原著論文

行動則の獲得状況を考慮した自己組織化マップによる状態空間構成法†

齊藤 史哲 *1・長谷川 修 *2

強化学習エージェントの状態空間構成に自己組織化マップ（Self-Organizing Map：SOM）などの競合学習を行うニューラルネットを用いる方法が近年多く報告されている。これらの方法では強化学習器にQ-learningなどの環境同定型の強化学習を用いることが前提とされており、Profit Sharingにおける状態空間構成にSOMを使用したときは行動規則の学習の速さをSOMの学習が追従できない。そこで本研究では、SOMをProfit Sharingによる強化学習エージェントの状態空間構成に利用した場合においても、SOMがProfit Sharingの学習の速さを追従可能とするための“相互学習残参照型近傍関数”を提案し、その有効性をシミュレーションタスクでの実験により示す。

キーワード：自己組織化マップ，強化学習，Profit Sharing，近傍関数，状態空間構成

1. はじめに

1.1 研究背景

近年，強化学習は智能ロボットなどの自律エージェントの行動獲得手段として注目されている。強化学習は試行錯誤を通じて環境から与えられる報酬に基づき環境からの知覚入力に対する適切な行動出力を学習する枠組みであり，それを実現するためにQ-learningやProfit Sharingなどのアルゴリズムが提案されている。これらのアルゴリズムの多くは知覚入力に対する状態空間が離散化された有限集合として定義されているため，知覚入力が連続値として与えられる実環境におけるタスクなどに適用しようとするときには，予め何らかの方法で知覚入力の離散化が施される。しかし，次の理由[Moore95]から複雑かつ大規模なシステムにおいては設計者がこの離散化を適切に行うことは必ずしも容易ではない。

- ・ もし微細な離散化を行ったとするとより適切な行動則が獲得しやすくなる反面，探索空間が爆発し実時間での学習が困難となる。
- ・ 逆に粗く離散化を行うと，状態数が少なく済むた

図1 エージェントの構成

め試行錯誤数は少なく済むが，本来区別されるべき状態を同一視してしまう『不完全知覚問題』が生じ，適切な学習が行われなくなってしまう。

そこで，この離散化をいかに行うかが獲得する行動則の質や学習速度に大きく影響を及ぼすと考えられており，エージェント自身が適切に内部状態空間構成を行う方法に関する研究が重要視されるようになってきている[Asada96, Yairi00, Albus95, McCallum95]。

1.2 強化学習器の分類

一般に，強化学習の学習器はQ-learning(以下QL)などの環境同定型の学習と，Profit Sharing(以下PS)などの経験強化型の学習に分類されている[山村95]。強化学習を工学に応用する際に必要であると考えられ

† State Space Construction Method with Self-organizing Map in a Reinforcement Learning System Based on Profit Sharing
Fumiaki SATOH and Osamu HASEGAWA

*1 東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻
Department of Computational Intelligence and Systems Science
Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering,
Tokyo Institute of Technology

*2 東京工業大学大学院理工学研究科像情報工学研究施設
Imaging Science and Engineering Laboratory, Tokyo Institute
of Technology

る要件として『適用可能なクラスが広いこと』と『素早い学習が可能であること』が挙げられるが、QLなどの学習器はこれらの要件を満たしていない。それに対して、PSは部分観測マルコフ決定過程 (Partially Observable Markov Decision Processes: POMDPs) の環境下でも学習性能を発揮でき、学習の立ち上がりが速いことからこれらの要件を満たしていると言われていた。このことからPSは実タスクへの応用が期待されている。[宮崎99]

1.3 自己組織化マップによる状態空間構成

近年、状態空間構成に関する研究では自己組織化マップ (Self-Organizing Map: SOM) [Kohonen90] などの競合学習型のニューラルネットワークを用いて状態空間構成を行うアプローチ [Smith02, 半田04, 岩崎05] が提案されている。SOMは緩やかな環境の変化への追従が可能であることや、知覚入力保持のための膨大なメモリを必要としないこと、多次元で連続値の知覚入力分布から離散空間への写像が容易に得られることなどが利点とされている。

SOMなどを用いて状態空間構成を行う先行研究では、利用される強化学習器としてQLなどの環境同定型の強化学習を用いることが前提とされている。これは、QLでは報酬が徐々に周囲の状態に伝搬していく形で学習が進行するため行動則の獲得が非常に遅いことから、行動則を獲得している間にSOMの学習を適切に行えるためと考えられる。

一方、PSの状態空間構成にSOMを利用した場合は行動則の獲得が速いことから、PSの学習速度にSOMによる状態空間構成が追いつかない。そのため、学習初期の状態空間で獲得した行動則とその後の状態空間で獲得した行動則の間にズレが生じてしまい、行動則の獲得がうまく進まなくなってしまう。

このことから、PSを利用する前提でSOMのような競合学習型ニューラルネットワークを用いて状態空間構成を行うことに関する十分な議論はなされていない。

そこで本研究では、SOMによる状態空間構成がPSによる行動則の獲得をスムーズに追従できるようにするための“相互学習残参照型近傍関数”を提案し、これを用いたSOMで状態空間構成を行った場合の有効性を示す。

以下本稿では、2章でPSについて概説し、3章でSOMについて概説する。4章では本研究で提案する相互学習残参照型近傍関数について説明する。5章ではシミュレーション実験により本提案の有効性を検証し、考察する。6章で本論文の結論を述べる。

2. Profit Sharingによるルールの獲得

本章では、PSによるルールの獲得方法について概説する。PSは報酬を得たときにエピソード単位で使用するルール系列を一括的に更新する学習手法である。

報酬を得た時点から逆にさかのぼってどれだけ過去に使用されたルールかによって更新時の強化値を返す関数を強化関数と呼ぶ。

この強化関数 f_i は報酬 r を使用されたルール順に配分する。ルールの重みは次式によって更新される。

$$\omega(s_i, a_i) \leftarrow \omega(s_i, a_i) + r \times f_i \quad (1)$$

ここで、 $\omega(s_i, a_i)$ はエピソード系列において i 番目のルールの重みを表している。

あるエピソードにおいて同一状態が複数回存在し、それぞれにおいて別の行動を選択しているとき状態遷移系列にループが生じてしまう。このようなループ上に存在する行動則を無効ルール、それ以外の行動則を有効ルールと呼ぶ。合理性定理 [宮崎94] では、エピソード内に無効ルールが存在するときに無効ルールよりも有効ルールを大きく更新するための条件式が議論されている。一般に、強化関数には合理性定理を満たす以下のような等比減少関数が用いられる。

$$f_n = \frac{1}{S} f_{n-1}, \quad n=1, 2, \dots, W-1 \quad (2)$$

W はエピソードの最大長、 $1/S$ は報酬割引率 ($S \geq L+1$) を表している。ここで、 L は同一感覚入力下に存在する有効ルール数を表している。 L は一般に学習前に知ることはできないが、行動出力数より1を引いた値で十分であるとされている。

強化関数に等比減少関数を用いた場合、報酬に近ければ近いほどルールの強化値が大きくなる。これにより報酬獲得に貢献した有効ルールが貢献していない無効ルールの働きを抑制できる。

PSにおける行動則の価値は累積値ベースで評価されており、報酬に至るまでの経験の度合いを示している。そこで、行動選択時はルーレット選択やボルツマン選択などの確率的政策を用いることによって、経験の度合いが大きいルールほど選択されやすくなるのが一般的である。

QLでは他のルールの価値に基づきルールの価値の更新を行うので、他のルールの価値が収束しないと更新対象のルールの価値が収束しない。それに対して、PSでは他のルールの価値とは独立にルールの価値を更新するため、他のルールが更新されなくても報酬獲

得において頻繁に使用されるルールの価値は収束することが多く、学習の立ち上がりが早い。その反面、局所解(準最適解)に陥る可能性があることから獲得した行動則の最適性は保証されない。しかし、PSは他の状態の評価値を必要としないため、完全な状態情報を得ることができないPOMDPsの環境における学習法として有効であると考えられている。

3. 自己組織化マップ (Self-Organizing Map)

本章ではSOMについて概説する。SOMは入力層と出力層(競合層)の2層からなるフィードフォワード型のニューラルネットワークであり、競合学習を行うことで、 n 次元の入力データ空間 X から位相関係を保持したまま離散空間 A を表すマップ上に写像を得ることができる。

また出力層の各ノードは、 n 次元の入力ベクトル $\mathbf{x}=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in R^n$ と同次元の結合重みベクトル $\mathbf{m}=[m_{i1}, m_{i2}, \dots, m_{in}]^T \in R^n$ を持つ。

出力層では入力ベクトルと結合荷重ベクトルのユークリッドノルムが最小になるノードを勝者ノードとし、次式によって識別される。

$$\|x(t) - m_c(t)\| = \min_i \|x(t) - m_i(t)\| \quad (3)$$

通常のSOMにおいては図2のように、勝者ノードとその近傍ノードの結合重みベクトルは次式によって更新される。

$$m_i(t+1) = m_i(t) + \alpha(t) h_{ic}(t) [x(t) - m_i(t)] \quad (4)$$

学習率係数 $\alpha(t)$ ($0 < \alpha(t) < 1$) は学習の進展に伴い単調に減少する関数である。また h_{ic} は近傍関数であり、次式によって表される。

図2 通常のSOMの近傍ノードの更新

$$h_{ic} = \begin{cases} 1 & (i = c) \\ \exp\left(-\frac{\|r_c - r_i\|^2}{\sigma(t)^2}\right) & (i \in N_c(t)) \\ 0 & (i \notin N_c(t)) \end{cases} \quad (5)$$

ただし、近傍の広がり $\sigma(t)$ はパラメータであり単調に減衰する。 $i=c$ はノード i が勝者になったときを表しており、 $N(t)$ は勝者ノードの近傍ノードの集合を表している。この近傍関数を用いて更新することによってマップの位相関係を保持することができる。

4. 提案手法

4.1 提案手法の方針

理想的な状態空間を得るためには、1.1で述べた知覚入力を細かく離散化することと粗く離散化することの間に生じるトレードオフを解消する必要がある。そのためには、知覚入力空間中のタスクの達成において肝要な領域は不完全知覚に陥らないようにするために細分化し、適切な行動則を獲得しやすくする必要がある。逆に、そうでない領域は細分化を避けることによって無駄な試行錯誤を避けることが望ましい。そこでタスクの達成において肝要な領域で不完全知覚に陥っている領域にはより多くのノードを配置する必要がある。また、SOMを用いた状態空間構成において適切な行動則を獲得するには、タスクを達成するために肝要な領域とそうでない領域との間でノードの粗密の差を明確にしなくてはならない。SOMは入力頻度の高い領域にはノードが多く配置されノードの密度が高くなる性質がある。この性質は不完全知覚に陥っている状態にはエージェントが訪問する頻度が高くなる傾向が強いことから、その領域のノードの密度が高くなり細分化が進むため、不完全知覚を回避するために有効に働く。

しかし、エージェントはタスクの達成において必要な状態は必ず訪問する。このため、行動則の獲得が進行していても訪問する頻度は高くなりノードの密度が高くなってしまふ。行動則の獲得が進行している領域に必要な以上のノードを配置する事は、行動則の獲得において無駄な試行錯誤を要してしまうことを意味する。そこで、タスクの達成において肝要でかつ不完全知覚状態に陥っており行動則の獲得が進んでいない領域にのみ多くのノードを配置し、不完全知覚状態を回避する必要がある。

また、SOMの学習初期は勝者ノードに対する近傍範囲が広く学習率も大きいため、各ノードの配置は変化しやすくマップの形状は不安定である。そのため各

状態を表す領域(ノードの発火域)は非常に変化しやすく、学習初期に獲得された行動則がその後の各状態を表す領域において適用可能とは限らない。

以上より、行動則の獲得が進んでいるノードでは無駄な更新を避け、知覚入力空間上の発火域の変化を避けることが望ましい。逆に、行動則の獲得が進行していない領域に配置されているノードには不完全知覚問題が生じ、適切な細分化が行われていない可能性が高いため、発火域を狭くするようにノードの密度を高くする必要がある。

4.2 行動則獲得状況の評価

不完全知覚に陥っている状態では区別しなくてはならない状態を同一視してしまうため、一つの状態に対して複数の行動則が強化されてしまう。そのため、不完全知覚の状態では行動則の重みの差が大きくなり、学習が進まない。そこで、本研究ではこの不完全知覚状態の判定を行うために、行動則の獲得状況の評価する指標として[伊藤01]で用いられた学習残エントロピー(式6)を利用する。

$$I(S) = - \left(\frac{1}{\log |A|} \right) \sum_{a \in A} p(a|s) \log p(a|s) \quad (6)$$

ここでは、行動選択率 $p(a|s)$ は各内部状態 s で行動 a を選択する確率であり、 A は行動空間(取りうる行動の集合)を表し、 $|A|$ は可能な行動数を表す。この指標は各状態に対する行動の獲得状況を表しており、行動の不確定性(自由度)がどの程度残っているかを評価できる。未学習の状態では各行動の選択確率は同じ値となるため1となるが、学習が進むにつれて小さくなり、完全にある特定の行動のみを選択するようになったときには0となる。

以下本稿では、行うべき行動が確定していて学習残エントロピーの値が小さな状態を表すノードを『既学習ノード』、行動則の獲得が進まず学習残エントロピーが大きい状態を表すノードを『未学習ノード』と呼ぶことにする。

4.3 相互学習残参照型近傍関数

勝者ノード(選択された状態)が既学習ノードである場合、その領域においてそれ以上の細分化を行うことは適切ではない。そこで、図3のように勝者ノードの行動則の獲得が進行している場合はその領域の細分化を抑制するために近傍関数は小さな値を返すようにすることが望ましい。

逆に、図4のような行動則の獲得が進んでいない未

図3 提案手法における勝者ノードが既学習時の更新

図4 提案手法における勝者ノードが未学習時の更新

学習ノードの発火域が表す領域では、不完全知覚状態に陥っている可能性があるため細分化を促進することが望ましい。よって近傍関数は大きな値を返すようにし、近傍ノードを勝者ノードに近づける必要がある。しかし近傍ノードが既学習ノードである場合は、発火する領域と選択する行動の整合性を保つためにその近傍ノードの更新を抑制しなくてはならない。

以上のことを踏まえて本研究では、行動則の獲得の進行度に応じて望ましい値を返す近傍関数として『相互学習残参照型近傍関数』(式7)を提案する。

$$h_{ic} = \begin{cases} I(c)^2 & (i=c) \\ I(c)I(N) & (i \in N_c(t)) \\ 0 & (i \notin N_c(t)) \end{cases} \quad (7)$$

式7は、ノード i が勝者になったとき ($i=c$) の近傍関数を表している。ここでは、 $N_c(t)$ は時刻 t における勝者の近傍ノードの集合を表している。また、 $I(c)$ は勝者ノードが表す状態の学習残エントロピーであり、 $I(N)$ は近傍のノードが表す状態の学習残エントロピーである。

この相互学習残参照型近傍関数では勝者ノードの近

傍関数は勝者ノード自身の状態が獲得している学習残エントロピーの二乗であり、その近傍は勝者ノードの学習残エントロピーと更新する近傍ノード自身の学習残エントロピーの積を用いる。 $I(c)I(N)$ を用いて近傍を更新することにより、勝者ノードが未学習ノードでかつ近傍ノードが未学習ノードである場合にのみ近傍関数は大きな値を返すようになり発火域が狭くするように働く。それ以外の場合は小さな値を返し更新を抑制するようになる。

この近傍関数はノードが発火したときにそのノードが持っているルールを用いて更新の度合いを決定する。

図3のように勝者ノードが既学習の場合、行動の選択確率に偏りが生じるため $I(c)$ の値は小さくなる。例えば、選択できる行動が4種類の場合で全ての行動選択確率が $p(a_1|c)=0.05$, $p(a_2|c)=0.02$, $p(a_3|c)=0.03$, $p(a_4|c)=0.9$ のように充分学習が進んでいるときは $I(c)=0.3088$ となり、近傍ノードの学習残エントロピー $I(N)$ の値によらず近傍の値が小さくなる。

また、図4のように勝者ノードが未学習のときはノード行動の選択確率に偏りが生じないため、 $I(c)$ の値は大きくなる。例えば、選択できる行動が4種類の場合で学習が進まず全ての行動選択確率が同じときは $p(a_1|c)=0.25$, $p(a_2|c)=0.25$, $p(a_3|c)=0.25$, $p(a_4|c)=0.25$ で $I(c)=1$ となり、近傍ノードの学習残エントロピー $I(N)$ の大小に応じて近傍の更新値を変化させることが出来る。

この近傍関数を用いて各ノードの行動則の獲得状況を評価しながら更新していくことによって、ノードの配置を自律的に決定することが可能となる。頻繁に勝者となる領域に未学習ノードと既学習ノードが混在しているときは、既学習ノードは必要以上に近傍ノードを引き付けないため、領域間でのノードの奪い合いが回避でき、適切にノードの配置が確定しやすくなる。また、不完全知覚に陥っているため知識(行動則)の獲得が進まず、かつタスクの達成において重要な領域に優先的にノードを配置し、より適切な行動則を獲得しやすくなる。

以上より、提案した近傍関数を用いるだけでエージェント自らが知識の獲得が不十分な領域に対して、より詳しく知識を得るよう働きかけ、内部状態空間構成が出来るようになってくることが期待できる。また、本提案では状態空間全体を評価する必要は無く、局所的な行動則の獲得状況を評価するだけでマップ全体がタスクを達成するために適した状態空間を構成するようになる。

5. 実験

5.1 実験設定

提案手法の有効性を検証するためにエージェントのナビゲーションタスク(迷路問題)における計算機シミュレーションを行った。

エージェントが置かれる環境は図5に示した2次元の (x, y) 平面環境である。位置を表す各座標は1から60の整数値を取るものとする。エージェントは図中の黒塗りの部分(外壁および障害物)には進入できず、進入するような行動を行うと強制的に行動をとる前の位置に戻されるものとする。

このタスクでは、エージェントはゴール地点に到達したときに報酬を与えられ、スタート地点からゴール地点までの最短経路を学習する。エージェントの知覚入力は今現在エージェント自身がいる位置座標を二次元ベクトルの形で入力されるものとする。

行動は『上へ移動、下へ移動、左へ移動、右へ移動』の中から1つ選択されるものとし、各行動でそれぞれの方向に1マス進めるものとする。

実験では

- ・ 均一なグリッド状に分割を行った場合(図6)
- ・ 二次元SOMを用いて状態空間構成を行った場合
- ・ 提案する近傍関数を用いた二次元SOMを用いて状態空間構成を行った場合

の3手法をそれぞれ迷路1、迷路2に適用して実験し

図5 想定するタスク

図6 グリッド分割を行った場合の状態空間

表1 SOMの学習率，近傍の範囲

パラメータ	値
学習率係数	$0.8 \times (0.9995)^{epi}$
近傍の広がり	$3 \times (0.9995)^{epi}$

epi はエピソード数である。ルールを更新時に用いる強化関数には公比0.25の等比減少関数を用いた。

た。いずれの手法においても 6×6 の合計36の状態を識別できるようにし、SOMの形状は二次元格子状とした。

今回の実験の設定として、SOMでは近傍の広がり初期値は3とし、表1のようにエピソード数を重ねるにつれて近傍の広がりを狭めていくような一般的に利用される近傍のとり方と同様のものとした。学習率も同様に、初期値0.8から減少していくものとした。提案手法の近傍ノードは勝者に隣接するノードとし、学習率は通常のSOMと同じものを用いた。SOMの更新は各ステップにおいて知覚入力獲得される毎に行う。状態識別は各エピソードの知覚入力を保持しておき、エピソード終了後のルールの重み付けを行うときに、どのノードが発火するかを調べるものとした。各手法における行動選択にはルーレット選択を用いた。

5.2 実験結果

上記の実験環境における実験結果として学習曲線と獲得された状態空間を示す。この結果より、グリッド分割や通常のSOMにより状態空間構成をした場合と提案手法によって状態空間構成をした場合の結果を比較・検証する。

5.2.1 学習曲線

図7，8に提案手法，通常のSOM，グリッド分割を行った場合の学習曲線を示す。ここでは、縦軸はタスクの達成に要したステップ数，横軸はエピソード数を表している。学習曲線は、各手法において50試行ずつ行いその各エピソードの平均値をプロットしたものである。また、曲線を見やすくするために10エピソード区間で移動平均をとり滑らかにしてある。

図7および図8より、通常のSOMやグリッド分割を行ったものより提案手法の方が、圧倒的に立ち上がり早く効率よく行動則を獲得出来ていることがわかる。通常のSOMやグリッド分割を行ったときは、エピソードごとのばらつきが大きく、獲得された行動則

図7 迷路1における学習曲線
(各エピソードにおけるステップ数)

図8 迷路2における学習曲線
(各エピソードにおけるステップ数)

の質もなかなか向上しないが、提案手法はばらつきが小さく適切な行動則に収束していることが確認できる。

またここで注目すべき点は、通常のSOMでは学習初期において一度学習が進行しステップ数が減少に向かうが、その後ステップ数が大幅に増加していることである。このことから、通常のSOMをPSの状態空間構成に用いると、学習初期に獲得した行動則とその後に獲得した行動則の間にズレが生じてしまい、性能が悪化することが確認できる。また、提案手法により、その問題点が回避できたことも確認できる。

5.2.2 状態空間

図9～図12は獲得された状態空間，すなわちSOMの発火域を表している。発火域は知覚入力値が取り得る範囲に対して同一のノードが勝者になる（発火する）領域を表している。ここでは学習の進行に伴って発火域が変化していく様子を左上から50エピソード，100

図9 SOMによって構成された状態空間(迷路1)

図12 提案手法によって構成された状態空間(迷路2)

図10 提案手法によって構成された状態空間(迷路1)

図11 SOMによって構成された状態空間(迷路2)

エピソード, 500エピソード, 5000エピソードの順に表記した。

最終的に獲得された状態空間(図9, 10および図11, 12)をそれぞれ比較すると, 通常SOMの状態空間は各状態の発火域の大きさの差が比較的少なく, ノードの粗密の差が少ない。それに対して提案手法では, 障害物付近などの行動則を獲得しにくい領域や, タスクの達成において重要な領域にノードが優先的に配置されノード粗密の差が明確になっている。このことから提案手法により, 行動則の獲得において適切なノード配置が出来るようになったことが確認できる。

また, 通常SOM(図9, 11)では50エピソードから100エピソードまでの学習初期において多くのノードの発火域が変化している。このことから, 学習初期に獲得した行動則と実際に取るべき行動の間にズレが生じてしまったため, 100エピソードから500エピソードあたりにかけて行動則の獲得が妨げられていることが確認出来る(図7, 8)。それに対して提案手法(図10, 12)では, 50エピソードから100エピソードにかけてはあまり大きな変化が見られていない。このことより, 学習初期では行動則の獲得を妨げるようなノードの更新は回避できていることがわかる。

ゴール付近の領域は報酬獲得において必ず訪問するためノードの発火頻度が高くなる。このことから, SOM・提案手法共に学習初期はゴール付近にノードが多く配置されている。提案手法と通常SOMのもう一つの大きな違いは, その後(学習終盤)のノード配置の変化である。SOMは, 学習終盤にかけてノードは均一に配置されてしまっている(図9, 11)。これは, SOMは行動則の獲得状況を考慮していないため適切な行動則が確立されず, いろいろな領域を訪問し

てしまうためである。それに対して、提案手法ではゴール付近のノードの配置が十分であるときは無駄なノード配置を避け、余分なノードは他の学習が進行していない領域に引き寄せられる。この性質により、本提案は学習初期に比較的荒く行動則を獲得し、学習終盤に詳細な行動則の獲得へと移行していくようにできている。

5.3 考 察

通常のSOMによる状態空間構成では、マップの形状が安定しない学習初期に行動則のズレが生じてしまい性能が悪化してしまうだけでなく、マップの形状がおおむね安定してきた学習終盤になっても行動則の質は向上していない。これは、一度獲得しかけた行動則に対して異なる行動則が上塗りされるため、行動選択時に新しい行動則を古い行動則が阻害し、新しい行動則が選択され難くなってしまうためと考えられる。また、一度獲得しかけた行動則を壊してから再学習し直す必要があるため、新たな行動則の獲得が進行し難いことも性能悪化の一要因と考えられる。それに対して、本提案ではそのような問題は発生せず、良好な結果が得られた。

また、SOMは近傍が固定されているため学習に関与しないデッドノードが生じてしまうことがあり、ノードの使用効率が悪い事が問題とされている。実験ではSOM・提案手法ともに縦6横6の合計36個のノードを用意したにもかかわらず発火域を表すと確認された状態数はいずれの手法においても30前後であった。このことより、発火しないノードは学習に関与しないデッドノードとなったと考えられる。また、SOM・提案手法共に図9、10の障害物内部のような知覚入力が見測され得ない領域に、ノードが配置されてしまっている。これは、近傍が固定されているために障害物を挟んだ領域間で相互干渉が生じ、ノードが障害物内に引き込まれたと考えられる。このようなSOMの近傍が固定されているために生じる問題は、状態空間構成においても同様に生じてしまい、本提案を用いても回避できなかった。

6. まとめおよび今後の課題

本稿では、Profit Sharingを実タスクに適用する際に重要と考えられている状態空間構成問題において競合学習型のニューラルネットを用いた場合について議論した。ここでは競合学習型のニューラルネットがPSの学習の立ち上がりの早さに追従するための『相互学習残参照型近傍関数』を提案し、計算機実験を通じてその有効性を検証した。この実験よりSOMを用い

て状態空間構成を行った場合にスムーズに行動則の獲得が可能となることが確認できた。またこの結果より、通常は環境同定型の強化学習においてしか用いられてこなかった競合学習を行うニューラルネットをPSの状態空間構成に適用できることを示した。

本研究では比較的易しいタスクで有効性の検証を行った。SOMはマップの位相構造やマップサイズ(ノード数)を事前に決定しておかなくてはならず、タスクが高度になるとそれらを事前に決定しておくことは困難である。また、SOMは予めノードを用意しておき、そこから学習するためPSによる更新時に行動則が上塗りされてしまい、学習効率が非常に悪い。これらの問題は、Growing Neural Gas Network (GNG) [Fritzke95]のようなマップの位相構造を柔軟に変化させることができ、必要に応じてノードを追加できる競合学習型のニューラルネットワークを用いることによって解決できると考えられる。しかし、GNGはノード数が恒久的に増加し続けてしまうため予め最大ノード数を決定しておかなくてはならない。このことよりマップサイズに関する問題点は本質的に解決されているとは言えない。それに対してSelf Organizing Incremental Neural Network (SOINN) [Shen06]は複雑な知覚入力の分布に対しても適切な状態空間を構成でき、必要最小限のノードを追加する事が出来るためSOMの状態空間構成における問題を解消できると考えられる。そこで、今後は本稿において提案した相互学習残参照型近傍関数を、SOINNに適用した場合にどのような振る舞いをするかを検証していく。また、今回の提案手法を行動則が獲得出来ない領域に優先的にノードを配置するためのノードの追加条件に拡張していく。そして以上のことを踏まえた上で、競合学習型のニューラルネットを用いた内部状態空間構成に関する議論をさらに深めていく予定である。

謝 辞

本研究はNEDO産業技術研究助成事業から支援を頂きました。記して感謝致します。

参 考 文 献

- [Asada96] M. Asada, S. Noda, and K. Hosoda. "Action-based sensor space categorization for robot learning." In Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 1502-1509, 1996.
- [Yairi00] Takehisa Yairi, Koichi Hori and Shinichi Nakasuka, "Autonomous Reconstruction of State Space for Learning of Robot Behavior," IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2000), pp.891-896 (2000)
- [McCallum95] A.McCallum "Instance-based utile distinc-

- tions for reinforcement learning with hidden state,” In proc. of Twelfth International Machine Learning Conference, ML95 (1995)
- [Kohonen90] T.Kohonen “The Self-Organizing Map,” Proceedings of The IEEE, Vol. 78, No.9, pp.1464-1480 (1990)
- [Smith02] A.J.Smith. “Application of the self-organising map to reinforcement learning” Neural Networks Vol.15, pp.1107-1124 (2002)
- [伊藤01] 伊藤昭, 金満, “知覚情報の粗視化によるマルチエージェント強化学習の高速化-ハンターゲームを例に-,” 電子情報通信学会論文誌 D-I Vol.J84-D-I, No.3, pp.285-293 (2001)
- [Moore95] A.W.Moore and C.G.Atkerson “The parti-game algorithm for variable resolution reinforcement learning in multidimensional state-spaces.,” *Machine Learning*, Vol.21, pp.199-233 (1995)
- [岩崎05] 岩崎秀樹, 末田直道 “強化学習における自己組織化マップを用いた状態空間の自律的構成法,” 第19回人工知能学会全国大会論文集, (2005)
- [宮崎99] 宮崎和光, 木村元, 小林重信 “Profit Sharingに基づく強化学習の理論と応用” 人工知能学会誌 Vol.14, No.5, pp.800-807 (1999)
- [宮崎94] 宮崎和光, 山村雅幸, 小林重信 “強化学習における報酬割当ての理論的考察,” 人工知能学会誌 Vol.9, No.4, pp.584-587 (1994)
- [山村95] 山村雅幸, 宮崎和光, 小林重信 “エージェントの学習” 人工知能学会誌 Vol.10, No.5, pp.23-29 (1995)
- [半田04] 半田久志 “知覚変化予測に基づいた状態分割法を併用した強化学習” 信学技法 NC2004-10, pp.75-79 (2004)
- [Fritzke95] B. Fritzke. “A Growing Neural Gas Network Learns Topologies,” In Advances in neural information processing systems (NIPS), vol.7, pp.625-632, 1995.
- [Shen06] F. Shen, O. Hasegawa. “An incremental network for on-line unsupervised classification and topology learning,” Neural Networks, vol.19, no.1, pp.90-106, Jan 2006.
- [Albus95] J.Albus, A.Lacaze and A.Meystel “Multiresolutional Intelligent Controller for Baby Robot,” In proceedings of the 10th International Symposium on Intelligent Control (1995)
- (2007年2月18日 受付)
(2007年12月3日 採録)
- [問い合わせ先]
〒226-8503 神奈川県横浜市緑区長津田町 4259 R2-52
東京工業大学大学院
総合理工学研究科知能システム科学専攻
齊藤 史哲
TEL: 045-924-5180
FAX: 045-924-5175
E-mail: saitoh.f.aa@m.titech.ac.jp

著者紹介

 さいとう ふみあき
 齊藤 史哲 [非会員]

2004年武蔵工業大学工学部経営工学科卒業。2006年同大学院工学研究科修士課程修了。現在、東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻博士課程在学中、主に機械学習の研究に従事。人工知能学会、ロボット学会、電子情報通信学会各学生会員。

 はせがわ おさむ
 長谷川 修 [正会員]

1993年東京大学大学院電子工学専攻博士課程修了，博士(工学)，同年電子技術総合研究所入所，1999年から1年間米国カーネギーメロン大学客員研究員，2001年産業技術総合研究所主任研究員，2002年東京工業大学像情報工学研究施設助教授，画像認識・理解，ニューラルネット，パターン認識，認知発達ロボティクス等の研究に従事。情報処理学会，日本認知科学会，人工知能学会，日本顔学会，IEEE-CS 等会員。

State Space Construction Method with Self-organizing Map in a Reinforcement Learning System Based on Profit Sharing

by

Fumiaki SAITOH and Osamu HASEGAWA

Abstract :

The methodology of state space construction is an important point in the application of reinforcement learning to real tasks. Self-organizing map (SOM) is a useful tool for state space construction. Furthermore, profit sharing (PS) is a practical learning method in a typical class of Partially Observable Markov Decision Processes (POMDPs). However, state space construction by SOM has been used only for Q-learning. In this paper, we present arrangement in a neighborhood function for adaptation of SOM to PS. The effectiveness of the proposed method was verified using a simulation experiment in a maze problem.

Keywords : Self-organizing map, reinforcement learning, profit sharing, neighborhood function, state space construction

Contact Address : Fumiaki SAITOH

Department of Computational Intelligence and Systems Science Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

R2-52 4259, Nagatuta, Midori-ku, Yokohama, Kanagawa, 226-8503, JAPAN

TEL : 045-924-5180

FAX : 045-924-5175

E-mail : saitoh.f.aa@m.titech.ac.jp