

二輪駆動型ロボット用 ニューラルネットワークコントローラの開発

日高 良和* 松本 学夫**

A Neural Network Controller for A Two Wheel Type Mobil Robot

Yoshikazu Hitaka Manabu Matsumoto

Abstract : The use of robots has advanced a home environment; thus the motion for the robot has been more complex. It has been difficult that robot designer understands and designs motion of robot. In this study, multi-layered neural networks are used where two-wheel mobile robot moves the wheels. It testifies the robot design simple rule of movements realizes more or less complex movement.

Keyword: mobile robot, neural network, motion control

1. はじめに

ロボットに様々な作業をさせる場合、一般に設計者がロボットの行動を細部まで設計するというトップダウン的な手法が用いられている。

例えば、産業用ロボットは、作業を始める姿勢からアーム動かす速度まで、行動の全てを設計してやらなければならない。このような産業用ロボットは特定の場所で決められた行動を繰り返し行うので、全ての行動を設計する事はそれほど困難な作業ではない。しかし、ペットロボットなどの一般家庭に使用される自律型のロボットは産業用ロボットとは違い、特定の場所に留まらず、臨機応変に行動しなければならない。このような場合、設計者は全ての行動を考えてロボットの設計をする必要がある。また、ロボットの利用する分野を拡大していくうえで、ロボットに要求される行動も複雑化すると考えられる。そのため、トップダウン的な手法によるロボットの行動設計は大変困難になってきている^[1]。

一方、人間が作業する場合、あいまいな情報を元に行動を決定していることがある。このような人間の情報処理を行うため、種々の研究が盛んに行われている。その一つとしてニューラルネットワークがある。このネットワークは、ある入力信号に対して適当な出力を計算できる情報処理能力を持っている。そのため、ニューラルネットワークは、限られたデータを利用した天気予報や画像認識などに利用されている。この能力を利用することで、ロボットの基本的な最小限の行動データを与えるだけでより複雑な行動を実現できると考えられる。

ロボットの作業は、アームを動かす、物をつかむなどのロボットの基本となる動作とアームをどこまで動かす、物のつかみ方などの細かい動作の組み合わせで行なわれている。そこでロボットの行動設計法として、設計者がロボットの基本的な行動をあらかじめ設計しておき、その他の行動の詳細についてはロボット自身に決定させる方法を提案する。このような方法をとることによって、ロボットの行動設計の省力化ができる。本レポートは、二輪駆動移動ロボットを対象として、設計者が行動の基本となる車輪の駆動部と数種類の車輪の回転パターンを設計し、他の車輪の回転パターンはロボット自身が決定できることを述

(2002年12月9日受理)

*宇部工業高等専門学校 電気工学科

**宇部工業高等専門学校 専攻科 生産システム工学

べている。ロボットの状態に応じた車輪の回転指令は、ロボットの前方に取り付けられた障害物検出用センサの出力値に応じた車輪駆動用モータ指令値を階層型ニューラルネットワークによって生成することを試みている。

2 . 二輪移動ロボットの構造と制御系

2 . 1 二輪移動ロボットの構造

想定している移動ロボットは、研究分野で多く使用されている A A I 社製のケペラロボットである。ケペラロボットの構造は、図 1 に示すようであり、直径 55mm、高さ 30mm の円柱形で質量 70g の小型ロボットである。また、外界センサとして赤外線センサ、移動用に左右独立の 2 つの駆動輪を有している。ロボットの仕様は、32 ビットマイクロコントローラやシリアルポートが搭載され、ユーザが自由にロボットの行動をプログラミングできるようになっている。そこで、本レポートはケペラロボットの前方に障害物があるとき、その障害物を回避させることを考えている。

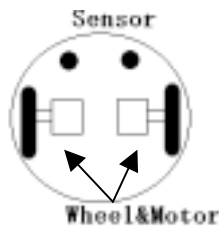


図 1 . 移動ロボットの構造

障害物回避はセンサ出力値に応じて、ロボットを左右どちらかに移動して行なう。そのため、前方の障害物を検出する赤外線センサは、ケペラロボットに搭載されている 8 個のセンサのうち、最低限必要な 2 個のセンサを使用する。赤外線センサは障害物までの距離と角度に応じた値を出力し、駆動輪のモータは正、負および 0 の値を指定することで正転、逆転、そして停止する。

2 . 2 二輪移動ロボットの制御系

一般に、二輪移動ロボットの障害物回避は、障害物を赤外線センサなどで検出し、その検出具合により左右の駆動輪の回転数を制御することで行なわれる。このとき、駆動

輪の回転数の変化量によって、ロボットが障害物から大きく離れてしまったり、逆に回避できずに衝突してしまう。そのため、駆動輪の回転数は、赤外線センサの出力値 S_1 、 S_2 に応じた適切な値を取る必要がある。このような制御を実現させようとする場合、図 2 に示すように、センサからの出力信号 S_1 、 S_2 に応じたモータ駆動指令値 M_1 、 M_2 をドライバーコントローラによって決定するという手法がある。しかし、この方法では設計者が各センサ出力に対するモータ駆動指令値のパターンを細かく決めなければならない。もし、設計していないパターンを用いられれば、誤作動を起こしてしまうことが考えられる。そこで、設計されていない入力に対しても、適当な出力を得ることが必要となる。

そこで、図 3 のように、図 2 のドライバーコントローラ部にニューラルネットワークを用いる方法を考える。

ニューラルネットワークは、脳に関する生理学的知見に基づき、脳機能の工学的実現を行うために構成された人工的な神経回路網である^[3]。ニューラルネットワークの目的はニューロンを多数結合した神経回路網に対して、そのネットワークの入力に対する出力が望ましい値を出力するようにネットワークの結合強度を自己学習させることである。ニューラルネットワークの学習は、結合係数を変化させることにより行われている。また、ニューラルネットワークの構造は、ニューロンの接続のしかたによって、階層構造型と相互結合型の 2 種類がある。ここでは、入力層のニューロンに加えた信号(入力信号)に対して出力層のニューロンの出力(出力信号)が一意的に定まる階層構造型のニューラルネットワークを利用する^[4]。

二輪駆動移動ロボットの制御はセンサ出力値と、それに応じたモータ駆動指令値の関係を学習したニューラルネットワークを使用する。障害物を検出する赤外線センサの出力値 S_1 、 S_2 は、0 から 1 までの値をとる。 S_1 、 S_2 の値は、障害物が無いとき 0、障害物を検出し、それに近づくにつれて大きな値となり、最接近した場合で 1 となる。また、モータの駆動用指令値 M_1 、 M_2 は、- 1 から 1 までの値をとる。 M_1 、 M_2 の値は、モータの定格回転数を 1 とし、正数で正転、負数で逆転、そして 0 で停止を指令する。ネットワークは、数組の代表的なセンサ出力値 S_1 、

S_2 とモータ駆動指令値 M_1 、 M_2 のパターンだけ

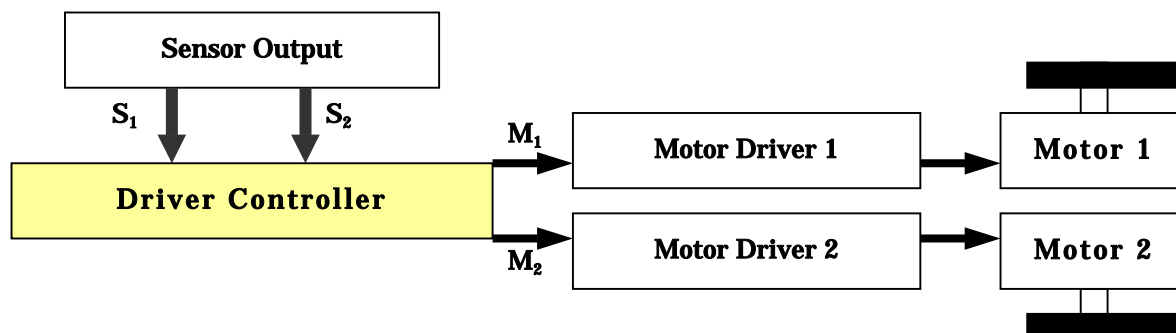


図2.一般的な二輪移動ロボットの制御系ブロック線図

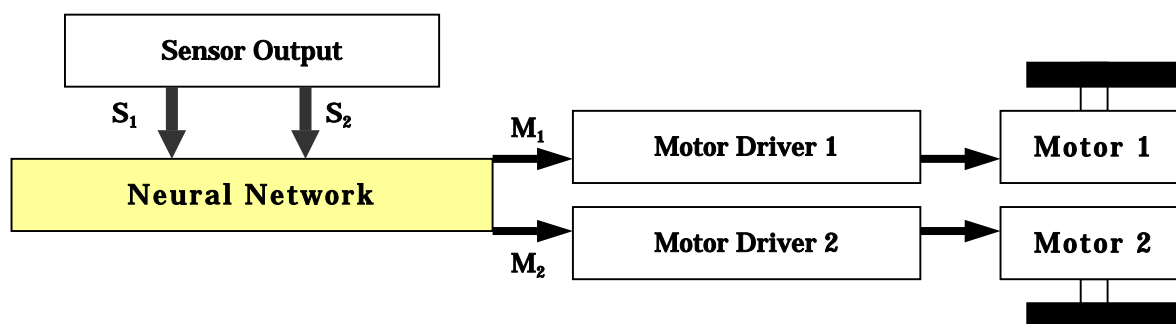


図3.ニューラルネットワークを用いた二輪移動ロボットの制御系ブロック線図

を学習させる。その他のロボットの詳しい行動は、ニューラルネットワークの汎化能力によって、センサの出力値に応じてロボット自身が決定できることが期待できる。

3. モータ駆動指令用階層型 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構造

二輪移動ロボットは、前方に取り付けられた2つのセンサを用いて障害物を回避しながら移動する。そのため、センサの出力値に応じたモータ駆動指令値を生成するニューラルネットワークを構築する必要がある。

使用するネットワークは、入力層、中間層、出力層の3層からなる階層構造型のネットワークとした。また、各層のニューロン数は、入力となる障害物検出用赤外線センサと、出力であるモータの数が2個であるからそれぞれを2個とした。中間層のニューロン数は、学習の様子を調べながら決めることにする。

ネットワークの入力層は、障害物検出用の左右2個の赤外線センサから、0から1までの値がそれぞれ S_1 、 S_2 として入

力される。また、出力層は、ネットワークにより決定された-1から1までのモータ駆動指令値 M_1 、 M_2 を各モータドライバへ出力する。モータ駆動指令値は、前進のみを考慮するのであれば、0から1までの値で良いのだが、ここでは、後進も考慮しており、モータを逆回転させるために負符号の指令値が必要となる。

次に、各層のニューロンの出力関数を決める。入力層のニューロンの出力関数 $f(x)$ は、ニューロンへの入力値 x をそのまま出力するだけなので

$$f(x) = x \quad (1)$$

のようにした。また、中間層、出力層の出力関数は、ニューラルネットワークの出力値が-1から1の範囲となるため、一般のシグモイド関数を拡張した

$$f(x) = \frac{1 - e^{-ax}}{1 + e^{-ax}} \quad (2)$$

を使用する。ここで、 a はシグモイド関数の傾きを決定する定数である。

3.2 ニューラルネットワークの学習

今回使用する階層型ニューラルネットワークの学習は、バックプロパゲーション法を用いる。バックプロパゲーション法とは、ネットワークの出力で所望の値が教師データとして与えられる教師付き学習の 1 つである。この学習は、ネットワークの出力値と教師データとの誤差 E に基づき結合係数を出力層から入力層に向かって徐々に変更し、誤差がなくなるまで繰り返すという方法である^[5]。

今回、使用するネットワークの誤差 E は M_1^T, M_2^T をモータドライバへの教師データ、 M_1^O, M_2^O をネットワークの出力値とすると、

$$E = \frac{1}{2} \left\{ (M_1^T - M_1^O)^2 + (M_2^T - M_2^O)^2 \right\} \quad (3)$$

と表すことができる^{[2][3]}。したがって、学習に必要な、結合係数の変化量は、

$$\Delta \omega = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega} \quad (4)$$

となる。ただし、 $\eta > 0$ であり、 η は、バックプロパゲーション法での誤差を修正する変化率を表す学習係数である。

ロボットに取り付けられた赤外線センサの出力値 S_1, S_2 は、0 から 1 までの値をとり、障害物を検出していない状態で 0 を出力し、障害物を検出しそれに近づくにつれて大きな値となり、最接近した状態で 1 となる。また、モータへの指令値 M_1, M_2 は、定格回転の状態を “1” とし、正転、逆転するよう設計している。

よって、教師データは、表 1 に示すようなロボットの行動となる基本的なパターン (S_1, S_2, M_1, M_2) を 4 つ用いることにした。

表 1 に示す各パターンは、ロボットに次のような行動をさせようとして設定した。ロボットの前方に何も障害物が無くセンサが反応していない状態、つまり、パターン A の (S_1, S_2) = (0, 0) の場合には、モータ駆動指令値は $(M_1, M_2) = (1, 1)$ と

し、両方のモータを定格で回転させ前進を続ける。 S_1 または S_2 の前方に障害物があり、片方のセンサに反応しているパターン B の (S_1, S_2) = (0, 1) や、パターン C の (S_1, S_2) = (1, 0) の状態に対して、片方のモータは正転し、もう一方のモータは逆転させ障害物を回避できるように、それぞれ $(M_1, M_2) = (1, 1)$ 、 $(M_1, M_2) = (1, -1)$ としている。そしてロボットの直前に障害物があるパターン D の (S_1, S_2) = (1, 1) の場合には、モータの駆動指令値を $(M_1, M_2) = (1, -1)$ としてモータを逆回転させ、ロボットを後進させるようにする。

このような 4 つの基本行動パターンを用いて、ニューラルネットワークに、センサの出力値と適当なモータ駆動指令値との関係を学習させる。また、ニューラルネットワークの汎化能力により、未学習のセンサ出力に対しても適当なモータ駆動指令値が与えられてロボットは障害物に衝突することなく、移動することができると思われる。

表 1 . 教師データ

S_1	S_2	M_1	M_2
0	0	1	1
0	1	1	-1
1	0	-1	1
1	1	-1	-1

4 . 学習結果

センサ出力値 S_1, S_2 に応じたモータ駆動指令値 M_1, M_2 を生成階層型ニューラルネットワークはバックプロパゲーション法を用いて学習させた。プログラムは Visual Basic により作成した。その実行例の画面を図 4 に示す。設計者は、図 4 の “CONSTANT” 項にある “ETA” の学習係数、“A” のシグモイド関数に関する定数 a の 2 つの定数を任意に設定できるようにしている。“RETURN NUMBER” の項にある “DATA” は、表 1 で示した学習に使う教師データパターンの数であり、“LEARNING” は、1 パターンあたりの学習回数である。図 4 の場合、“DATA” が 300、“LEARNING” が 100 となっている。したがって、表 2 に示した教師データパターンをランダムに 300 個選び、その選んだパターン毎に 100 回づつ学習させる



図 4 . モータ駆動指令値生成プログラム実行画面

各々の定数を設定した後、“実行ボタン”キーを押すと学習が行なわれる。“LEADING”の項では、最後に学習したパターンの S_1 と S_2 の値とそれに対するニューラルネットワークの出力値を表示している。

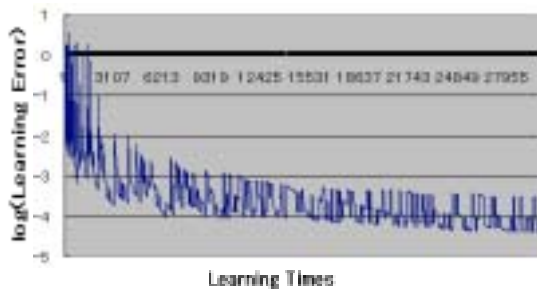
ネットワークは、ニューロン数、各定数、データのパターン数、学習回数を各々変化させて学習を重ねていった。ネットワークを構築していく試行錯誤の中で、シグモイド関数の定数 a はネットワークの汎化性が最も良かった $a=1$ を採用することにした。そして、学習係数は、学習誤差、収束率

が最もよかった0.81を採用することにした。

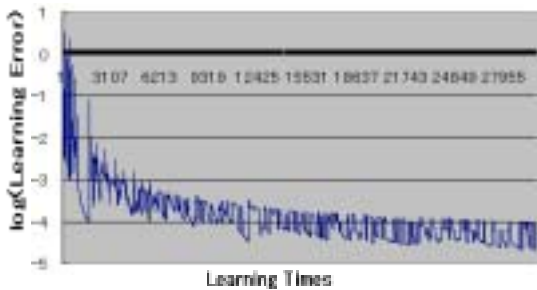
ネットワークの構造を決めるために、各層のニューロン数が問題となる。3.1で述べたように入力層と出力層のニューロン数は共に2個である。残された中間層のニューロン数を決定するために、ニューロン数の違いによるネットワークの学習の様子を調べた。学習は、表1に示す4パターンの教師データを1パターンあたり100回学習させ、パターンを変えて300回繰り返す、計3万回行なった。

図5(a)(b)(c)は、中間層のニューロン数がそれぞれ、2個、6個、10個の場合の学習誤差の経過であり、縦軸に誤差の対数、横軸に学習回数をとっている。学習誤差の収束時期を比較すると、図5(a)のニューロン数2では、4千回あたりから収束しており、図5(b)と図5(c)では、3千回程となっている。また、学習後、各ニューロン数毎の汎化性を調べてみると、中間層のニューロン数は、6個以上が良いことがわかった。そのため、ネットワークの汎化性確保と計算時間短縮を考慮して、中間層のニューロン数を6個とした。よって、最終的なニューラルネットワークの構造は、ニューロン数がそれぞれ入力層が2、中間層が6、出力層が2となる3層の階層型となった。

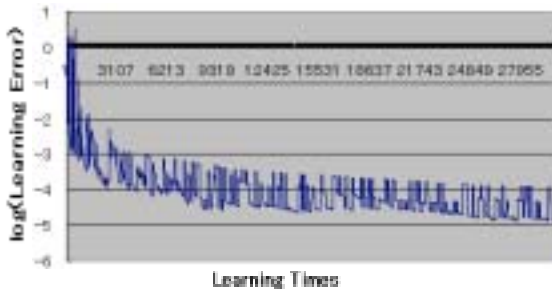
このように構築したニューラルネットワークの出力値は表2のようになった。十分学習したニューラルネットワークは、パターンAの教師データである $(S_1, S_2, M_1, M_2)=(0, 0, 1, 1\text{ ¥})$ に対して表2の最上段のように $(\text{ ¥}(S_2, M_1, M_2))=(0, 0, 0.987, 0.986\text{ ¥})$ と、またパターンDの $(\text{ ¥}(S_2, M_1, M_2\text{ ¥}))=(1, 1, -1, -1\text{ ¥})$ という教師データに対して、表2の最下段のように、 $(\text{ ¥}(S_2, M_1, M_2\text{ ¥}))=\text{ ¥}(0, 0, -0.991, -0.991\text{ ¥})$ という十分な値を出力していることがわかる。次に、表2の2段目のような教師データとして与えていない $(\text{ ¥}(S_2))=(0, 0.3)$ の場合は、モータ駆動指令値 $(\text{ ¥}(M_2\text{ ¥}))=\text{ ¥}(-0.20991\text{ ¥})$ という指令を決定している。これは、ロボッ



(a) 中間層 2 個の場合



(b) 中間層 6 個の場合



(c) 中間層 10 個の場合

図5. 学習誤差と計算時間の関係

表2. ネットワークの出力値

S_1	S_2	M_1	M_2
0	0	0.987	0.986
0	0.5	-0.911	0.992
0	1	-0.996	0.994
0.5	0	0.992	-0.917
0.5	0.5	-0.828	-0.815
0.5	1	-0.995	0.504
1	0	0.991	-0.998
1	0.5	-0.415	-0.997
1	1	-0.991	-0.991

トのモータ1を逆回転で定格の約20%回転させ、モータ2を正転でほぼ定格に回転させるということを示しており、ロボットは右前方にある障害物をゆっくり左旋回して回避する行動を指令していることがわかる。このように、ネットワークは、教師データとして与えられている場合はもちろんのこと、任意のセンサ出力値の場合においてもモータ駆動指令値を出力することができた。

このことから、ニューラルネットワークを用いる事により、任意のセンサ出力に対して、モータ駆動用の指令を出力させることができた。

5. まとめ

ロボットの利用分野拡大により、ロボットに要求される行動が複雑化してきている。このため、設計者がロボットの全ての行動を把握し、細部まで設計するということは非常に困難になってきている。そこで、移動ロボットの障害物回避にあたり、小型の2輪移動ロボットを対象として、ロボットに取り付けられた赤外線センサ出力に応じた車輪駆動用モータ指令値をニューラルネットワークによって生成することで行動設計の省力化を試みた。

ロボットの車輪駆動用モータ指令値を決定させるためのニューラルネットワークは2入力2出力で、ネットワークはVisual Basicにより構築した。入力層には赤外線センサ出力信号が入力され、出力層からはそれに対応するモータ駆動指令値が各モータは出力される。ニューラルネットワークの学

習は、ロボットの行動を決定する基本的な最小限の教師データを与え、その学習はバックプロパゲーション法を用いて行なった。

最終的なニューラルネットワークは、試行錯誤を行ない、入力層、中間層、出力層のニューロン数をそれぞれ、2個、6個、2個とする3層の階層型ニューラルネットワークとした。学習が十分に行なわれたニューラルネットワークの出力値、すなわち、モータ駆動指令値は、種々の赤外線センサ出力値に対して適当な値となった。

このことから、設計者は単純なロボットの行動設計を行なうだけで、ロボットに複雑な行動を実行させえる可能性を示した。

参考文献

- [1]寒河江 政史,小坪 成一, 平田 廣則, “ 遺伝子評価を導入した遺伝的アルゴリズムによる自立移動ロボットの行動ルール獲得 ”, 電気学会論文誌, Vol. 119-C, No. 12, pp. 1535-1541, 1999.
- [2]大松 繁, “ ニューラルネットワークと最適制御 ”, コンピュータール No32, コロナ社, pp. 73-79, 1990.
- [3]中野 馨, “ ニューロコンピュータの基礎 ”, コロナ社, 1990.
- [4]西川 よしかず, 北村 新三 “ ニューラルネットと計測制御 ”, 朝倉書店, pp. 33-34, 1995.
- [5]ケルマンシャヒ・バフマン, “ ニューラルネットワークの設計と応用 ”, 昭晃堂, pp. 46, 52, 53, 1999.