価値システムに基づく 他者行為観察と自己行動学習の循環的発達

Spiral Development of Behavior Acquisition and Recognition based on State Value

田村 佳宏	高橋 泰岳	浅田 稔
Yoshihiro Tamura	Yasutake Takahashi	Minoru Asada
大阪大学	大阪大学	大阪大学, JST ERATO
Osaka University	Osaka University	Osaka University, JST ERATO

Abstract: Both self-learning architecture (embedded structure) and explicit/implicit teaching from other agents (environmental design issue) are necessary not only for one-shot behavior learning but more seriously for life-time behavior learning. This paper presents a method for a robot to understand unfamiliar behavior shown by others through the collaboration between behavior acquisition and recognition of observed behavior, where the state value has an important role not simply for behavior acquisition (reinforcement learning) but also for behavior recognition (observation). That is, the state value update can be accelerated by observation without real trials and errors while the learned values enrich the recognition system since it is based on estimation of the state value of the observed behavior. The validity of the proposed method is shown by applying it to a dynamic environment where two robots play soccer.

1 はじめに

ロボット工学における一つの目標として，人間と共生できるロボットの開発が挙げられる．ただし共生環境においては，人間の様々な要求に答えるため，ロボットはその生涯を通して行為を獲得し続けていく必要がある．環境変動に対する適応性の観点から試行錯誤を通して自身で行為獲得する強化学習 [1] のロボットへの適用研究が多く行われている．強化学習は試行錯誤を通して自律的に報酬の期待値を最大化する行動則を獲得する枠組である．しかし，様々な行為を自分自身の経験のみで学習すると，多くの場合非現実的な学習時間が合目的的な行為獲得までに必要とされる．

一方で近年，神経生理学において自己の行為実行時と他者の行為観察時でほぼ同じ活性パターンを示すミラーニューロンの存在を示唆する実験が報告されている [2]．これは自己の行動学習と他者の行為推定とが相互に強く関連している可能性を示していると考えられる．実際，他のロボットや人間との共生を行う環境（マルチエージェント環境）下では，自身の試行錯誤のみで行為を獲得する必要は無く，むしろ他者の行っている未経験の行為の観察を通して行為を獲得する方が現実的である．他者行為の観察により行動学習を行うことで学習が加速し，自分自身の経験のみで学習するよりも効率の良い学習ができる [3, 4, 5]．しかし，教示行動が明示的に示されない場合でも，観察者側が自律的に観察した行為を認識し，自身の行為獲得にフィードバックしていくことが望ましい．

Takahashi et al.[6] は，観察者が予め提示される行為の状態価値を予め獲得している場合に，この状態価値を利用して他者行為のロバストな認識が可能であることを示した．これは自己行為の状態価値から行為獲得と行為認識の両方が導かれるということを示している．

そこで本研究では，強化学習における状態価値に基づいた行為獲得と他者行為認識の循環により，行為理解が効率的に安定して発達することを示す．ロボットは自身の試行錯誤の経験だけでは無く，観察した他者の行為の報酬を読み取り，他者の行為中の状態価値を推定し，これも自身の状態-行動価値の推定に利用することで自身の行動学習，及び他者行為認識を加速させることができる．提案手法を RoboCup 中型機リーグに出場しているロボットを想定したシミュレータ，及び実機に適用し，その有効性を確認する．

2 状態価値に基づく行為認識と行為学習

2.1 概要

環境中には学習者としてのロボット，そして実演者としてのロボット（または人間）が存在する．行動発達において，自分と他者との間の同等性の認識が必要であることが示唆されており [7]，これを強化学習の枠組で捉えると，学習者は実演者の報酬モデルが自分の持つ報酬モデルと同じであると推定することになる．また，学習者にとって実演者の機構や行動の種類，出力しているモータ情報，得ているセンサ情報等は未知であり，実演者は学習者に対して明示的な教示信号等を出さずに，行為を実行すると仮定する．

Fig.1 に我々の提案する手法の簡単な概念図を示す．学習者は他者行為の認識を行い，モデル規範型の強化学習を用いて行動学習を行い，また他者行為の認識を繰り返す．Fig.1 は一つの行為のみの概念図であるが，認識及び学習する行為は複数あるため，学習者は複数の行為学習器を使って認識，そして行動学習を行う．$V(s)$ と $\hat{V}(s)$ はそれぞれ自分自身の（行動）経験に基づいて更新された状態価値，観察を通して推定された状態価値である．目標状態に辿り着いた時だけ正の報酬を受け取る場合，状態価値の直観的な意味は目標状

態への近さとなる．そのため，ある目標状態に向かって行動を行うとき，その状態遷移系列の状態価値は概ね上昇する傾向にある．よって実演者の行為を観察して得られた状態遷移系列を学習者自身の持つ状態価値関数によって状態価値に写像し，状態価値が上昇した行為学習器を選択することで，実演者からの明示的な教示無しで自律的に行為の分類をし，自身の行為獲得にフィードバックをかけることができる．しかし，実演者の動作系列が学習者の実現可能なものである保証が無いため，観察で得られた状態価値関数をそのまま自身の行動価値関数として使うことはできない．そこで，自身の経験度合に応じて，観察で得られた状態価値関数の値と自身の状態価値関数の値とを比較し，大きい方の値をその状態における状態価値として状態価値関数を更新することでこの問題に対処する．これにより，他者行為の観察を通さない場合よりも行為認識，行為獲得の質が早く向上し，行為理解が効率的に安定して発達することを示す．

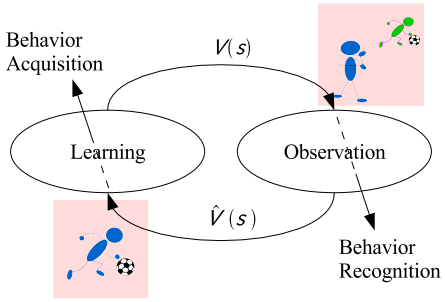


Fig.1 Spiral growth through learning and observation of behaviors

2.2 行動学習器

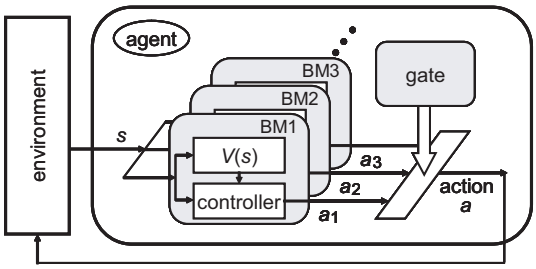


Fig.2 Modular learning system

本研究で用いるモジュール型学習機構は Fig.2 に示すように行為モジュールとゲートで構成されている．学習者は複数の行為モジュールを持っており，１つの行為モジュールは１つの行為に対応している．行為モジュール (BM) は環境から状態 s を入力として受け取ると，状態価値 $V(s)$ を基に最適な行動を決定し出力する．各行為モジュールが出力した行動は，学習している行為に応じてゲートによって適切に選択され，学習者の最終的な行動として出力される．状態価値関数は状態遷移モデルと報酬モデルによって計算される．状態遷移モデルは，ある状態 s で行動 a を選択し，次状態が s' となる確率である状態遷移確率

$$\hat{\mathcal{P}}^a_{ss'} = \Pr\{s_{t+1} = s' | s_t = s, a_t = a\} \qquad (1)$$

の推定器を含む．このモデルは観察者が環境と相互作用することによって構築される．また報酬モデルはある状態 s で行動 a を実行し，次状態 s' に遷移した際に期待される報酬

$$\hat{\mathcal{R}}^a_{ss'} = \mathrm{E}\{r_{t+1} | s_t = s, a_t = a, s_{t+1} = s'\} \qquad (2)$$

の推定器を含む．状態遷移確率 $\hat{\mathcal{P}}^a_{ss'}$ と報酬 $\hat{\mathcal{R}}^a_{ss'}$ が決まると，ある状態 s で，行動 a を取った場合の行動価値関数 $Q(s,a)$，及び状態価値 $V(s)$ は，

$$Q(s,a) = \sum_{s'} \hat{\mathcal{P}}^a_{ss'} \left[\hat{\mathcal{R}}^a_{ss'} + \gamma V(s') \right] \qquad (3)$$

$$V(s) = \max_a Q(s,a) \qquad (4)$$

で与えられる．ここで γ は減衰係数を表す．つまり，ある状態 s で最大の $Q(s,a)$ をとる行動 a を選択することで最適方策を得るということである．

2.3 他者行為認識

例としてロボットがボールに近付くというタスクを考える．状態 s はロボットとボールの相対位置座標 (s_1, s_2) で構成されるとする．ここでロボットが獲得した最適な方策による状態遷移系列，すなわち位置座標の系列は path1 のようなものであるのに対し，他者の行う行為は path2 のような系列であったとする．path1 と path2 は状態遷移として比較すると大きく異なるが，Fig.3 で示すように，状態価値関数 $V(s)$ によって状態価値に写像し，その時間変化を見ると，path1 も path2 も状態価値が上昇するという傾向にあるという点においては同じであると言える．そこで行為認識信頼度と呼ぶパラメータを導入し，状態価値の上昇・減少に応じて行為認識信頼度の値を変化させることで，行為認識が可能である．

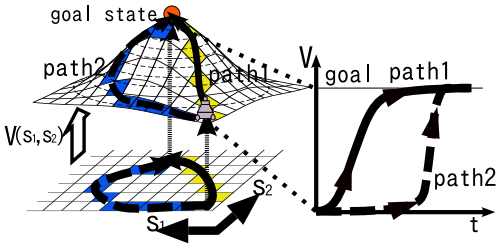


Fig.3 Behavior recognition based on the change of state value

学習者と実演者の視点は観察時では違うため，学習者は環境から自己視点における観測情報を得て，何らかの方法で他者視点における観測情報へと変換することで，他者の状態を推定し，自身の状態価値関数によって状態を状態価値に写像して他者行為の状態価値を推定する．

行為認識システム図を Fig.4 に示す．行為認識システムは複数の行為モジュール，状態推定器で構成されている．各行為モジュールは推定された状態を受け取り，自身の持つ状態価値関数によって状態価値に写像

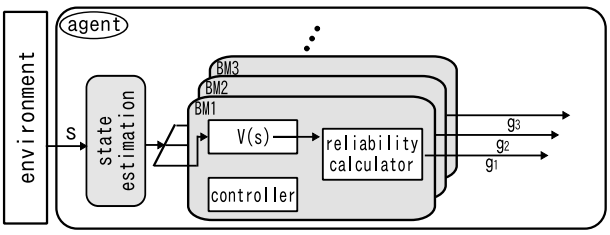
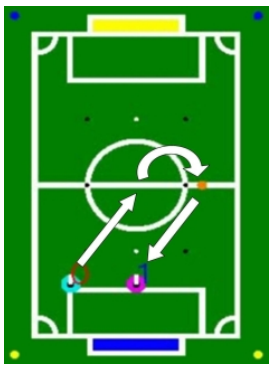


Fig.4 System for behavior recognition

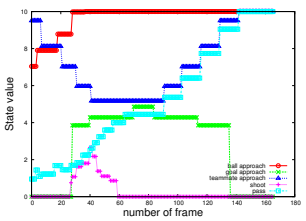
し出力する．時間勾配から算出した行動意図の行為認識信頼度 (reliability) を基に，もっともらしい他者の行為の推定を行う．各行為モジュール i の行為認識信頼度 g_i は

$$g_i = \begin{cases} g_i + \beta & (V_i(s_t) - V_i(s_{t-1}) > 0,\ g_i < 1) \\ g_i & (V_i(s_t) - V_i(s_{t-1}) = 0) \\ g_i - \beta & (V_i(s_t) - V_i(s_{t-1}) < 0,\ g_i > 0) \end{cases} \tag{5}$$

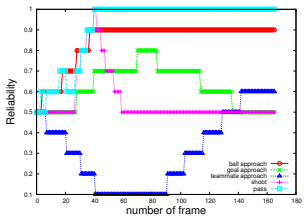
とする．β は更新度であり，本研究の実験では 0.1 としている．ここで $V_i(s_t)$ は時刻 t の状態 s_t における行為モジュール i の状態価値を表す．よって行為モジュールの状態価値が増え続けるほど，行為認識信頼度は大きな値となる．最も行為認識信頼度の大きくなった行為を他者行為として認識する．なお，本実験では全ての行為認識信頼度の初期値は 0.5 とした．



(a) A behavior of pushing a ball to the magenta player



(b) Estimated Values



(c) Reliabilities

Fig.5 Sequence of estimated values and reliabilities during a behavior of pushing a ball to the magenta player

Fig.5(b)，(c) は，Fig.5(a) に示すように実演者 (Cyan) が観察者 (Magenta) にボールを運ぶという行動を取ったときに観察者が推定した状態価値，行為認識信頼度のグラフである．どちらのグラフにおいてもパス行動の線は行為観察の間中，増加傾向を保っている．またこのパス行動はまずボールに近付き，その後味方に近付くといった構成になっている．そのため，まずボールアプローチの状態価値，行為認識信頼度が上昇し，その後チームメイトアプローチの状態価値，行為認識信頼度が上昇している．

2.4 観察による行動学習

2.4.1 他者行為認識

観察により推定される状態価値関数 $\hat{V}^o(s)$ は，時刻 t において推定される実演者の状態を s_t^o とすると式 (6) のようになる．この $\hat{V}^o(s)$ が学習者の状態価値更新のバイアスとして使われる．

$$\hat{V}^o(s) = \sum_{s'} \hat{\mathcal{P}}^o_{ss'} \left[\hat{\mathcal{R}}(s') + \gamma V^o(s') \right] \tag{6}$$

次に学習する行為の推定を行う 2 つの条件を示す．

(1) 状態が遷移して行為認識信頼度が上昇したとき，または行為認識信頼度が 1 のとき

(2) (1) 以外の状態で実演者に報酬が与えられたと推定できたとき

実演者からは明示的な教示が無いため，学習者は 2.4 節で示した行為認識信頼度によって行為の認識を行うが，自身の状態価値が不完全であった場合，1 つめの条件だけでは行為認識が上手くいかない．そこで，2 つめの条件を追加することで行為の推定を行う．

2.4.2 行動学習

自身の学習によって得られた状態価値と観察によって推定された状態価値との比較により，次の状態 s の状態-行動価値関数 $Q(s,a)$ の更新にどちらの値を使用するか決定する．式 (7) に示すように，もしある状態 s において自身の学習によって得られた状態価値 $V(s)$ が観察によって推定された状態価値 $\hat{V}^o(s)$ より大きければ，自身の学習によって得られた状態価値 $V(s)$ を使用し，そうでなければ観察によって推定された状態価値 $\hat{V}^o(s)$ を使用する．これによりたとえ自身の行動学習で状態価値を得ていない状態であっても状態価値を推定することができるため，学習者が行為の目標状態近くの空間を効果的に探索できるようになる．しかし，観察によって推定された状態価値関数は常に学習者にとって適切な値を持つ状態価値関数とは限らない．そこで式 (8) に示すように，その状態を経験した回数 n を使用し．n の値が大きければ大きいほど推定された状態価値を減衰させ，値を小さくし，自己の学習経験による状態価値を優先させるようにする．η は経験回数による減衰係数であり，本実験では 0.9 とした．

$$Q(s,a) = \sum_{s'} \hat{\mathcal{P}}^a_{ss'} \left[\hat{\mathcal{R}}(s') + \gamma V'(s') \right] \tag{7}$$

ただし

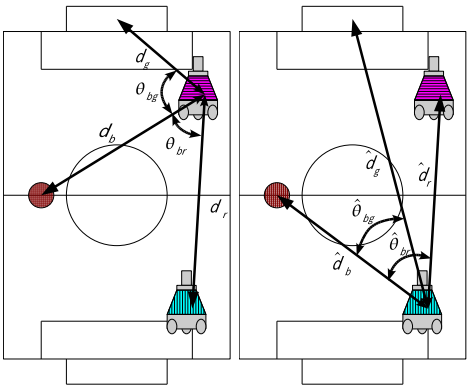
$$V'(s) = \begin{cases} V(s) & \text{if } V(s) > \hat{V}^o(s) \\ \hat{V}^o(s) & \text{else} \end{cases}$$

$$\hat{V}^o(s) = \eta^n \hat{V}^o(s) \tag{8}$$

3　実験

実験はシミュレーション，および実機で行った．実機による実験は RoboCup 中型機リーグに出場しているロボットを使用した．ロボットは移動機構として全方位移動機構，視覚センサとしてロボットの上部に全方位カメラ，正面部に通常のカメラを備えている．このためロボットは，常に周囲の物体を認識することが可能であり，2 次元平面上においてどの方向にも並進及び回転することができる．シミュレーションでも実機と同じロボットを想定している．環境中には学習者，実演者がおり，オブジェクトとしてボールが 1 つ，そしてゴールが 2 つ存在する．また比較実験の初期条件を合わせるため，フィールドを 3 × 3 の 9 個の領域に分割し，ロボットやボールはそれらの領域の中心に配置することで実験を行う．

獲得する行為及び学習に必要な状態変数を Table.1 に示す．また状態変数の説明は Fig.6 に示す．



(a) Object detection and state variables for self　(b) Estimation of view of the demostrator

Fig.6 Estimation of view of the demostrator

Table 1 List of behaviors learned by self and state variables for each behavior

Behavior	State variables
Approaching a ball	d_b
Approaching a goal	d_g
Approaching the teammate	d_r
Shooting a ball	d_b, d_g, θ_{bg}
Passing a ball	d_b, d_r, θ_{br}

3.1　シミュレーション

3.1.1　実験手順

他者行為の観察を通して学習することが，行為獲得と行為認識の性能にどれくらい効果があるのかを調べるため，次の 2 通りの条件で実験を行う．

1. 他者行為の観察無し
   (1) 自分自身の経験のみで行動学習を 15 回行う
   (2) 行為獲得の成功率を評価する
   (3) 行為認識の成功率を評価する
   (4) 最初に戻る
2. 他者行為の観察有り
   (1) 他者行為の観察を 5 回行う
   (2) 観察により推定した状態価値を使い，行動学習を 10 回行う
   (3) 行為獲得の成功率を評価する
   (4) 行為認識の成功率を評価する
   (5) 最初に戻る

これらの条件で，それぞれ１０回繰り返し性能評価を行った．なお，実演者は学習者に対して明示的な提示を一切せずに行為を実行する．そのため学習者は自身の持つ全ての学習器を同時に走らせ，状態価値を推定していく．

行為獲得，行為認識の性能を評価するために，行為成功率，行為認識成功率という評価を導入する．行為成功率はロボットを 100 %最適で行動をとらせ，目標状態に辿り着くかどうかをロボットとボールが取りうる全ての配置において調べることで算出した．行為認識成功率は，認識判断が行われたとき，その認識が正解であるかどうかをロボットとボールが取りうる全ての配置において調べることで算出した．ここで認識判断を行う基準は行為認識信頼度が 0.7 以上であるかどうかとする．また，行為認識を行うことによる利点の一つとして，できるだけ早期にその行為を認識することができれば，その行為に応じた行為を取ることができるということが挙げられる．そのため行為認識成功率とは別に行為認識期間率という評価を導入し，どれだけの期間その行為が認識がされているかを調べる．行為認識期間率は，各配置で行為認識信頼度が 0.7 以上になっている時間の割合を計算し，それらの平均をとることで算出した．

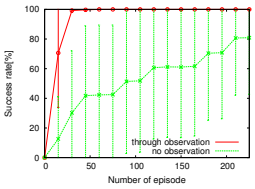
3.1.2　実験結果

シミュレーションによるシュート，パスに関する行為獲得率，行為認識成功率，行為認識期間率を Fig.7〜9 に示す．グラフには 10 試行分の平均値と標準偏差をプロットしてある．

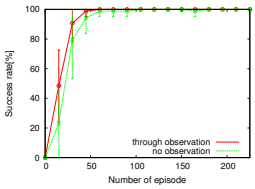
Fig.7〜9 より，どの行為においても他者行為の観察を通した学習の方が，平均値の傾きが急になっており，標準偏差の値も小さい．よって，他者行為の観察を通した学習の方が行為成功率，行為認識成功率，行為認識期間率が安定して早く発達している．初期配置の多様さ，取得情報の違いに基づいて，タスクの難易度を決定すると難易度の順番は以下のようになると考えられる（上から難易度の高い順とする）．

1. パス
2. シュート
3. ボールアプローチ
4. チームメイトアプローチ
5. ゴールアプローチ

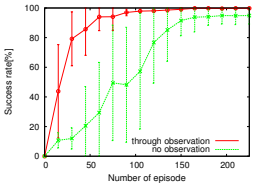
この難易度を考慮して実験結果を見ると，概ね難易度が上がるに連れて観察の効果が大きくなっている．このことから観察を通した行動学習はタスクが複雑になればなるほど効果を発揮すると言える．



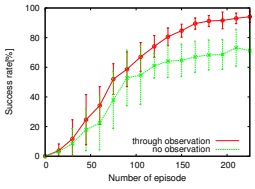
(a) Approaching the ball



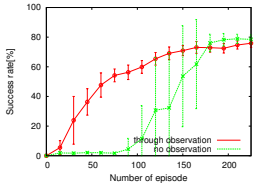
(b) Approaching the goal



(c) Approaching the teammate

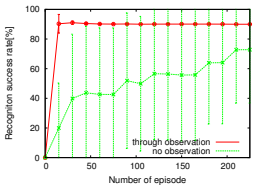


(d) Shooting the ball

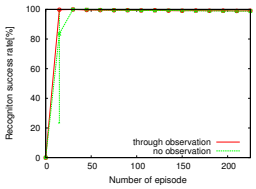


(e) Passing to the teammate

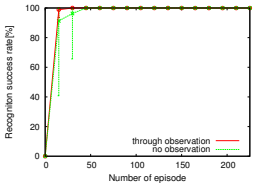
Fig.7 Success rate of the behaviors during learning with/without observation of demonstrator's behavior



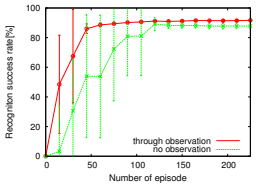
(a) Approaching the ball



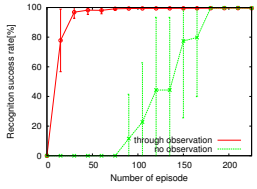
(b) Approaching the goal



(c) Approaching the teammate



(d) Shooting the ball



(e) Passing to the teammate

Fig.8 Recognition success rate of the behaviors during learning with/without observation of demonstrator's behavior

3.2 実機による実験

提案手法が実機に適用できるかどうかを調べるため，観察を 10 回行い，約 60 分間学習させ，ロボットが行為獲得，行為認識できているかを確認する．行為獲得，行為認識の性能については，行為獲得については 100 %最適で行動させ，目標状態に辿り着くかどうかを確認し，行為認識については人間の行為を見せ，それが正確に認識できているかどうかを確認する．本実験ではシュートとパス行為について実験を行った．

3.2.1 実験結果

実機による実験のシュート，パスに関する行為獲得，行為認識の性能を Fig.10．11 に示す．Fig.10．11 より，シュート，パス共に行為獲得，行為認識が正しく実行できている．

4 おわりに

本研究では，強化学習における状態価値に基づいた行為獲得，他者行為認識の循環により，行為理解が効率的に安定して発達する手法を提案した．本手法の有効性を示すために，RoboCup 中型機リーグに出場しているロボットを想定したシミュレータ，及び実機に適用し，行為獲得・他者行為認識が加速され，行為理解が安定して発達していくことを確認した．

謝辞

本研究の一部は（財）栢森情報科学振興財団の支援を受けた．

参考文献

[1] Richard S.Sutton and Andrew G.Barto. 強化学習. 森北出版株式会社, 2000.

[2] V.Gallese and A.Goldman. Mirror neurons and the simulation theory of mind-reading. *Trends in cognitive Sciences*, Vol. 2, No. 12, pp. 493–501, 1998.

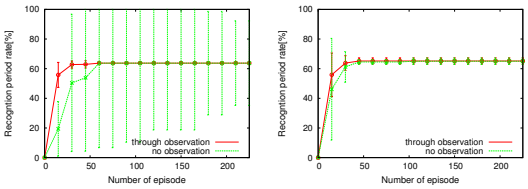
[3] Steven D.Whitehead. Complexity and cooperation in q-learning. In *Proceeding Eighth International Workshop on Machine Learning (ML91)*, pp. 363–367, 1991.

[4] B.Price and C.Boutilier. Accelerating reinforcement learning through implicit imitatione. *Journal of Articial Intelligence Research*, 2003.

[5] Darrin C. Bentivrgna, Christopher G. Atkeson, and Gorden Chenga. Learning tasks from observation and practie. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 47, pp. 163–169, 2004.

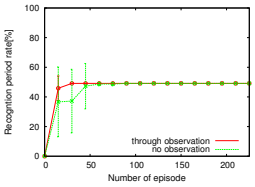
[6] Y.Takahashi, T.Kawamata, M.Asada, M.Negrello. Emulation and behavior understanding through shared values. In *Proceeding of the 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3950–3955, Oct 2007.

[7] Andrew N.Meltzoff. 'like me':a foundation for social cognition. *Developmental Science*, Vol. 10:1, pp. 126–134, 2007.

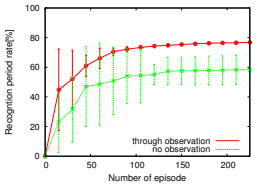


(a) Approaching the ball

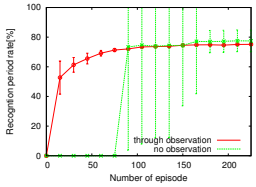
(b) Approaching the goal



(c) Approaching the teammate



(d) Ahooting the ball

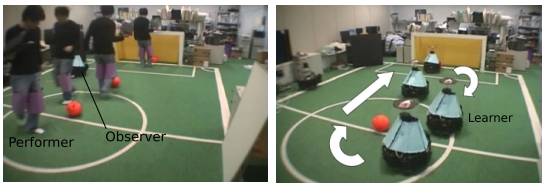


(e) Passing to the teammate

Fig.9 Recognition period rate of the behaviors during learning with/without observation of demonstrator's behavior

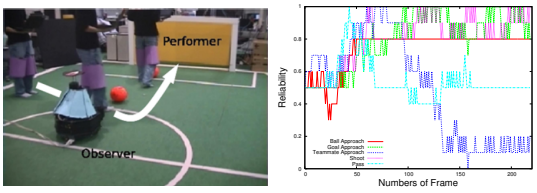
連絡先

田村 佳宏
E-mail:yoshihiro.tamura@ams.eng.osaka-u.ac.jp
高橋 泰岳
E-mail:yasutake@ams.eng.osaka-u.ac.jp
浅田 稔
E-mail:asada@ams.eng.osaka-u.ac.jp



(a) A scene of observing the shoot behavior

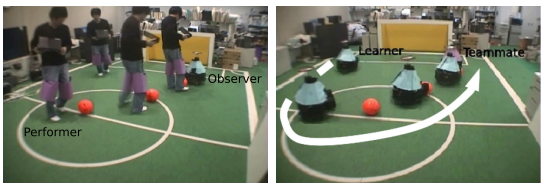
(b) A scene of executing the acquired shoot behavior



(c) Recognize the other's behavior

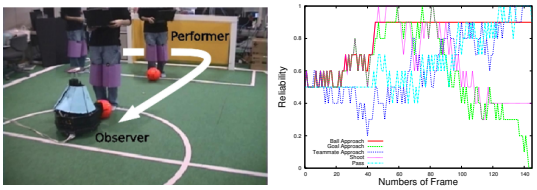
(d) Reliability of each behavior module

Fig.10 Result of the shoot behavior acqusition and recognition of the real machine



(a) A scene of observing the pass behavior

(b) A scene of executing the acquired pass behavior



(c) Recognize the other's behavior

(d) Reliability of each behavior module

Fig.11 Result of the pass behavior acqusition and recognition of the real machine