Applications of Pulsed Neural Network Incorporating Short Term Synaptic Plasticity to Autonomous Mobile Robots

Makoto Motoki Member (Kanto Gakuin University, motoki@kanto-gakuin.ac.jp)

Seiichi Koakutsu Member (Chiba University, koakutsu@faculty.chiba-u.jp)

Hironori Hirata Member (Chiba University, hiro@faculty.chiba-u.jp)

Keywords: neural network, pulsed neuron, genetic algorithms, autonomous mobile robot

We compare the performance of four types of controllers for an autonomous mobile robot through computer simulation. Each controller consists of different kinds of architectures of neural networks (NN). Four types of NNs are as follows: Sigmoid NN, Radial NN, pulsed NN (PNN), and PNN incorporating short term synaptic plasticity (PNNSSP). In computer simulation, parameters of NNs are adjusted using genetic algorithm. Fig.1~4 and Table 1 show the results of computer simulation. The results show that PNNSSP is more efficient than others for the controller of the autonomous mobile robot.

Fig. 1. Generation characteristic of quantity whose robot arrived to goal

Fig. 2. Trace of robot whose controller is Sigmoid NN. Task is failurer. Fitness is 389

Table 1. The number of neurons and synapses of hidden layer

	Neurons			Synapses		
	max.	average	min.	max.	average	min.
Sigmoid NN	17	13.5	10	220	203.3	185
Radial NN	15	11.2	8	229	182.7	149
PNN	17	14.0	11	238	211.3	152
PNNSSP	15	11.9	5	219	175.0	91

Fig. 3. Trace of robot whose controller is PNN. Task is success. Fitness is 512. The number of hidden layer's neurons is 14 and that of synapses is 199

Fig. 4. Trace of robot whose controller is PNNSSP. Task is success. Fitness is 746. The number of hidden layer's neurons is 9 and that of synapses is 140

短期的な伝達効率の調節機構を持つ パルスニューラルネットワークの 自律移動ロボットへの応用

正員 元木 誠* 正員 小坪 成一**
正員 平田 廣則**

Applications of Pulsed Neural Network Incorporating Short Term Synaptic Plasticity to Autonomous Mobile Robots

Makoto Motoki*, Member, Seiichi Koakutsu**, Member, Hironori Hirata**, Member

We compare the performance of four types of controllers for an autonomous mobile robot through computer simulation. Each controller consists of different kinds of architectures of neural networks (NN). Four types of NNs are as follows: Sigmoid NN, Radial NN, pulsed NN (PNN), and PNN incorporating short term synaptic plasticity (PNNSSP). In computer simulation, parameters of NNs are adjusted using genetic algorithm. The results of computer simulation show that PNNSSP is more efficient than other types of NNs for the controller of the autonomous mobile robot.

キーワード：ニューラルネットワーク，パルスニューロン，遺伝的アルゴリズム，自律移動ロボット

Keywords: neural network, pulsed neuron, genetic algorithms, autonomous mobile robot

1. まえがき

近年，自律移動ロボットのコントローラを遺伝的アルゴリズム（Genetic Algorithms: GA）⁽¹⁾ や強化学習等の機械学習や生物の神経細胞ネットワークを模倣したニューラルネットワーク（Neural Network: NN）を用いて，ボトムアップ的に構築する手法が研究されている。本論文では，これらの手法の中で，NNによるコントローラの構築に着目する。

従来，自律移動ロボットのコントローラに使用する NN は，ニューロンの出力をシグモイド関数や球形基底関数等を用いて，連続値で表現するアナログニューロン（Analog Neuron）モデル（以下，AN モデル）で構築されたネットワークが使用されている。しかしながら，AN モデルの式に

は時間に関する項が含まれないため時間軸を考慮した制御が難しく，そのような制御を行うためには，ネットワーク構造をリカレント型，もしくは相互結合型にするか，ネットワークへの入力として数ステップ前までのセンサ値を入力しなければならない。そのため，ネットワークの規模が大きくなり，ニューロンのパラメータ設定，及びネットワーク構造の決定が困難になる。この問題点を解決するために，減衰のある積分発火ニューロン（Integrate-and-Fire neuron）モデル（以下，IF モデル）⁽²⁾ で構築されたパルスニューラルネットワーク（Pulsed Neural Network: PNN）^{(3) (4)} をコントローラに用いることが考えられる。PNN は，モデルの式に時間に関する項が含まれているため時系列処理に適しているといえ，PNN をロボットのコントローラに用いる場合，ネットワークへの入力である各センサ値の時間的变化を考慮した出力が可能となる⁽⁵⁾。その結果，時間軸を考慮した制御が可能になり，またネットワークの規模も大きくする必要がないため，ニューロンのパラメータ，及びネットワーク構造の決定が容易になると考えられる。

本論文では，PNN を拡張する形で我々が提案している短期的な伝達効率の調整機構を組み込んだ PNN (Pulsed Neural Network incorporating Short term Synaptic Plasticity: PNNSSP) ⁽⁶⁾ を，時系列処理が必要な自律移動ロボットの

* 関東学院大学

〒236-8501 神奈川県横浜市区金沢区六浦東 1-50-1
Kanto Gakuin University,
1-50-1 Mutsuuraigashi, Kanazawa-ku, Yokohama-shi, Kanagawa, 236-8501

** 千葉大学

〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33
Chiba University,
1-33 Yayoi-cho, Inage-ku, Chiba-shi, Chiba, 263-8522

コントローラの構築に応用し、PNNSSP のコントローラとしての有効性を検証する。具体的には、自律移動ロボットのコントローラの構成法として、NN の構造と重みを GA により最適化することで構築する場合において、アーキテクチャの異なる 4 種類の NN について、コントローラ構築の容易さ、及び性能を比較する計算機実験を行う。これらの計算機実験を通して、ニューロンの出力にシグモイド関数を用いる NN (Sigmoid NN)、及び中間層のニューロンの出力に球形基底関数 (Radial Basis Function: RBF) を用いる NN (Radial NN) よりも、PNN、及び PNNSSP の方が、コントローラの構築が容易で、性能が優れていることを示し、また、PNN に比べて PNNSSP の方が、ニューロン数、及びシナプス数が少なく、ネットワーク構造が単純になることを示す。以上により、PNNSSP が自律移動ロボットのコントローラとして優れていることを明らかにする。

以降、2 章では本論文で扱う各種 NN モデルについて、3 章では本論文で扱う NN による自律移動ロボットのコントローラの構築について述べ、4 章では計算機実験について述べる。最後に 5 章で本論文を総括し、今後の課題を述べる。

2. 各種ニューラルネットワーク

本論文で扱う各種 NN モデルについて説明する。なお、ネットワークは出力層、隠れ層、入力層の 3 層構造とし、ニューロン j をシナプス後ニューロン (以降、後ニューロン)、ニューロン k をシナプス前ニューロン (以降、前ニューロン) とする。

〈2・1〉 **Sigmoid NN** Sigmoid NN はニューロンの入力を (1) 式で計算し、(2) 式に示すシグモイド関数をニューロンの出力に用いる。

$$x^j = \sum_{k \in K} w_0^{j,k} y^k \dots\dots\dots (1)$$

$$y^j = \frac{1}{1 + \exp(-\beta^j (x^j + \theta^j))} \dots\dots\dots (2)$$

ここで、 x^j は後ニューロン j の入力、 $w_0^{j,k}$ は前ニューロン k と後ニューロン j 間の結合荷重、 K は前ニューロン k の集合、 y^k は前ニューロン k の出力、 y^j は後ニューロン j の出力、 β^j は後ニューロン j におけるシグモイド関数の傾き、 θ^j は後ニューロン j の閾値である。また、本論文では、 $-1 \leq w_0^{j,k} \leq 1$ とする。

〈2・2〉 **Radial NN** Radial NN は (3) 式を隠れ層のニューロンの入力とし、(4) 式を隠れ層のニューロンの出力に用いる。

$$x^j = \sum_{k \in K} \left(\frac{y^k - \mu^{j,k}}{\sigma^{j,k}} \right)^2 \dots\dots\dots (3)$$

$$y^j = \exp \left(-\frac{x^j}{2} \right) \dots\dots\dots (4)$$

ここで、 $\mu^{j,k}$ は後ニューロン j における前ニューロン k の出力 y^k の代表値、 $\sigma^{j,k}$ は後ニューロン j と前ニューロン

k 間の標準偏差である。なお、隠れ層のニューロン以外は Sigmoid NN と等しい。

〈2・3〉 **PNN** PNN の基本的ニューロンモデルは、IF モデルである。なお、本論文では計算機によるソフトウェア実装を前提とするため、各式は実装する際に離散化される。時刻 t も離散値となり、離散化する際の時間の刻み幅を Δt とする。前ニューロン k の発火時刻の集合 T^k を (5) 式のように表す。

$$T^k = \{t_\nu^k; \nu \in \{1, \dots, n^k\}\} = \{t \mid y^k(t) = 1\} \dots\dots\dots (5)$$

ここで、 t_ν^k は前ニューロン k の ν 番目の発火時刻、 n^k はニューロン k の発火回数、 $y^k(t)$ は時刻 t におけるニューロン k の出力である。

後ニューロン j に前ニューロン k のパルスが到達する時刻の集合 $T_d^{j,k}$ は (6) 式のように表せる。

$$T_d^{j,k} = \{t_{d,\nu}^{j,k} = t_\nu^k + \tau_d^{j,k}; \nu \in \{1, \dots, n^k\}\} \dots\dots\dots (6)$$

ここで、 $t_{d,\nu}^{j,k}$ は前ニューロン k で発生した ν 番目のパルスが後ニューロン j に到達する時刻、 $\tau_d^{j,k}$ は前ニューロン k で発生したパルスが後ニューロン j に到達するまでの時間遅れである。

パルスが到達すると、後ニューロン j の膜電位 $P_m^j(t)$ は、(7) 式により変化する。

$$\tau_m^j \frac{dP_m^j(t)}{dt} = -P_m^j(t) + \sum_{k \in K} w_0^{j,k} \sum_{t_{d,\nu}^{j,k} \in T_d^{j,k}} \delta(t - t_{d,\nu}^{j,k}) \dots\dots\dots (7)$$

ここで、 τ_m^j は減衰時定数、 $\delta(\cdot)$ は Dirac のデルタ関数である。

膜電位 $P_m^j(t)$ が閾値 θ^j を越えると、後ニューロン j は発火する。ニューロン j の出力 $y^j(t)$ を、(8) 式のように表す。また、ニューロン j の発火時刻を表す集合 T^j は、(9) 式のようになる。

$$y^j(t) = \mathcal{H}(P_m^j(t) - \theta^j) \dots\dots\dots (8)$$

$$T^j = \{t_\nu^j; 1 \leq \nu \leq n^j\} = \{t \mid y^j(t) = 1\} \dots\dots\dots (9)$$

ここで、 $\mathcal{H}(\cdot)$ はヘビサイド関数である。ニューロン j が発火した場合、膜電位 $P_m^j(t)$ は、不応期 τ_r^j の間 0 となる。また、本論文では $\Delta t \leq \tau_d^{j,k} < \tau_r^k$ とする。

〈2・4〉 **PNNSSP** 実ニューロンにおいて前ニューロンからのパルス頻度による短期的に伝達効率が変化することを短期的シナプス可塑性⁽⁷⁾ という。この短期的シナプス可塑性は短期抑圧 (Short Term Depression: STD) と短期増強 (Short Term Potentiation: STP) に分類される。STD は、前ニューロンのパルス頻度が上昇すると後ニューロンの反応が順次減少し、前ニューロンのパルス頻度が元に戻ると後ニューロンの反応も数秒後に元に戻るという現象をいい、大脳皮質内の錐体細胞から錐体細胞へのシナプ

ス結合や視覚野の IV 層から II / III 層への興奮性シナプス結合でみられる。また STP は、前ニューロンのパルス頻度が上昇すると後ニューロンの反応が順次増加し、前ニューロンのパルス頻度が元に戻ると後ニューロンの反応も数秒後に元に戻るという現象をいい、大脳皮質内の錐体細胞から抑制性介在細胞へのシナプス結合、海馬 CA3 領域の錐体細胞から海馬 CA1 領域の錐体細胞へのシナプス結合や歯状回顆粒細胞から CA3 錐体細胞へのシナプス結合でみられる。

〈2・3〉節で述べた PNN モデルでは、実ニューロンとは異なり興奮性シナプス結合 ($w_0^{j,k} > 0$) の場合には、前ニューロン k のパルス頻度が上昇すると後ニューロン j のパルス頻度も上昇する。これは、実ニューロンにおける短期的シナプス可塑性のような機構が組み込まれていないためである。実ニューロンのように、前ニューロン k のパルス頻度が上昇した場合に後ニューロン j のパルス頻度を減少させる場合は、新たにニューロン l を設け、ニューロン l とニューロン j を抑制性シナプス ($w_0^{j,l} < 0$) で結合する。そして、ニューロン l はニューロン k と興奮性シナプス ($w_0^{l,k} > 0$) で結合し、ニューロン j のパルス頻度とは異なる頻度で発火させなければならない。そのため、複雑な情報処理を行わせる場合、ネットワークのニューロン数、及びシナプス数が増加し、構造も複雑になる傾向がある。つまり、前述した PNN モデルは 1 個のニューロンあたりの情報処理能力が小さいという問題点がある。そこで、PNN に実ニューロンで行われる短期的シナプス可塑性のような短期的な伝達効率の調節機構を付加すれば、1 個のニューロンあたりの情報処理能力が向上し、ネットワークのニューロン数の増加、及び構造の複雑化を抑制することが可能になると考えられる。

PNN における 1 個のニューロンあたりの情報処理能力が小さいという問題を解決するために (7) 式を (10) 式～(14) 式のように拡張する。

$$\tau_m^j \frac{dP_m^j(t)}{dt} = -P_m^j(t) + \sum_{k \in K} w^{j,k}(t) \sum_{t_{d,\nu}^{j,k} \in T_d^{j,k}} \delta(t - t_{d,\nu}^{j,k}) \quad \dots\dots\dots (10)$$

$t \neq t_{d,\nu}^{j,k} + \Delta t$ の場合

$$w^{j,k}(t) = w_{std}^{j,k}(t) + w_{stp}^{j,k}(t) \quad \dots\dots\dots (11)$$

$$\tau_{std}^{j,k} \frac{dw_{std}^{j,k}(t)}{dt} = -w_{std}^{j,k}(t) + w_0^{j,k} \quad \dots\dots\dots (12)$$

$$\tau_{stp}^{j,k} \frac{dw_{stp}^{j,k}(t)}{dt} = -w_{stp}^{j,k}(t) - \eta^{j,k} w_0^{i,j} \quad \dots\dots\dots (13)$$

$t = t_{d,\nu}^{j,k} + \Delta t$ の場合

$$w^{j,k}(t) = w_{std}^{j,k}(t) = w_{stp}^{j,k}(t) = 0 \quad \dots\dots\dots (14)$$

ここで、 $w^{j,k}(t)$ は時刻 t における結合荷重、 $\tau_{std}^{j,k}$ は短期抑制時定数、 $\tau_{stp}^{j,k}$ は短期増強時定数、 $\eta^{j,k}$ は短期増強率 ($0 \leq \eta^{j,k} \leq 1$) である。これにより、結合荷重 $w_0^{j,k}$ が時

間の関数 $w^{j,k}(t)$ に拡張され、PNN に実ニューロンで行われる短期的シナプス可塑性のような短期的な伝達効率の調節機構が組み込むことが可能となる。

PNNSSP における $w^{j,k}(t)$ は、時刻 t で前ニューロンのシナプス終末部のシナプス小胞から放出可能な伝達物質量、及び後ニューロンの受容体で受容可能な伝達物質量として、シナプスには電気シナプスと化学シナプスがあるが、本論文では化学シナプスだけを考える。また、伝達物質の放出確率⁽⁸⁾は導入していない。 $t = t_{d,\nu}^{j,k}$ (後ニューロン j に前ニューロン k からのパルスが到達する時刻)において、放出可能な伝達物質量及び受容可能な伝達物質量をすべて放出、または受容する。そのため、つぎの時刻 $t = t_{d,\mu}^{j,k} + \Delta t$ で放出可能な伝達物質量、及び受容可能な伝達物質量は、式 (14) のように $w_{std}^{j,k}(t)$, $w_{stp}^{j,k}(t)$, 及び $w^{j,k}(t)$ がすべて 0 になる。その後、 $w^{j,k}(t)$ は時定数 $\tau_{std}^{j,k}$, $\tau_{stp}^{j,k}$ で回復する。再び前ニューロンが発火し、後ニューロンにそのパルスが到達する時刻で放出可能な伝達物質量及び受容可能な伝達物質量をすべて放出、または受容し、つぎの時刻での $w^{j,k}(t)$ は 0 になる。

PNNSSP において、 $\tau_{std}^{j,k} > \tau_{stp}^{j,k}$ のときシナプスは STD の性質を持ち、前ニューロンのパルス頻度が上昇するにつれて、 $w^{j,k}(t)$ は減少する。例えば、ローパスフィルタの周波数特性のような性質を持つ。逆に、 $\tau_{std}^{j,k} < \tau_{stp}^{j,k}$ のときシナプスは STP の性質を持ち、前ニューロンのパルス頻度が上昇するにつれて、 $w^{j,k}(t)$ はあるパルス頻度までは増加し、さらに前ニューロンのパルス頻度が上昇すると $w^{j,k}(t)$ は減少する。この場合は、バンドパスフィルタの周波数特性のような性質を持つ。また、STP の性質を持つとき $\eta^{j,k}$ を大きくすると、より特定のパルス頻度のときだけ、 $w^{j,k}(t)$ が上昇するようになる。このように、PNNSSP は $\tau_{std}^{j,k}$, $\tau_{stp}^{j,k}$ の大小関係、及び $\eta^{j,k}$ の値により、シナプスの性質を変化させることが可能である。しかしながら、実ニューロンでは、1 個のシナプスが STD, STP の両方の性質を持つようなことはない。PNNSSP は実ニューロンのモデル化が目的ではなく、工学的応用を目的としている点に留意されたい。

3. ニューラルネットワークによる自律移動ロボットのコントローラの構築

NN による自律移動ロボットのコントローラの構築について説明する。本論文では、自律移動ロボットに異なる数種類の環境中を走行させ、それぞれのスタート地点からゴール地点まで移動させることをロボットのタスクとする。

Sigmoid NN, Radial NN, PNN, 及び PNNSSP をコントローラに用いる場合について、各パラメータの調整、及びネットワークの構造決定に GA を用いる際のコントローラの構築のしやすさ、ロボットのタスクの達成度合等の性能、及び構築されたネットワーク構造の複雑さを比較する。

なお、文献 (6) においても PNN, PNNSSP を自律移動ロボットのコントローラに用いる比較計算機実験を行って、本論文と文献 (6) の違いは、PNN, PNNSSP に加え、

図 1 自律移動ロボットシミュレータ

Fig. 1. Autonomous mobile robot simulator.

AN モデルを用いた Sigmoid NN, Radial NN についても比較する点, 環境が異なる点, <3・1>節で説明する移動モジュールが異なる点, ネットワーク構造も GA で決定し構築された構造を比較する点である。

〈3・1〉 自律移動ロボットシミュレータ 実験環境として図 1 に示す自律移動ロボットシミュレータを使用する。このシミュレータは独自に開発したもので, 以下のような特徴がある。1. リアルタイムに NN の動作を確認可能。2. ロボットは円形で, 大きさを任意に設定可能。3. 左右の車輪を駆動するモータへの出力を制御することでロボットの移動が可能。4. ロボットの行動フィールド (マップの大きさ, 障害物等) を任意に設定可能。5. 近接センサを搭載し, 反応半径, 搭載個数を任意に設定可能。6. 視覚センサを搭載し, 解像度, 搭載個数を任意に設定可能。

また, 本論文では左右の車輪を駆動するモータへの出力の値を, 直接制御するのではなく, あらかじめ設計した移動モジュールを選択することによりロボットを移動させる。本論文では移動モジュールとして, 前進, 右壁沿い, 左壁沿いの 3 種のモジュールを用意する。前進モジュールは, 車輪を駆動する左右のモータへ等しい値を出力するモジュールであり, 右壁沿い, 左壁沿いモジュールは, それぞれロボットの右側の壁, または左側の壁に沿って移動するモジュールあり, AN モデルを用いる 2 層の NN で設計されている。なお, 本論文では車輪の空転や滑走はないとして, 移動モジュールを設計している。

本実験では前進モジュールの移動速度を 0.3 [m/s], 壁沿い行動の最大速度を 0.2 [m/s] に設定する。ロボットは左右の壁沿い行動でも前進できる。しかし, 前進モジュールを選択した方がより速く移動できる。

移動モジュールの選択は, 後述するコントローラである NN における出力層の 3 個のニューロンからの出力により決定される。Sigmoid NN, 及び Radial NN は 3 個のニューロンの出力値で最も大きいニューロンに対応するモジュールを選択する。ただし, 最も大きい出力値が 2 個以上ある場合はモジュールを選択せず, その場で停止する。PNN, 及び PNNSSP は 3 個のニューロンの出力値のうち, 1 個だけ発火している場合にそのニューロンに対応するモジュールを選択する。2 個以上のニューロンが発火している場合はその場で停止する。また, どのニューロンも発火していな

い場合は, 1 ステップ前に選択したモジュールを選択する。

近接センサ, 及び視覚センサについて説明する。近接センサの値は 0 ~ 1 の実数値とし, 障害物が近いほどセンサ値は大きくなる。視覚センサも値は 0 ~ 1 の実数値とし, 壁, ゴール地点, 及び指示板等に固有の値を人手により割り当てる。Sigmoid NN, 及び Radial NN では, 近接センサ, 及び視覚センサの値が対応する入力層のニューロンへ (15) 式により入力される。

$$x^i(t) = S^i(t) + \alpha_{ns} S_{ns}^i(t) \dots \dots \dots (15)$$

ここで, $S^i(t)$ は時刻 t における入力層のニューロン i が対応する近接センサもしくは視覚センサの値, $S_{ns}^i(t)$ は時刻 t における入力層のニューロン i が対応する近接センサもしくは視覚センサの外乱 (0 ~ 1 の実数値), α_{ns} は外乱の大きさである。

これに対し, PNN と PNNSSP の入力パルスであり, 実数値をそのまま入力できないので, センサに対応する入力層のニューロン i の入出力を (16), (17) 式により計算する。

$$y^i(t) = \mathcal{H}(x^i(t) - 1) \dots \dots \dots (16)$$

$$x^i(t) = x^i(t - \Delta t) + \frac{S^i(t) + \alpha_{ns} S_{ns}^i(t)}{\tau_r^i / \Delta t + 1} \dots \dots \dots (17)$$

ここで, τ_r^i はニューロン i の不応期である。

なお, 本論文では (15), (16) 式の α_{ns} を 0 とし, 外乱を加えないこととする。

〈3・2〉 遺伝的アルゴリズムによるネットワークの調整

自律移動ロボットのコントローラとして NN を使用する場合, ニューロン, 及びシナプスの個数が多くなる。そのため, トップダウン的にニューロン, 及びシナプスの各パラメータを適切に設定することは困難となる。そこで, 最適化手法のひとつである GA を用いてニューロン, 及びシナプスのパラメータを設定する。また, NN をハードウェア化する場合, ハードウェア化が容易な PNN と GA を組み合わせ, FPGA 等の再構成が可能なデバイスに搭載することで, 進化型ハードウェアを構築することが可能になると考えらる。

ニューロンのパラメータ, 及びシナプスのパラメータを実数値として並べた二本の一次元配列を染色体とする。染色体のニューロンに関する部分とシナプスに関する部分は, 別々に遺伝操作を施す。なお, 染色体となるパラメータは, ニューロンの種類や各実験で異なり, 4. 計算機実験で具体例を示す。

遺伝的操作には, 二点交叉と突然変異を用いる。世代交代は, 集団 N 個体中, 適応度の高い順に E_n 個体を保存し, そのまま次世代に残す。ここで, 保存の対象となる個体と適応度が等しい個体が複数ある場合, 遺伝子に多様性を持たせるため, ランダムに選択した一個体だけ保存し, つぎに適応度が高い個体を順次保存する。また, 前世代で保存した個体が保存の対象となる場合で, 前世代で保存した個

体と適応度が等しい個体が複数存在するとき、進化の停滞を防ぐため、前世代で保存した個体は保存の対象から除く。残りの個体を交叉率 C_r で交叉を行う。交叉を行う際、適応度に基づきルーレット選択により親個体を選択する。また、染色体を複製する際に、ニューロン、及びシナプス一個につき、突然変異率 C_m で突然変異を施し、新たなニューロン、及びシナプスを生成する。

〈3・3〉 実験手順 実験の手順を以下に示す。

- (1) 初期集団を N 個体生成する。
 - (2) 各環境 (mapA~mapD) において、すべてのロボットを規定ステップ数走行させる。壁に衝突した場合は、その環境における走行を終了する。
 - (3) 適応度に基づき遺伝的操作を施し、新集団を生成する。
 - (4) 規定世代数 $G_{\max}$ まで手順 (2), (3) を繰り返す。
- ここでいう、ステップとは時間の刻み幅 Δt に等しく、規定ステップ数を 400 ステップとする。

4. 計算機実験

図 2 に示す mapA ~ mapD の 4 種類の環境を自律移動ロボットに走行させ、それぞれのスタート地点からゴール地点まで移動させることをロボットのタスクとする計算機実験を行う。この実験では、Sigmoid NN, Radial NN, PNN, 及び PNNSSP のパラメータ調整に GA を用いる場合において、コントローラの構築のしやすさ、ロボットのタスクの達成度合、及びロボットの行動軌跡、構築されたネットワークの複雑さを比較する。図 2 中の mapA ~ mapD の左側の円がロボットで、ロボットのいる地点がスタート地点となり、mapA の左側上、mapB の右側上、mapC の左側下、mapD の右側下の円がゴール地点である。また、mapA~mapD の中央部に指示板がある。指示板は環境ごとに色が異なり、スタート地点からみた各環境の違いは指示板の色だけである。なお、ロボットがスタート地点に停

図 2 環境

Fig. 2. Environments

止している状態から実験を開始する。

本実験では、図 3 に示すようなロボットを想定しており、自律移動ロボットシミュレータの環境の大きさ $E_x \times E_y$ を 360×280 [cm], ロボットの半径 R_b を 10 [cm], 近接センサを 8 個搭載、近接センサ反応距離 R_p を 20 [cm], 視覚センサを 1 個搭載、視覚センサ解像度 12 [bit], 視覚センサ反応角 θ_v を 45 [deg.], 視覚センサ反応半径 R_v を 300 [cm] とする。

また、視覚センサの値の割り当ては、ゴールの値を 1.0, 壁の値を 0.063 と 0.250 (図 2 では見難いが 20[cm] ごとに色分けされている), mapA の指示板の値を 0.375, mapB の指示板の値を 0.500, mapC の指示板の値を 0.750, mapD の指示板の値を 0.625 とする。

構築されたネットワークの構造の複雑さを比較するために、一つのニューロンが次層のニューロンすべてにシナプスを形成するのではなく、ネットワーク全体で形成できるシナプス数を制限する。なお、本実験では最大シナプス数を 250 個とする。GA により、シナプスの接続元のニューロン、接続先ニューロンに加えて、そのシナプスを使用するか否かをニューロン、及びシナプスのパラメータとともに決定する。したがって、本実験における染色体となる各 NN のパラメータは以下ようになる。

• Sigmoid NN

ニューロン : θ^j, β^j

シナプス : 前ニューロン番号, 後ニューロン番号, $w_0^{j,k}$, 使用の可否

• Radial NN

ニューロン : θ^j, β^j (入力層と出力層のみ)

シナプス : 前ニューロン番号, 後ニューロン番号, $\mu^{j,k}, \sigma^{j,k}$, 使用の可否
(入力層と隠れ層間),
前ニューロン番号, 後ニューロン番号, $w_0^{j,k}$, 使用の可否
(隠れ層と出力層間)

• PNN

ニューロン : τ_m^j

シナプス : 前ニューロン番号, 後ニューロン番号, $\tau_d^{j,k}, w_0^{j,k}$, 使用の可否

図 3 自律移動ロボット

Fig. 3. Autonomous mobile robot.

表 1 Sigmoid NN, Radial NN のパラメータ

Table 1. Parameters for Sigmoid NN and Radial NN

	Sigmoid NN	Radial NN
θ^j	0.1 ~ 0.9	
β^j	1.0 ~ 8.0	
$w_0^{j,k}$	-1.00~1.00	
$\mu^{j,k}$	-	0.0 ~ 1.0
$\sigma^{j,k}$	-	0.1 ~ 1.0

表 2 PNN, PNNSSP のパラメータ

Table 2. Parameters for PNN and PNNSSP

	PNN	PNNSSP
$\Delta t[s]$	0.1	
θ^j	0.01	
$\tau_r[s]$	0.5	
$\tau_m^j[s]$	0.5~3.0	1.5~3.0
$\tau_d^{j,k}[s]$	0.1~0.4	
$w_0^{j,k}$	-1.00~1.00	
$\tau_{std}^{j,k}[s]$	-	0.1 ~ 1.4
$\tau_{stp}^{j,k}[s]$	-	3.0 ~ 4.5
$\eta^{i,k}$	-	0.6

●PNNSSP

ニューロン: τ_m^j

シナプス: 前ニューロン番号, 後ニューロン番号,

$\tau_d^{j,k}, w_0^{j,k}, \tau_{std}^{j,k}, \tau_{stp}^{j,k}$, 使用の可否

ここで, 各 NN のパラメータの値は表 1, 2 のように設定し, $w_0^{j,k}$ については -1.00~1.00 の範囲で 0.01 刻みの値, その他の値は表 1, 2 に示す範囲において 0.1 刻みの値で表現する。また, シナプスの使用の可否は 0, 1 の 2 値とし, 0 の場合は使用しない, 1 の場合は使用するものとする。これらのパラメータを 3・2 節で述べたように, ニューロンとシナプスについて順番に並べた 2 本の一次元配列を染色体とする。例えば, Sigmoid NN におけるニューロンに関する部分は, $\theta^1, \beta^1, \theta^2, \beta^2, \dots$ というようにニューロン番号毎に並んだ一次元配列であり, シナプスに関する部分は, $k, j, w_0^{j,k}, 1$ (使用), $m, l, w_0^{l,m}, 0$ (未使用), $\dots$ というようにシナプス毎に並んだ一次元配列である。これら 2 本の一次元配列は, 別々に遺伝操作を施す。なお, Radial NN については (3), (4) 式からもわかるように, 隠れ層のニューロンにはパラメータがないため, ニューロンに関する部分は, (2) 式のシグモイド関数を用いる入力層と出力層のニューロンのパラメータを並べた一次元配列となる。また, シナプスに関する部分は, 入力層と隠れ層間のシナプスと, 隠れ層と出力層のシナプスでは染色体となるパラメータが異なる。

続いて, ネットワークの構造について説明する。出力層のニューロン数を 3 個とし, 3 種の移動モジュールを選択する際に用いる。入力層のニューロン数は, 8 個の近接センサに対応する 8 個, 1 個の視覚センサの解像度数に対応する 12 個, 1 ステップ前の出力層のニューロンの出力に対応する 3 個の計 23 個とする, また, 隠れ層は 1 層とし, 隠

図 4 サブゴール, 及び得点

Fig. 4. Sub goals, and their points.

れ層の初期ニューロン数は 12 個とする。ロボットはスタート地点からゴール地点に移動するまでに, 図 4 に示すサブゴール (点線で囲まれた部分) 内に移動することで, 同図中の各サブゴールに割り当てられた値だけ得点を獲得する。ゴール地点に到着すると規定ステップ数から, ゴール到着に要したステップ数を引いた値を得点として獲得する。移動モジュールの選択の際, 前進モジュールを選択した場合に 1 点獲得する。また, 壁に衝突した場合に 50 点を失う。各環境で獲得した得点の平均値を適応度とする。さらに, 本実験ではネットワーク構造の最適化を GA で行うため, 4 種類の環境でゴールに到達できた場合, つまりロボットがタスクを成功した場合, 適応度を (18) 式により計算する。

$$F = W_1 D_n + W_2 D_s + f_{ave} \dots \dots \dots (18)$$

ここで, F はタスク成功時の適応度, W_1, W_2 は重みであり, 本実験では W_1 を 5, W_2 を 1 とする。 D_n は隠れ層の未使用ニューロン数, D_s は未使用シナプス数, f_{ave} は各環境で獲得した得点の平均値である。隠れ層の未使用ニューロンとは入力層のニューロンからの接続がなく, 出力層のニューロンへの接続がないニューロンとする。また, $w_0^{i,k}$ が 0 のシナプスは未使用シナプスとする。

実験における GA のパラメータを, 表 3 のように設定する。また, 各パラメータは経験的に設定する。

本実験では環境を識別するための入力には各センサ以外にはない。また, スタート地点からみた各環境の違いは指示板の色だけであり, ロボットは視覚センサの値により, 環境を識別しなければならない。さらに, 視覚センサの値は近接センサの値とは違い, 値の大小関係には意味はない。例えるならば, 視覚センサの値は電話番号や郵便番号のようなものである。そのため, コントローラとして NN に求められるものは, 特定の値 (PNN, 及び PNNSSP では値がパルス頻度に変換されて入力されるので, 特定のパルス頻度) に反応するニューロンがなければならない。

表3 GAのパラメータ

Table 3. Parameters for GA.

	Sigmoid NN	Radial NN	PNN	PNNSSP
$G_{\max}$	600			
N	40			
E_n	5			
C_r	0.80			
C_m	0.015	0.010	0.008	0.006

表4 ゴール到達回数の分布とタスク成功率

Table 4. Distribution of quantity whose robot arrived to goal and success ratio.

	Quantity of arrival at goal					Success ratio
	0	1	2	3	4	
Sigmoid NN	0	0	16	10	4	0.13
Radial NN	0	0	15	9	6	0.20
PNN	0	0	3	6	21	0.70
PNNSSP	0	0	0	3	27	0.90

表5 タスクが成功した試行の隠れ層の使用ニューロン数, 及び使用シナプス数

Table 5. The number of neurons and synapses of hidden layer.

	Neurons			Synapses		
	max.	average	min.	max.	average	min.
Sigmoid NN	17	13.5	10	220	203.3	185
Radial NN	15	11.2	8	229	182.7	149
PNN	17	14.0	11	238	211.3	152
PNNSSP	15	11.9	5	219	175.0	91

〈4・1〉 実験結果 図5に各世代に対する最良ロボットの適応度の変化(30試行の平均)を示す。横軸は世代、縦軸はロボットの適応度の値を表す。また、図6に各世代に対する最も適応度が高い最良ロボットのゴール到達回数の変化(30試行の平均)を示す。横軸は世代、縦軸は各環境でゴールに到達した回数を表す。すべての環境において、ゴールへ到達すると4になる。また、表4に30試行のゴールに到達した回数の分布と、4種類の環境でゴールに到達した試行の割合、つまり、タスクを成功した試行の割合を示す。そして、表5にタスクを成功した試行において、各試行の最良ロボットの隠れ層使用ニューロン数、及び使用シナプス数の最多、平均、最小数を示す。さらに、Sigmoid NN, PNN, 及びPNNSSPをコントローラとするロボットの代表的な行動軌跡について、図7~10に示す。

〈4・2〉 考察 図5, 6, 表4より, Sigmoid NN, Radial NNに比べ, PNN, PNNSSPを用いるコントローラの方が構築がしやすく、性能が良いことがわかる。

つぎに、図8のSigmoid NNをコントローラとするロボットの行動軌跡例と、図10のPNNSSPをコントローラとするロボットの行動軌跡例を比較する。どのロボットもmapAとmapBを走行する場合、スタート地点から指示板までは前進し、その後左折する。ここで注目すべき点は左折する位置である。Sigmoid NNをコントローラとする場合、左折するときの軌道が違う。mapAでは左側の壁沿

図5 各世代に対する最良個体の適応度の変化(30試行の平均)

Fig. 5. Generation characteristic of elite individual fitness (average of 30 trials).

図6 各世代に対するゴール到達回数の変化(30試行の平均)

Fig. 6. Generation characteristic of quantity whose robot arrived to goal (average of 30 trials).

いを走行し、mapBでは右側の壁沿いを走行する。対して、PNNSSPをコントローラとする場合は、mapAとmapBの左折するときの軌道が同じである(PNNも同様の軌跡を示す)。これは、mapCとmapDを走行する際も同様のことがいえる。また、図7のSigmoid NNがコントローラの場合、mapAとmapBで左折するときと同じ軌道を通過すると、mapAとmapBを識別できず、タスクを失敗してする。これは、ネットワークへ入力される時系列パターンに対するSigmoid NNの処理能力が低いことが原因であると考えられる(Radial NNも同様のことがいえる)。mapAとmapBにおいて、指示板を通過した直後のロボットの視界からはゴール地点が見えない。そのため、ネットワークの内部状態に指示板の色の違いによる差異が左折後もなければ、mapAとmapBで同じ軌道を通過することができない。しかし、Sigmoid NNの場合、ネットワークの入力に1ステップ前のネットワークからの出力があるとしても、指示板の色の違いによる内部状態の差異を表現することが難しいため、左折、及び右折する前に(指示板が見えているうちに)環境を識別して軌道を変えることで、環境毎に左折及び右折後の軌道を変化させていると考えられる。一方、PNNSSPをコントローラとする場合は、ネットワークの内部状態に

図 7 コントローラが Sigmoid NN の行動軌跡
(タスク失敗例, 適応度 389)

Fig. 7. Trace of robot whose controller is Sigmoid NN. Task is failuer. Fitness is 389.

図 8 コントローラが Sigmoid NN の行動軌跡
(タスク成功例, 適応度 552)

使用シナプス数: 190 個, 使用隠れ層ニューロン数: 14 個
Fig. 8. Trace of robot whose controller is Sigmoid NN. Task is success. Fitness is 552. The number of hidden layer's neurons is 14 and that of synapses is 190.

指示板の色の違いによる差異を表現できるため, 左折, 及び右折する時の軌道が同じでも, 左折及び右折後に違う移動モジュールの選択が可能になると考えられる。

続いて, 図 9 の PNN をコントローラとする場合の行動軌跡と図 10 の PNNSSP をコントローラとする場合の行動軌跡を比較する。PNN をコントローラとする場合, 一応タスクを成功している。しかし, 停止したり, 無駄なモジュール選択を行うため軌跡は蛇行し滑らかでない。これに対して, 図 10 の PNNSSP をコントローラとする場合の行動軌跡は, 少ないモジュール選択回数でゴールに到達する。本実験では, 前進, 右壁沿い, 左壁沿いモジュールを選択

図 9 PNN をコントローラとする場合の行動軌跡
(タスク成功例, 適応度 512)

使用シナプス数:199 個, 使用隠れ層ニューロン数:14 個
Fig. 9. Trace of robot whose controller is PNN. Task is success. Fitness is 512. The number of hidden layer's neurons is 14 and that of synapses is 199.

図 10 コントローラが PNNSSP の行動軌跡
(タスク成功例, 適応度 746)

使用シナプス数:140 個, 使用隠れ層ニューロン数:9 個
Fig. 10. Trace of robot whose controller is PNNSSP. Task is success. Fitness is 746. The number of hidden layer's neurons is 9 and that of synapses is 140.

することによりロボットは移動する。例えば右壁沿いの移動モジュールを選択した場合, 本実験で使用したどの NN を用いても右側の壁沿いを走行し, コーナーがある場合は同じ軌跡で回る。これは, 図 8 のコントローラが Sigmoid NN のタスク成功時の行動軌跡例と, 図 10 のコントローラが PNNSSP の行動軌跡例で, コーナーを回るときや (右, 左壁沿いモジュールを選択), ゴールに向かうとき (前進モジュールを選択) の軌跡がほぼ同じであることからわかる。つまり, 適切なタイミングで適切なモジュールを選択

することができれば、どの NN を用いても同じ軌跡をとることになる。また、PNN と PNNSSP の各ニューロンの発火状況を自律移動ロボットシミュレータで比較したところ、PNN の方が発火数が多いことがわかっている。PNN をコントローラとする場合に無駄なモジュール選択を行うのは、出力層のニューロンの発火の制御がうまくいかず、出力層のニューロンの発火数が多くなり、適切なタイミングで適切なモジュールを選択できていないためであると考えられる。したがって、PNN のコントローラよりも PNNSSP のコントローラの方が性能が良いといえる。

さらに、構築されたネットワークの構造の複雑さを比較する。表 5 より、PNNSSP がシナプス数及びニューロン数が他のネットワークに比べて少なく、単純な構造でコントローラが構築できることがわかる。また、表 4 より、PNNSSP は PNN に比べて調節するパラメータ数が多いにもかかわらず、タスクを成功するコントローラが構築できた試行が最も多い。

以上のことから、PNNSSP のコントローラは他のネットワークのコントローラよりも、単純な構造でありながら、構築しやすく、性能がよいことが明らかであり、PNNSSP の工学的応用として、PNNSSP を自律移動ロボットのコントローラに用いることは可能であると考えられる。

5. む す び

本論文では、Sigmoid NN, Radial NN, PNN, 及び我々が提案した PNNSSP を自律移動ロボットのコントローラに用いる場合について、各パラメータ、及びネットワーク構造の調整に GA を用いてコントローラを構築し、構築のしやすさ、コントローラの性能、及びネットワーク構造について計算機による比較実験を行った。計算機実験の結果、Sigmoid NN, 及び Radial NN で構築されたコントローラよりも PNN, 及び PNNSSP で構築されたコントローラの方が構築しやすく、性能が優れていることが明らかとなった。また、PNN よりも PNNSSP の方がニューロン数、及びシナプス数が少なくネットワークの構造が単純であることが明らかとなった。

今後の課題として、本論文ではシングルエージェントで静的な環境において実験を行った。今後は、マルチエージェントで動的な環境において実験を行う必要がある。また、NN の入力であるセンサの雑音に対する頑健性に対する検証を行う必要がある。

(平成 18 年 10 月 24 日受付, 平成 19 年 2 月 27 日再受付)

文 献

- (1) 北野宏明:「遺伝的アルゴリズム」, 産業図書株式会社 (1993)
- (2) W. Gerstner, R. Kempter, J.L.van Helmmen, and H. Wagner: "A neuronal learning rule for sub-millisecond temporal coding", *Nature*, Vol.383, pp.76-78 (1996)
- (3) W. Maass and C.M. Bishop: "Pulsed Neural Networks," *The MIT Press* (2001)

- (4) W. Gerstner and Werner M. Kistler: "Spiking Neuron Models", *Cambridge University Press* (2002)
- (5) M. Motoki, T. Hamagami, S. Koakutsu, and H. Hirata: "A pulse neural network with regulator of short-term transmission efficiency", IEICE Technical Report, NC2002-39, pp.55-60 (2002) (in Japanese)
元木 誠・小坏成一・濱上知樹・平田廣則:「短期的な伝達効率の調節機構を持つパルスニューラルネットワーク」, 信学技術研報, NC02-39, pp.55-60 (2002)
- (6) M. Motoki, S. Koakutsu, and H. Hirata: "A pulse neural network incorporating short term synaptic plasticity for engineering applications", *International Journal of Innovative Computing*, Vol.1, No.3, pp.417-428, (2005)
- (7) 久野 宗 監修:「脳を知る」, 秀潤社 (1999)
- (8) M. Hisada, Y. Sakumura, and S. Ishii: "Depressing synaptic model based on vesicle release probability", IEICE Technical Report, NC2000-136, pp.63-70 (2001) (in Japanese)
久田正樹・作村勇一・石井 信:「シナプス小胞の放出確率による減衰シナプスモデル」信学技術研報, NC2000-136, pp.63-70 (2001)

元 木 誠 (正員) 1977 年 8 月 10 日生。2005 年, 千葉大学大学院自然科学研究科人工システム科学専攻博士後期課程修了。同年 10 月, 名古屋工業大学大学院工学研究科 産学官連携研究員。2006 年, 関東学院大学工学部講師となり現在に至る。パルスニューラルネットワークの研究, 及び, その応用に関する研究に従事。博士 (工学)。電子情報通信学会会員。

小 坏 成 一 (正員) 1964 年 7 月 7 日生。92 年, 千葉大学大学院自然科学研究科生産科学専攻博士課程修了。同年, 千葉大学工学部助手, 97 年同助教授, 同年同大学院自然科学研究科助教授, 2007 年同大学院工学研究科准教授となり現在に至る。94~95 年, カリフォルニア大学サンタクルズ校客員研究員。VLSI レイアウト, 確率的最適化手法, ニューラルネットワークの研究に従事。博士 (工学)。IEEE, INNS, 電子情報通信学会, 計測自動制御学会会員。

平 田 廣 則 (正員) 1948 年 6 月 2 日生。76 年, 東京工業大学大学院電気工学専攻博士課程修了。同年, 千葉大学工学部助手, 81 年同助教授, 94 年同教授, 97 年同大学院自然科学研究科教授, 2007 年同大学院工学研究科教授となり現在に至る。大規模システムのモデリング, 解析と設計, 特に生態システムの VLSI レイアウト, 並びに分散システムの基礎的理論に興味を持つ。工学博士。2001 年電気学会業績賞受賞。IEEE(Fellow), INNS, 電子情報通信学会, 情報処理学会, 計測自動制御学会, システム制御情報学会, 人工知能学会, 日本数理生物学会会員。