

平成 13 年度

修士論文

**歩行特性を考慮した
ニューラルネットワークによる歩行支援装置の速度制御**

Sensor-Based Walker's Velocity Control

by Neural Network in Consideration of Gait Characteristics

指導教員

井上喜雄 教授

甲斐義弘 助手

副指導教員

竹田史章 教授

高知工科大学大学院

工学研究科 基盤工学専攻（博士課程前期）知能機械コース

1045016 渡部 恵輔

目 次

第1章	緒言	3
第2章	歩行支援機	8
2.1	制御装置	
2.2	位置検出センサ	
2.3	力覚センサ	
第3章	ニューラルネットワーク	13
3.1	ニューラルネットワークの概要	
3.2	誤差逆伝播法学習アルゴリズム	
3.3	ニューラルネットワークパラメータ	
第4章	遺伝的アルゴリズム	20
4.1	GAの基本的動作と特徴	
4.2	染色体	
4.3	再生産	
4.4	交叉	
4.5	突然変異	
第5章	GAによるニューラルネットワークの最適化	25
5.1	GAの定式化	
5.2	ニューラルネットワークの基本モデル	
5.3	中間層を設計変数としたニューラルネットワークの最適化	
第6章	最適速度パラメータの決定	32

6.1 各被験者に最適な歩行支援機速度パラメータの決定	
6.2 被験者の歩行特性を考慮した速度制御	
第7章 歩行リハビリテーションへの応用	43
第8章 結言	46
謝辞	47
参考文献	48

第1章 緒言

1.1 問題の設定

平成 12 年 4 月の介護保険施行により，介護は「措置」から「選択」の時代に移ってきた．その為，「通所リハビリテーション」「訪問リハビリテーション」が施設の介護サービスのメニューに入り，「リハビリテーション」がいよいよ注目を受ける時代になった．また，わが国では，他の先進国に類を見ない早さで少子化が進み，「高齢化社会」が社会問題として大きく取り上げられてきた．現在，現実が高齢化において，日本第 2 位の高知県のような高齢化社会が進行している．このような高齢社会では，疾病・加齢等の原因により歩行機能に障害を持つ患者が増加し，自立した生活をするのが困難になってきている．

このような現状から，寝たきり患者の人口を増やさないための予防的手段として，あるいは歩行機能の回復手段としての歩行リハビリテーションは非常に重要である．

しかし，歩行リハビリテーションの現状は，歩行機に転倒防止機能がなく，危険が伴います．そこで，歩行リハビリテーションの効果を最大限に発揮するために，理学療法士や看護師，介護福祉士らが患者に付き添いながら行っており，介助する理学療法士や看護師，介護福祉士らの身体・心理的負担は非常に大きい．また，今後，高齢化社会がさらに進行し，歩行リハビリテーションを必要とする患者が増加すると，医療者の身体・心理負担が増加するだけではなく，それぞれの患者に必要とされる歩行リハビリテーションの時間も十分とれなくなる可能性もある．

そこで，歩行機能に障害のある患者の歩行リハビリテーションの促進と医療者の身体的負担を軽減するために，患者がある程度自立して歩行リハビリテーションを行うことを可能にする歩行支援装置の開発が望まれている．このような歩行支援装置には，患者が安全に歩行リハビリテーションを行うために，患者の動作状態の認識し，それに対応することが問題である．また，歩行リハビリテーションを必要とする患者の障害は多種多様であり，患者がある程度自立して歩行リハ

ビリテーションを行うことを可能とする歩行支援装置には各患者の特性にあわせて動作すること、歩行支援装置と各患者がコミュニケーションを取れることが問題である。このように、患者が安全に安心して歩行リハビリテーションを行うことができる歩行支援装置の開発が望まれている。

1.2 従来の研究

現在、行われている歩行支援装置の開発は、日立製作所の藤江らや名古屋大学の大日方らがパワーアシストモードや距離一定モードを用いて研究・開発している。これらは患者の個人差に対応しているものの、転倒防止機能がなく危険性が高いシステムとなっている。

また、高知工科大学の甲斐らで行われている速度一定モードは、安全性にとっても優れているものの、個人差に対応しきれていないのが現状である。甲斐らによって試作・検討されてきた歩行支援装置は、位置検出センサや測定圧計測器、ロードセルなどの複数のセンサを用いることにより、ある程度患者の状況を判断して制御ができるように試作されている。それらを用い、ある一定速度で動作する速度一定モード、転倒時の衝撃を和らげるために、転倒防止位置の手前で速度を緩和するように制御できる転倒時速度緩和モードなど、種々の制御モードを構築し比較・検討してきた。その中で、患者の足と歩行訓練機との相対位置情報を位置検出センサで取り込み制御するモードの感性評価結果が高く、患者の足の状態に合わせた速度制御が患者の不安を和らげる効果を有することが示された。しかしながら、安全と個人差の両立については十分に検討されていない。

また現在、いろいろな制約条件下で、企業などで用いられているようなロボットの制御パラメータを決定する方法にはいろいろな方法が提案されているが、各患者に沿うような制御パラメータを決定する方法は十分研究されていないのが現状である。

1.3 本研究の目的と概要

本研究の目的は、安全と個人差の両立を図るため、足の位置から歩行支援装置との距離を測り、そのデータを基にニューラルネットワークや遺伝的アルゴリズムを用いて歩行支援装置を制御することにより、患者の歩行スピードに合った速度で歩行支援装置を動作させるシステムについて提案する。

よって本研究では、歩行支援装置は甲斐らによって試作・検討されてきたものを使用する。この歩行支援装置には、しかしながら、複数のセンサを組み合わせた場合、歩行支援装置システムの複雑化や規模の拡大という欠点が生じる。そこで、甲斐らが行った研究で位置検出センサと力覚センサ（レバー）を用いたものが、患者の不安を和らげるということが確認されたということから、上記の2つのセンサのみを用い、歩行支援装置を患者に合わせて動作させることとした。よって、位置検出センサから得られたデータから歩行支援装置と被験者の相対位置を検出し、その位置により歩行支援装置の速度を増加及び減少させる。それにより、各被験者にあわせた歩行支援装置の最適な速度を決定・動作させることについて検討する。この時の最適な速度とは、歩行支援装置と被験者の相対位置が適当な位置で保たれている時の歩行支援装置の移動速度を、被験者の最適な速度であると本研究では定義する。また、速度の増加・減少等を決定には、誤差逆伝播法(バックプロパケーション)を用いた階層型ニューラルネットワークを使用することを提案する。これにより、また、ニューラルネットワークを使用することにより、制御プログラム構造の簡略化、そして位置検出センサの数等（学習点）の追加・削減、及びプログラムの再構築（再学習）を容易に実現できることを可能にした。さらに、ニューラルネットワークには種々のパラメータをその問題ごとに設定し、その問題に最適なシステムを構築する必要がある。そこで、中でもニューラルネットの学習時間等に大きく影響があると考えられる、ニューラルネットワークの中間層のニューロン个数については、遺伝的アルゴリズムを用い、ニューラルネットワーク最適パラメータの定量化につなげる。このような歩行支援装置の速度制御システムを構築、そして次の速度制御実験を実施し、各被験者の制御パラメータの定量化を行う。また、全ての実験を通して、被験者は健常者で

ある。

まず、位置検出センサエリアを適当に定義し、それをニューラルネットワークに学習させ、各被験者の最適な速度パラメータの決定する。また、歩行支援装置の初期速度を 0.20 (km/h)、速度増加・減少量を 0.0005 (km/h)、 0.001 (km/h)、 0.005 (km/h) と変化させ、実験を行う。その結果、速度増加・減少量が 0.0005 (km/h)、 0.001 (km/h) の時、ある一定の時間でほぼ同じ速度に収束させることができた。このことから、本システムを用いることで、各患者に合った最適速度で歩行支援装置を動作させられることの証明ができ、本システムの有用性が明らかになった。また、今まで明らかにされていなかった、各被験者の最適速度パラメータの定量化に成功したことから、次のようなことも明らかになった。被験者ごとに使用しているエリアセンサ、歩幅に違いがあることがわかり、被験者ごとに歩行特性に違いがあることがわかった。

そのため次に、各被験者の使用エリアなどの歩行特性を考慮することにより、更に歩行支援装置の動作をより早く被験者に合った速度で動作させられることができるのではないかと考え、各被験者の歩行特性を考慮した位置検出センサエリアを設定し、実験を行った。位置検出センサエリアの決定には、上述の実験から得られた速度で歩行支援装置を動作させ、それから得られた歩幅・位置検出センサの使用頻度を基に設定する。その結果、歩行特性を考慮していない時と比べると、歩行特性を考慮した方が、より早く歩行支援装置を最適な速度で動作させられることができたと同時に、歩行支援装置の安定化が図られていることがわかった。これにより、被験者の歩行特性を考慮することにより、より歩行支援装置を被験者に合わせ動作させられるシステムを提案することができた。

そして、これまで得られた結果を基に構築した速度制御システムを用い、歩行リハビリテーションを行った場合、現行のシステムでは急激な速度の増加・減少が起きる可能性がある。そこで安全性の向上、及び速度制御の安定性の向上を目的として、ニューラルネットワークからの出力を入力データにフィードバックさせ、連続しての「速度増加」、「速度減少」を抑えた速度制御システムを構築し、実験を行った。その結果、前回の動作状況を考慮した時としていない時ものとな

比べると、考慮した時ほうが安定性が増していることがわかった。このことから、前回の動作状況を考慮したシステムを用いることにより、安定性の向上が図られたことがわかった。これにより、各患者に合わせて動作し、より安定性の高いシステムを提案することができた。

第 2 章 歩行支援装置

歩行リハビリテーションを必要とする患者の障害は、多種多様である。患者がある程度自立して歩行リハビリテーションを行うことを可能にする歩行支援装置には、各患者の症状に合わせて動作することが望まれる。そこで甲斐らは歩行支援装置自体がモータで駆動し、種々のセンサ情報に基づき、患者の状態に合わせて駆動する図 2.1 の歩行支援装置を試作・検討してきた。本研究ではその歩行支援装置を用いて実験を行う。



図 2.1 歩行支援装置の概観

本歩行支援装置は、日立化成工業株式会社製歩行支援装置（日立自立歩行支援装置 JHS-1）の左右の後部に駆動装置が取り付けられており、安全対策として左右の駆動装置部に 2 つ、ハンドル部に 2 つの非常停止ボタンと患者用手動ブレーキ(図 2.2 参照)が取り付けられている。



図 2.2 緊急非常停止ボタン及び力覚センサ

更に、後述する位置検出センサ、力覚センサなどが取り付けられており、センサ情報に基づいて制御できるようになっている。また、歩行支援装置の制御系の概観は図 2.3 に示すようなものとなっている。

2.1 制御装置

本歩行支援装置は、AC サーボモータを主体として駆動しているが、その AC サーボモータはコンピュータからの信号を図 2.3 の記したような各ボード会し、AC サーボドライバ(三菱電機社製汎用 AC サーボドライバ MELSERVO-J2-A)に伝達され、モータ速度・トルクを制御する。

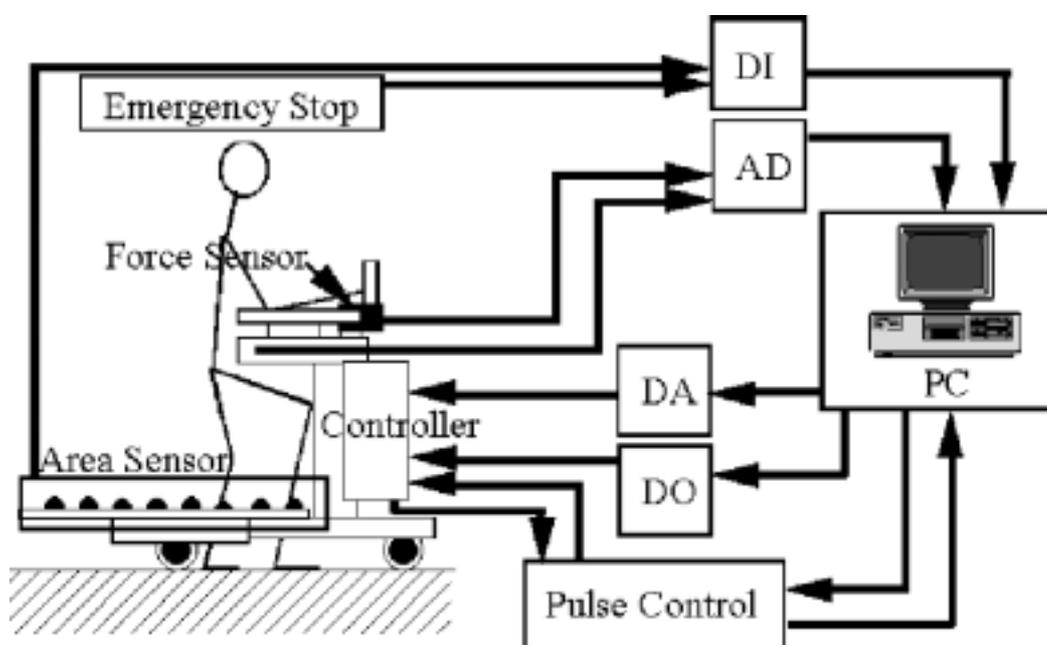


図 2.3 歩行支援機の制御系概観図

2.2 位置検出センサ

本研究では歩行支援装置の各患者の身長・年齢・歩幅に基づいた速度の増加・減少等のエリアの変動を行い，各患者に沿うような制御パラメータを決定に位置検出センサを使用する．本研究で使用する位置検出センサは，キーエンス社製ハイブリッドファイバセンサ（FS-V11，FS-V12）を図 2.4 に示すように歩行支援装置下部に設置したガイドに取り付けられており，患者の足と歩行支援装置の相対位置を検出するものである．ファイバセンサの取り付け部はガイドに沿って動かすことができ，ガイドないの任意の位置に固定可能である．本研究では各センサ間の距離が 100[mm]になるように設置している．これは歩行支援装置の左側下部に赤色発光ダイオードの投光器，右側下部にその受光器を，それぞれ等間隔に対向させて設置し，投光器と受光器間の光を被験者の足が遮ることにより，足の位置を検知するものである．

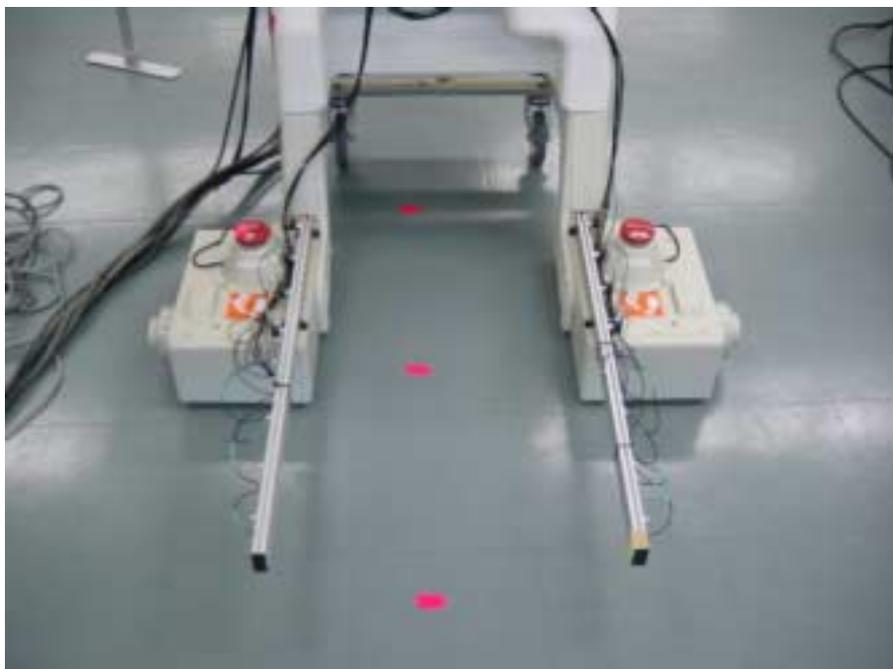
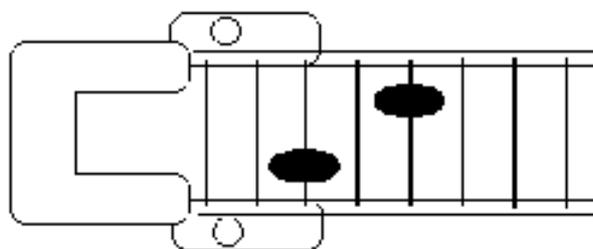


図 2.4 位置検出センサ

本センサよりコンピュータに取りこまれたデータの値を2進数で表した値と、患者の足と歩行支援装置の相対位置との関係は次のようになっている。歩行支援装置の前進方向にあるセンサは2進数の上位を表し、後進歩行にあるセンサは2進数の下位を表す。例えば図2.5の位置（黒で示した部分）に被験者の足がある場合、00101000という数値がコンピュータに送られる。この数値を見ることにより、足がどの位置のセンサを横切っているかがわかるようになっている。

また、各センサの呼び名を簡略化する為に、歩行支援装置から一番近いセンサをセンサ1とし、順にセンサをセンサ1~8と呼ぶ事とする。



入力データ 00101000

図 2.5 患者と歩行支援機の相対位置との関係

2.3 力覚センサ

図2.2に示したように、歩行支援装置には左右のハンドルの根元に力覚センサ(ビーエル・オートテック社製、ビーエルMINIセンサMini8/40)が取り付けられている。このセンサにより、被験者のハンドルへ与える力を測定でき、その情報を基に歩行支援装置を動作させることができる。

第3章 ニューラルネットワーク

3.1 ニューラルネットワークの概要

人間の脳は、「ニューロン」と呼ばれる神経細胞（図 3.1 参照）の組み合わせられた構造（神経回路網）で構成されている。この構造をまねることで、人間の得意とするような、パターン認識や、連想記憶などの処理を効率良く行うことができる。このようにニューラルネットワークとは、人間の脳の構造を基に作られた情報処理機構である。

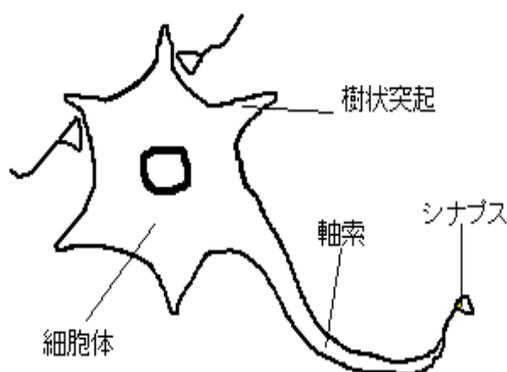


図 3.1 脳細胞のニューロン

ニューラルネットワークの基本要素となるニューロンは、重み付の多入力 1 出力系として工学モデル化される。ここでは、入力の重みによりシプナスの伝達効率を表現している。このニューロンモデルを多数結合しニューラルネットを形成する。このニューラルネットには、ニューロンモデルを階層的に結合したものと相互結合したものがある。

階層型ニューラルネットワークは、学習機能を持ち、しかも画像や音声などのパターン認識のようなアナログデータ処理が得意である。一方、相互結合型ニューラルネットワークは、たくさんの組み合わせの中から最適値を求める問題に適用される。たとえば、最短距離で都市を巡回する為のコースを決定する巡回セールスマン問題の解法、株式投資のリスクを低減するためのポートフォリオ設定などの問題に適用されている。

本研究では、各患者に沿うような制御パラメータを同定し、歩行支援機の最適制御システムを構築する目的で、学習/成長を実現するニューラルネットとして誤差逆伝播法

を用いた図 3.2 に示すような 3 層の階層型ニューラルネットワークを構築した .

本研究で用いたニューラルネットワークの学習法の誤差逆伝播法とは ,階層型ニューラルネットワークの学習法の一つで ,教師信号とニューロンの出力との誤差が ,各結合係数 W を出力層から入力層 (逆) へ変化させていく事によって学習させる学習システムである .

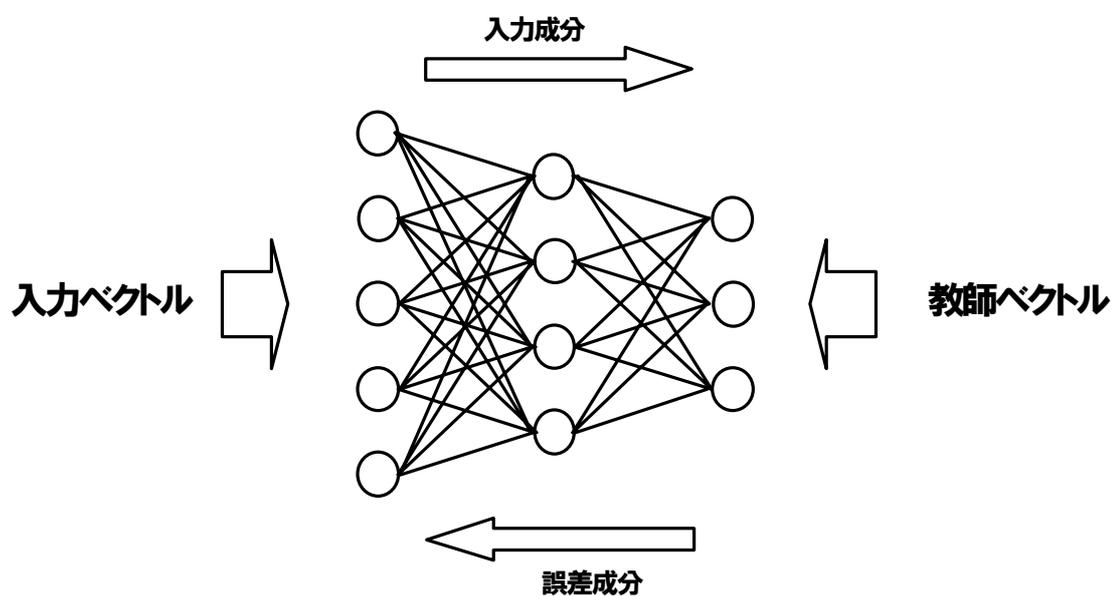


図 3.2 誤差逆伝播法を用いた階層型ニューラルネットワーク

3.2 誤差逆伝播法学習アルゴリズム

誤差逆伝播法の学習手順を以下に示し, 図 3.3 に基本的な動作のフローチャートを示す.

(1) ネットワークの初期化

重みの初期値を, 乱数を用いて設定する.

(2) 入力ベクトルの入力

まず, ニューロンの入力 X と結合係数 W の結合総和のニューロン状態 S を求める.

$$S = x_1 * W_1 + x_2 * W_2 + x_3 * W_3$$

ニューロンの状態 S は, 更に活性化関数 (active function) F によって出力値を決定する. F はシグモイド関数とする.

$$Y = F(s)$$

$$F = \frac{1}{1 + e^{-s}}$$

(3) 出力層へ教師信号の入力

出力層へは, 入力ベクトルに対応した教師ベクトルが与えられる.

(4) 誤差逆伝播による重みの学習

出力層に出力 Y が出力されたら, 学習係数を変更する際の変化分 σ (学習則 σ) を求める. これを結合係数の更新に使用する. それにはまず, シグモイド関数の微分を取ため, 上式を微分すると以下のようなになる.

$$F' = Y(1 - Y)$$

微分を取ると出力 Y 自身と, 1 から出力 Y を引いた差分方程式になる. 微分という意味は, そもそも変化量を求めるものであるので, 上式はシグモイド関数の変化量をさしている.

シグモイド関数の変化量に，ニューロンの出力 Y と目標値 TARGET との誤差 ERROR を掛け合わせる．

$$\sigma_j = F'_j * ERROR_j$$

これが，学習則と言われるもので，結合係数 W の更新の際に非常に重要な役割をする．これらの意味は，誤差とシグモイド関数の微分を掛け合わせることによって，スケールリングを行っている．スケールリングとは，大きい値であるとより大きく，小さい値であるとより小さくするものである．この場合誤差 ERROR は，0 から 1 までの小数で表すので，ERROR が大きいとより学習則 σ が大きくなり，ERROR が小さいと学習則 σ が小さい値となる．

学習係数 W を変更するニューロンが出力層につながるのであれば，結合係数 W の変更は以下ようになる．ここで，a は結合定数で 1 未満の定数である．

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + a * \sigma_j$$

出力層に所属する結合係数を更新した後，中間層に属する結合係数を変更する．重要なのは，先ほど求めた学習則を利用して，新たな学習則が生まれることである．新たな学習則は以下のように，出力層からの結合係数 W と学習側 σ との結合総和に，シグモイド関数の微分を掛け合わせる．

$$\sigma_j = F'_j * \sum_q \sigma_j * W_{jq}$$

得られた学習則により，結合係数 W の変更は出力層に属する更新の式同様，以下のように表される．それを入力層に所属する結合係数 W まで計算を繰り返すことにより学習が行われる．

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + a * \sigma_j$$

(5) 終了判定

終了条件を満たせば，重みの学習を終了する．そうでなければ手順 2 に戻る．

なお，終了判定条件は，本研究では「教育データと出力データの誤差の 2 乗平均が一定値以下となった時」という評価基準で終了する．

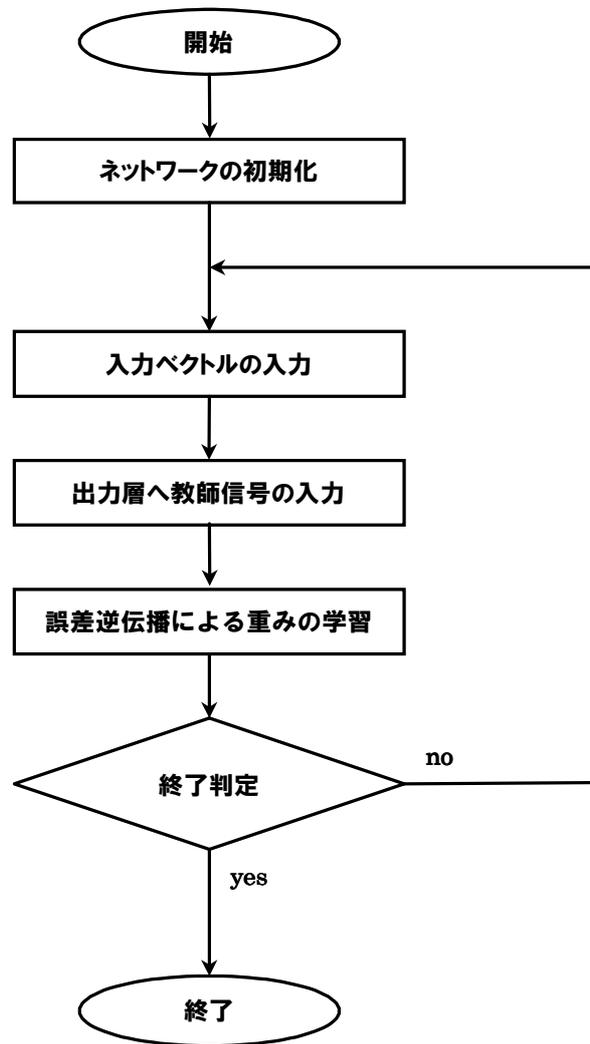


図 3.3 誤差逆伝播法のフローチャート

3.3 ニューラルネットワークパラメータ

ニューラルネットワークを設計する際，ニューラルネットワークパラメータと呼ばれる設計変数が存在し，次のようなパラメータを適切に設定することが要求されている．

- (2) 入力層ニューロン数 No_IUnits
- (2) 中間層ニューロン数 No_Hunits
- (2) 出力層ニューロン数 No_Ounits
- (2) 結合定数 a
- (2) 重みの初期値範囲 Range
- (2) 誤差の 2 乗平均値等の終了条件

このようなパラメータの適当な値を決めることにより，教育信号に沿った出力がされることになる．

第4章 遺伝的アルゴリズム

本研究で用いる遺伝的アルゴリズム(以下 GA)は、何万年も何億年もかけて生物が進化してきたような遺伝的な法則を工学的にモデル化し、計算機上で実現したアルゴリズムであるといえる。

4.1 GA の基本的動作と特徴

GA のおおまかな手順を以下に示す。

- 手順 1(初期化) ランダムな染色体を持つ個体を N 個生成して、初期世代の個体群を設定する。
- 手順 2(再生産) 各個体の適合性を計算して、適合度に依存した一定の規則で個体の再生を行う。ここで、適合度の低いいくつかの個体は淘汰され、その個数だけ適合度の高い個体が増殖することになる。
- 手順 3(交叉) 設定された交叉確率や交叉の方法により交叉を行い、新しい個体を生成する。
- 手順 4(突然変異) 設定された突然変異確率や突然変異の方法により突然変異を行い、新しい個体を生成する。この結果、新しい世代の個体群が生成される。
- 手順 5(終了判定) 終了条件を満たせば、そのとき得られている最良の個体を問題の準最適解とする。そうでなければ手順 2 に戻る。

このような GA の基本的な動作を図 4.1 にフローチャートで示す。なお、GA の手順 5 での終了判定条件は、もちろん適用する問題に依存するが、本研究では「世代交代の回数が、あらかじめ設定した回数を超えた時」という評価基準で終了する。

このように GA はこれまでの古典的な探索法と大きく異なっているが、その特徴をあげると以下の通りである。

設計パラメータを 2 進数列の染色体で表した(コーディングした)ものを

利用する .

一点探索ではなくて , 多点探索である .

解の評価には目的関数値のみを用い , その微分値は用いない .

決定論的でなく , 確率的な方法である .

これら 4 つの特徴により , GA は大局的最適解を見いだすことができるという特徴を備えており , また与えられた問題が数理的に明確に記述できない場合であっても最適解に導くことができるといわれている .

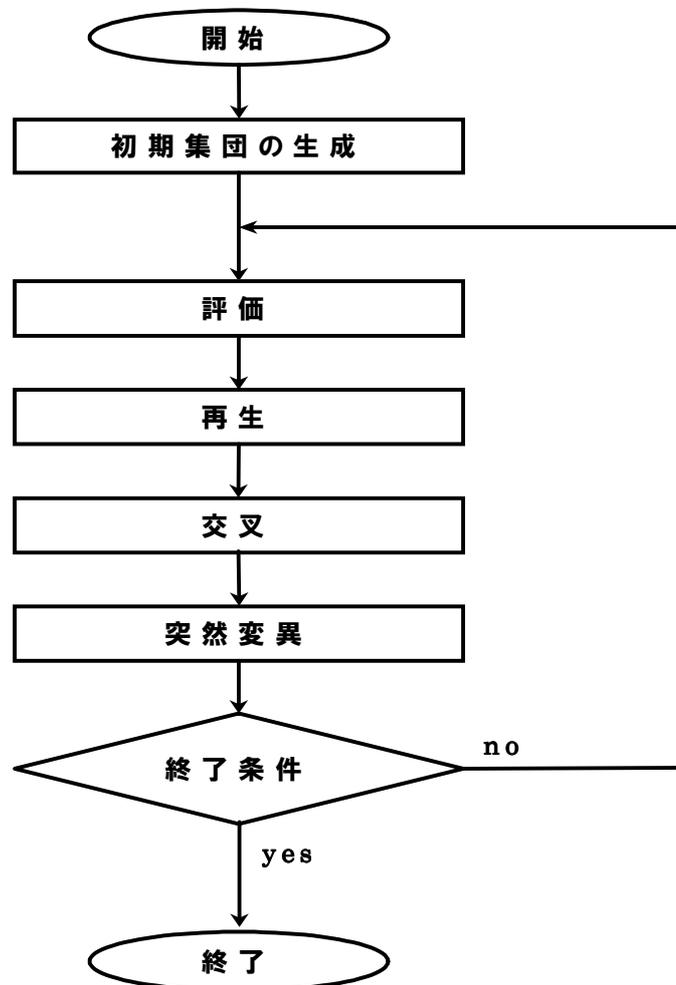


図 4.1 遺伝的アルゴリズムのフローチャート

4.2 染色体

個体の特性は染色体を用いて決定される。生物では、染色体をいくつかセットとしたものを持っている。染色体は DNA を媒体とした遺伝子配列で構成されている。遺伝子配列には多くの遺伝子情報が蓄えられており、これらが親の個体から子孫へと伝達される。

GA では、一般に一つの個体は一つの染色体で表す。染色体の表現には 2 進数列が用いられるが、場合によっては 10 進数を用いることもある。本研究では、2 進数列を用いる。2 進数列の場合、遺伝子は 0 か 1 をとる。GA で初期集団を作る際には、乱数を用いて複数の染色体、すなわち、複数の個体を生成する。染色体の例として、図 4.2 を示す。

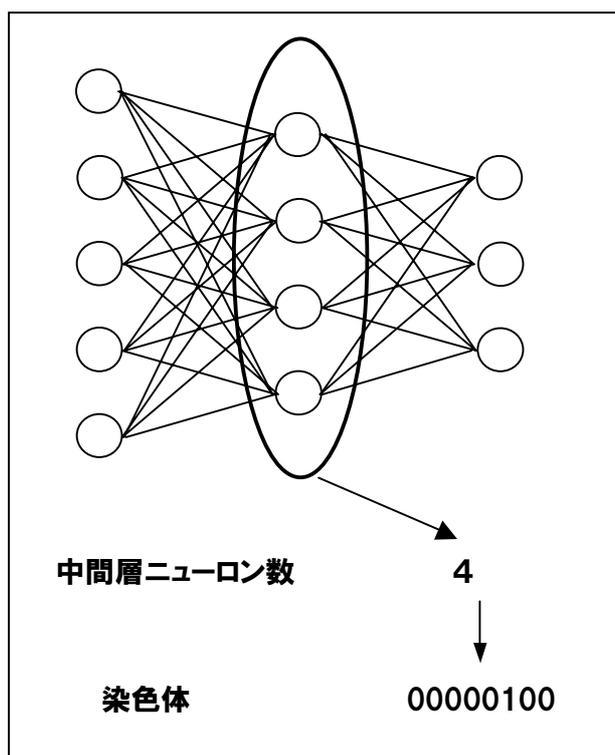


図 4.2 染色体の例

4.3 再生産

自然界では環境に対して適応する度合いの高い個体が生き残り、増殖する。逆に、適応する度合いの低い個体は淘汰され、個体群の中から消滅することになる。GA ではこのような進化過程を取り込んでおり、評価値の高い個体はその数を増やし、逆に低いものは消滅する。これを再生産という。再生産を GA で行う場合、一般にルーレット選択という方法が用いられているが、本研究では評価値の低い個体を何個か死滅させ、高い個体を死滅させた個数分増殖させる。また中位の個体はそのまま生き残るという方法にする。この方法の例を図 4.2 に示す。また、評価値の高い個体を 00000011、低い個体を 11001010、中立の個体を 10000001 とする。

4.4 交叉

生物の生殖を参考にして、染色体の一部組み替えを行う操作を交叉という。交叉させる 2 つの個体はランダムに選択される。ここで、全個体を交叉させてすべて 2 世にするか、あるいは一部残していくかは選択の余地がある。また、子ができると同時に親を抹消するか、あるいは何らかの他の操作をほどこした後に個体数の調整をするかなどの、様々な設計の自由度がある。いずれにしても、交叉により 2 つの親から 2 つの子が誕生することになる。図 2.4 に本研究で使用した 1 点交叉の例を示す。図 4.3 では、親 1、親 2 の染色体上でランダムに選ばれた交差点が切れ目 " | " の箇所であれば、切れ目から右側の 2 つの親遺伝子をそのまま交換して、子 1、子 2 が得られる。

4.5 突然変異

GA における突然変異は、染色体上のある遺伝子の値を他の対立遺伝子に置き換える (0 1, 1 0) ことにより、交叉だけでは生成できない子孫を生成して、個体群の多様性を維持する働きをする。突然変異の例を図 4.4 に示す。

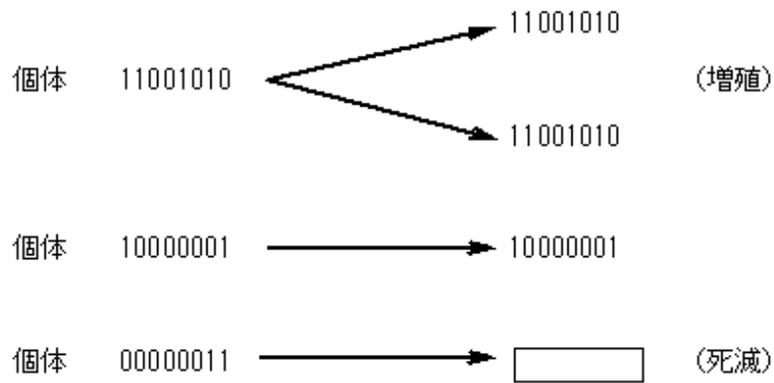


図 4.2 再生産の例

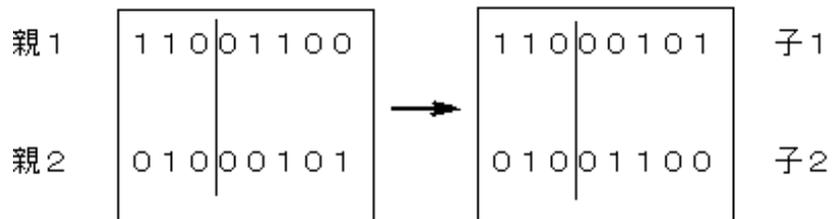


図 4.3 一点交叉の例

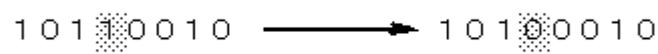


図 4.4 突然変異の例

第 5 章 GA によるニューラルネットワーク構造の最適化

5.1 GA の定式化

本研究では最適化手法として GA を用い、ニューラルネットワークと組み合わせる事によりニューラルネットワークの最適化を行う。

ここで取り扱う最適問題は、次のように定義される。

$$\begin{aligned} \text{目的関数} & : O(\{I\}) \quad \min \\ \text{制約条件} & : g(\{I\}) \leq 0 \\ \text{設計変数} & : \{I\} = \{I_1, I_2, \dots, I_n\} \end{aligned}$$

ここで本研究では、目的関数 $O(\{I\})$ は、ニューラルネットワークの学習回数としている。制約条件 $g(\{I\}) \leq 0$ は、誤差が制約値以下であるという制約条件とする。また設計変数 $\{I\}$ は、中間層のニューロンの個数とした。

さらに GA を設計する際、GA パラメータと呼ばれる設計変数が存在し、次のようなパラメータを適切に設定することが要求されている。

- (1) 個体群中の個体数、すなわち個体群サイズ N
- (2) 交叉確率 P_c
- (3) 突然変異確率 P_m
- (4) 世代数 G
- (5) 世代交代回数などの終了条件

このようなパラメータの適当な値を決め、有限要素解析と GA とを繰り返せば、最終的に制約条件を満たし、かつ体積が最小となる解が得られることになる。終了条件は「あらかじめ与えられた世代数分の解析を行うこと」とした。

5.2 ニューラルネットワークの基本モデル

まず、ニューラルネットワークを GA で最適化するための誤差の 2 乗平均制約値を決定する。そこで、図 5.1 の示すような入力層ニューロン数 8 個、中間層二

ニューロン数 8 個，出力層ニューロン数 5 個の階層型ニューラルネットワークを設定し，終了条件である誤差の 2 乗平均値を 1.00~0.10 の範囲で 10 段階変化させ，総学習パターンに対する認識率（出力ニューロンからの出力が 0.5 以上の場合は 1，0.5 未満のものは 0 とし，教育信号と同じであれば「認識」と定義する）が高いものを誤差制約値とする．ニューロン数の決定理由として，入力層ニューロン数は 2 章で述べたように，位置検出センサからの入力データが 2 進数で 8 桁である為であり，出力層ニューロン数は歩行支援機の速度制御パターンを速度増加（10000），速度減少（00100），速度変化なし（01000），停止（00010），制御不能（00001）の 5 パターンとした為である．また，学習パターン数は 255 個であり，その定義は表 5.1 ように，そしてニューラルネットワークパラメータは以下のように設定した．また，学習パターンの例を図 5.2(a)~(d)に示す．

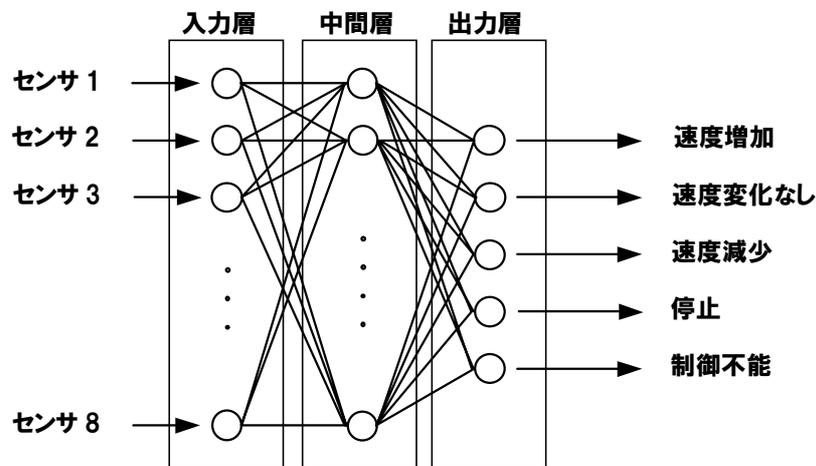


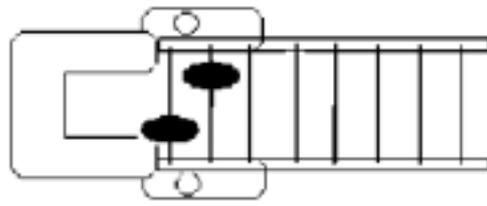
図 5.1 ニューラルネットワークの基本モデル

表 5.1 学習パターン

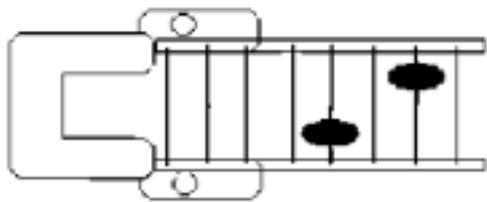
入力データ	出力データ
センサ 1 が on , センサ 7,8 が off の状態 (他のセンサは関係しない)	10000
センサ 2~6 のみが on の状態	01000
センサ 7 が on , センサ 8 が off 状態 (他のセンサは関係しない)	00100
センサ 8 が on 状態の時 (他のセンサは関係しない)	00010
11111111 または 00000000 の時	00001

- (1) 入力層ニューロン数 No_Iunits = 8
- (2) 中間層ニューロン数 No_Hunits = 8
- (3) 出力層ニューロン数 No_Ounits = 5
- (4) 結合定数 a = 0.80
- (5) 重みの初期値範囲 Range = - 0.30 ~ 0.30

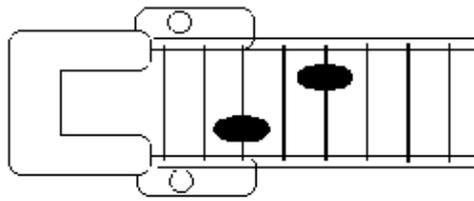
表 5.2 に基本モデルの解析結果 , 図 5.1 に誤差の 2 乗平均値と認識率の関係を示す . 図 5.3 より誤差の 2 乗平均値が 0.20 以下の時 , 認識率が 100% となっている事がわかる . このことから , 学習時間短縮の為 , 学習回数が少なかった 0.20 を誤差制約値とした .



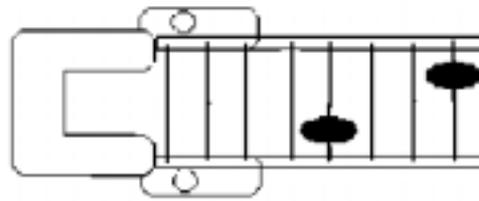
a) 速度増加



b) 速度減少



c) 速度変化なし



d) 停止

図 5.2 学習パターン例

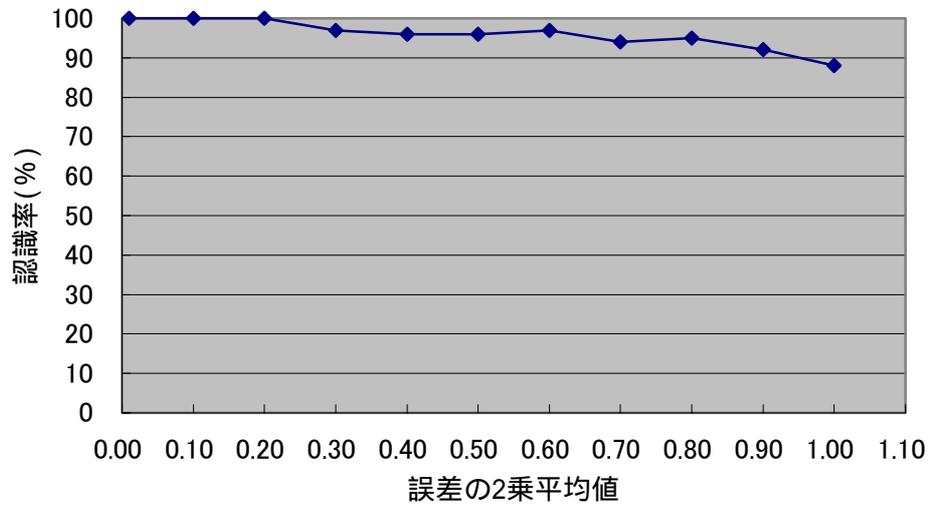


図 5.3 誤差の 2 乗平均値と認識率の関係

表 5.2 基本モデルの解析結果

誤差の 2 乗平均値	認識率 (%)	学習回数
0.01	100	24300
0.10	100	2800
0.20	100	2650
0.30	97	2550
0.40	96	2500
0.50	96	2500
0.60	97	2450
0.70	94	2450
0.80	95	2300
0.90	92	2250
1.00	88	2000

5.3 中間層を設計変数としたニューラルネットワークの最適化

前節 5.1 と同じ階層型ニューラルネットワーク（学習パラメータ，ニューラルネットワークパラメータは基本モデルと同じ）を用い，可変量を中間層のニューロン数とし 1 変量ニューラルネットワークを解析する．中間層のニューロン数は 1 ~ 255 の変動範囲とし，GA のプロセスを実行した．また，GA における各パラメータを以下に示す．

個体数	: N = 20
世代数	: G = 60
交叉率	: P c = 0.3
突然変異率	: P m = 0.01
制約条件	: a = 0.20
ペナルティパラメータ	: 100.

図 5.3 にニューラルネットワークの GA モデルを示し，表 5.3 に基本モデルの解析結果と GA により最適化が図られた解析結果を示す．表 5.3 からわかるように，GA により選択されたニューラルネットワークは，基準モデルに比べ中間層のニューロン数を減少させることができ，それと同時に，学習回数も減少させることができた．このことから，GA により最適化が行われたことがわかる．

GA で選択されたニューラルネットワークのほうが，学習時間を短縮でき，さらに制御アルゴリズムとして使用する場合の計算時間も短縮できると考えられることから，これから使用するニューラルネットワークは GA で選択されたモデルを使用することとする．

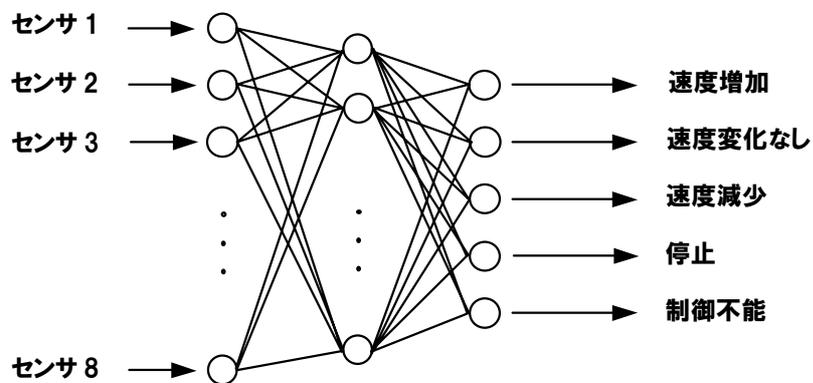


図 5.3 GA で選択されたニューラルネットワークモデル

表 5.3 基本モデルと GA モデルの比較

	中間層のニューロン数	学習回数
基本モデル	8	2650
GA モデル	7	1950

第6章 最適速度パラメータの決定

歩行支援装置と被験者の相対位置が適当な位置で保たれている時の歩行支援装置の移動速度を、被験者の最適な速度であると本研究では定義し、最適速度パラメータを実験からの決定する。ならびに、本システムの有用性についても実験にて明らかにする。

6.1 各被験者に最適な歩行支援機速度パラメータの決定

a) 実験方法

最適速度パラメータの決定方法は、左右のハンドルにかかる合力が 1kgf 以上となった時、歩行支援装置を初期速度 0.20km/h で動作させ、動作 2 秒後から動作停止まで歩行支援装置の位置検出センサから歩行支援装置と被験者の相対位置を検出する。そして、被験者と歩行支援装置の距離が接近し過ぎたときは歩行支援装置の速度を増加、離れると速度を減少させる（本実験では速度増加・減少量をそれぞれ 0.0005km/h, 0.001km/h, 0.005km/h と変化させた）。それによりある一定の速度に収束させ、各被験者の特性にあわせた歩行支援装置の最適速度パラメータを決定する。ニューラルネットワークにより選択される速度増加・減少・変化なし、停止、行動不能の決定には、5 章で GA により最適化された 8 入力 5 出力の 3 階層ニューラルネットワーク（学習方法は誤差逆伝播法を使用）を用いる。ここで、ニューラルネットワークにより「停止」、「制御不能」と選択された場合は、歩行支援機を停止させることとした。また、位置検出センサエリアは 5 章同様以下のように定義し、255 個の学習パターン数をニューラルネットワークに学習させた。

表 6.1 学習パターン

入力データ	出力データ
センサ 1 が on , センサ 7,8 が off の状態 (他のセンサは関係しない)	速度増加
センサ 2~6 のみが on の状態	速度変化なし
センサ 7 が on , センサ 8 が off 状態 (他のセンサは関係しない)	速度減少
センサ 8 が on 状態の時 (他のセンサは関係しない)	停止
11111111 または 00000000 の時	制御不能

このような歩行支援装置の速度制御システムを構築し、速度制御実験を行う。

本実験での被験者は健常者 3 人で体重はそれぞれ 70kg , 45kg , 75kg , 身長は 173cm , 163cm , 171cm である。なお、被験者には図 6.1 のようなハーフパンツを着て実験を行った。これは衣服による影響が少なくするように考慮した為である。

また、この実験で用いるニューラルネットワークパラメータは以下のように設定した。



図 6.1 被験者の実験スタイル

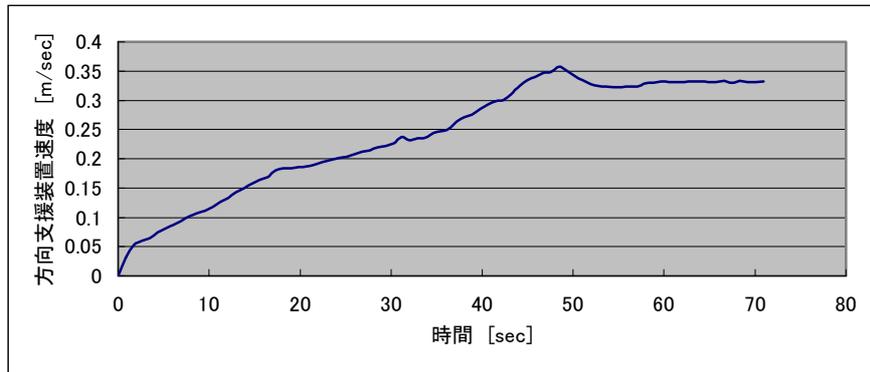
(1) 入力層ニューロン数	No_Iunits	=	8
(2) 中間層ニューロン数	No_Hunits	=	7
(3) 出力層ニューロン数	No_Ounits	=	5
(4) 結合定数	a	=	0.80
(5) 重みの初期値範囲	Range	=	- 0.30 ~ 0.30
(6) 誤差制約値	ERROR	=	0.20

b) 実験結果及び考察

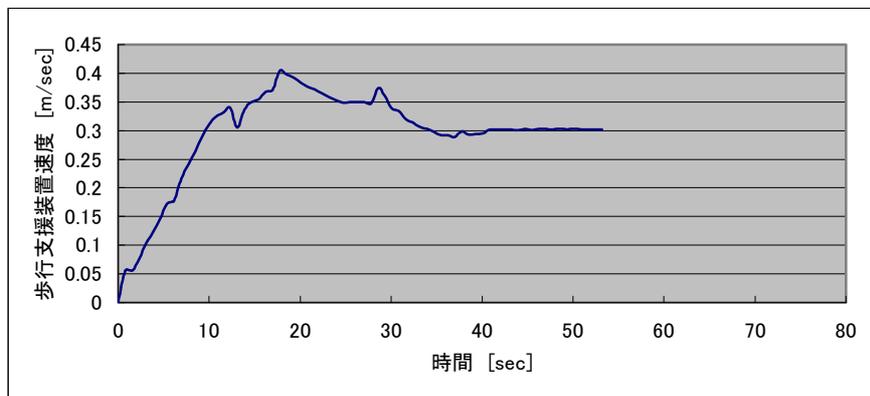
実験から得られた各速度の増減量における速度の移り変わり結果を図 6.2~6.4 に示す。各図は、横軸に時間[sec]、縦軸に歩行支援機の世界速度[m/sec]を示している。

図より、速度の増減量が 0.0005 [km/h] の時は、他の条件に比べ収束するまで時間は長いものの、ある程度安定した速度変化が見られる。このことから、最適速度パラメータを決定するまでに被験者の運動量が多く疲労が蓄積されるが、安心して歩行支援機を操作できるものと考えられる。また、速度の増減量が 0.001 [km/h] の時は、他の条件に比べ収束するまでの時間は短いものの、速度変化の安定性には難が見られる。このことから、最適速度パラメータを決定するまでに被験者の運動量が少なく、疲労度は少なく済むが、歩行支援装置操作する時に不安と感ずるのではないかと考えられる。速度の増減量が 0.005 [km/h] の時は、収束せず、最適速度パラメータを決定することができないことがわかる。

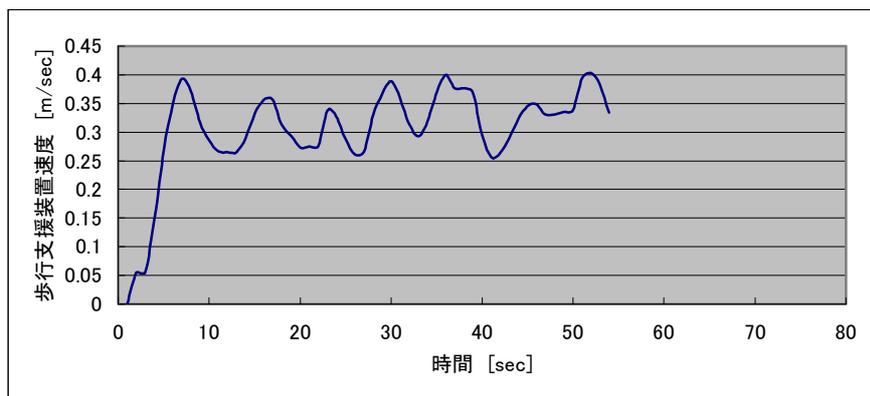
これらのことから、速度の増減量を適切に設定することにより、最適速度パラメータを決定することができる。よって、本システムは最適速度パラメータの決定方法において有効な方法であることがわかる。



(a) 速度の増減量=0.0005 [km/h]

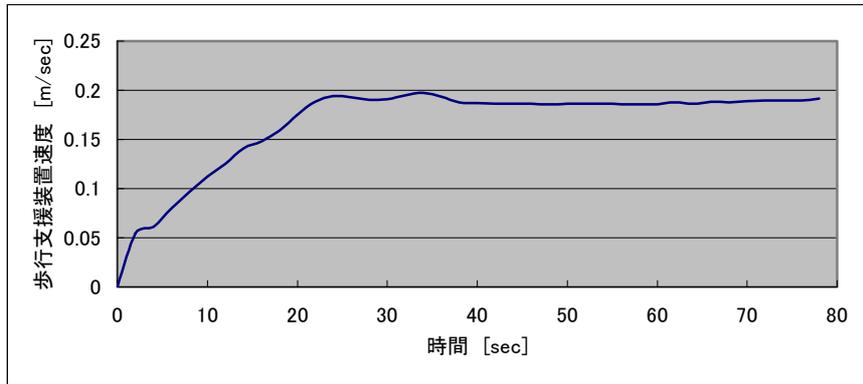


(b) 速度の増減量=0.001 [km/h]

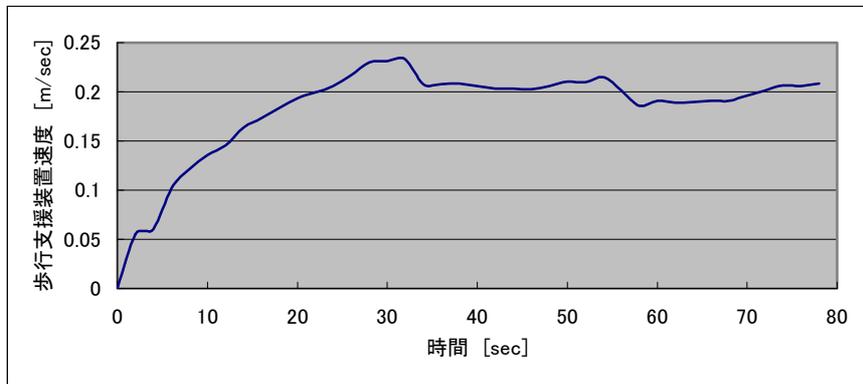


(c) 速度の増減量=0.005 [km/h]

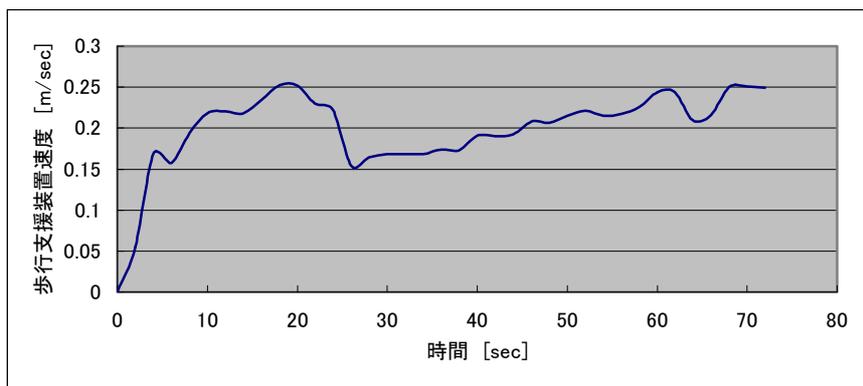
図 6.2 被験者 A における速度の移り変わり



(a) 速度の増減量=0.0005 [km/h]

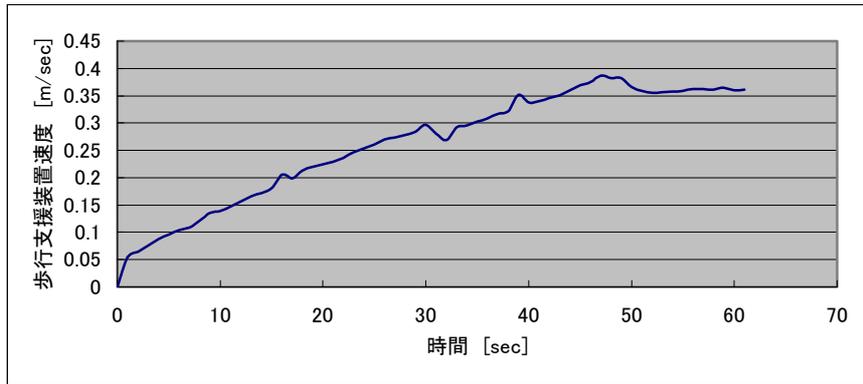


(b) 速度の増減量=0.001 [km/h]

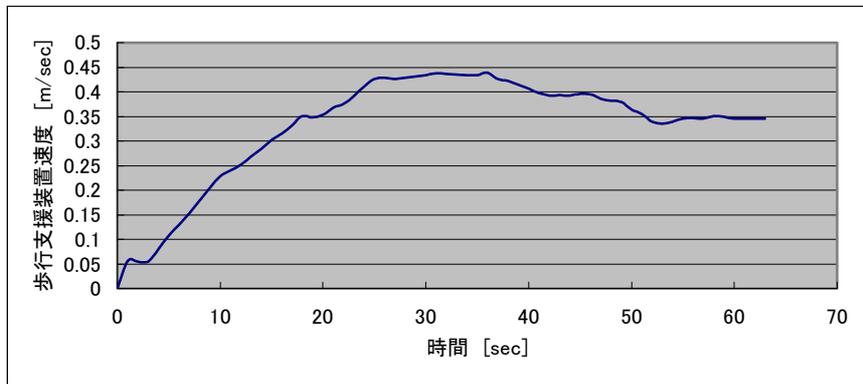


(c) 速度の増減量=0.005 [km/h]

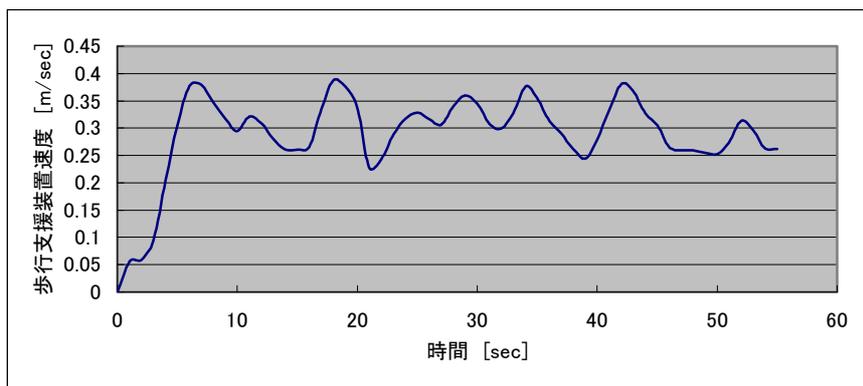
図 6.3 被験者 B における速度の移り変わり



(a) 速度の増減量=0.0005 [km/h]



(b) 速度の増減量=0.001 [km/h]



(c) 速度の増減量=0.005 [km/h]

図 6.4 被験者 C における速度の移り変わり

6.2 被験者の歩行特性を考慮した速度制御

前節 6.1 で用いた制御システムより，さらに被験者の歩行特性を歩行支援装置が把握することにより，より安全に，そしてより早く速度制御できる制御システムを構築する．その為，各被験者の歩行特性を考慮した位置検出センサエリアを設定する．位置検出センサエリアの決定には，前節 6.1 から得られた最適速度パラメータを用いて歩行支援装置を一定速度で動作させ，その結果から得られた歩幅・位置検出センサの使用頻度を基に設定する．最適速度パラメータを用いて歩行支援装置を一定速度で動作させた時の歩幅と位置検出センサの使用頻度を図 6.3，6.4 に示す．なお，図には被験者 A のデータを用意した．

図 6.3，6.4 より 最適速度における被験者 A の歩幅はほぼ 200mm 以下であり，位置検出センサ 2～5 内で歩行していることがわかる．この結果を基にニューラルネットワークの学習パターンを以下の表 6.2 ように設定し，位置検出センサエリアを決めた．

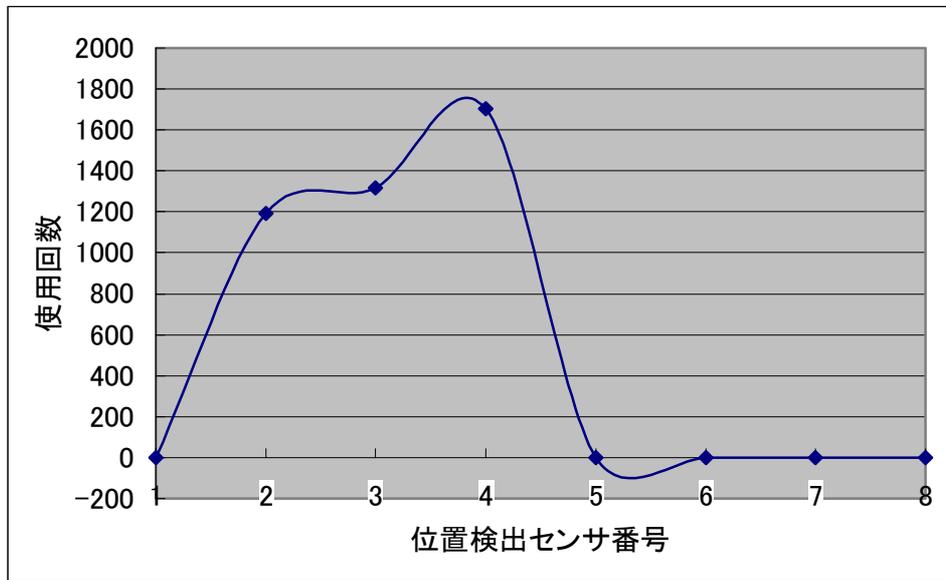


図 6.3 位置検出センサの使用頻度

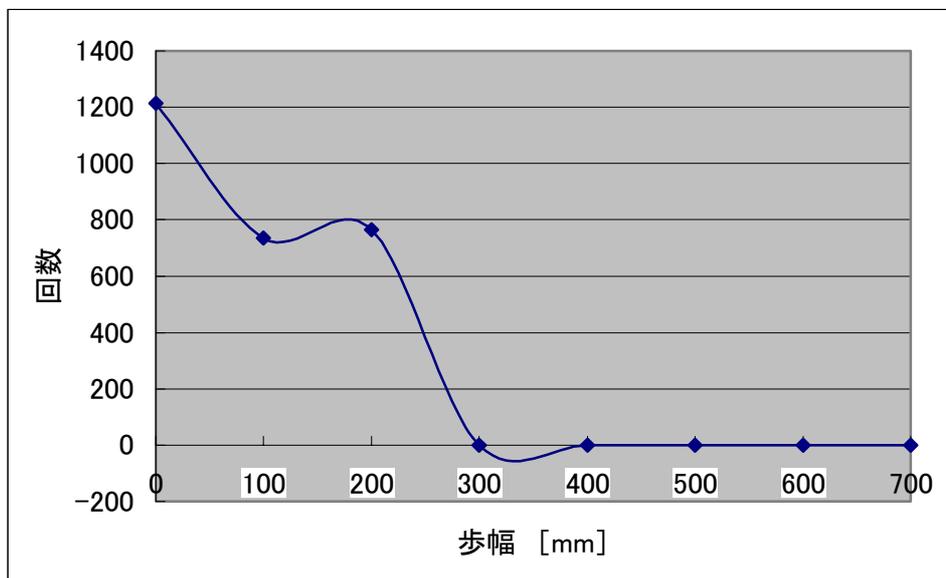


図 6.4 最適速度における歩幅とその回数

表 6.2 被験者 A の学習パターン

入力データ	出力データ
センサ 1 が on の状態	速度増加
センサ 2~5 のみが on の状態	速度変化なし
センサ 2~5 のみが on の状態で歩幅が 300 [mm] の状態	速度減少
センサ 6 が on の状態	速度減少
センサ 7, 8 が on の状態	停止
11111111 または 00000000 の時	制御不能

このような歩行支援装置の速度制御システムを構築し，速度増加・減少量を 0.0005km/h，0.001km/h と変化させ速度制御実験を行う．速度増減量 0.005km/h は，前章の実験において最適速度パラメータを算出することができなかつたため，本章での実験では行わなかつた．また，ニューラルネットワークパラメータ，及び被験者は前章と同様である．

この実験から得られた各速度の増減量における速度の移り変わり結果を図 6.3 (a),(b) に示す．各図は，横軸に時間[sec]，縦軸に歩行支援機の世界速度[m/sec]を示している．なお，図には被験者 A のデータを用意した．

図 6.5 (a),(b) より，速度の増減量が 0.0005 [km/h] の時は，他の条件に比べ収束するまで時間は長いものの，ほぼある一定の傾きよる安定した速度変化が見られる．また，速度の増減量が 0.001 [km/h] の時は，他の条件に比べ収束するまでの時間は短いものの，速度が収束してからも多少ばらつきが見られることから，速度変化の安定性に難があると考えられる．

次に歩行特性を考慮した場合と考慮してない場合とで比較・検討する．速度の増減量が 0.0005 [km/h] の場合，歩行特性を考慮していない時はオーバーシュートが見られるが，歩行特性を考慮することにより，それが改善されていることがわかる．また，収束するまでの時間を比較しても歩行特性を考慮することにより，

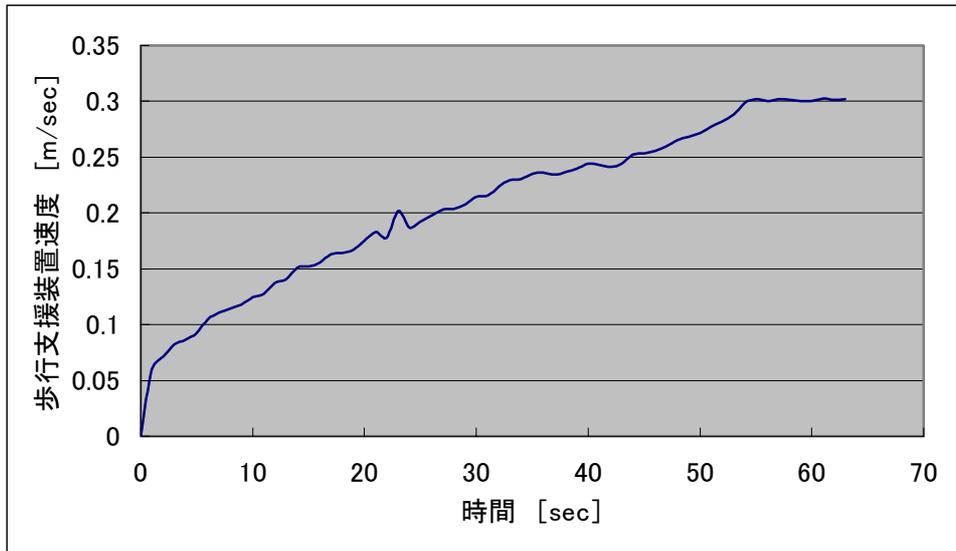
多少時間を短縮できていることがわかる。速度の増減量が 0.0001[km/h]の場合、収束するまでの時間はほぼ変わらないものの、歩行特性を考慮することにより、収束するまでの速度変化の安定性に格段の改善が見られる。

これらのことから、歩行特性を考慮することにより、より安全で、そしてより迅速に被験者に合った速度で制御できる事が明らかとなった。

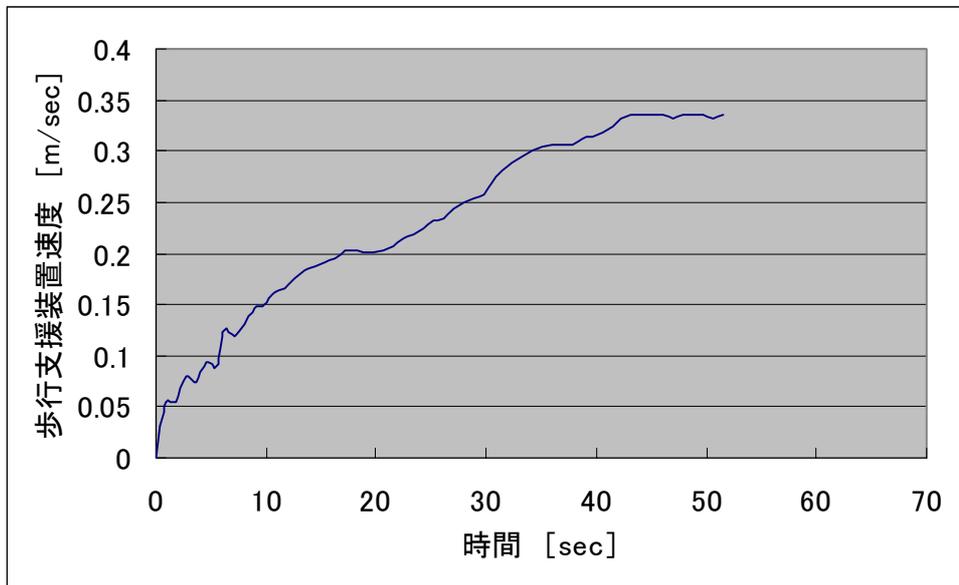
最後に、各被験者の最適速度パラメータ等の歩行特性の違いについて、表 6.3 にまとめる。

表 6.3 被験者による歩行速度・エリア・歩幅の違い

	歩行速度 [km/h]	使用エリア	歩幅 [mm]
被験者 A	1.20	2~6	300
被験者 B	0.90	2~4	200
被験者 C	1.30	1~5	400



(a) 速度の増減量=0.0005 [km/h]



(b) 速度の増減量=0.001 [km/h]

図 6.5 歩行特性を考慮した時の被験者 A における速度の移り変わり

第7章 歩行リハビリテーションへの応用

これまで得られた結果を基に構築した速度制御システムを用い、歩行リハビリテーションを行う場合、現行のシステムでは急激な速度の増加・減少が起きる可能性がある。そこで安全性の向上、及び速度制御の安定性の向上を目的として、ニューラルネットワークからの出力を入力データにフィードバックさせ、連続しての「速度増加」、「速度減少」を抑えることができるフィードバック型ニューラルネットワークを提案し、それを用い速度制御システムを構築し、実験を行う。

その時用いるニューラルネットワークパラメータ、及び表 7.1 の学習パターンを設定した。また、位置検出センサエリア、最適速度パラメータは各被験者ともに前章で求めたものを用い、中間層ニューロン数も前章までと同様、GA により最適化した結果を用いることとする。図 7.1 に GA により選択されたニューラルネットワークを示す。

(2) 入力層ニューロン数	No_Iunits	=	10
(2) 中間層ニューロン数	No_Hunits	=	8
(2) 出力層ニューロン数	No_Ounits	=	5
(2) 結合定数	a	=	0.80
(2) 重みの初期値範囲	Range	=	- 0.30 ~ 0.30
(2) 誤差制約値	ERROR	=	0.20

表 7.1 被験者 A の学習パターン

入力データ	出力データ
センサ 1 が on の状態	速度増加
前回速度増加し, センサ 1 が on の状態	速度変化なし
センサ 2~6 のみが on の状態	速度変化なし
センサ 2~6 のみが on の状態で歩幅が 400 [mm] の状態	速度減少
前回速度減少し, センサ 2~6 のみが on の状態で歩幅が 400 [mm] の状態	速度変化なし
センサ 7 が on の状態	速度減少
前回速度減少し, センサ 7 が on の状態	速度変化なし
センサ 8 が on の状態	停止
11111111 または 00000000 の時	制御不能

このような歩行支援装置の速度制御システムを構築し, 速度増加・減少量を 0.0005km/h し, 速度制御実験を行った結果を図 7.2 に示す. 図は, 横軸に時間[sec], 縦軸に歩行支援装置の速度[m/sec]を示している. なお, 図には被験者 A のデータを用意した.

図 7.2 から, フィードバックがないニューラルネットワークを用いるより, フィードバックがあるニューラルネットワークを用いた時のほうが, ほぼ一定の速度で歩行支援装置が移動し, かつあまり急激な速度変化が少ないことがわかる. よって, 出力データがフィードバックされるニューラルネットワークを用いることにより, 速度制御の安定性の向上が図られることができた.

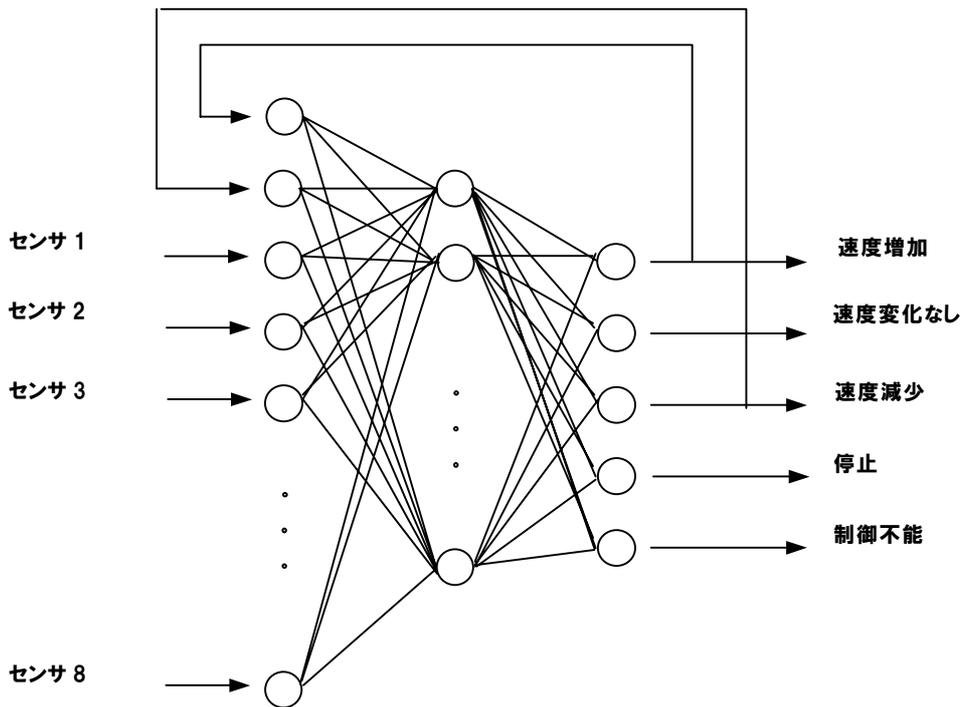


図 7.1 GA で選択されたニューラルネットワークモデル

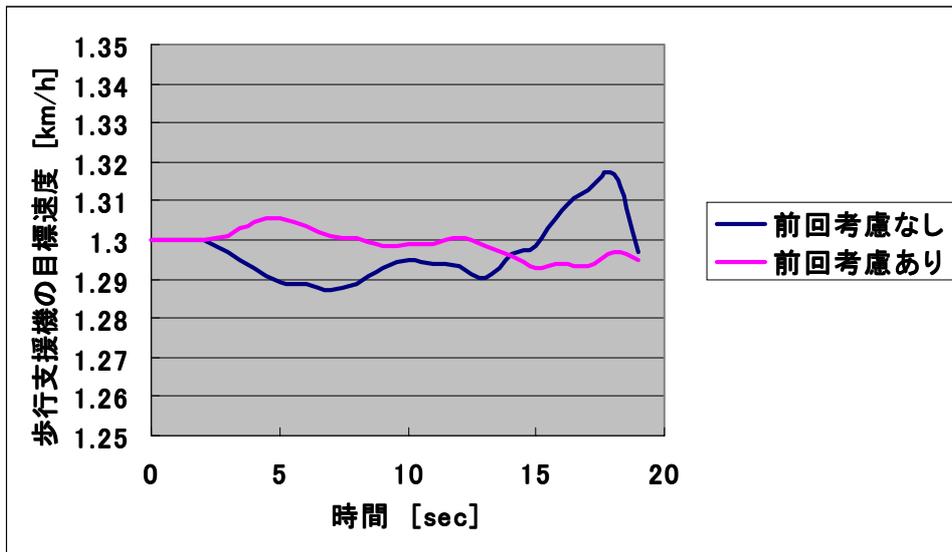


図 7.2 時間に伴う歩行支援装置速度の推移

第8章 結言

本研究で得られた結果を以下に示す。

- 1) ニューラルネットワークを用いることにより，制御プログラム構造の簡略化，そして位置検出センサの数等（学習点）の追加，及びプログラムの再構築（再学習）が容易に実現できることが確認でき，歩行支援装置の速度制御システムにおいてニューラルネットワークの有効であることがわかった。
- 2) 被験者の歩行特性にあわせて位置検出センサエリアを決定することにより，さらに患者の状態を歩行支援装置が把握し，最適な速度で制御することができた。
- 3) 出力データがフィードバックされるニューラルネットワークを用いることにより，速度制御の安定性の向上が図られることができた。
- 4) 階層型ニューラルネットワークの中間層ニューロン数を遺伝的アルゴリズムにより最適化することにより，認識率を制約値に抑えつつ，学習時間の短縮，制御アルゴリズムとして使用する場合の計算時間の短縮をすることができた。

以上のことを本研究より確認できた。これらのことから，今まで十分に検討されてこなかった歩行支援装置における各患者の歩行特性を確定できたと共に，それらを考慮し，制御パラメータを決定することにより，患者が自分一人で安全に歩行することを支援することが可能である制御システムを構築することができた。今後は，測定圧計測装置など他のセンサの組み込み、また工学・リハビリテーション医学・看護学の専門家が学際的な連携研究を更に推進することで，臨床現場で実践している歩行援助プログラムに合わせた，きめ細かな制御アルゴリズムを作成でき，いろいろな歩行障害にも応用可能であると考えられる。

謝辞

本研究をまとめるにあたり，終始懇切なるご指導賜りました高知工科大学大学院教授 井上喜雄博士に謹んで深甚の感謝の意を表します．また，副指導教員である 高知工科大学大学院 竹田史章博士には，暖かい激励と研究に対する貴重なご意見を賜りました．ここに深く感謝の意を表します．高知工科大学工学部助手 甲斐義弘博士には，本論文および実験についての有益なご助言とご教示を賜りました．ここに深く感謝の意を表します．また高知工科大学知能機械力学研究室メンバーである，大田大氏，川澤延弘氏，森井康友氏には，論文作成及び実験に多大なご協力を賜りました．この場を借りて厚く御礼申し上げます．

参考文献

1. 山岸史歩, 村上肇, 他 4 名, 片麻痺者の FES 歩行再建のための歩行動作の識別に関する基礎的検討, 電子情報通信学会 信学技報, MEB99-113, 1999-11, P77-84
2. Masanori Sugisaka, Xin Wang, Ju-Jung Lee, Artificial brain for a mobile vehicle, Applied Mathematics and Computation 111, 2000, p137-145
3. 杉坂政典, モハメド・テシュネラブ, モーメント不変量を用いた天然産物またはその加工品の形状識別方法, 公開特許公報, 特開平 6-131444, 1994
4. 竹田史章, GA によりチューニングされたニューロ識別システムとその海外紙幣への応用, 電気学会論文誌, Vol.118-C, No.5, 1998
5. 竹田史章, 大松繁, ニューロ紙幣識別ボードの開発, 電気学会論文誌, Vol.116-C, No.3, 1996
6. 萩原将文, ニューロ・ファジィ・遺伝的アルゴリズム, 産業図書, 2001
7. 平野広美, C でつくるニューラルネットワーク, パーソナルメディア, 1998
8. 杉本博之: GA の工業設計への応用に向けて、数理科学、N0353、1992
9. 坂和・田中: 遺伝的アルゴリズム、朝倉書店、1995
10. 朝山正輝、長谷川浩志、川面恵司: GA を利用した応力制約下におけるトラス構造の寸法最適化に関する一数值実験、日本機械学会論文集 A 編、62 巻 597 号、1996 .
11. 甲斐義弘, 井上喜雄, 他 5 名, 歩行支援機における患者の動作状態の認識, 日本機械学会ジョイントシンポジウム 2000 スポーツ工学シンポジウムシンポジウム: ヒューマン・ダイナミクス講演論文集, No.00-38, 2000, p178-182
12. 甲斐義弘, 井上喜雄, 他 5 名, インテリジェント歩行支援機による患者の転倒防止, 第 23 回日本エム・イー学会中国四国支部大会論文集, 2000, p55
13. 甲斐義弘, 井上喜雄, 他 3 名, 患者の症状を考慮したインテリジェント歩行支援機の動作制御モードの実験的検討 (患者転倒時の実験), 日本機械学会中国四国支部第 39 期総会講演論文集, No.015-1, 2001, p401-402
14. 松田拓也, 甲斐義弘, 井上喜雄, 谷岡哲也: 足底圧センサの試作及びインテリジェント歩行支援機における有用性の検討 (歩行時の表面筋電位と足底圧分布の相

- 関関係), 日本機械学会総会予稿集, ヒューマン・ダイナミクス, p 221-222, 2001
15. 甲斐義弘, 谷岡哲也ほか: 患者の症状を考慮したインテリジェント歩行支援機の動作制御モードの検討(パーキンソン症候群の場合), 日本機会学会[No.01-5], 福祉工学シンポジウム CD-ROM 論文集, 2001
 16. 谷岡哲也, 甲斐義弘ほか: パーキンソン症候群の歩行動作特性の解析(歩行支援機制御プログラムへの応用), 日本機会学会, No.01-5, 福祉工学シンポジウム CD-ROM 論文集, 2001