入力ゲート付きニューラルネットワークと そのエージェントの行動学習への応用

正員 村田 純一 (九州大学)

非会員 鈴木 政史 (九州大学)

正員 平澤 宏太郎 (九州大学)

Neural Networks with Input Gates and Their Applications to Behavior Learning of Agents

Junichi Murata, Member, Masafumi Suzuki, Non-member, Kotaro Hirasawa, Member (Kyushu University)

Neural networks with input gates are proposed for behavior learning of agents. The networks are equipped with gates on their input channels that pass input signals when they are necessary. A gate opens and closes depending on the current values of input signals. The dependence is automatically determined based on training data. They are applied to behavior learning of agents in the reinforcement learning framework. The gate openings provide the generalized information about the significance of each input signal, which reduces the size of region to be explored and can be exploited to speed up the subsequent learning in other environments.

キーワード：ニューラルネットワーク，強化学習，入力選定，一般化，ルール抽出，行動制御

Keywords: neural networks, reinforcement learning, input selection, generalization, rule extraction, behavior control

1. はじめに

エージェントが、与えられたタスクに対して、最適な行動政策を実現する手段の一つに強化学習がある。強化学習は報酬を手がかりとして環境に適応する学習であり、エージェントを取り巻く環境についての領域知識を必要としないため、汎用性が高いとされている⁽¹⁾⁽²⁾⁽³⁾。

しかし強化学習は試行錯誤を通して学習を行うため、解の探索空間の大きさが非常に重要な問題となる。この探索空間の大きさはエージェントの状態または状態と行動の組により決定される。状態は入力情報によって決定され、各入力パターンごとに状態の値が割り当てられる。したがって、状態空間の次元は考慮する入力の個数によって決まり、状態空間の各次元に対応する各軸方向の長さは各入力を取り得る値の個数によって決まる。特に入力が連続値をとる場合は、長さは無限となる。これらの次元と長さの両方で規定される状態空間の大きさが十分に大きくなると、状態が大雑把にしか識別されず学習自体が成功しない可能性がある。また逆に状態空間が大き過ぎる場合、探索空間が大きくなり、最適政策を学習するのに多くの時間を要することになる。状態空間を適切な大きさにするためには、必要な入力のみを選択して用い、かつ入力を取り得る値の候補

が多い場合にはそれらの値を適切に統合して取り扱うことが必要である。

入力の取り得る値の候補が多い場合の対処法として、関数近似や coarse coding を用いることが提案されている⁽³⁾⁽⁴⁾。一方、必要な入力を選択することは、強化学習のフレーム決定問題として取り扱われており、統計的な方法⁽⁵⁾や、遺伝的アルゴリズムを用いた進化論的手法が提案されている⁽⁶⁾。本研究では、強化学習の代表的な実現手法である Q 学習⁽⁷⁾により得られた Q 値をもとに、合理的な判断に基づいて適切なフレームを決定する。

提案手法の特徴は、(1) ある入力の要不要が他の入力の値に依存して変わる場合、その依存性をも捉えて利用すること、(2) ある一つのタスクのみに適した状態空間を求めるのではなく、類似の複数のタスクに適用可能な情報を抽出して利用すること、の2点である。上述のように、状態空間の適切な決定には、入力変数の適切な選択(状態空間の次元の決定)と入力値の適切な統合(状態空間の各軸方向の大きさの決定)とが必要である。しかし、本研究では、この両者を行って特定のタスクに特化した結果となってしまうことを避けるために、入力の選択とその状況依存性の把握を行うに留める。

状況に応じて入力情報を使い分けることは、我々人間も

行っている。人間は明るい部屋では主に視覚的な入力情報に基づいて行動し、暗い部屋では手に触れる物体の感覚などを入力情報として行動する。このような視覚と触覚の使い分けは、行動の目的すなわち達成すべきタスクの種類に関係なく有用であり、一度獲得されると多くのタスクに利用することができる。このことは、状況依存性を考慮した入力の選択結果を類似タスクに共通する特徴として抽出し、利用しようとする本研究の立場を、経験的に支持していると言える。

状況依存性を持つ入力の選択を行う手段として、入力ゲート付きRBFネットワークを用いる。著者は入力ゲート付きニューラルネットワークを先に提案した⁽⁸⁾。これは、シグモイド関数からなる階層型ニューラルネットワークの入力端に、入力信号の伝達を当該入力および他の入力の値に応じて制御する入力ゲートを設け、状況に依存した適切な入力の要不要の判定機能を学習によって獲得するネットワークである。本論文では、強化学習で獲得する Q 値を表現するために、RBF ネットワークに入力ゲートを付加し、エージェントの行動学習に適用することを提案する。先に述べた適切なフレームの決定は入力ゲートの開閉によって実現される。入力ゲートが入力情報の必要性を判定し、その入力の学習システムへの伝達を状況に応じて制御する。これにより探索空間を適切な範囲に制限することができる。

行動を決定する際にどの入力が必要/不要であるかを、あるタスクに関する学習によって入力ゲートの動作として獲得し、これを利用して類似のタスクが課せられた際の行動学習の高速化を図る。これは、複数のタスクに共通する一般的特徴を学習によって獲得し、それを利用することに相当する。また学習成果を人間が見て解釈を行う際に、学習されたゲートの動作を調べることにより、それを容易にする効果も期待できる。

2. 強化学習

Q 学習⁽⁷⁾では状態 s と行動 a の組に対する評価を表すものとして Q 値を導入する。ここで Q 値とは現時刻から将来にわたって得られる報酬の和を推定した値である。時刻 t 、状態 s_t において、行動 a_t を選択した結果、状態 s_{t+1} となり、報酬 r_t が得られたとすると、 $Q(s_t, a_t)$ を推定するための Q 値の変更は次のように行われる。

$$Q(s_t, a_t) := Q(s_t, a_t) + \alpha \left[r_t + \gamma \max_a Q(s_{t+1}, a) - Q(s_t, a_t) \right] \quad \cdots (1)$$

あるスケジュールにしたがって学習率 α を減少させ、多数の試行の後に Q 値が収束すると、各状態において最大の Q 値を与える行動の選択が最適政策となることが証明されている。また $\gamma (0 < \gamma < 1)$ は割引率であり、どのくらい先の将来の報酬まで考慮するかを表すパラメータである。

〈2・1〉 ϵ -greedy 学習が不十分な場合においても Q 値が最大となる行動を選択し続けると、現時点での政策より優れた政策が存在していても政策の改善を図ることがで

図1 入力ゲート付きニューラルネットワーク
Fig. 1. Neural network with input gates.

きない。この改善を図る手段の一つとして ϵ -greedy⁽³⁾がある。これは ϵ の確率でランダムに行動を選択させ、 $1 - \epsilon$ の確率で Q 値が最大となる行動を選択するというものであり、 Q 学習において、環境の探索とこれまでに獲得した Q 値すなわち経験の活用のバランスをとるための一般的な手法である。本論文では、 Q 学習での行動選択にこの ϵ -greedy を用いることにする。

〈2・2〉 学習の高速化および行動ルールの一般化 前述したように、エージェントの状態は適切な入力情報によって決定されることが望ましい。必要以上の入力をエージェントに与えた場合、状態空間の次元が増加する。これにより本質的には一つの状態とすべきものが、状態空間中で不要な軸方向に分岐して複数の状態として取り扱われることが起こりうる。これら複数の状態のそれぞれについての経験はそれぞれ別のものとして扱われることになり、適切な Q 値の推定値を得るためにはより多くの経験が必要とされる。これは結果として学習の低速化を引き起こす原因となる。

しかし入力ゲート付きニューラルネットワークを用いる本手法では、必要以上の入力を用意していた場合においても、ゲートが閉じるという動作により、不要な入力によって複数の次元にまたがっていた状態の次元を落すことが可能になる。さらに状況によって要不要が変化する入力に関しても、必要な場合のみ用いることができる。

エージェントの行動選択という観点から見てみると、不要な入力によって分岐された複数の状態に対する個々の経験を一つの状態に対する経験とみなすことができるため、獲得された行動ルールは一般化された行動ルールであるといえる。またこれらの経験は一つの同じ状態に対する複数の学習データとすることができるため、等価的に数多くの学習データを利用することになり、学習の高速化も期待できる。

3. 入力ゲート付きニューラルネットワーク

〈3・1〉 入力ゲートの構造 入力ゲート付きニューラルネットワークでは、図1に示すように各ゲートに対応する入力信号 u_j をゲートの開度 $G(z_j)$ に応じてネットワーク本体に伝達する。

$$v_j = G(z_j)u_j \quad \cdots \cdots \cdots (2)$$

図2 ゲート関数
Fig. 2. Gate function.

図3 ゲート開閉を決定する入力空間のRBFによる分割
Fig. 3. Division of input space into gate-open and gate-closed regions by RBFs.

ゲートの開度を決定する関数 $G(z_j)$ として次式を用いる。また $G(z_j)$ の概形を図2に示す。

$$G(z_j) = \begin{cases} 0, & z_j \leq -2 \\ 0.5 + 0.25z_j, & -2 < z_j \leq 0 \\ \frac{1}{1 + \exp(-z_j)}, & 0 < z_j \end{cases} \quad \dots (3)$$

$G(z_i) > 0$ のときはゲートが開いていることに相当し、そのゲートを通る入力が必要であることを示す。また $G(z_i) = 0$ のときはゲートが閉じていることに相当し、対応する入力が不要であることを示す。

ゲートの開閉は、その時点での入力 $\mathbf{u} = [u_1 \dots u_N]^T$ (N は入力数) の値によって制御する。したがって、可能な全入力の値に対してゲートの開または閉のいずれかを割り当てる必要がある。現実には、多くの場合近接した入力では望ましいゲートの開閉は同じになると考えられる。一方、式(3)の $G(z_j)$ を用いると、 $z_j \leq -2$ のときにゲートは閉じ、 z_j が -2 よりも十分大きいときには開くことになる。そこで、入力と z_j の間の関係を規定する関数は、互いに近接した入力からなる集合の一つ一つに対して、 -2 以下あるいは -2 より十分に大きい z_j のいずれの値も割当て可能なものである必要がある。ここでは、局所的な台をもつ関数であるガウス型の Radial Basis Function (RBF) を用いて、 j 番目の入力ゲートの開度を決定する z_j を次式に従って定めることにする。これにより図3に示すような入力空間の任

意の分割が可能となる。

$$z_j = \sum_{k=1}^K a_j^k \phi_j^k(\mathbf{u}) \quad \dots (4)$$

$$\phi_j^k(\mathbf{u}) = \exp \left\{ -\frac{(\mathbf{u} - \mathbf{c}_j^k)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{u} - \mathbf{c}_j^k)}{2} \right\} \quad \dots (5)$$

ここで、 Σ はゲート内部の RBF の広がりを見定する対称正定値定数行列、また $\mathbf{c}_j^k$ は各 RBF ϕ_j^k の中心位置、 K は一つのゲートに含まれる RBF の個数である。係数 a_j^k を適切に学習することでゲートの開閉状況を任意に決めることができる。また $\mathbf{c}_j^k$ 、 Σ^{-1} はあらかじめ設定しておき、学習の対象としない。学習されたパラメータあるいはゲートの動作からどのような状況ではどの入力が必要かまたは不要かを容易に知ることができる。係数 a_j^k の学習については4章で述べる。

4. 入力ゲート付き NN のエージェントの行動学習への応用

本論文では Q 値を RBF ネットワークによって近似する。RBF ネットワークの基底関数として、ガウス型 RBF を用いる。図4に示すようにネットワークの入力は感覚入力とし、出力は可能な行動に対する Q 値とする。いま、感覚入力を $\mathbf{u}$ 、入力ゲートの出力を $\mathbf{v}$ 、そのときのネットワークの出力が Q_i ($i = 1 \dots L$) であるとする、入出力関係は次の式で表される。

$$Q_i = \sum_{m=1}^M w_{im} \exp \left\{ -\sum_{n=1}^N \frac{(v_n - \mu_{mn})^2}{\sigma_{mn}^2} \right\} \quad \dots (6)$$

ただし M は RBF ノード数、 w_{im} はそのノードの重み、 μ_{mn} はその RBF の中心値、 σ_{mn} は RBF の広がりを表すパラメータである。未経験の感覚入力があった場合、新たにその入力に対応する RBF を配置する。 $\sigma_m = [\sigma_{m1} \dots \sigma_{mN}]^T$ を予め小さい値に設定しておくと、各状態に対しては一つのノードが対応することになるので、出力 Q_i はこのノードの重み w_{im} にほぼ等しくなる。そこで Q_i 値の更新は式(1)の Q を w に置き換えた式に従って行うことができる。

学習の手順は二つの学習フェーズにより構成される。まずフェーズ I では全入力を用いて Q 学習を行う。 Q 値は入力ゲート付きニューラルネットワークで表され、その重みを上述のように式(1)に従って更新する。このときゲートパラメータ a_j^k の値は0に設定しておく。これは式(2)~(5)からゲートが開いた状態に相当する。

次にフェーズ II は、入力ゲートのゲートパラメータ a_j^k のみについての学習を学習係数を η とした BP (Back Propagation) 法により行う。ゲートパラメータ a_j^k の学習の目的はフェーズ I で全入力変数を用いるという前提で達成したネットワークの性能を損なわない範囲内で、可能な限りゲートを閉じることである。そこで次式に示す評価関数 E を最小化するように学習を行う。 $Q_{k\text{teach}}$ はフェーズ I で得

図4 エージェント行動学習用入力ゲート付き RBF ネットワーク

Fig. 4. RBF networks with input gate for behavior learning of agents.

られたネットワークからの出力である。 E_1 は Q 値に関する誤差項, E_2 はゲートの開度 $G(z_j)$ の大きさを表す項である。

$$E = E_1 + \beta E_2 \quad (\beta > 0) \quad (7)$$

$$E_1 = \sum_k \frac{1}{2} (Q_k - Q_{k^{teach}})^2 \quad (8)$$

$$E_2 = \frac{1}{2} \sum_i (G(z_i))^2 \quad (9)$$

BP 法による学習は微分値を用いるので, ゲートパラメータの変化範囲に対して E が連続である必要がある。しかし, フェーズ I での学習を容易にするため RBF の広がり σ_m は小さい値としている。そこで BP 法によるゲートパラメータの学習を行う前に σ_m を Q 値があまり変動しない範囲で大きくすることにより RBF 間を滑らかに補間する。

5. シミュレーション

〈5・1〉 条 件 エージェントが学習する環境を図5, 図6に示す。環境にはゴールとなる光源と障害物(光を遮る)があり, ここでエージェントは図7の左図に示すような周囲のマス目の障害物の有無, 光の強さ, および図7の右図の1, 2, 3, 4に示すような光の届くおおよその向きを知覚することができ, これらを入力として障害物を迂回しながら, 光の発しているゴールへ最短ステップ(時間単位)で到達するタスクを達成する。光の強さは連続値であり-1から1までの値をとる。また障害物情報は離散値であり, 障害物があるときは-1, ないときは1の値をとる。ただし, 図7の左の図におけるマス目の障害物の有無の情報(Gate1~4), および光の強さ(Gate5)に関してはゲートを介してネットワークに入力されるものとする。ゲートの開度を決定する入力, Gate1ではGate2, 3, 4, 5を通してネットワークへ伝達される入力, Gate5ではGate1, 2, 3, 4を通して

図5 環境 A

Fig. 5. Environment A.

図6 環境 B

Fig. 6. Environment B.

図7 環境から受け取る入力情報

Fig. 7. Agent's inputs from the environment.

ネットワークへ伝達される入力である。また, 行動としては上下左右の方向に1時刻につき1マス動くことができる。

報酬は, 通常は action penalty として-1を与える。特に, 設定したエリアの外にでる行動を選択したとき, および障害物にぶつかる行動を選択したときは-2を与える。ただしゴールに到達した時のみ上記のような罰は与えず, 報酬は0とする。

学習とその評価は以下の手順で行う。

表 1 設定パラメータ
Table 1. Paramters.

α	γ	ϵ	β	η
0.1	0.98	0.1	0.5	0.01

表 2 典型的な状態におけるゲートの開度状況
Table 2. Description of typical states and their gate openings.

State number	State description				
	Obstacles	Light strength and direction			
1	-1 1 1 1	-1.00 NA			
2	1 1 1 1	-0.14 1			
3	1 1 1 1	0.19 4			
4	1 1 1 1	0.72 1			

State number	Gate opening				
	Gate 1	Gate 2	Gate 3	Gate 4	Gate5
1	0.43 ±0.05	0.43 ±0.05	0.43 ±0.05	0.00 ±0.00	0.50 ±0.00
2	0.36 ±0.08	0.26 ±0.13	0.26 ±0.13	0.14 ±0.07	0.50 ±0.00
3	0.00 ±0.00	0.05 ±0.07	0.05 ±0.07	0.00 ±0.00	0.49 ±0.02
4	0.00 ±0.00	0.00 ±0.00	0.00 ±0.00	0.00 ±0.00	0.37 ±0.22

- 一つのタスク（環境 A）について入力ゲートが開いた状態で、入力情報をすべて用い、Q 値を表現する入力ゲート付き RBF ネットワークを、通常の Q 学習アルゴリズムを用いて学習する（学習フェーズ I）。
- 学習で得た入力ゲート付き RBF ネットワークの入力ゲートを、4 章で述べたアルゴリズムによりゲートが閉じるように学習する（学習フェーズ II）。
- 学習された入力ゲートを用い、すなわち必要な入力のみを対象として、同タスク（環境 A）または類似した他のタスク（環境 B）に対して、Q 学習を行う（学習されたゲートの評価）。

各ゲートはいずれも 32 個の RBF を持ち、中心位置 c は $(-1, -1, -1, -1, 0)$, $(-1, -1, -1, -1, 1)$, $\dots$, $(1, 1, 1, 1, 0)$, $(1, 1, 1, 1, 1)$, ゲート内部の RBF の広がりを表す行列 Σ は $\text{diag}(0.125, \dots, 0.125)$ とする。また RBF ネットワーク本体の RBF の広がりを表す係数の初期値を $\sigma = 0.1$, 他のパラメータを表 1 のように設定した。

〈5・2〉 結 果

〈5・2・1〉 入力ゲートの開度についての考察 人間の視点から見ると、光を知覚できればその情報をもとに最適な行動を学習し、知覚できなければ障害物情報をもとに最適な行動を学習したほうが効率よく最適な行動方針を獲得できると考えられる。表 2 に環境 A において学習を行ったゲートの代表的な状態に対する開度を示す。この表を含め、以下に示す結果は、全て乱数系列が異なる 5 通りのシミュレーション結果をまとめたものである。表 2 にはゲート開度を平均値±標準偏差の形式で表示している。光が感覚で

きる状態では表 2 中の状態 3, 4 のようなゲート開度を示す場合が多いという結果が得られた。状態 3 では、光が見えるため光の強さおよび方向のみをもとに状態を決定できることを示しており、さらに状態 4 では、光の強さの入力ゲートも閉じる場合がある。この状態 4 では、光の来る方向がエージェントにとって上側にあり、環境 A では、このような場合、光の強さに関係なく方向のみによって最適行動を決定できる場合もあることを示している。また、状態 1 のような光が見えない状態では光の強さに設けたゲート (Gate5) が閉じることはなかった。

このことからエージェントが光を知覚できる状態では主に光の強さ、方向に関する情報から行動を決定していることが分かる。光に関する情報のほうが障害物情報に対して情報の優先度が高いといえる。これは人間の視点からみた入力情報の使い分けと同様の結果であることから、入力情報を人間の解釈しやすいものとすることができていることが分かる。

〈5・2・2〉 入力ゲートによる学習の高速化についての検証 学習の高速化に対する効果を確認するために、環境 A でフェーズ I とフェーズ II を行ってゲートの学習を完了した後、一旦 Q 値はリセットし、学習した入力ゲートを用いて再び環境 A で Q 学習を行った。これは、学習されたゲートの効果を推し量るためであり、もし状況に応じて状態を適切に分割することができていれば、最初に行う Q 学習に比べて入力ゲート学習後の Q 学習は高速化するはずである。

図 8 にスタートからゴールまでに要したステップ数の、100 エピソードごとの平均値を示す。また、図 9 は各状態での Q 値が最大となる行動が、最適政策と一致していたエピソード数を 100 エピソードごとにカウントしたものである。いずれも乱数系列の異なる 5 回の計算結果の平均値を示している。図 8, 図 9 から、入力ゲート学習後の Q 学習のほうが早いエピソードで最適政策を獲得できていることが分かる。確率的行動選択である ϵ -greedy に起因する変動があるため定量的で正確な比較は難しいが、この図において、スタートからゴールまでの平均所要ステップ数が最短ステップ数 22 の 1.5 倍を初めて下回ったエピソードを比較すると、提案手法では 900 エピソード、通常の Q 学習では 1100 エピソードであった。これから計算される学習速度の短縮率は 82% である。また、最適政策の獲得頻度が初めて 40% を上回ったのは、提案手法 500 エピソードに対し、Q 学習 2500 エピソードであった。これを指標とすれば学習時間が 25% に短縮されたことになる。以上より、同じタスクに対して入力ゲートが状態の分割を適切に行うことにより学習が高速化できており、入力ゲートの効果を確認することができた。

〈5・2・3〉 類似のタスクへの入力ゲートの効果についての検証 次に類似のタスクに対しての入力ゲートの効果を検証する。この場合、環境 A と環境 B は障害物の形状などが類似している。また光が知覚できたときは光に関す

図 8 平均所要ステップ数 (環境 A)

Fig. 8. Average number of required steps (Environment A).

図 10 平均所要ステップ数 (環境 B)

Fig. 10. Average number of required steps (Environment B).

図 9 最適政策の獲得頻度 (環境 A)

Fig. 9. Frequency of acquiring the optimal policy (Environment A).

図 11 最適政策の獲得頻度 (環境 B)

Fig. 11. Frequency of acquiring the optimal policy (Environment B).

る情報をもとに、知覚できないときは障害物情報をもとに行動を学習したほうがよいという点は、環境 A、B のそれぞれに共通している。既に環境 A で学習された入力ゲートを用い、Q 値はリセットして環境 B に対しての Q 学習を行う。このような学習済入力ゲートを用いた Q 学習と、入力ゲートを用いない通常の Q 学習とで両者の学習効率を比較した。

前節同様に平均所要ステップ数、最適政策の獲得の速さを示したグラフを図 10、図 11 に示す。これらも乱数系列の異なる 5 ケースの平均値である。図 10、図 11 から、入力ゲートの学習を行うことにより、類似したタスクに関しても速やかに学習できていることが分かる。平均所要ステップ数が最短ステップ数 22 の 1.5 倍を初めて下回ったエピソードは、提案手法 500 エピソード、Q 学習 600 エピソード、また、最適政策獲得頻度が 80% を初めて上回ったエピソードは、それぞれ 600 エピソード、1100 エピソードであった。これらを用いると、17 ないし 45% 程度の時間短縮が行われていることになる。

以上では、学習済の入力ゲートを用いた場合に強化学習が高速化されることを確認したが、入力ゲートの学習に必要な時間コストは反映されていない。ゲート学習のための計算時間増加分と、学習高速化による時間減少分のいずれが大きいかはタスクに依存する。しかし、ゲート学習は 1 回行えばよいので、学習後のゲートが同様に有効である類似タスクが多ければ多いほど、1 タスクを取り扱うのに必要な時間コストの中でゲート学習時間が占める割合は低下する。

6. おわりに

本論文では入力にゲートを設けた入力ゲート付きニューラルネットワークと、それをエージェントの行動学習に適用する手法を提案した。入力ゲートは、あるタスクにおける学習から、入力の要不要とその状況依存性を把握することができる。これにより、設計者が必要な入力情報を指定する負担を少なくすることができる。すなわち、ある程度必要であろうという情報を入力として与えておけば、入力

ゲートにより不要な入力による状態の分岐を防ぎ、学習に対して適当な状態を割り当て、効率よく学習ができる。さらに、状況に依存する入力の要不要は類似タスクにおける強化学習の高速化に利用することができる。シミュレーション結果から強化学習エージェントの状態を決定する入力情報を状況に応じて使い分け、学習を高速化できることが確認できた。またゲートの開度から、どの入力のエージェントの行動に強く関わっているのかを容易に知ることができるため、必要な入力情報について解釈が容易になる。

(平成 13 年 4 月 16 日受付, 同 14 年 2 月 7 日再受付)

文 献

- (1) T. Unemi: "Reinforcement learning", *J. of Japanese Soc. for Artificial Intelligence* Vol.9, No.6, pp.830-836 (1994-6) (in Japanese)
畠見達夫: 強化学習, 人工知能学会誌, 9, 6, pp.830-836 (1994-6)
- (2) 山村雅幸・宮崎和光・小林重信: 強化学習の特徴と発展の方向, システム/制御/情報, 39, 4, pp.191-196 (1995-4)
- (3) R.S. Sutton and A.G. Barto: *Reinforcement Learning*, A Bradford Book (1998)
- (4) O. Abul, F. Plat, and R. Alhaji: "Multiagent reinforcement learning using function approximation", *IEEE Trans. on Syst., Man, and Cyber.-Part C: Appl. Rev.*, Vol.30, No.4, pp.485-497 (2000-11)
- (5) K. Terada, T. Nakamura, H. Takeda, and T. Nishida: "A cognitive robot architecture based on tactile and visual information", *Advanced Robotics*, Vol.13, No.8, pp.767-777 (2000)
- (6) H. Yajima, K. Ohkura, and K. Ueda: "Evolutionary Acquisition of Reinforcement Learning Frame for Multi-agent - The Balance of Global Reward and Individual Reward -", *Preprint of 10th Intelligent Systems Symposium* pp.291-293 (2000-10) (in Japanese)
矢島英明・大倉和博・上田完次: 進化的手法によるエージェント群の強化学習フレーム獲得-大域的報酬と個別的報酬のバランスに関する考察-, 第 10 回インテリジェント・システム・シンポジウム講演論文集, pp.291-293 (2000-10)
- (7) C.J.C.H. Watkins and P. Dynan: "Q-Learning", *Machine Learning*, Vol.8, pp.279-292 (1992)
- (8) J. Murata: "Artificial neural networks with input gates", *T. IEE Japan*, Vol.121-C, No.1, pp.127-133 (2001-1) (in Japanese)
村田純一: 入力ゲート付きニューラルネットワーク, 電学論誌, 121-C, 1, pp.127-133 (2001-1)

村 田 純 一 (正員) 1986 年 3 月九州大学大学院工学研究科電気工学専攻博士後期課程修了, 工学博士。同年 4 月より同大学工学部助手。その後, 同助教授を経て, 現在同大学大学院システム情報科学研究科助教授。ニューラルネットワークを中心とする学習・自己組織化システムとその応用に関する研究に従事。計測自動制御学会, システム制御情報学会, IEEE の会員。

鈴 木 政 史 (非会員) 1999 年 3 月九州大学工学部電気工学科卒業。2001 年 3 月, 同大学大学院システム情報科学研究科電気電子システム工学専攻修了。同年 4 月, ソニー (株) 入社。

平 澤 宏 太 郎 (正員) 1964 年 3 月九州大学工学部電気工学科卒業。1966 年 3 月同大学大学院工学研究科修士課程電気工学専攻修了。同年 4 月 (株) 日立製作所入社 日立研究所勤務, 1989 年 8 月同研究所副所長。1991 年 8 月同大みか工場主管技師長。1992 年 12 月九州大学工学部教授, 1996 年 5 月同大学院システム情報科学研究科教授。2002 年 9 月早稲田大学大学院情報生産システム研究科教授, 現在に至る。計測自動制御学会, 電気学会, 情報処理学会, IEEE の各会員。工学博士。