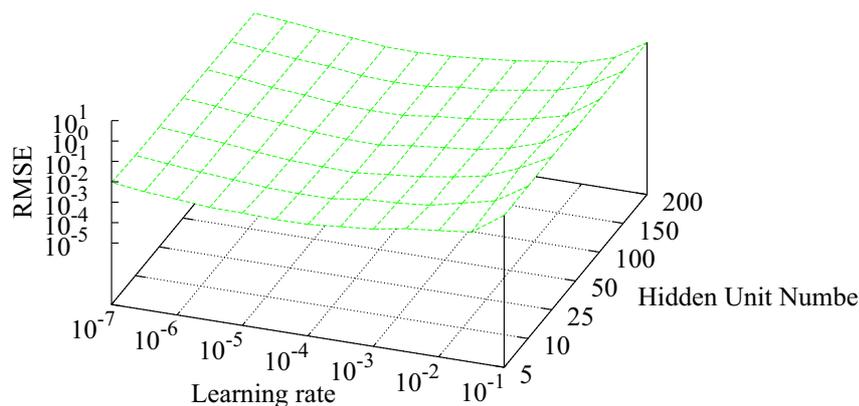


Fig. 3.20: M-01 から M-04 の動作をを BPNN に同時に学習させたときの M-01 の学習実験結果

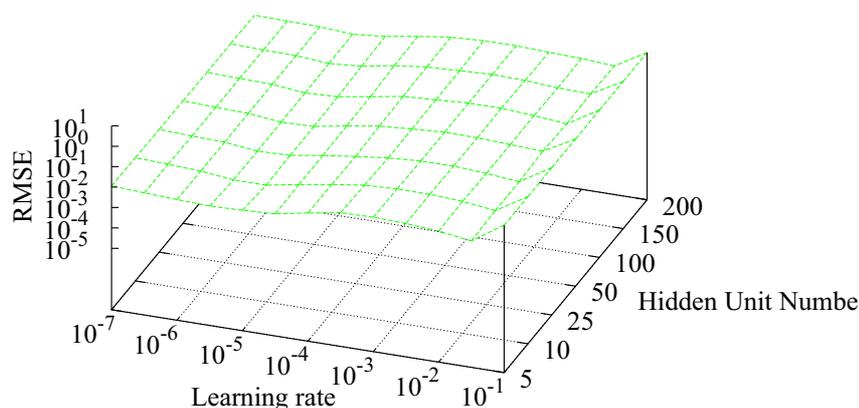


Fig. 3.21: M-01 から M-04 の動作を BPNN に同時に学習させたときの M-02 の学習実験結果

3.6 並列型ニューラルネットワークを用いた汎化試験

3.6.1 概要

学習実験が終了した後、学習実験に使用した全ての学習済みの BPNN, FVNN, RVNN といった ANN 全てに対して汎化試験を行った。汎化試験のために、学習に使用した動作の種類全てに対し、動作の動作速度倍率を 0.5 倍から 0.05 倍ずつ変化させて最大 2 倍まで変化させたデータを用意した。これらのデータはデータ長に合わせて時系列信号を時間方向に拡大縮小するものとした。処理前のオリジナルのデータの、動作速度倍率を 0.5 倍に加工したデータ、動作速度倍率を 2 倍に加工したデータを Fig 3.15 に示す。また、これらのデータは、M-01-1-0.50 のように、0.50 から 2.00

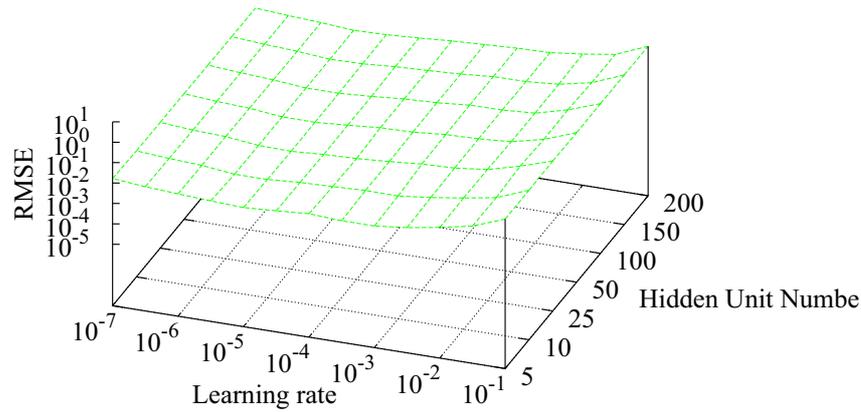


Fig. 3.22: M-01 から M-04 の動作を BPNN に同時に学習させたときの M-03 の学習実験結果

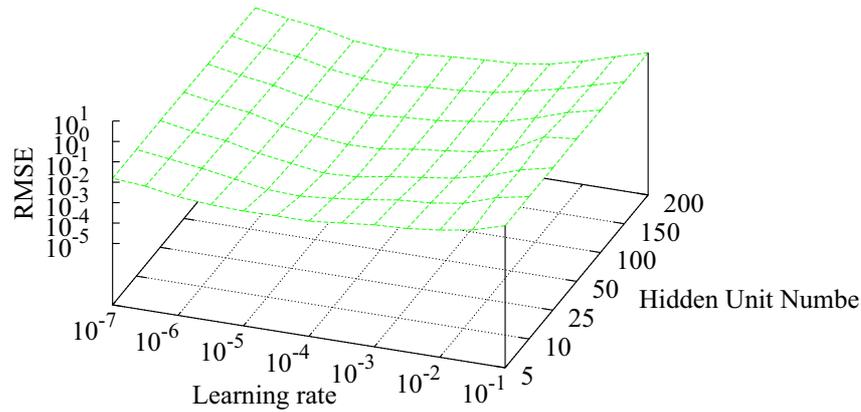


Fig. 3.23: M-01 から M-04 の動作を BPNN に同時に学習させたときの M-04 の学習実験結果

までの動作速度倍率を示す番号をつけて管理する．汎化能力の評価には学習時と同様に MSE を用いた．また，1 種類の動作のみを学習させた ANN には 1 種類の動作のみの動作速度倍率を変化させたデータを入力した．複数種類の動作を学習させた ANN には学習させた全ての種類の動作速度倍率を変化させたデータを入力した．

3.6.2 汎化試験における入力信号と教師信号の設定

入力信号は学習実験の時と同様に計測した動作を行うときの健常腕の肩の 3 軸周りの関節角度，肘の 1 軸周りの関節角度，手首の 3 軸周りの関節角度の 7 つとした．Fig 3.16 に示すように健常腕の肩・肘・手首関節の動きを各関節の学習用の ANN に

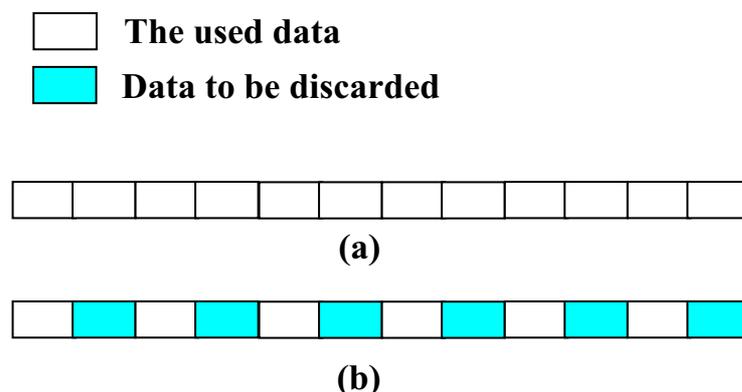


Fig. 3.24: データ加工（速度 2 倍）

入力した．すなわち入力は今 ANN 共通とした．肩の動きを学習する ANN の場合，教師信号は義手側の肩の 3 軸の関節角度とした．また，汎化試験は学習ではないためここで言う教師信号は出力結果の目標値である．肘の動きを学習する ANN，手首の動きを学習する ANN も同様に，教師信号は義手側の肘，手首の関節角度とした．

次に動作速度倍率を変化させたデータについて説明する．汎化試験のデータは学習に用いたデータを動作の速度倍率を 0.5 倍から 0.05 倍ずつ変化させて最大 2 倍まで変化させたデータを用意した．この実験に用いるデータは，学習実験に使用した 5 パターンのデータを，補完するもしくは間引く形で生成した．

まずは動作速度倍率が大きくなる場合，すなわち動作速度が速くなる場合の加工法について説明する．動作速度を速くする場合は，Fig 3.24 のように秒間 60 フレームで計測したデータを間引く形で加工する．Fig 3.24 の (a) に示すオリジナルのデータがあるとする．このデータを加工して速度を 2 倍にする場合，(b) に示すようにデータを 1 フレーム分ずつ削除することで，元のデータの速度を擬似的に 2 倍にした．同様に速度倍率が小さくなるにつれて間引く割合を少なくしていくものとした．ただし，この方法の場合データの長さ自体も半分になってしまうため，終了時のフレームのデータを繋げることで元のデータと長さを合わせた．

次に動作速度倍率が小さくなる場合，すなわち動作速度が遅くなる場合の加工法について説明する．動作速度を遅くする場合は，Fig. 3.25 のように秒間 60 フレームで計測したデータの間で中間の値を与える形で加工した．Fig 3.25 の (a) に示すオリジナルのデータがあるとする．このデータを加工して速度を 0.5 倍にする場合，(b) に示すようにデータ間に保管用データを挿入することで，元のデータの速度を擬似的に 0.5 倍にした．補完用のデータは前後のデータを基に最小自乗法で生成し

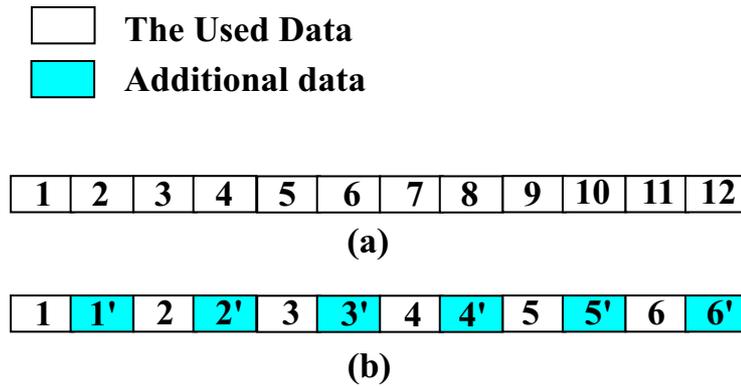


Fig. 3.25: データ加工（速度 0.5 倍）

た．速度倍率が小さくなるにつれて，挿入箇所を少なくしていくものとした．

3.6.3 汎化試験方法

次に実験の方法について説明する．汎化試験は学習実験で用いた全ての種類及び全てのパターンを前節の方法で動作速度を加工したデータを学習実験で両腕協調動作を学習させた ANN に入力することで行った．汎化試験に用いる ANN は，学習実験での結果を問わず学習実験に使用した全ての ANN を使用して比較を行った．データの inputs は，1 種類の動作だけを学習させた ANN にはまず同じ種類の動作だけを前節の方法で加工したデータを入力した．例えば Table 3.1 の M-01 の動作を学習させた ANN には，M-01 の動作パターンを 0.5 倍から 2 倍まで動作速度を変化させたデータを入力した．次に学習させた動作が要素動作である場合は全ての要素動作を連続で入力し，複合動作である場合は全ての複合動作を連続で入力した．複数種類の動作を学習させた ANN には，学習させた全ての動作に対して前節の方法で加工したデータを入力した．例えば Table 3.1 の M-01 から M-04 までの 4 種類の動作を学習させた ANN には，M-01，M-02，M-03，M-04 までの各種類のデータを 0.5 倍から 2.0 倍まで変化させたデータを連続で入力した．汎化試験の評価は学習実験同様 MSE を用いて行った．これらの実験結果をデータの種類毎，動作速度倍率の変化毎，学習実験時に 1 種類の動作を学習させた場合と複数種類学習させた場合における BPNN，FVNN，RVNN のそれぞれの結果について分析を行った．

3.6.4 汎化試験結果

汎化試験結果について説明する。Fig. 3.26 は並列型 ANN に 1 種類のデータだけを学習させた場合の各 ANN の汎化試験における MSE の平均である。このとき、MSE の値は RVNN, FVNN, BPNN の順で高くなっている。同様に Fig. 3.29 は並列型 ANN に複数種類のデータを学習させた場合の各 ANN の汎化試験における MSE の平均である。このとき、MSE の値は FVNN, RVNN, BPNN の順で高くなっている。どちらの場合も BPNN に比べて FVNN, RVNN の MSE は 10% 以上低い値を示している。このため、ボルテラニューロンを使うことでより高い汎化性能が得られていると言える。

Fig. 3.27 は BPNN の汎化試験の結果として横軸に速度倍率、奥の軸に動作の種類、縦軸に速度倍率が 1 の時の MSE に対する対数比を表している。この図に示すように BPNN は速度倍率に対して汎化能力がほぼ一定であった。同様に FVNN の同様の汎化試験の結果を Fig. 3.28 に示す。このように、ボルテラニューロンを使用した FVNN 及び RVNN の場合は速度倍率が 1 に近づくにつれて MSE が小さくなるという現象が見られた。Fig. 3.27 に示すように BPNN は速度倍率に対して汎化能力がほぼ一定であった。BPNN を使用したために時系列信号であることを考慮せずにある時刻 t に対応する教師信号との関係だけを学習している。ゆえに、 $t-1, t-2 \dots t-n$ の値がどのような値であっても同じ種類の動作であれば両腕協調動作の関係性が変わらない。したがって、速度倍率が変化しても汎化能力の変化が見られなかったと考えられる。これに対して FVNN 及び RVNN は、過去の情報と入力に対する教師信号との関係を学習している。ゆえに、 $t-1, t-2 \dots t-n$ の値が変化すると別の動作であると ANN が認識してしまうと考えられる。したがって、速度倍率の変化の度合いが大きくなるにつれて汎化能力に差が現れたと考えられる。

以上の結果から、両腕の協調関係からの動作の生成ができることが明らかとなった。さらに速度倍率の変化に対応することができた。

3.7 ニューラルネットワークを1つ使用して行う学習実験

3.7.1 概要

次に ANN を各関節毎に中間層を分けずに 1 つの ANN で学習させる実験を行った。各 ANN はそれぞれ Fig 3.31 に示すように義手の肩の動作、肘の動作、手首の動作

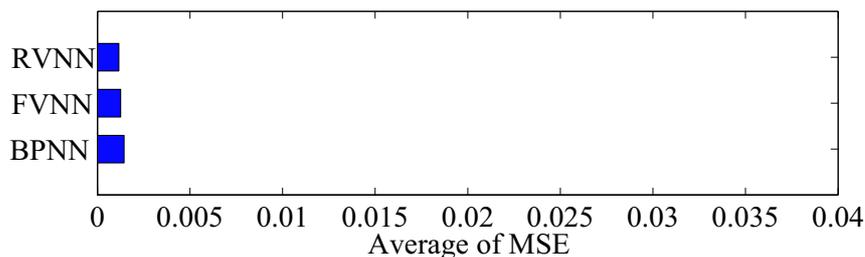


Fig. 3.26: 1種類のデータだけを学習させた場合の各 ANN の汎化試験における平均 MSE

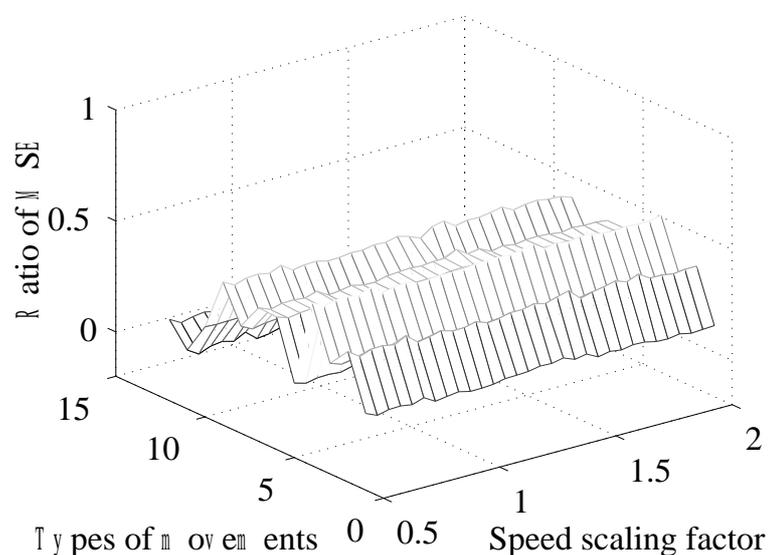


Fig. 3.27: 1種類のデータだけを学習させた場合の BPNN の汎化誤差

を1つの ANN で学習させるものとした。1つの動作生成用 ANN には、両腕協調動作のうち5パターンのみを与え学習を行うこととした。動作生成用 ANN は BPNN を使う場合、FVNN を使う場合、RVNN を使う場合についてそれぞれ行った。また、最適な学習を考えるために Table 3.1 に表記した M-01 から M-12 までの動作のうち1種類のみを学習させる方法と、M-01 から M-04 までの要素動作全てを学習させる場合、M-05 から M-12 までの複合動作全て学習させる場合の3系統の実験を並列型ニューラルネットワークを用いた時と同様に実験を行った。動作生成用 ANN の出力誤差の計算には平均誤差自乗和 (MSE) を用いた。

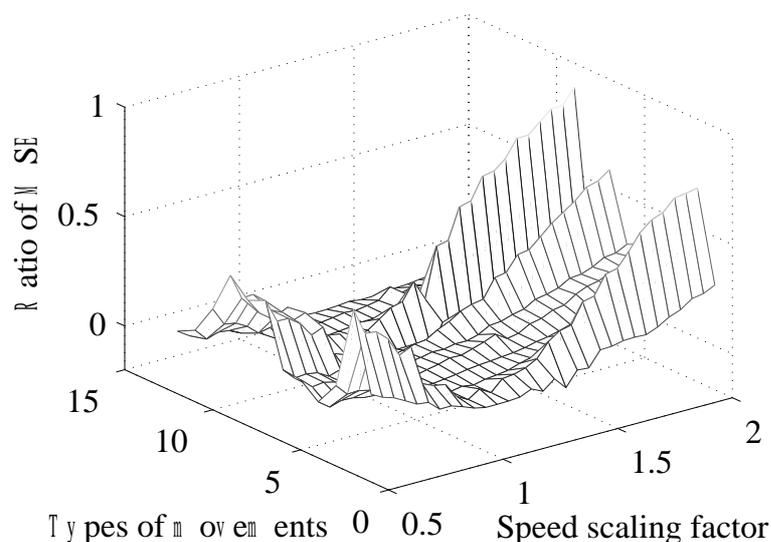


Fig. 3.28: 1種類のデータだけを学習させた場合のFVNNの汎化誤差

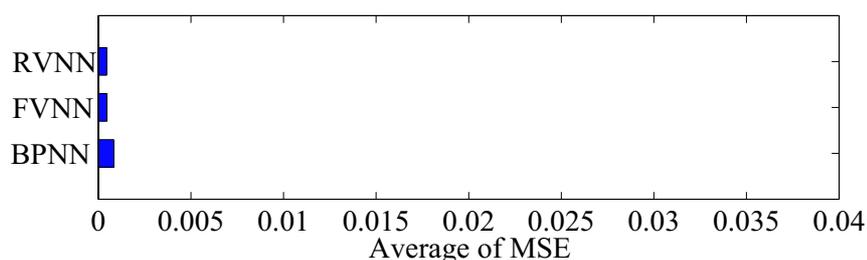


Fig. 3.29: 複数のデータを学習させた場合の各ANNの汎化試験における平均MSE

3.7.2 学習実験における入力信号と教師信号の設定

入力信号は計測した動作を行うときの健常腕の肩の3軸の関節角度，肘の1軸の関節角度，手首の3軸の関節角度の7つとした．Fig 3.31に示すように健常腕の肩・肘・手首関節の動きを各関節の学習用のANNに入力した．すなわち入力は今全ANN共通とした．教師信号は義手側の肩の3軸の関節角度，肘の1軸の関節角度，手首の3軸の関節角度とした．

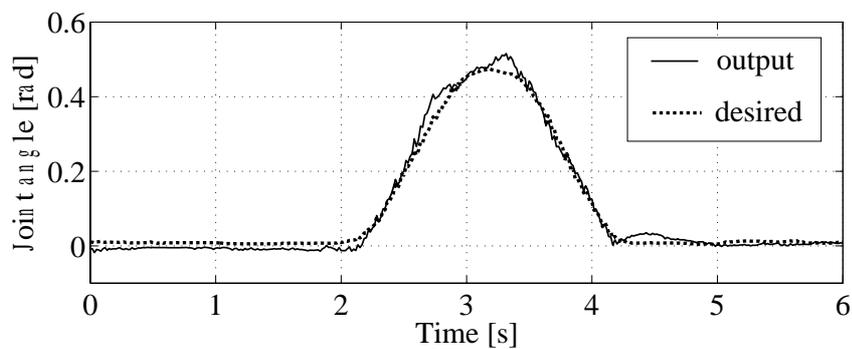
3.7.3 学習実験方法

並列型ニューラルネットワークを用いた学習実験の時同様，可能な限り出力誤差の小さいANN，すなわち最良のANNを見つけるため，中間層素子数，学習係数の

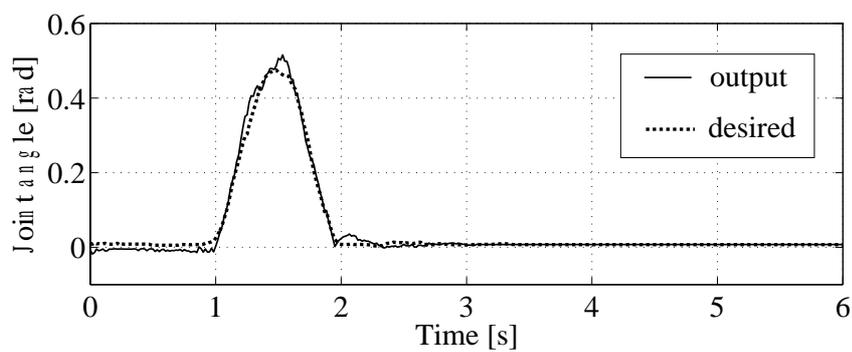
値を Table 3.2 のように変化させて実験を行った．結合荷重の初期値に用いる乱数の影響を抑えるため，同じ条件の学習につき3回の試行を行い，学習後の出力誤差の平均を評価に用いるものとした．1種類の動作を学習させた多数の ANN の内，出力誤差の平均が小さい ANN を評価に用いる．また，1. で述べたように，ANN の種類の比較のため，同じ条件で ANN に BPNN を用いた場合と VNN を用いた場合の2通りの学習実験を行う．動作生成用 ANN の出力誤差の計算には平均誤差自乗和 (MSE) を用いた．

3.7.4 学習実験結果

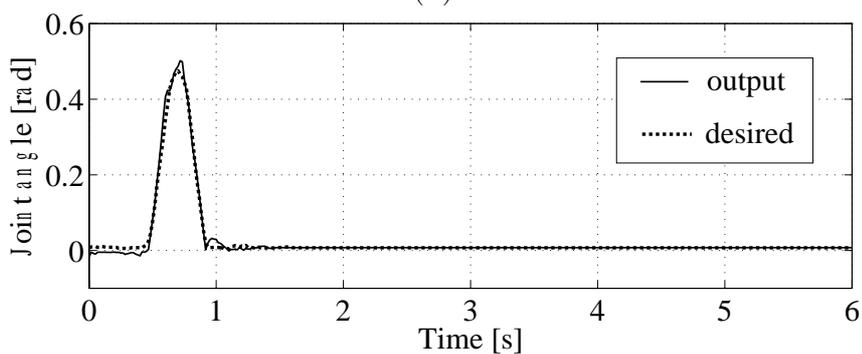
以下 Fig 3.32 から 3.34 までに1つの ANN に1種類の5パターンの動作を学習させたときの学習実験の結果を示す．また，Fig. 3.35 から 3.38 までが M-01 から M-04 までの4種類の要素動作を同時に学習させた結果である．



(a)



(b)



(c)

Fig. 3.30: 汎化試験時の出力信号の例

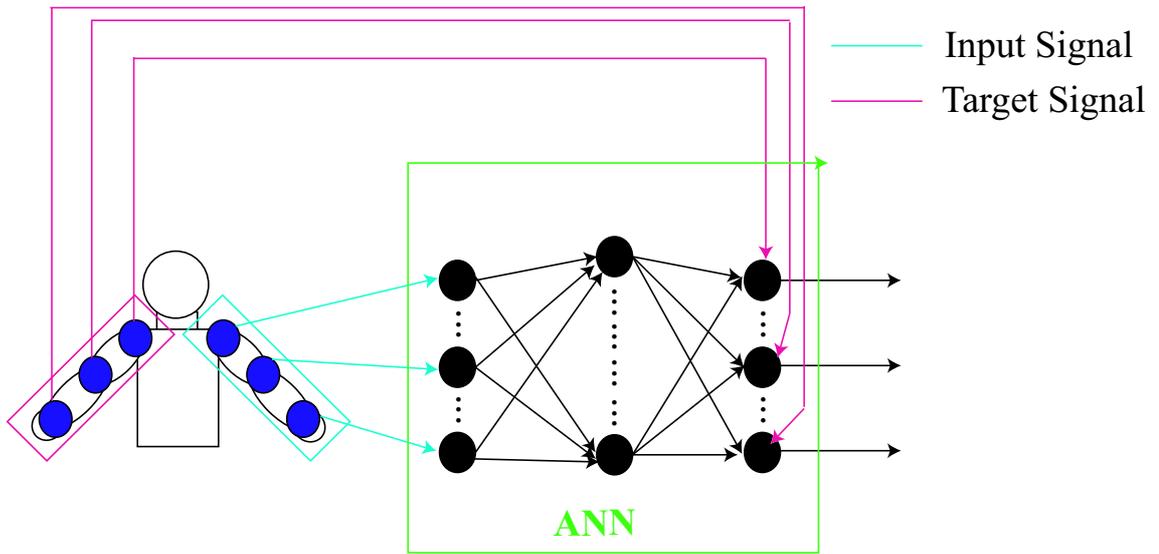


Fig. 3.31: 1つの ANN を用いた学習実験における入力信号と教師信号

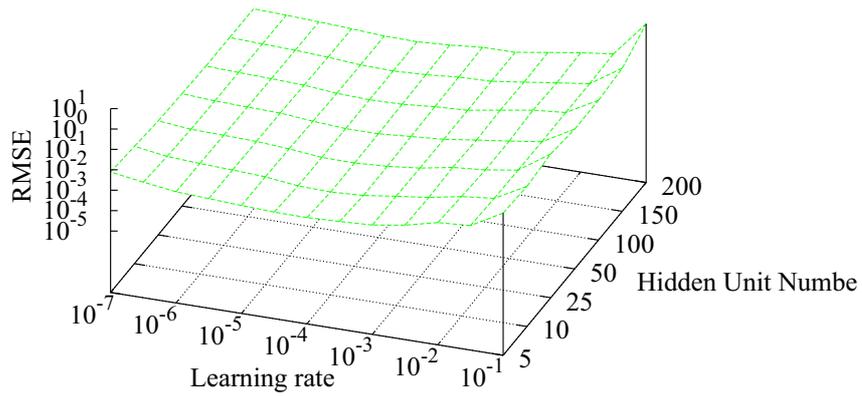


Fig. 3.32: M-01 の BPNN 使用時の学習実験結果

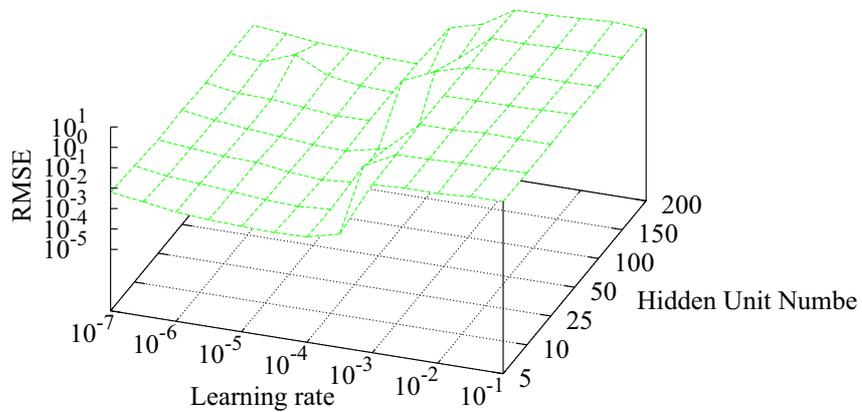


Fig. 3.33: M-01 の FVNN 使用時の学習実験結果

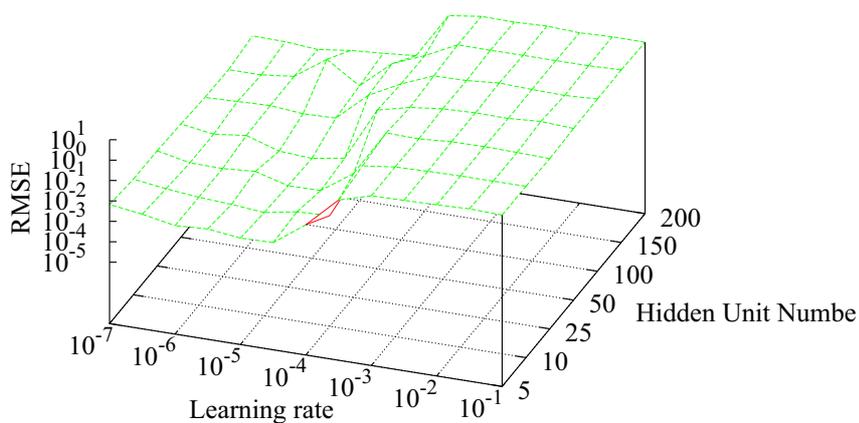


Fig. 3.34: M-01 の RVNN 使用時の学習実験結果

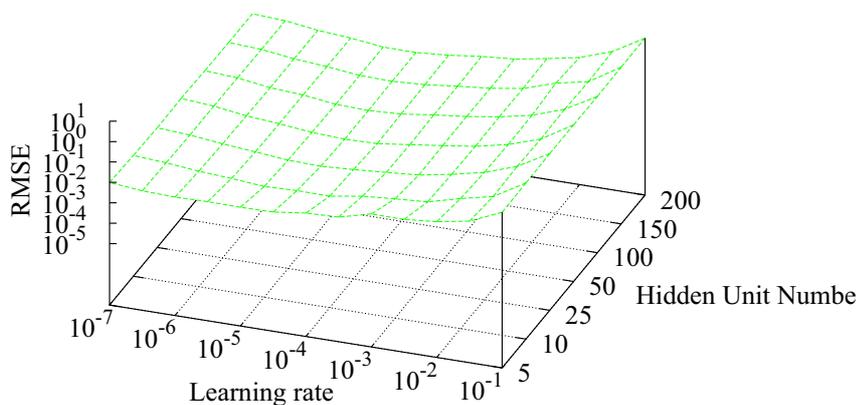


Fig. 3.35: M-01 から M-04 の動作を BPNN に同時に学習させたときの M-01 の学習実験結果

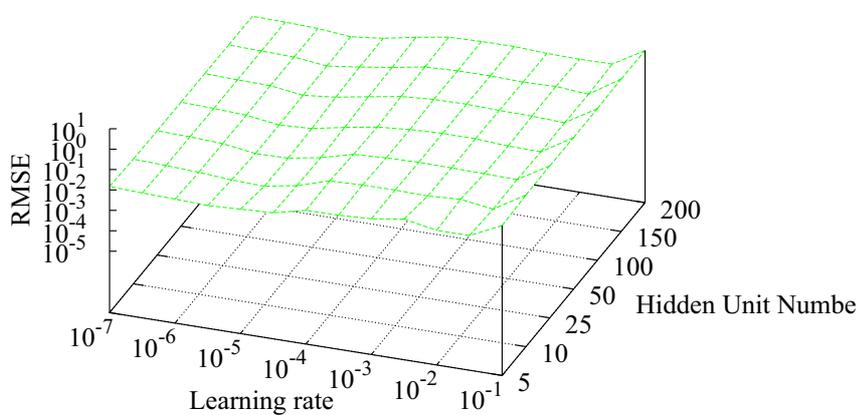


Fig. 3.36: M-01 から M-04 の動作を BPNN に同時に学習させたときの M-02 の学習実験結果

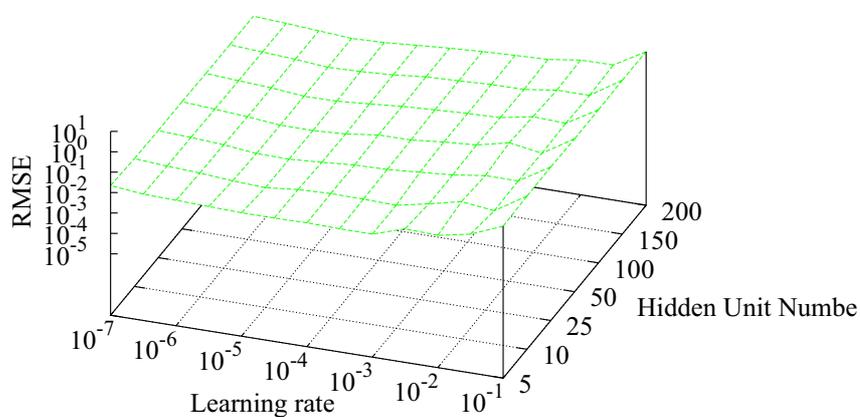


Fig. 3.37: M-01 から M-04 の動作を BPNN に同時に学習させたときの M-03 の学習実験結果

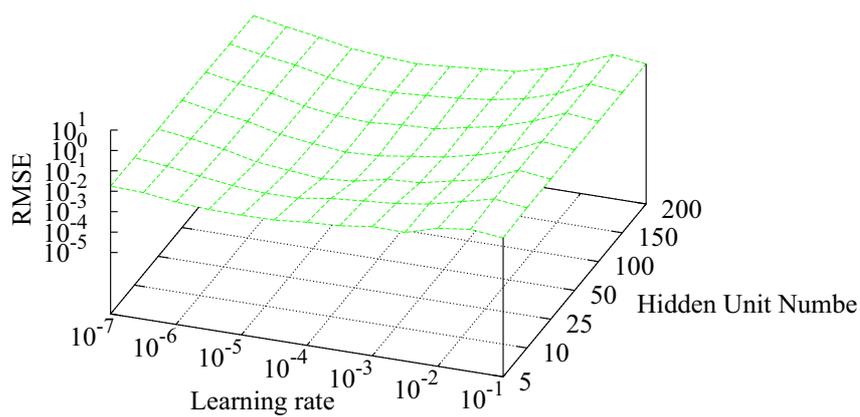


Fig. 3.38: M-01 から M-04 の動作を BPNN に同時に学習させたときの M-04 の学習実験結果

3.8 ニューラルネットワークを1つ使用して行う汎化試験

3.8.1 概要

並列型ニューラルネットワークを用いたときと同様に，学習実験が終了した後，学習実験に使用した全ての学習済みのBPNN, FVNN, RVNNといったANN全てに対して汎化試験を行った．汎化試験のために，前回同様学習に使用した動作の種類全てに対し，動作の動作速度倍率を0.5倍から0.05倍ずつ変化させて最大2倍まで変化させたデータを用意した．

3.8.2 汎化試験における入力信号と教師信号の設定

入力信号は学習実験の時と同様に計測した動作を行うときの健常腕の肩の3軸の関節角度，肘の1軸の関節角度，手首の3軸の関節角度の7つとした．Fig 3.31に示すように健常腕の肩・肘・手首関節の動きを各関節の学習用のANNに入力した．すなわち入力は今ANN共通とした．教師信号は義手側の肩，肘，手首の関節角度とした．また，汎化試験は学習ではないためここで言う教師信号は出力結果の目標値である．

次に動作速度倍率を変化させた場合のデータについて説明する．汎化試験のデータは学習に用いたデータを動作の速度倍率を0.5倍から0.05倍ずつ変化させて最大2倍まで変化させたデータを用意した．この実験に用いるデータは，前回の実験と同様に，学習実験に使用した5パターンのデータを補完するもしくは間引く形で生成した．データの生成方法は前回の実験と同一である．

3.8.3 汎化試験方法

次に汎化試験の方法について説明する．汎化試験は学習実験で用いた全ての種類及び全てのパターンを前節の方法で動作速度を加工したデータを学習実験で両腕協調動作を学習させたANNに入力することで行った．汎化試験に用いるANNは，学習実験での結果を問わず学習実験に使用した全てのANNを使用して比較を行った．データの入りは並列型ニューラルネットワークを使用した場合と同様とした．汎化試験の評価は学習実験同様MSEを用いて行った．これらの実験結果をデータの種類毎，動作速度倍率の変化毎，学習実験時に1種類の動作を学習させた場合と複数種類学習させた場合におけるBPNN, FVNN, RVNNのそれぞれの結果について分

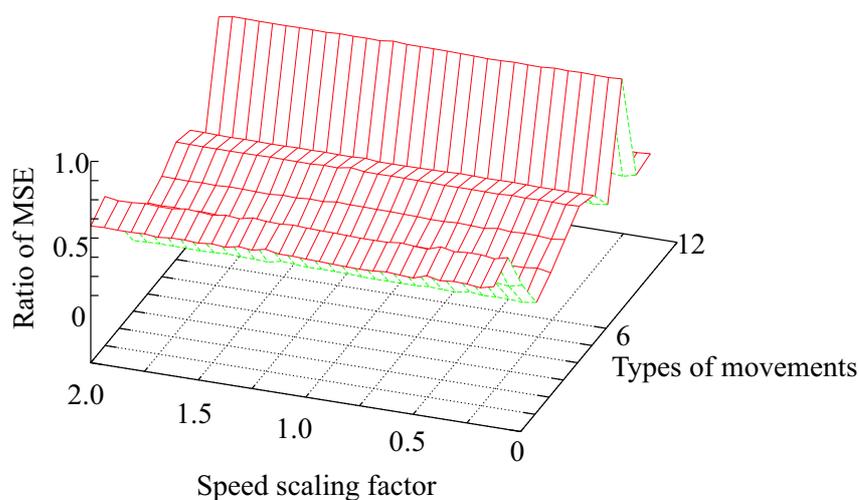


Fig. 3.39: M-01 から M-12 までの動作を BPNN に学習させたときの汎化試験結果

析を行った。

3.8.4 汎化試験結果

次に汎化試験の速度倍率変化に伴う RMSE の結果を示す。1 種類のデータを学習済みの ANN に速度倍率が異なるデータを入力するという汎化試験における ANN の種類ごとの MSE の最良値の平均を Fig. 3.39 から 3.41 に示す。Fig 3.42 に示すように、FVNN、BPNN、RVNN の順で MSE の値が大きくなっているという結果が見られた。ただし、この結果は並列型 ANN を使用した同様の実験に対して MSE の値が約 6 倍となっており、1 台の ANN では汎化能力は逆に下がると言える。同様に、Fig.3.43 に示すように 1 台の ANN に複数種類の動作を学習させた ANN に対して汎化試験を行った場合は、MSE の絶対値が並列型 ANN を用いて同様の実験を行ったときに ANN の種類を問わず 30 倍近い値を示している。ゆえに、並列型の ANN のほうが汎化能力は優れていることが明らかになった。

この時 X 軸には速度倍率の対数、Z 軸には実験に用いたパターンの種類、Y 軸が各パターンの速度倍率 1 の時 MSE との比をそれぞれ表す。また、並列型 ANN を使用したときと同様 VNN の場合は速度倍率が 1 に近づくとつれて MSE が小さくなった。

未学習の入力データに対する出力信号波形を示すため、FVNN の汎化試験の中で最も平均に近い結果の出力を Fig 3.30 に示す。この図では出力信号と目標信号がほぼ一致して重なっており、速度倍率が 0.5、2.0 の場合でも望ましい結果が得られて

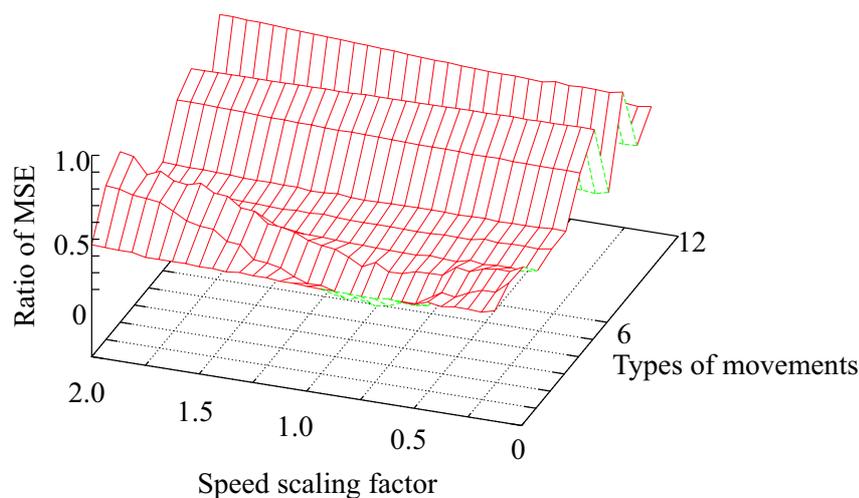


Fig. 3.40: M-01 から M-12 までの動作を FVNN に学習させたときの汎化試験結果

いることがわかる．この結果は，M-02（上下に点対称な動作）を入力したときの動きの出力である．

3.8.5 動作速度倍率変化に対応させる学習法の検証実験

Fig. 3.27 及び Fig. 3.28 のように，ボルテラニューロンを使用した ANN は学習時の動作速度倍率から離れるにつれて汎化能力が低下するという問題がある．そこで動作速度倍率が 1.0 のとき，0.5 のとき，2.0 のときのデータを学習させることで動作速度倍率の変化に伴う汎化能力の低下を押しえられることができるか検証する実験を行った．

学習には Table 3.1 の M-01 を使用した．前述の学習実験で使用したデータ 5 パターンを学習させる実験と，5 パターンのデータを動作速度倍率を 0.5 倍に変化させたデータ，同様に 2.0 倍に変化させたデータの計 15 パターンを学習させる実験を行い，比較した．ANN の中間層素子数は 25，強化係数は 10^{-4} とした．これらの実験結果を Fig. 3.44 から 3.46 に示す．また，比較用に動作速度倍率が 1.0 倍のデータのみを同一条件で学習させた場合の結果を Fig. 3.47 から 3.49 に示す．

Fig.3.44 は複数の動作速度倍率の変化を学習させた BPNN で汎化試験を行ったときの MSE の対数比であり，Fig.3.47 は 1 種類の動作速度倍率の変化のみを学習させた BPNN で汎化試験を行ったときの MSE の対数比である．これらの結果から分かるように BPNN においては動作速度倍率の変化を問わず汎化能力は一定であること

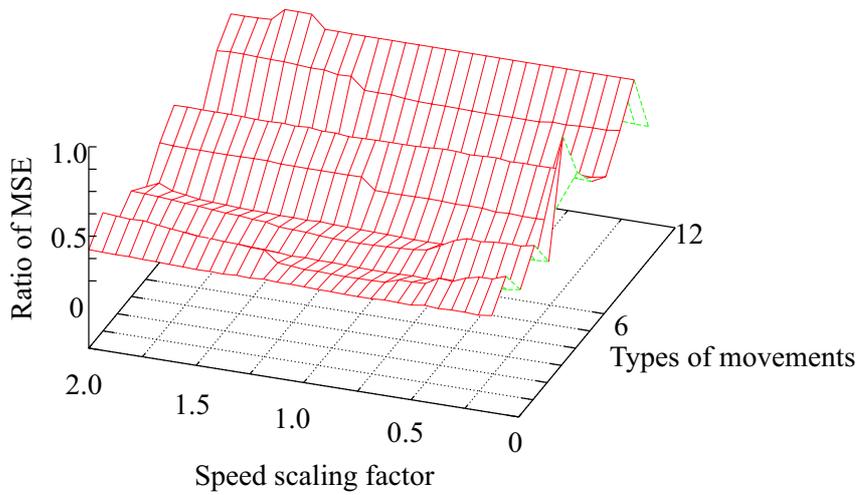


Fig. 3.41: M-01 から M-12 までの動作を RVNN に学習させたときの汎化試験結果

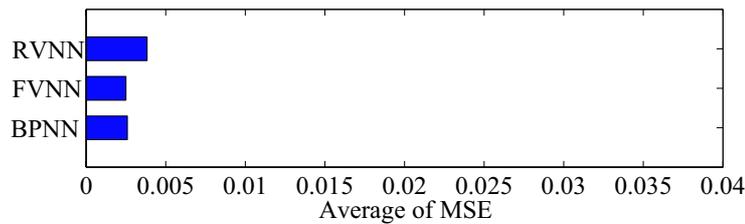


Fig. 3.42: 1 台の ANN に 1 種類のデータだけを学習させた場合の各 ANN の汎化試験における平均 MSE

が分かる。Fig.3.45 は複数の動作速度倍率の変化を学習させた FVNN で汎化試験を行ったときの MSE の対数比であり、Fig.3.48 は 1 種類の動作速度倍率の変化のみを学習させた FVNN で汎化試験を行ったときの MSE の対数比である。これらの結果から分かるように FVNN の場合は複数の動作速度倍率の変化を学習させることで、1 種類の動作速度倍率の変化の時に見られた未学習の動作速度倍率に近づくにつれて MSE の対数比が大きくなる現象が見られず、全体的に安定した汎化能力が見られた。RVNN の場合も同様で、Fig.3.46 に示すように複数の動作速度倍率の変化を学習させた RVNN で汎化試験を行った場合、Fig.3.48 に示す 1 種類の動作速度倍率の変化しか学習していない RVNN に汎化試験を行った結果と比較すると FVNN 同様 MSE の対数比がほぼ一定であり、動作速度倍率の変化にかかわらず安定した汎化能力が得られていることがわかる。

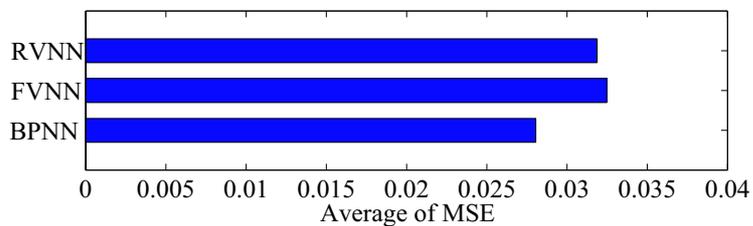


Fig. 3.43: 1台のANNに複数種類のデータを学習させた場合の各ANNの汎化試験における平均MSE

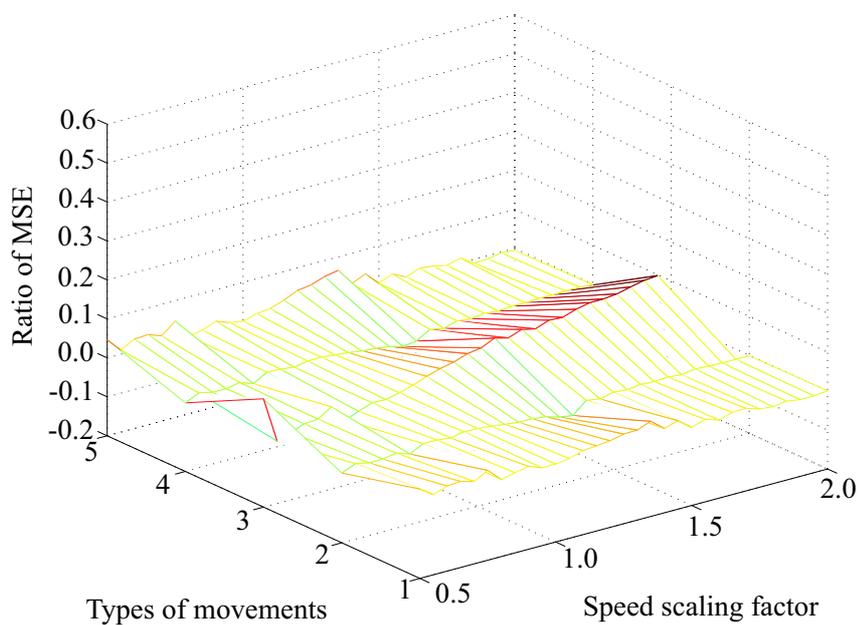


Fig. 3.44: 1台のBPNNに複数の動作速度倍率の変化を学習させた場合の汎化試験における平均MSE

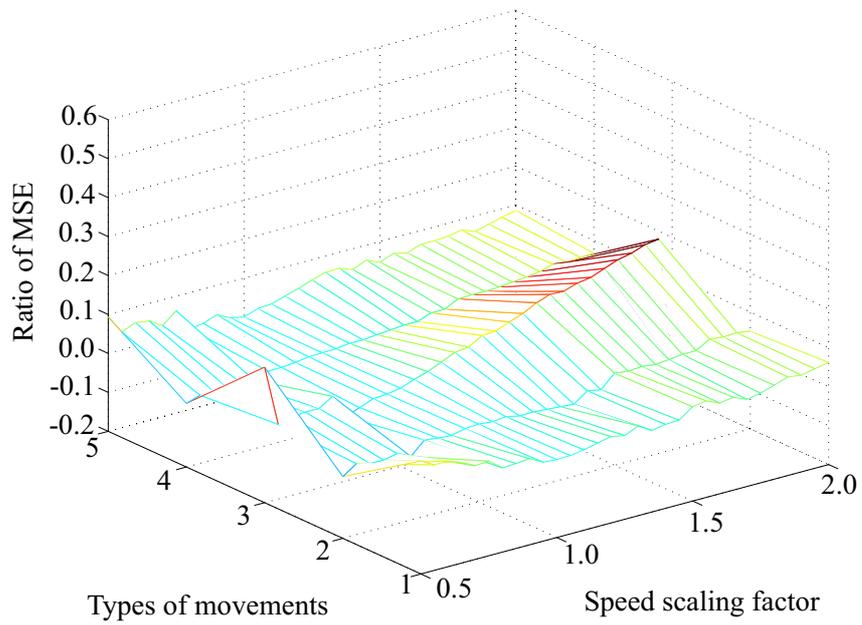


Fig. 3.45: 1台のFVNNに複数の動作速度倍率の変化を学習させた場合の汎化試験における平均MSE

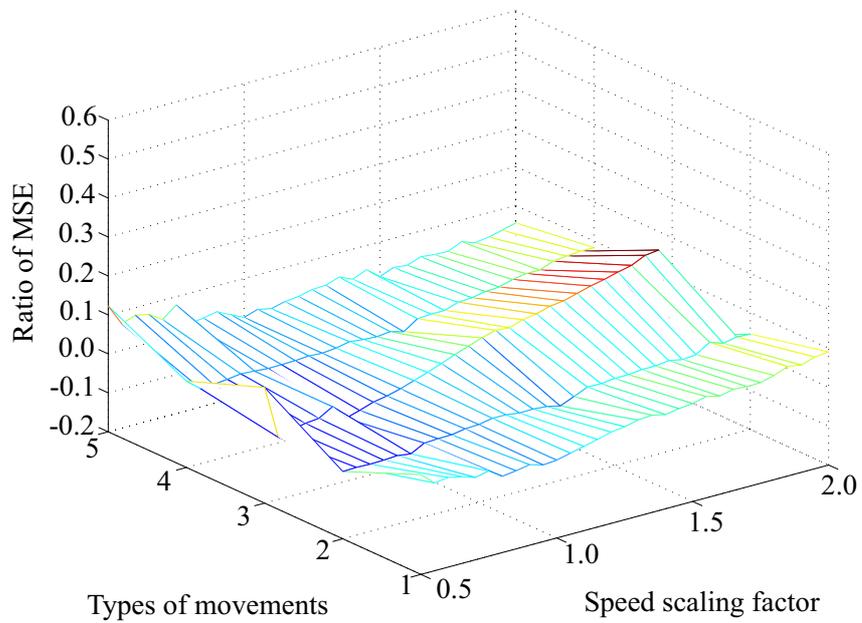


Fig. 3.46: 1台のRVNNに複数の動作速度倍率の変化を学習させた場合の汎化試験における平均MSE

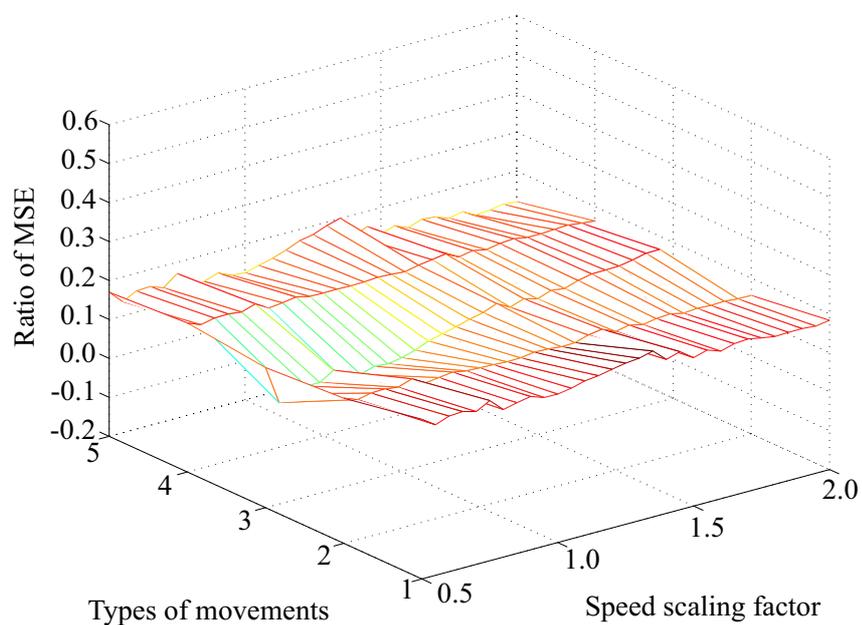


Fig. 3.47: 1台のBPNNに1種類の動作速度倍率の変化を学習させた場合の汎化試験における平均MSE

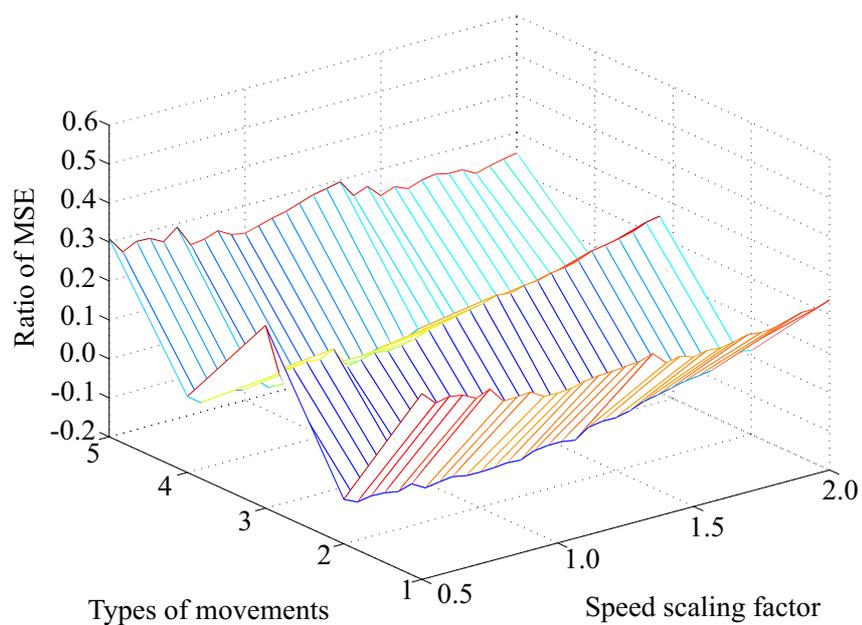


Fig. 3.48: 1台のFVNNに1種類の動作速度倍率の変化を学習させた場合の汎化試験における平均MSE

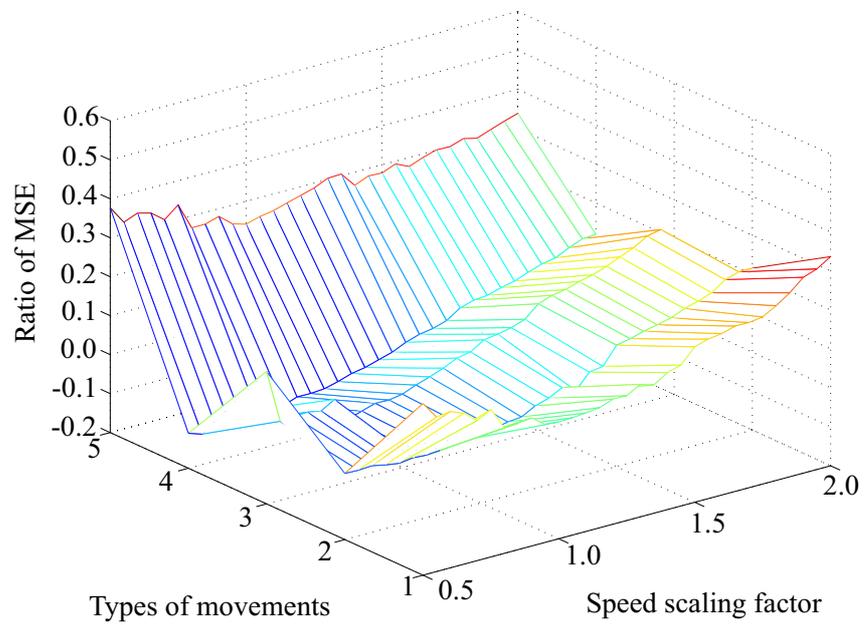


Fig. 3.49: 1 台の RVNN に 1 種類の動作速度倍率の変化を学習させた場合の汎化試験における平均 MSE

3.9 まとめ

本章では、第2章で提案した目標とする両腕協調動作生成システムを実現するために、両腕協調動作の計測、ANNの学習実験、ANNの汎化能力の評価を行った。両腕協調動作の計測は、モーションキャプチャシステムを使用して12種類の動作を計測した。学習実験に使用するANNは、性能を比較するためにBPNN、FVNN、RVNNの3種類を用意した。ANNの学習実験は、計測した12種類の動作を3つのNNを持つ並列型ANNに学習させる実験と、1つのANNに肩・肘・手首全ての動作を学習させる実験を行った。学習させる動作は、計測した12種類の動作をそれぞれ学習させる場合と、1度に複数の動作を学習させる実験を行った。汎化能力の評価は、計測した計測した両腕協調動作の動作速度を0.5倍から2.0倍まで変化させたデータを入力信号及び目標となる信号とした。これらの信号を両腕協調動作を学習したANNに入力し、得られた出力結果と目標となる信号のMSEを比較することで、学習能力と汎化能力の評価を行った。

学習実験の結果、いずれの種類もANNも学習はMSEの値が 10^{-3} から 10^{-4} までの範囲で学習することができた。この結果は、複数の動作を個別に学習させた場合でも一度に学習させた場合もほぼ同様の結果を示した。汎化能力の評価の結果、BPNNは速度倍率の変化に関わらずほぼ一定のMSEを示した。それに対してFVNN、RVNNの場合は、動作速度倍率の変化が少ない場合、つまり学習時の動作速度に近い場合に近づくにつれて、MSEの値が減少する傾向が見られた。さらに、複数の動作速度倍率の変化を学習させた場合は動作速度倍率の変化を問わず高い汎化能力を示すことが明らかとなった。

次章ではこれらの結果が見られた理由について考察を行う。

第4章

考察

4.1 まえがき

本研究で提案した方法を実現するためには、1. 健常腕の動作の分析と計測、2. ANNを作り両腕協調動作を学習させる、3. ANNに動作の速度が変化しても異なる動作に対応する汎化能力を持たせる、4. 学習時とは異なる人間の動作にも対応する汎化能力を持たせる、5. 動作の切り替えに対応する汎化能力を持たせる、6. 実機を作成し、切断者を被験者とする稼働試験を行うという工程が必要である。本研究ではこれらのプロセスのうち1から3までを行った。

ただし、現段階においては使用した被験者は一人なので、学習時とは異なる他人の動作に対してはまだ汎化能力を検証することができない。また、実機を用意した実験ではないため、機械的な抵抗については現段階では検証することができない。

そのため、今回はあくまでも計測実験に用いた動作を行った人間のデータを使用しての学習実験と汎化試験の結果についてのみ考察を行う。先に学習実験結果の考察を行い、次に汎化試験結果の考察を行う。

4.2 学習実験結果の考察

4.2.1 3台のANNを使用した学習実験結果

学習実験にはBPNN, FVNN, RVNNの3種類のANNを使用した。ANNは、肩・肘・手首の各関節の動作をそれぞれ学習する並列構造のANNと、全ての関節の動作を学習するANNの2種類のANNをBPNN, FVNN, RVNNそれぞれのANNに対して用意をした。学習に用いるANNには計測したデータを1種類ずつ5パターン入

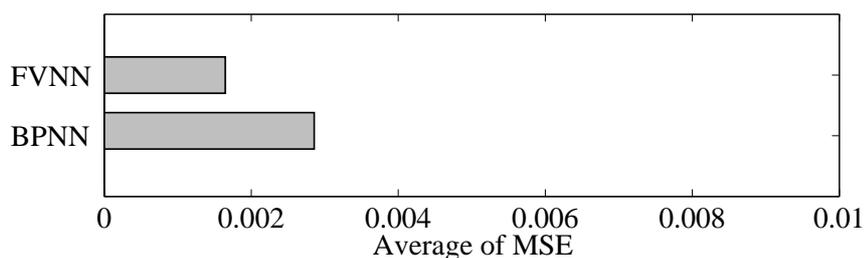


Fig. 4.1: 学習結果の比較

力した場合と，Table 3.1 に示す M-01 から M-04 までまとめて入力した場合，M-05 から M-12 までまとめて入力した場合の 2 種類について行った．

3 台の ANN を使用した学習実験結果は Fig. 4.1 にデータを示すように，BPNN の MSE は FVNN の MSE の平均値の 57 % だった．この結果から BPNN と比較して FVNN の学習能力が優れているといえる．これは BPNN は出力値と教師信号が 1 対 1 の関係になっていることに起因すると考えられる．ところが，FVNN の場合はボルテラフィルタに過去の一定量の入力値と教師信号の値を学習するため 1 対多の関係として学習する．このため必然的に学習精度が高くなる．従って，BPNN に比べて MSE の結果が低くなったと考えられる．

4.3 汎化試験結果の考察

汎化試験は各 ANN に対し学習時に用いたデータを 0.5 倍から 2.0 倍まで変化させたデータを入力することで行った．Fig. 3.27 に示すように BPNN は速度倍率に対して汎化能力がほぼ一定であった．この理由は，BPNN を使用したために時系列信号であることを考慮せずにある時刻 t に対応する教師信号との関係だけを学習している．ゆえに， $t-1$ ， $t-2$... $t-n$ の値がどのような値であっても同じ種類の動作であれば両腕協調動作の関係性が変わらない．そのため，速度倍率が変化しても汎化能力の変化が見られなかったと考えられる．

これに対して FVNN, RVNN の場合は Fig. 3.28 に示すように，速度倍率が 1.0 に近づくとつれて変化が少ない，すなわち学習時の速度倍率に近い場合ほど MSE の値が低くなるという結果になった．これは前節で述べたように，ボルテラニューロンを使用している関係上出力と教師信号の組み合わせを 1 対多で学習しているため，学習時のデータとの差異が広がるにつれて，汎化能力が減衰したと考えられる．

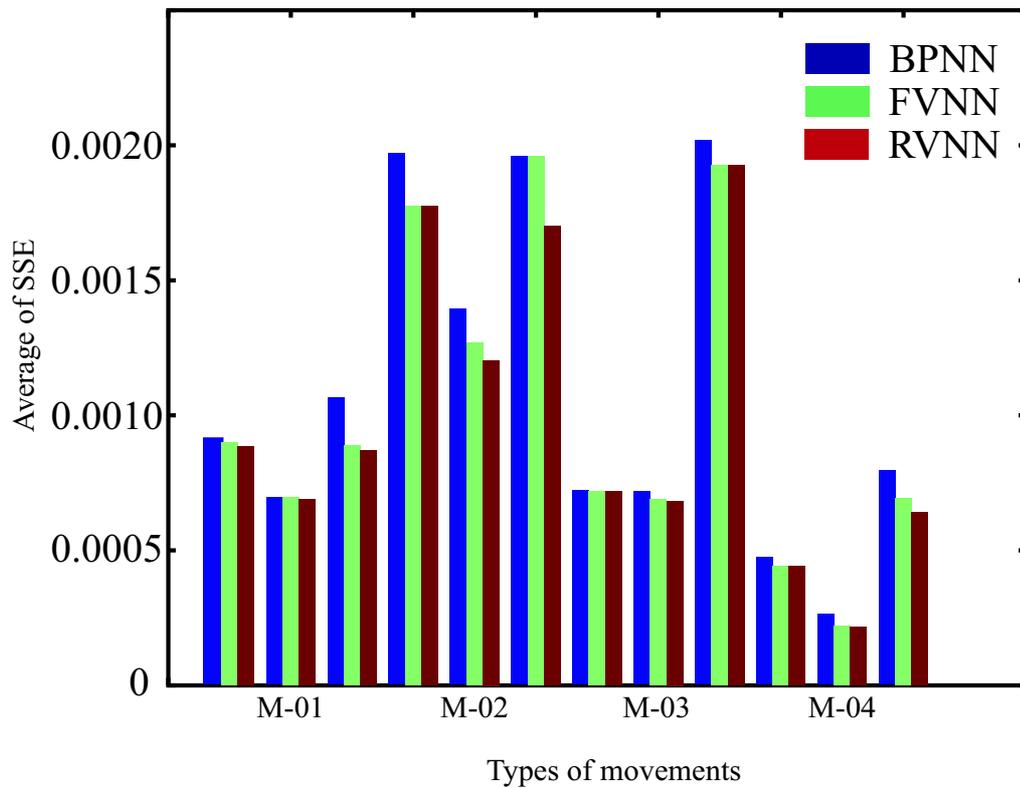


Fig. 4.2: M-01 から M-04 までの動作を用いた汎化試験の比較

この考察の理由は 3.8.5 の動作速度倍率変化に対応させる学習法の検証実験結果である。3.8.5 では 0.5 倍から 2.0 倍までの動作速度倍率も同時に学習させた。この結果、Fig.3.45 と Fig.3.48 を比較すると、FVNN の場合複数の速度倍率を学習させた場合は速度倍率の変化に伴う MSE の変化の対数比が少なくなっていることが明らかとなった。RVNN の場合も同様であり、Fig.3.46 と Fig.3.49 を比較すると同様な結果が得られている。これらの結果から、ボルテラニューロンを使用した ANN の固有の問題である学習時との速度倍率の変化に伴う汎化能力の低下は、予測される速度倍率の変化まで学習させることで回避できると考えられる。

データ毎に汎化能力を検証すると、Fig. 4.3 のように M-08 及び M-10 が他の結果に比べて汎化試験の SSE が他のデータに比べて倍になるという結果が出ている。これは単一の ANN を使用した場合でも並列型の ANN を使用した場合でもどちらも同様の傾向を示している。このため、汎化能力が得にくい動作が存在するといえる。

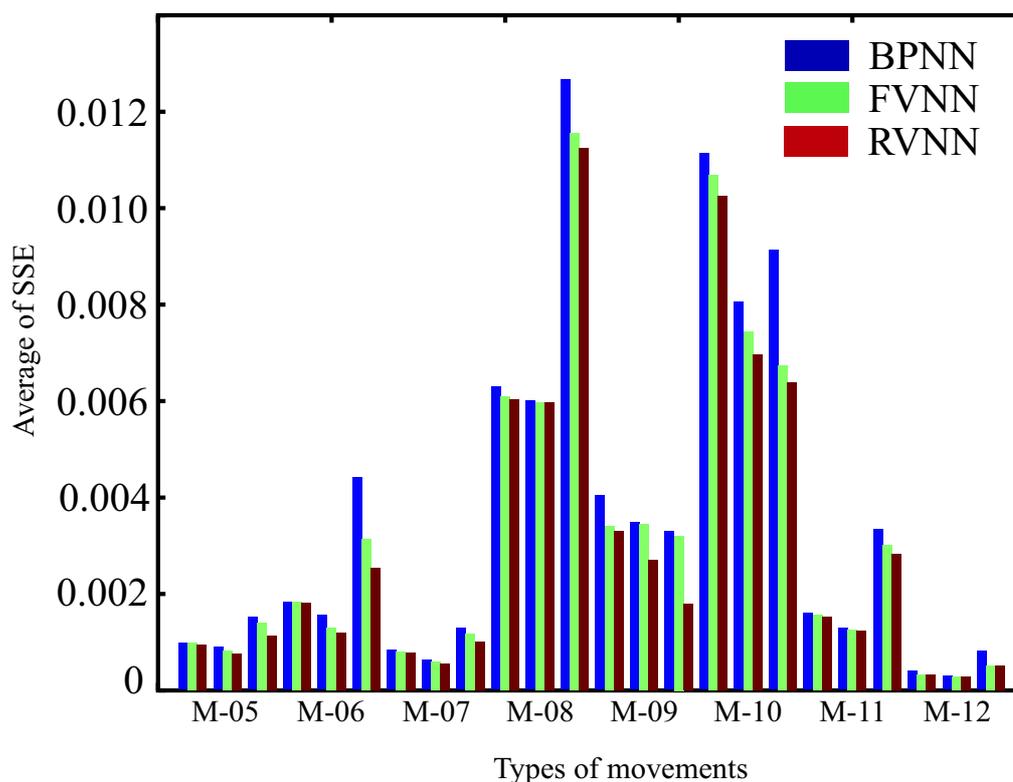


Fig. 4.3: M-05 から M-12 までの動作を用いた汎化試験の比較

4.4 汎化能力が低い結果を示した両腕協調動作

Fig. 4.3 から明らかなように，M-08 と M-10 は他の動作に比べて汎化試験の結果が著しく低いといえる．この動作は動作中に動作の変化が少なく，角度変化を図にするとほぼ水平になってしまう関節が多数存在する．このため，そもそも学習自体が行われず，汎化能力を十分に得られなかったと考えられる．このような部分の動作は健常腕のみでの両腕協調動作生成は難しくなるため，表面筋電位などの追加となる動作を生成するための入力要素が必要であるといえる．

4.5 本研究のロードマップ上の位置づけ

本研究では，第1章で述べた本研究のロードマップのうち，1．健常腕の動作の分析と計測，2．ANN を作り両腕協調動作を学習させる，3．ANN に動作の速度が変化しても異なる動作に対応する汎化能力を持たせる，4．学習時とは異なる人間の動作にも対応する汎化能力を持たせる，5．実機を作成し，切断者を被験者とする稼働

試験を行うのうち 1 から 3 までを行った。

1 を行うために、2.4 で述べたようにまず分析を行った。健常腕の動作は乳幼児期に習得する単純な動作があり、このような動作から発展していくことで日常生活上での両腕協調動作を習得すると言われている。また、鎌倉は日常生活で行われる両腕協調動作をさらに詳しく分類し、7つの系統にまとめた。このため、計測する両腕協調動作は Leonard [38] らがまとめた乳幼児期に習得する単純な動作 4 種類と、鎌倉 [75] がまとめた日常生活で行われる動作を 8 種類の 12 種類計測した。計測にはモーションキャプチャシステムを用いることで、人間が実際に行う両腕協調動作を計測することができた。

2 を行うために、3.5 および 3.7 で述べたように ANN を作成し、計測した動作を ANN に学習させる学習実験を行った。実験に入力するデータはモーションキャプチャシステムで計測した両腕協調動作を使用した。学習実験用の ANN には BPNN、FVNN、RVNN を使用し、両腕協調動作生成システムに用いる ANN に使用するためにどの ANN が最も学習能力が優れているかという実験を行った。学習には各関節毎の動作を学習させる 3 台の ANN を並列に用いた ANN と、全ての動作を一つの ANN の 2 種類を用意した。この実験の結果、学習能力は FVNN が安定して学習能力が高いという結果が得られた。このため、両腕協調動作生成システムに用いる ANN には学習能力という観点から見ると、FVNN が実用化しやすいといえる。

3 を行うために、3.6 および 3.8 で述べたように計測した動作を 0.5 倍から 2 倍まで拡大縮小したデータを用意し、このデータと学習実験を行った ANN に入力することで、汎化試験を行った。汎化試験には学習実験で用いた ANN 全てを使用した。これらの ANN に拡大縮小したデータを入力し、動作の速度が変化しても異なる動作に対応する汎化能力があるか否か検証した。この結果、BPNN は出力信号と教師信号との関係を 1 対 1 で学習しているため、動作速度倍率の変化に問わずほぼ汎化能力は一定であった。対して FVNN・RVNN の場合は元の信号に近い場合は BPNN に対して非常に高い汎化能力を示したが、動作速度倍率が 1 から離れるにつれて誤差が増えるという結果が得られた。

ただし、複数の動作速度倍率の変化を学習させることでこの問題は回避できることが分かった。複数の動作速度倍率の変化を学習させた ANN の汎化試験の結果、Fig. 3.45 と動作速度倍率の変化が 1.0 倍のデータのみを学習させた ANN の汎化試験の Fig.3.48 を比較すると次のことが分かった。Fig. 3.45 では Fig.3.48 のような動作速度倍率の変化に伴い MSE の値にばらつきが生じることもなく、また全体的に 10 % ほど

ど汎化能力が向上しているということが明らかとなった。このため、ボルテラニューロンを使用した ANN の固有の欠点とも言うべき動作速度倍率の変化が大きくなるにつれて汎化能力が低下するという問題は、複数の動作速度倍率の変化を学習させることで回避できることが明らかとなった。

1の結果から、両腕協調動作として代表的な動作としてどのような動作があるかが明らかとなった。この結果から、両腕協調動作生成システムを実現するため、今後さらに多くの種類の動作に対応させるときにどのような動作を学習させるべきかが明らかとなった。また、これらの動作を計測することで学習実験や汎化試験に使用することが可能となった。

2の結果から、3台の ANN に両腕協調動作を学習することができ、両腕協調動作生成システムとして使う ANN にはどのような ANN を使うべきかが明らかとなった。この結果から、両腕協調動作生成システムを作る際に FVNN を使用することで、高い学習精度が得られるようになった。

3の結果から、両腕協調動作を学習させた ANN には学習した動作の変化に対応できる汎化能力があることが明らかとなった。ただしボルテラフィルタを装備した FVNN および RVNN は、一定時間前までの動作と教師信号という形で学習しているため、学習時の動作から動作倍率の変化が起こるにつれて汎化能力が下がる傾向がみられたが、変化分の動作速度倍率の最大値と最小値を学習させておくことで、この問題を回避することができるようになった。

4.6 まとめ

以上の結果から、両腕協調動作を ANN に学習できることが明らかとなった。学習能力は1対多の関係を学習できる構造上 FVNN は BPNN に対して学習能力が高いと言える。さらに速度倍率の変化に対応することができた。ただし、動作の変化が少ない関節を含む動作については、汎化能力が劣るという結果が出ている。このため、実用化のためにはこのような動作に対応させるための対応策が必要であると言える。現段階においては使用した被験者は一人なので、学習時と異なる他人の動作に対しては汎化能力を検証することができなかった。また、実機を用意した実験ではないため、機械的な抵抗については現段階では検証することができなかった。今後の課題としては動作の変化が少ない関節を含む動作への対応、異なる被験者での対応、実機作成による機械的な抵抗の検証が必要であると言える。

第5章

結論

各章の要約および本論文の結論を以下に示す。

本論文では、高位切断者の日常生活での自立を支援するため、両腕の動作間の協調関係に着目して提案した両腕協調動作生成システムについて述べた。

第1章「序論」では、本研究の背景および目的について述べた。義手には、動力のない装飾義手と、動力を持つ能動義手がある。能動義手はモータを内蔵した電動義手と、切断者にハーネスを着用させてハーネスと義手をワイヤーで繋ぎ、ワイヤーを姿勢を変えて引っ張ることで義手を動かす能動義手がある。最近では電動義手の中でも特に切断部付近の表面筋電位の変化を利用して動作させることができる筋電義手が今日の主流となりつつある。しかし、肘より上を切断した高位切断者の場合は残存筋が少ないため、独立した筋電信号を必要な数だけ得ることが難しい。高位切断者に対応した義手としては Bionic-Arm があるが、必要な筋電信号を得るために切断した腕の筋繊維の移植を行う必要がある。従来のワイヤーを使う能動義手と筋電信号を併用したハイブリッド義手という方法もあるが、増やせる自由度は非常に少ない。そこで、切断者に外科手術を行うことなく多くの自由度を持った筋電義手の制御方法を提案した。人間は両腕を使って動作を行うとき、両腕を協調させて動作する両腕協調動作を行う。この両腕協調動作に着想を得て、ワイヤーを使うのではなく代表的な両腕協調動作を用いて協調関係を人工ニューラルネットワーク (ANN) に学習させ、残存した反対側の健常腕の動作を学習済みの ANN に入力して義手の動作を自動的に生成する義手動作生成システムを提案した。本研究の目的は、両腕協調動作を利用して健常腕の動作に合わせて義手の動作を自動生成することによって義手を操作する方式を提案し、その有効性を評価することである。具体的には1. 両腕協調動作生成システムの構築、2. 日常生活で行われる動作を用いた動作生成シ

ステムの性能評価である。

第2章「ハイブリッド義手のための両腕協調動作生成システム」では本研究で目標とするシステムがどのようなものであるかについて述べた。また、提案したシステムが実現可能であるか確かめるために行った予備実験について述べた。高位切断者が外科手術を必要とせずに義手を制御するための方法として両腕動作の協調関係を利用し、健常腕の動作から義手の動きを生成する方法を提案した。この方法を「両腕協調動作を利用した両腕協調動作生成システム」とした。本章ではこのシステムの全体的な構成と、このシステムを実現するにあたっての本研究の位置づけを示した。ただし、両腕協調動作を利用した義手の動作の生成という考え方自体が過去に例のないものであった。そのため、このようなアイデアが実現可能であるか検証するために、構造を簡略化したモデルを用意し、実現可能であるか調べる予備実験を行い、結果を記述した。

第3章「日常生活で行う動作を用いた両腕協調動作生成システムの評価実験」では本研究で目標とするシステムを実現するために、両腕協調動作の計測、ニューラルネットワークの学習実験、ニューラルネットワークの汎化能力の評価を行った。学習実験に用いる ANN は性能の比較のためにバックプロパゲーションネットワーク (BPNN)、ボルテラニューロンネットワーク (FVNN)、リカレントボルテラニューロンネットワーク (RVNN) の3種類を使用した。これらの ANN に計測した動作を学習させる学習実験を行った。ニューラルネットワークの学習実験は、システム内に肩・肘・手首の動作をそれぞれ学習させる3つの NN を持つ並列型 ANN に学習させる実験と、1つの ANN に基本動作もしくは日常動作だけをまとめて学習させる2種類の学習方法で実験を行った。汎化能力の評価は、計測した両腕協調動作の動作速度を0.5倍から2.0倍まで変化させたデータを入力信号及び目標となる信号とした。これらの信号を両腕協調動作を学習させた BPNN と FVNN, RVNN に入力し、得られた出力結果と目標となる信号の平均誤差自乗和 (MSE) を比較することで学習能力と汎化能力の評価を行った。

第4章「考察」では第3章で実験した学習実験と汎化試験の結果を基に ANN が目標とする両腕協調動作生成システムに対して有効であるかについて考察した。

第5章「結論」は以上の議論を要約し、結論を述べた。本研究の目的は1. 両腕協調動作生成システムの構築, 2. 日常生活で行われる動作を用いた動作生成システムの性能評価である。ニューラルネットワークに代表的な両腕協調動作を学習させて、健常腕の動作に合わせて義手の望ましい動作を生成する両腕協調動作生成シス

テムについて研究を行った。学習実験の結果、両腕協調動作を ANN が学習できることと、学習させた動作に対して汎化能力が得られることがわかった。汎化実験の結果、健常腕の動作の速度を学習時と比較して 0.5 倍から 2.0 倍に変化させても、十分な精度で義手の望ましい動作を生成できることを示した。また、動作速度を変化させた状態も学習することで、動作速度倍率の変化に対応した汎化能力が得られることがわかった。これにより、両腕協調動作生成システムの実用性が確認できた。

謝辞

本研究は、2004年4月から2012年1月までの期間にわたり、九州工業大学大学院生命体工学研究科生体機能専攻生体機能システム講座において行われました。

本研究を行うに当たり、懇切なるご指導、御鞭撻をいただいた指導教員の猪平栄一講師に謹んで感謝の意を表します。研究の過程において有益な御助言とご指導を頂き、また多くの御討論を頂いた横井博一教授に深く感謝いたします。

研究の機材を貸与してくださった同専攻の和田親宗准教授に深く感謝いたします。

論文調査員をお引き受けくださった、同専攻の横井博一教授、同専攻の鳥井正史教授、同研究科脳情報専攻の永松正博教授、同大学大学院工学研究院電気電子工学研究系の芹川聖一教授に謹んで感謝の意を表します

また、学会や研究会での議論に参加して頂いた多くの皆様に深く感謝致します。

最後に、本研究を行うにあたり、紙面に書ききれない程の人々にお世話になりました。この場を借りて心よりお礼申し上げます。

2012年1月30日

魚井 孝則

参考文献

- [1] JoNel Aleccia, John Brecher, and Carissa Ray: “Limb loss a grim, growing global crisis,” <http://haitiamputees.msnbc.msn.com/news/2010/03/20/4040341-limb-loss-a-grim-growing-global-crisis>.
- [2] CDC’s Diabetes Program - Data and Trends
- Diabetes Surveillance System - Nontraumatic Lower Extremity Amputation with Diabetes by Level - Figure 8. : “<http://www.cdc.gov/diabetes/statistics/lealevel/fig8.htm>,”
- [3] Congressional Research Service: “U.S. Military Casualty Statistics,” *Operation New Dawn, Operation Iraqi Freedom, and Operation Enduring Freedom RS22452*, 2010.
- [4] Raja Mishra: “Amputation Rate for US Troops Twice That of Past Wars,” <http://www.commondreams.org/headlines04/1209-06.htm>.
- [5] NIOSH: “*Worker Health Chartbook 2004*,” NIOSH Publication, 2004.
- [6] Jere Longman: “*An Amputee Sprinter: Is He Disabled or Too-Abled?*” The New York Times May 15 2007,”
- [7] David Epstein: “New Study, for Better or Worse, Puts Pistorius’ Trial in Limelight,” http://sportsillustrated.cnn.com/2009/writers/david_epstein/11/19/oscar.pistorius/1.html.
- [8] Suzanne LaBarre: “Prosthetic Flipper Turns Amputees Into Mermen,” <http://www.fastcompany.com/1662946/prosthetic-flipper-turns-amputees-into-mermen>.
- [9] James Matthew Barrie: “*Peter Pan*,” Walt Disney Company, 1953.

- [10] 梶谷勇, 樋口哲也: “筋電義手開発のための義手に対する意識調査”, 電子情報通信学会技術研究報告. MBE, Vol. 101, No. 130, pp. 75–82, 2001.
- [11] Otto Bock: “Otto Bock ホーム,” <http://www.ottobock.co.jp>.
- [12] 斎藤之男, 音琴浩, 大島徹, 東原孝典, 大西謙吾, 久保茂, 内田昭登: “マイコン制御による新しい電動ハンドの実用化研究”, 日本 IFToMM 会議シンポジウム前刷集, Vol. 1, No. 8, pp. 57–62, 2002.
- [13] Stephen C. Jacobson, David F. Knutti, Richard T. Johnson, and Harold H. Sears: “Development of the Utah Artificial Arm,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 29, No. 4, pp. 249–269, 1982.
- [14] 赤澤堅造, 奥野竜平, 菊谷功: “動力義手装具の研究開発の現状と将来”, *BME*, Vol. 13, No. 2, pp. 34–41, 1999.
- [15] 古川宏: “上肢切断と義手 概論”, 日本義肢装具学会 第 19 回研修セミナーテキスト「筋電義手の処方・製作・訓練システム」, pp. 7–16, 2003.
- [16] 東原孝典: “筋電義手の原理と種類”, 日本義肢装具学会 第 19 回研修セミナーテキスト「筋電義手の処方・製作・訓練システム」, pp. 1–6, 2003.
- [17] Gang Wang, Zhiguo Yan, Xiao Hu, Hongbo Xie, and Zhizhong Wang: “Classification of Surface EMG Signals Using Harmonic Wavelet Packet Transform,” *Physiological Measurement*, Vol. 27, No. 12, pp. 1255–1267, 2006.
- [18] Yonghong Huang and Kevin B Englehart: “A Gaussian Mixture Model Based Classification Scheme For Myoelectric Control of Powered Upper Limb Prostheses,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 53, No. 11, pp. 1801–1811, 2005.
- [19] 木曾淳, 関弘和: “筋電位信号解析と生活支援機器への応用”, 電気学会誌, Vol. 130, No. 6, pp. 356–359, 2010.
- [20] Jun-Uk Chu, Inhyuk Moon, and Mu-Seong Mun: “A Real-Time EMG Pattern Recognition System Based on Linear-Nonlinear Feature Projection For a Multifunction Myoelectric Hand,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 53, No. 11, pp. 2232–2239, 2006.

- [21] Guy Cheron, Jean-Philippe Draye, Mark Bourgeois, and Gaëtan Libert: “A Dynamic Neural Network Identification of Electromyography and Arm Trajectory Relationship During Complex Movements,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 43, No. 5, pp. 780–789, 1996.
- [22] Fredrik Sebelius, Birgitta N. Rosen, and Göran N. Lundborg: “Refined Myoelectric Control in Below-Elbow Amputees Using Artificial Neural Networks and Data Glove,” *Journal of Hand Surgery-American*, Vol. 30, No. 4, pp. 780–789, 2005.
- [23] Harold Sears and Julie Shaperman: “Proportional Myoelectric Hand Control - an Evaluation,” *American Journal of Physical Medicine and Rehabilitation*, Vol. 70, No. 1, pp. 20–28, 1991.
- [24] 大西謙吾, 斎藤之男: “片側切断者に対するハイブリッド肩義手の研究 (第二報)”, 第13回ライフサポート学会大会講演予稿集, Vol. 13, No. 1, pp. 13–13, 1997.
- [25] 那須雅義, 斎藤之男, 大西謙吾: “片側肩義手に関する研究”, ライフサポート学会「人と福祉を支える技術フォーラム2002」予稿集, Vol. 1, No. 1, pp. 19–19, 2002.
- [26] Todd A. Kuiken: “The Use of Targeted Muscle Reinnervation for Improved Myoelectric Prosthesis Control in a Bilateral Shoulder Disarticulation Amputee,” *Prosthetics and Orthotics International*, Vol. 28, No. 3, pp. 245–253, 2004.
- [27] Sarah Adee: “Dean Kamen’s ‘Luke Arm’ Prosthesis Readies for Clinical Trials,” *IEEE Spectrum February 2008*, 2008.
- [28] Porter Anderson: “Mobility for Each One,” http://www.indexaward.dk/index.php?option=com_content&view=article&id=56:mobility-for-each-one&catid=13:winners-2007&Itemid=19.
- [29] 古川浩太郎, 古沢竜志, 鈴木隆文, 國本雅也, 満洲邦彦: “末梢運動神経信号による義手制御のための基礎的研究 - 針筋電信号を用いた握力測定 -”, *生体医工学*, Vol. 44, pp. 654–654, 2006.

- [30] 河原崎徳之, 安齋良恵, 清水佑歌, 吉留忠史, 西原主計: “音声認識による家電機器のリモコン制御”, 福祉工学シンポジウム講演論文集, pp. 197–200, 2004.
- [31] Nozomu Hoshimiya, Akira Naito, Michihiro Yajima, and Yasunobu Handa: “A Multichannel FES System for the Restoration of Motor Functions in High Spinal Cord Injury Patients: a Respiration-Controlled System for Multijoint Upper Extremity,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 36, No. 7, pp. 754–760, 1989.
- [32] 星宮望, 加納慎一郎, 吉信達夫: “機能的電気刺激 (FES) による神経筋系制御のための随意的生体情報センシングと利用に関する研究”, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 107, No. 263, pp. 51–56, 2008.
- [33] 大野健彦: “視線を用いたインタフェース”, 情報処理, Vol. 44, No. 7, pp. 726–732, 2003.
- [34] 大野健彦, 武川直樹, 吉川厚: “2点補正による簡易キャリブレーションを実現した視線測定システム”, 情報処理, Vol. 44, No. 4, pp. 1136–1149, 2003.
- [35] 田村宏樹, 奥村大, 淡野公一: “表面筋電位をFFT処理しないで動作識別する方法の検討”, 電子情報通信学会 D, Vol. 90, No. 9, pp. 2652–2655, 2007.
- [36] 眞鍋孝雄, 田村宏樹, 淡野公一: “顔表面筋電位を用いた電動車椅子の制御実験”, *FIT2009*, pp. 541–542, 2009.
- [37] Ferdinand A. Schmidt and Wolfgang Kohlrausch: “Unser Körper. Handbuch der Anatomie,” *Physiologie und Hygiene der Leibesübungen*, Vol. 55, pp. 1055–1032, 1923.
- [38] Chares T. Leonard: “*The Neuroscience of Human Movement*,” Mosby, 1997.
- [39] Eiji Hoshi, Keisetsu Shima, and Jun Tanji: “Neuronal Activity in the Primate Prefrontal Cortex in The Primate Prefrontal Cortex in the Process of Motor Selection Based on Two Behavioral Rules,” *Journal of Neurophysiol*, Vol. 4, No. 83, pp. 2355–2373, 2000.

- [40] Paolo Calabresia, Antonio Pisania, Nicola B. Mercuria, and Giorgio Bernardi: “The Corticostriatal Projection: from Synaptic Plasticity to Dysfunctions of the Basal Ganglia,” *Trends in Neurosciences*, Vol. 19, No. 1, pp. 19–24, 1998.
- [41] Hans Forssberg and Lewis M. Nashner: “Ontogenetic Development of Postural Control in Man: Adaptation to Altered Support and Visual Conditions During Stance,” *Journal of Neuroscience*, Vol. 2, No. 5, pp. 545–552, 1982.
- [42] James M. Bower: “The Cerebellum as a Sensory Acquisition Controller,” *Human Brain Mapping*, Vol. 2, No. 4, pp. 255–256, 1994.
- [43] Deborah L. Feltz, Daniel M. Landers, and Betsy J. Becker: “A Revised Meta-analysis of the Mental Practice Literature on Motor Skill Learning,” *National Academy Press*, Vol. 1, No. 1, pp. 1–66, 1984.
- [44] Helga Hirschfeld and Hans Forssberg: “Epigenetic Development of Postural Responses for Sitting During Infancy,” *Experimental Brain Research*, Vol. 97, No. 3, pp. 528–540, 1994.
- [45] Avi Karni, Gundela Meyer, Peter Jezard, Michelle M. Adams, Robert Turner, and Leslie G. Ungerleider: “Functional MRI Evidence for Adult Motor Cortex Plasticity During Motor Skill Learning,” *Nature*, Vol. 377, No. 14, pp. 155–158, 1995.
- [46] Audrey van der Meer, Ruud van der Weel, and David N. Lee: “The Functional Significance of Arm Movements in Neonates,” *Science*, Vol. 265, No. 5198, pp. 693–695, 1995.
- [47] Nikolai A. Bernstein: “*The coordination and regulation of movement*,” Pergamon, 1967.
- [48] 長崎浩: “運動協調性と相互作用トルク”, *理学療法科学*, Vol. 21, No. 1, pp. 75–79, 2006.
- [49] John M. Hollerbach and Tamar Flash: “Dynamic Interactions Between Limb Segments During Planar Arm Movement,” *Biological Cybernetics*, Vol. 44, pp. 67–77, 1982.

- [50] Paul L. Gribble and David J. Ostry: “Compensation for Interaction Torques During Single- and Multijoint Limb Movement,” *Journal of Neurophysiology*, Vol. 82, pp. 2310–2326, 1999.
- [51] Andrew M. Gordon, Hans Forssberg, and Nobuaki Iwasaki: “Formation and Lateralization of Internal Representations Underlying Motor Commands During Precision Grip,” *Neuropsychologia*, Vol. 32, No. 5, pp. 555–567, 1994.
- [52] Cote L. Crutcher: “*The Basal Ganglia*,” In Eric Kandel, James Schwartz, and Thomas Jessell (eds): “Principles of Neural Science,” Elsevier, pp.647-659, 1991.
- [53] Apostolos P. Georgopoulos, Nikolaos Smyrnis, James Ashe, and Masato Taira: “The Motor Cortex and the Coding of Force,” *Science*, Vol. 256, No. 5064, pp. 1692–1695, 1992.
- [54] Javier Defelipe, Santiago R. Y Cajal, Edward G. Jones, and Edward G. Jones (eds). : “*Cajal on the Cerebral Cortex*,” Oxford University Press, 1988.
- [55] David Malet Armstrong: “The Supraspinal Control of Mammalian Locomotion,” *The Journal of Physiology*, Vol. 405, No. 1, pp. 1–37, 1988.
- [56] Chang-Ning Liu and William W. Chambers: “An Experimental Study of the Cortico-Spinal System in the Monkey. The Spinal Pathways and Preterminal Distribution of Degenerating Fibers Following Discrete Lesions of the Pre- and Postcentral Gyri and Bulbar Pyramid,” *The Journal of Comparative Neurology*, Vol. 123, No. 2, pp. 257–283, 1964.
- [57] Sten Grillner: “Control of Locomotion in Bipeds, Tetrapods, and Fish,” *Comprehensive Physiology Published Online*, Vol. 1, No. 1, pp. 179–236, 2011.
- [58] Masao Ito: “Movement and Thought: Identical Control Mechanisms by the Cerebellum,” *Trends in Neurosciences*, Vol. 11, No. 16, pp. 448–450, 1993.
- [59] Mark L. Latash and Michael T. Turvey (eds). : “*Dexterity and Its Development*,” Lawrence Erlbaum Associates, 1996.

- [60] 山根克, 中村仁彦: “ヒューマンフィギュアの全身運動生成のための協応構造化インタフェース”, *日本ロボット学会誌*, Vol. 20, No. 3, pp. 335–343, 2002.
- [61] Yu Aramaki, Manabu Honda, and Norihiro Sadato: “Suppression of the Non-Dominant Motor Cortex During Bimanual Symmetric Finger Movement: A Functional Magnetic Resonance Imaging Study,” *Neuroscience*, Vol. 141, No. 1, pp. 2147–2153, 2006.
- [62] Stephan Riek and Daniel Woolley: “Hierarchical Organization of Neuro-Anatomical Constraints in Interlimb Coordination,” *Human Movement Science*, Vol. 24, No. 1, pp. 798–814, 2005.
- [63] Jacqueline Fagard: “Manual Strategies and Inter Limb Coordination During Reaching, Grasping, and Manipulating Throughout the First of Life,” *Interlimb Coordination: Neural, Dynamical and Cognitive Constrains*, pp. 439–460, 1994.
- [64] Brenda Bigland-Ritchie, Richard Johansson, Olof Lippold, Sharon Smith, and Joseph J. Woods: “Changes in Motorneurone Firing Rates During Sustained Maximal Voluntary Contractions,” *The Journal of Physiology*, Vol. 340, No. 6, pp. 335–346, 1983.
- [65] Daniela Corbetta and Esther Thelena: “A Method for Identifying the Initiation of Reaching Movements in Natural Prehension,” *Journal of Motor Behavior*, Vol. 27, No. 3, pp. 385–393, 1995.
- [66] Begley Sharon: “Memories are Made of...Nicotine? New Clues to How it Affects the Brain,” *Newsweek*, Vol. 11, No. 4, pp. 68–68, 1996.
- [67] Anne L. Burleigh, Fay B. Horak, and Francois Malouin: “Modification of Postural Responses and Step Initiation: Evidence for Goal-Directed Postural Interactions,” *Jouranal of Neurophysiology*, Vol. 72, No. 6, pp. 2892–2902, 1994.
- [68] Jonathan S. Carp and Jonathan R. Wolpaw: “Motoneuron Plasticity Underlying Operantly Conditioned Decrease in Primate H-Reflex,” *Journal of Neurophysiology*, Vol. 72, No. 1, pp. 431–442, 1994.

- [69] James S. Frank and Marie Earl: “Coordination of Posture and Movement,” *Department of Kinesiology*, Vol. 70, No. 12, pp. 855–863, 1990.
- [70] Michael E. Goldberger: “Partial and Complete Deafferentation of Cat Hindlimb: the Contribution of Behavioral Substitution to Recovery of Motor Function,” *Experimental Brain Research*, Vol. 73, No. 2, pp. 343–353, 1988.
- [71] Kocsis Jeffery: “Competition in the Synaptic Marketplace: Activity Is Important,” *The Neuroscientist*, Vol. 1, No. 4, pp. 185–187, 1995.
- [72] James R. Bloedel, Timothy J. Ebner, and Steven P. Wise: “*The Acquisition of Motor Behavior in Vertebrates*,” The MIT Press, 1996.
- [73] Johan Westerga and Albert Gramsbergen: “The Effect of Early Movement Restriction: An EMG Study in the Rat,” *Behavioural Brain Research*, Vol. 59, No. 1, 1993.
- [74] 山本裕二： “複雑系としての身体運動”，東京大学出版会，2005.
- [75] 鎌倉矩子： “手のかたち手のうごき”，医歯薬出版，1989.
- [76] Anne S. Cook and Marjorie H. Woollacott: “*Motor Control: Theory and Practical Applications*,” Lippincott Williams and Wilkins, 2000.
- [77] Milledge Murphey, Keith L. Tennant, and Robert N. Singer(eds). : “*Handbook of Research on Sport Psychology*,” Macmillan Publishers, 1993.
- [78] Hisamichi Aizawa, Hajime Mushiake, Masahiko Inase, and Jun Tanji: “An Output Zone of the Monkey Primary Motor Cortex Specialized for Bilateral Hand Movement,” *Experimental Brain Research*, Vol. 82, No. 1, pp. 219–221, 1990.
- [79] Heinz Kunzle: “Cortico-Control Efferents of Primary Motor and Somatosensory Regions of the Cerebral Cortex in *Macaca Fascicularis*,” *Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, pp. 25–39, 1978.
- [80] 長崎浩： “動作の意味論 歩きながら考える”，雲母書房，2004.

- [81] Johann C. F. Gutsmuths: “*Gymnastik für die Jugend*,” Beier Berlin, 1957.
- [82] Kurt Minel and Guenter Schnabel: “*Bewegungslehre Sportmotorik*,” Meyer + Meyer Fachverlag, 2007.
- [83] Philippe Rochat: “*Hand-mouth coordination in the newborn : morphology, determinants, and early development of a basic act, In : Savelsbergh GJP, ed., The development of coordination in infancy.* Amsterdam Elsevier, 1992.
- [84] 魚井孝則, 横井博一: “両腕動作の関係を利用する義手制御システム”, バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌, Vol. 7, No. 1, pp. 75–85, 2005.
- [85] Takanori Uoi, Eiichi Inohira, and Hirokazu Yokoi: “A Relation-Learning Method Between Motions of Both Arms Aiming at Application to Upper Limb Prosthesis,” *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, Vol. 3, No. 1, pp. 223–234, 2007.
- [86] 岩本聡, 吉田達穂, 横井博一: “二足歩行ロボットのニューラル制御に関する基礎的検討”, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 93, No. 106, pp. 23–30, 1994.
- [87] Eiichi Inohira, Takanori Uoi, and Hirokazu Yokoi: “Generalization Capability of Neural Networks for Generation of Coordinated Motion of a Hybrid Prosthesis With a Healthy Arm,” *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, Vol. 4, No. 2, pp. 471–484, 2008.
- [88] 藤末義和, 猪平栄一, 横井博一: “ボルテラネットワークを用いたロボットの制御”, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 103, No. 465, pp. 39–44, 2003.
- [89] 三好純, 横井博一: “四輪操舵車の横滑り角学習用ニューラルネットワークの改善”, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 103, No. 465, pp. 87–90, 2004.
- [90] 魚田紫織, 横井博一: “階層型運動スキーマによるロボットハンドの運動多様性の実現”, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 103, No. 465, pp. 25–28, 2003.
- [91] 重村宗作, 西村敏博, 横井博一: “Volterra filter 組み込み Neural Network による瞬目アーチファクト除去の一手法”, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 104, No. 644, pp. 57–60, 2005.

- [92] John Mathews and Giovanni L. Sicuranza: “*Polynomial Signal Processing*,” Wiley, 2000.
- [93] Michael I. Jordan: “Attractor Dynamics and Parallelism in a Connectionist Sequential Machine,” *Artificial Neural Networks, IEEE Press*, pp. 112–127, 1990.
- [94] Ahmad R. Abu-El-Quran, Rafik A. Goubran, and Adrian D. C. Chan: “Security Monitoring Using Microphone Arrays and Audio Classification,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 55, pp. 1055–1032, 2006.
- [95] Yingda Dai, Masami Konishi, and Jun Imai: “RNN-based Cooperative Motion Control of 2-DOF Robot Arms,” *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, Vol. 3, No. 4, pp. 937–952, 2007.
- [96] David E. Rumelhart, James L. McClelland, and The PDP Research Group: “*Parallel Distributed Processing*,” MIT Press, 1987.
- [97] 広瀬健次, 西尾孝治, 小堀研一: “モーションデータを付加したオブジェクトの配置によるキャラクタの動作の自動生成”, *映像情報メディア学会誌*, Vol. 63, No. 2, pp. 216–221, 2009.
- [98] 長崎浩: “動作分析のこれから”, *理学療法科学*, Vol. 18, No. 3, pp. 147–151, 2003.
- [99] Alex Waibel: “Modular Construction of Time-Delay Neural Networks for Speech Recognition,” *Neural Computation*, Vol. 1, pp. 39–46, 1990.

発表論文

雑誌論文

- [1] 魚井孝則, 猪平栄一, 横井博一: “筋電義手のための両腕協調動作生成システムを用いた日常生活で行う動作の生成”, 生体医工学 (投稿中) .
- [2] Eiichi Inohira, Takanori Uoi and Hirokazu Yokoi: “Generalization Capability of Neural Networks for Generation of Coordinated Motion of a Hybrid Prosthesis With a Healthy Arm,” International Journal of Innovative Computing, Information and Control, Vol. 4, No. 2, pp. 471–484, 2008.
- [3] Takanori Uoi, Eiichi Inohira and Hirokazu Yokoi: “A Relation-Learning Method Between Motions of Both Arms Aiming at Application to Upper Limb Prosthesis,” International Journal of Innovative Computing, Information and Control, Vol. 3, No. 1, pp. 223–234, 2006.
- [4] 魚井孝則, 横井博一: “両腕動作の関係を利用する義手制御システム”, バイオメディカル・ファジィ・システム学会学会誌, Vol. 7, No. 1, pp. 75–85, 2005.

国際会議発表論文

- [1] Takanori Uoi and Hirokazu Yokoi: “The Method of New Upper Limb Prosthesis Control Support Using the Relation-Learning Between Operations of Both Arms,” International Symposium on Management Engineering 2006, PAGE R02 (CD-R), March 10–12, 2006(Waseda University, Kitakyushu, Japan) .

国内会議発表論文

- [1] 魚井孝則，横井博一：“両腕動作の関係を利用した義手制御補助システム”，日本生体医工学大会・講演論文集，Vol. 45, pp. 568, 2006.
- [2] 魚井孝則，横井博一：“両腕動作間関係を利用する多自由度筋電義手”，平成16年度日本エム・イー学会九州支部学術講演会論文集，pp. 5, 2005.
- [3] 宮本博文，魚井孝則，横井博一：“健常腕の動作から義手動作を推定する筋電義手補助システム”，電子情報通信学会技術研究報告，NC2005-78, pp. 83-88, 2005.
- [4] 魚井孝則，横井博一：“両腕の動作間関係を学習する多自由度の筋電義手の研究”，バイオメディカル・ファジィ・システム学会 第17回年次大会講演論文集，pp. 69-72, 2004.
- [5] 魚井孝則，横井博一：“両腕動作の相関関係を利用する筋電義手の研究開発”，バイオメディカル・ファジィ・システム学会 第16回年次大会講演論文集，pp. 127-130, 2003.