

A5-4 人間の熟練操作のスキル学習とルール抽出に関する研究

福井大学 大学院工学研究科 知能システム工学専攻 進化ロボット研究室
 庄瀬 貴大 (指導教員: 前田 陽一郎, 高橋 泰岳)

1. 緒言

近年、ロボットの知能化研究が盛んに行われているが、知能ロボットでも複雑なタスクになると作業が実現できない場合がある。しかし、熟練者がロボットを操作することにより、その作業を実現できることも多い。そのため、熟練者の操作特性獲得やルールによる知識表現は非常に有効である。

これらの研究例として、安信らは予見ファジィ制御により熟練者の運転知識を組み込んだ自動運転システム [1] を提案し、山本らはニューラルネットワークの一種であり、学習速度の速い CMAC (Cerebellar Model Arithmetic Computer) [2] を用いてオペレータの操作を補助するシステムの研究 [3] を行っている。

しかし、これらの研究は学習結果が数値データであるため人間が理解することが難しい、予めファジィルールを記述することが容易ではない、といった問題がある。

そこで本研究では、適応学習 CMAC (AL-CMAC) [4] による操作特性獲得手法とファジィニューラルネットワーク (FNN) [5] による CMAC マップからのルール抽出手法を提案する。AL-CMAC は、人間の学習メカニズムをモデルに、学習初期には積極的に、収束期には慎重に探索を行うことができる適応学習ゲインにより探索の効率化を図った手法である。一方、FNN はメンバーシップ関数の中心値やシングルトンの値をニューラルネットワークで調整することができる。そのため、まずオンラインで比較的高速に学習が可能な AL-CMAC によりオペレータの操作特性を CMAC マップとして獲得し、次にオフラインで知識の可視性を高めるため FNN により CMAC マップからファジィルールを抽出する手法を提案する。

2. 操作特性獲得とルール抽出手法

図 1 に、本研究で用いたルール抽出手法の概念図を示す。オペレータの操作からルール抽出を行うにあたり、FNN を直接用いてオンラインでルール抽出を行うと、学習に膨大な時間がかかり、オペレータへの負担が大きくなると考えられる。そこで本研究では、オンラインで高速学習が行える AL-CMAC により数値データの操作特性を獲得し、後にオフラインでこの操作特性から FNN を用いてファジィルールの抽出を行う。

2.1 AL-CMAC による操作特性獲得

AL-CMAC は、適応学習ゲインを用い、学習初期に積極的な、収束期では慎重な学習を行う人間の学習メカニズムをモデルとした CMAC 学習である。図 2 に AL-CMAC の概念図を示す。

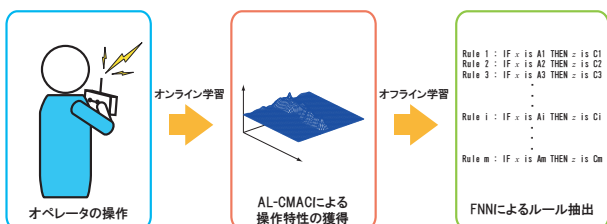


図 1: 本研究における操作特性のルール抽出手順

$$g^* = g_s / \sqrt{N_i} \quad (1)$$

$$N_i = \left(\sum_{k=1}^{|A^*|} n_{kj} \right) / |A^*| \quad (2)$$

- g^* : 適応学習ゲイン
- g_s : 基準学習ゲイン
- i : 発火した CMAC マップのセル番号
- N_i : CMAC マップのセル i の平均発火回数
- k : 分散荷重のマップ番号
- j : 発火した分散荷重のセル番号
- n_{kj} : k 番目の分散荷重のセル j の累積発火回数
- $|A^*|$: 分散荷重のマップ数

適応学習ゲイン g^* の算出を行うにあたって、式 (1) を用いる。これは、各分散荷重の各セルごとの発火回数に依存し、分散荷重の更新を行う度に算出する。分散荷重の発火数から算出される CMAC マップのセル i の平均発火数 N_i が大きくなると g^* は減少する。 N_i は式 (2) で求められ、CMAC マップのセル数と同じ数だけ存在する。このように学習ゲインを適応的に調整することにより、発火回数が少ない CMAC マップのセルの学習率をできる限り大きいまま維持し、逆に発火回数が多いセルは学習率を抑えることができる。

図 3 に本研究で用いた学習アルゴリズムフローを示す。本研究では、同時に複数のパラメータを操作する人間の操作特性を獲得するため、制御対象の制御パラメータの数に応じ、CMAC マップを並列に使用する。

2.2 FNN による CMAC マップからのルール抽出

AL-CMAC により獲得された CMAC マップからファジィルールを抽出するため、最も一般的な簡略化ファジィ推論でルールを学習できる FNN を用いた。図 4 に本手法で用いたファジィルール抽出アルゴリズムフローを示す。前件部メンバーシップ関数の台集合は、CMAC マップの状態空間の範囲にあわせて設定した。今回は、前件部メンバーシップ関数の中央値と後件部シングルトン値の両方の学習を行った。前件部と後件部学習は、後件部学習の学習回数に一定数に達したところで、前件部学習に切り替えて学習を行い、安定後、後件部学習に戻すというように交互に学習を行った。また、式 (3) に本研究で使用した三角型メンバーシップ関数の一般式を示す。

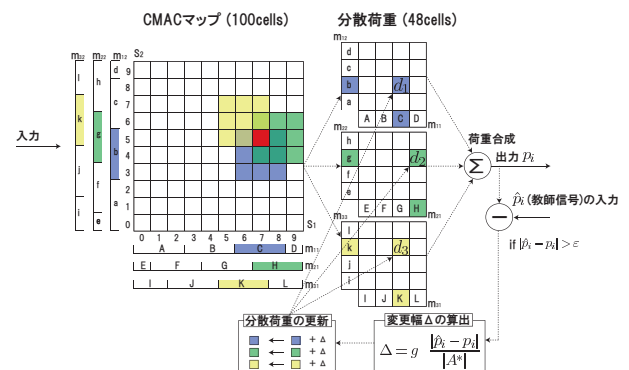


図 2: AL-CMAC の概念図

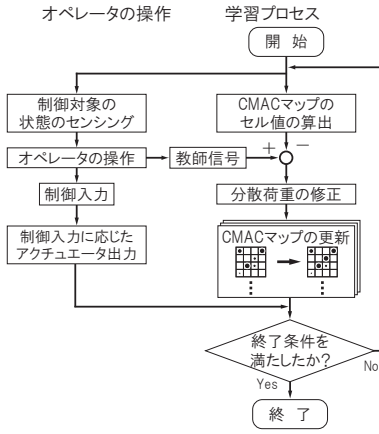


図 3: 操作特性獲得のアルゴリズムフロー

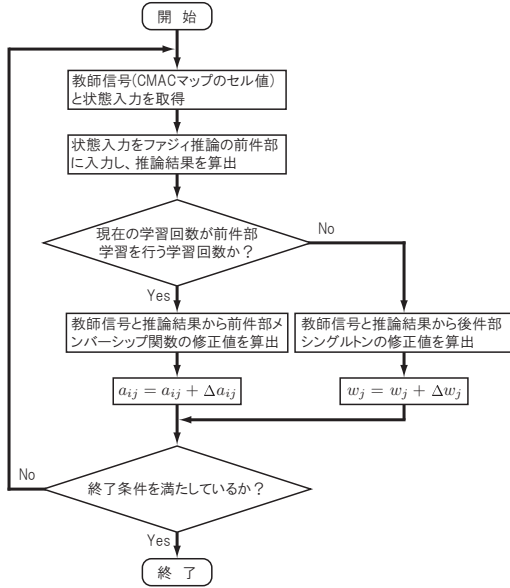


図 4: ファジィルール抽出のアルゴリズムフロー

式 (4) は、教師信号 (CMAC マップ) と推論結果の二乗誤差 E_k の算出式である。式 (5) は後件部シングルトン値 w_j の修正値 Δw_j の算出式であり、式 (6) はメンバーシップ関数の中心値 a_{ij} の修正値 Δa_{ij} の算出式である。いずれも最急降下法により導出される。式 (5) より、 Δw_j は E_k を w_j で偏微分することによって求められる。 Δa_{ij} も同様に E_k を a_{ij} で偏微分することによって求められるが、式 (6) に示すように 3 つに場合分けされる。これは、三角型のメンバーシップ関数が、式 (3) に示したように、不連続であるためである。

$$\begin{aligned} \mu_{ij}(x_i) &= \frac{1}{a_{ij} - a_{ij-1}} x_i + \frac{-a_{ij-1}}{a_{ij} - a_{ij-1}} & (if \ x_i < a_{ij}) \\ &= 1 & (if \ x_i = a_{ij}) \\ &= \frac{-1}{a_{ij+1} - a_{ij}} x_i + \frac{a_{ij+1}}{a_{ij+1} - a_{ij}} & (if \ x_i > a_{ij}) \end{aligned} \quad (3)$$

$$E_k = \frac{1}{2} (y_k - \hat{y}_k)^2 \quad (4)$$

$$\Delta w_j = -\alpha (y_k - \hat{y}_k) \frac{\mu_j}{\sum_{j=1}^n \mu_j} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \Delta a_{ij} &= -\beta (y_k - \hat{y}_k) \frac{w_j - y_k}{\sum_{j=1}^n \mu_j} \frac{\mu_j}{\mu_{ij}} \frac{-x_i + a_{ij-1}}{(a_{ij} - a_{ij-1})^2} & (if \ x_i < a_{ij}) \\ &= 0 & (if \ x_i = a_{ij}) \\ &= -\beta (y_k - \hat{y}_k) \frac{w_j - y_k}{\sum_{j=1}^n \mu_j} \frac{\mu_j}{\mu_{ij}} \frac{-x_i + a_{ij+1}}{(a_{ij+1} - a_{ij})^2} & (if \ x_i > a_{ij}) \end{aligned} \quad (6)$$

- i : メンバーシップ関数の入力軸番号 ($1 \leq i \leq n$)
- j : ファジィルール番号 ($1 \leq j \leq m$)
- x_i : i 番目の入力軸への入力値
- a_{ij} : i 番目の入力軸における j 番目の前件部メンバーシップ関数の中心値
- μ_{ij} : 入力軸 i に対する j 番目のルール適合度
- μ_j : j 番目のルール適合度 (グレード)
- E_k : 教師信号と推論結果の二乗誤差
- y_k : データ番号 k に対応するファジィ推論出力
- \hat{y}_k : データ番号 k に対応するセル値 (教師信号)
- w_j : j 番目のルールのシングルトン値
- α : 後件部学習の学習率
- β : 前件部学習の学習率

3. ラジコンカーによる操作特性獲得実験

提案した手法の有効性を実証するため、ラジコンカーの操作特性獲得実験を行った。本実験では、操作歴が 3 年の男子大学院生 (熟練者) と操作歴 6 ヶ月の男子大学生 (初心者) の 2 名の操作特性を獲得して比較を行った。

3.1 実験条件

本実験では、ラジコンカーの前後に色マーカ (黄: 前, 青: 後) を取り付け、天井カメラを用いて画像を取得し、色抽出を行うことにより位置情報を取得した。図 5 に実験の様子を示す。実験は各被験者に 8 の字走行と後退での車庫入れ操作を行なってもらい、AL-CMAC により操作特性獲得を行った。図 6 に 8 の字走行における実験環境、図 7 に車庫入れ操作における実験環境をそれぞれ示す。表 1 に実験に用いた AL-CMAC のサイズと学習ゲインを示す。

本実験における被験者 A は熟練者であり、被験者 B は初心者である。ラジコンカーの操作は、車の進行方向を制御するステアリング操作と、速度を制御するスロットル操作の 2 つである。学習の教師信号は、オペレータがプロポを操作する際に変化するステアリングとスロットルの操作量とした。ステアリングの操作量は 2300(mV) を中心として、これより高いと右折、低いと左折を示し、スロットルの操作量は 2200(mV) を中心値とし、これより高いと後退、低いと前進を示す。また、これら操作量はプロポ内部でオペレータの操作に応じて変化する指令電圧である。状態入力には、図 6 と図 7 に示すランドマークの中心に対する車体中心までの距離 r と車体の進行方向とのなす方位 θ を用いた。

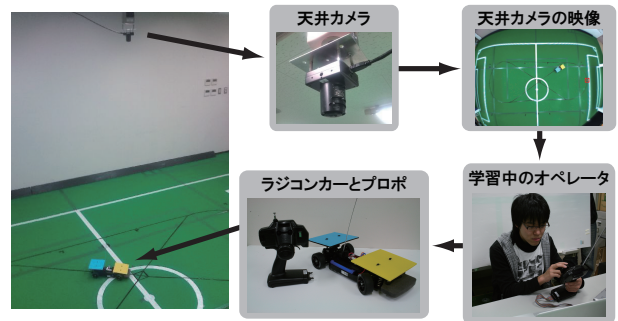


図 5: 実験システムと実験の様子

表 1: 実験で用いた AL-CMAC のサイズと初期ゲイン

| CMAC マップのサイズ | 62×62 (3844 セル) |
|---------------|-------------------|
| 分散荷重のサイズ | 21×21×3 (1323 セル) |
| 基準学習ゲイン g_s | 0.5 |

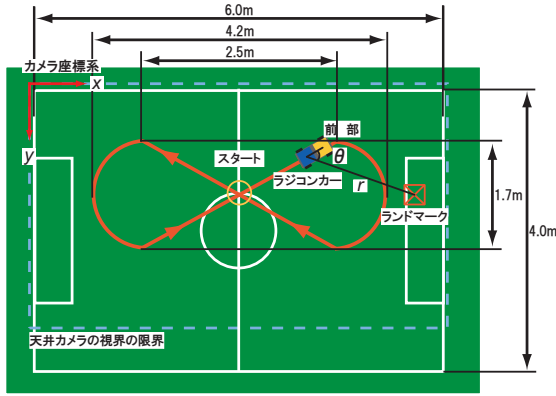


図 6: 8 の字走行における実験環境

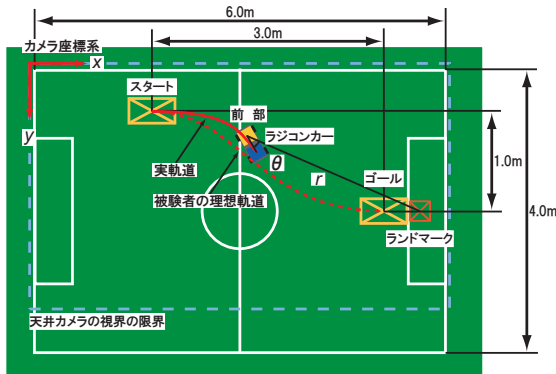


図 7: 車庫入れ操作における実験環境

3.2 実験結果

図 8 に 8 の字走行における操作特性獲得実験で獲得された CMAC マップを示す。被験者 A と B のステアリングの結果において、距離 $r = 300 \sim 500(\text{pixel})$ 、方位 $\theta = -45^\circ \sim 0^\circ$ と $\theta = -135^\circ \sim -90^\circ$ の 8 の字コースで被験者 B に小さな山と谷が見られるのに対し、被験者 A は見られない。これは、被験者 B がコースとラジコンカーの進行方向を平行に保つことができずラジコンカーがふらつき、直線コースから外れたのをコースに復帰させようとしたものと推測される。

図 9 に車庫入れ操作における操作特性獲得実験で獲得された CMAC マップを示す。スロットルの結果において、スタート付近の距離 $r = 420(\text{pixel})$ 、方位 $\theta = 20^\circ$ の非常に高い指令電圧値について、これは静止しているラジコンカーを動かすのに大きな加速度が必要であったことを示している。この地点の指令電圧値を比較すると、被験者 A が $2800(\text{mV})$ であるのに対して、被験者 B は $2600(\text{mV})$ であり、被験者 A のほうが値が大きくスムーズな発進ができています。

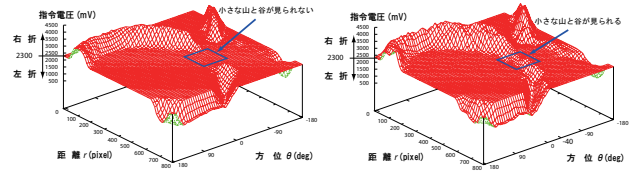
4. FNN によるファジィルール抽出実験

ここでは前章で獲得された CMAC マップからファジィルールを抽出する実験を行った。

4.1 実験条件

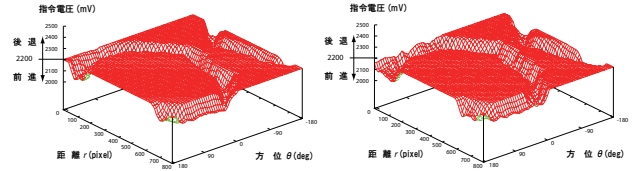
表 2 に本実験で用いた FNN のパラメータを示す。さらに、前件部と後件部の学習は、後件部学習を 1000 回行った後に、前件部学習を 1000 回行うといった学習過程を総学習回数 n_{ALL} まで繰り返した。

図 10(a) に 8 の字走行実験、図 10(b) に車庫入れ操作実験での前件部メンバーシップ関数の初期状態を示す。CMAC マップの距離軸と方位軸をそれぞれを均等に 10 分割するように設定した。表 3 にファジィルールマップを示す。すべてのルールに個別のシングルtons を割り当てたため、ステアリング (S1 ~ S100) とスロットル (T1 ~ T100) はそれぞれ 100 個のシングルtons になる。また、シングルtons の初期値はすべて操作量の中央値 (ステアリング: $2300(\text{mV})$ 、スロットル: $2200(\text{mV})$) とした。



(a) 被験者 A (ステアリング)

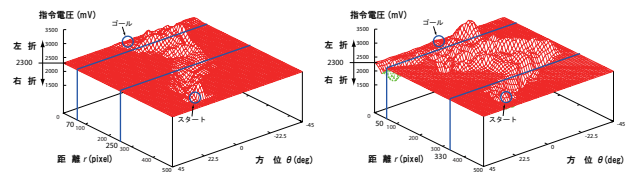
(b) 被験者 B (ステアリング)



(c) 被験者 A (スロットル)

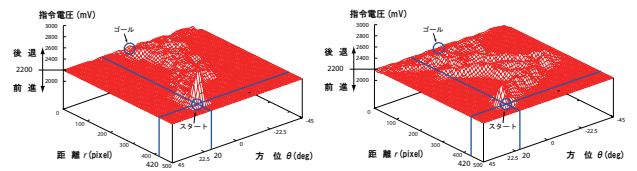
(d) 被験者 B (スロットル)

図 8: 8 の字走行実験で獲得された CMAC マップ



(a) 被験者 A (ステアリング)

(b) 被験者 B (ステアリング)



(c) 被験者 A (スロットル)

(d) 被験者 B (スロットル)

図 9: 車庫入れ操作実験で獲得された CMAC マップ

4.2 実験結果

図 11 に 8 の字走行実験における抽出されたファジィルールを示す。ステアリングのルールにおいて、被験者 A と B の抽出されたファジィルールを比較すると、方位のメンバーシップ関数の $\theta = 90^\circ$ で、被験者 A が中心値があまり集中していないのに対して、被験者 B は比較的集中している。これは被験者 B の CMAC マップがこのエリアで指令電圧値にばらつきが存在するため、これを近似するため中心値が集まったと推測され、熟練度の高い被験者 A はばらつきが少ない安定したステアリング操作を行ったため、中心値が集中しなかったと推測される。

また、ステアリングのシングルtons を比較すると両被験者とも中心値を境として、左右対称に分布し右折と左折の操作を対称に行なっていたことがわかるが、被験者 A の分布範囲が約 $1100 \sim 3300(\text{mV})$ に対し、被験者 B は約 $1000 \sim 3700(\text{mV})$ と広いことがわかる。これは、被験者 B のステアリング操作が被験者 A と比較すると変動幅が大きかったことが原因であると考えられる。

図 12 に車庫入れ操作実験における抽出されたファジィルールを示す。スロットルの方位のメンバーシップ関数では、両被験者とも方位 $\theta = 10^\circ \sim 22.5^\circ$ 付近に中心値が非常に集中しているが、このエリアはラジコンカーのスタート地点であり、急激な加速で CMAC マップに現れた高い電圧値の山を近似するため、集中したと考えられる。

両シングルtons の分布範囲を被験者 A と B で比較すると分布範囲に近いことから、ステアリングとスロットルの操作強度には違いが少なかったと考えられる。しかしながら、被験者 A のスロットルのシングルtons が約 $2700(\text{mV})$ に見られるのに対して、被験者 B では約 $2500(\text{mV})$ で見られ、被

表 2: 本実験で用いた FNN の各種パラメータの設定値

| | |
|-------------------------|--------|
| 総学習回数 n_{ALL} | 100000 |
| 後件部学習の学習ゲイン α_s | 0.05 |
| 前件部学習の学習ゲイン β_s | 0.05 |
| ステアリングのシングルTONの初期値 (mV) | 2300 |
| スロットルのシングルTONの初期値 (mV) | 2200 |

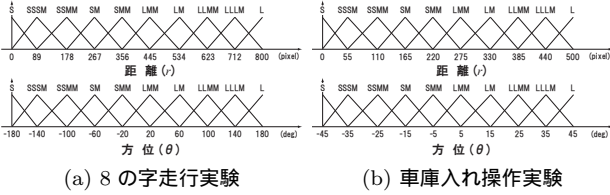


図 10: 前件部メンバーシップ関数の初期状態

表 3: 両実験に用いたファジィルールマップ

| 方位 (θ) \ 距離 (r) | S | SSSM | SSMM | SM | SMM | LMM | LM | LLMM | LLL | L |
|------------------------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|-----------|
| S | S1/T1 | S2/T2 | S3/T3 | S4/T4 | S5/T5 | S6/T6 | S7/T7 | S8/T8 | S9/T9 | S10/T10 |
| SSSM | S11/T11 | S12/T12 | S13/T13 | S14/T14 | S15/T15 | S16/T16 | S17/T17 | S18/T18 | S19/T19 | S20/T20 |
| SSMM | S21/T21 | S22/T22 | S23/T23 | S24/T24 | S25/T25 | S26/T26 | S27/T27 | S28/T28 | S29/T29 | S30/T30 |
| SM | S31/T31 | S32/T32 | S33/T33 | S34/T34 | S35/T35 | S36/T36 | S37/T37 | S38/T38 | S39/T39 | S40/T40 |
| SMM | S41/T41 | S42/T42 | S43/T43 | S44/T44 | S45/T45 | S46/T46 | S47/T47 | S48/T48 | S49/T49 | S50/T50 |
| LMM | S51/T51 | S52/T52 | S53/T53 | S54/T54 | S55/T55 | S56/T56 | S57/T57 | S58/T58 | S59/T59 | S60/T60 |
| LM | S61/T61 | S62/T62 | S63/T63 | S64/T64 | S65/T65 | S66/T66 | S67/T67 | S68/T68 | S69/T69 | S70/T70 |
| LLMM | S71/T71 | S72/T72 | S73/T73 | S74/T74 | S75/T75 | S76/T76 | S77/T77 | S78/T78 | S79/T79 | S80/T80 |
| L | S81/T81 | S82/T82 | S83/T83 | S84/T84 | S85/T85 | S86/T86 | S87/T87 | S88/T88 | S89/T89 | S90/T90 |
| LLL | S91/T91 | S92/T92 | S93/T93 | S94/T94 | S95/T95 | S96/T96 | S97/T97 | S98/T98 | S99/T99 | S100/T100 |

験者 A が B よりも大きな加速度でラジコンカーを発進させたことがわかる。

また、ステアリングの距離のメンバーシップ関数を見ると、被験者 A が 200(pixel) 付近、被験者 B が 320(pixel) 付近に中心値が集中していることがわかる。これは、各被験者が右折と左折を切り替えた地点にあたり、急激に指令電圧値が変化するところである。被験者 A が最短経路に近い軌道で走行させているのに対して、被験者 B はステアリング操作の微調整により多くの時間をかけようとしたため、おおまかな右左折をゴールより遠い地点で終わらせようとしていたと推測される。つまり、熟練者は繊細なステアリング操作が行えるため、最短経路を目指すことができるが、初心者は遠方から車庫へ向かうステアリング操作を始めていると考えられる。

5. 結言

本研究では AL-CMAC によりオペレータの操作特性獲得を行った後、FNN を用いてルール抽出を行った。また、ラジコンカーを用いて、8 の字走行と車庫入れ操作を行った有効性検証実験では初心者と熟練者の 2 名の被験者の操作特性を獲得し、それぞれを比較した。AL-CMAC による操作特性獲得実験では、熟練者には見られない小さな山や谷が、初心者の CMAC マップに見られ、走行中に車体がふらついていたことがわかった。さらに FNN によるルール抽出でも、被験者ごとに獲得されたルールに違いが見られた。これらの違いの一部で、熟練者特有の操作と考えられる部分が複数見られた。今後、獲得されたファジィルールから熟練者のスキル抽出を行う方法を検討し、熟練知識の教示システムを構築していく予定である。

参考文献

[1] S.Yasunobu, M.Inoue, "Intelligent Driving System for Electric Four-wheeled Cart," Proceedings of the 41st SICE Annual Conference, Vol.5, pp. 2712-2714 (2002)
 [2] J.S.Albus, "Data storage in the cerebellar model articulation controller(CMAC)," Transaction of the

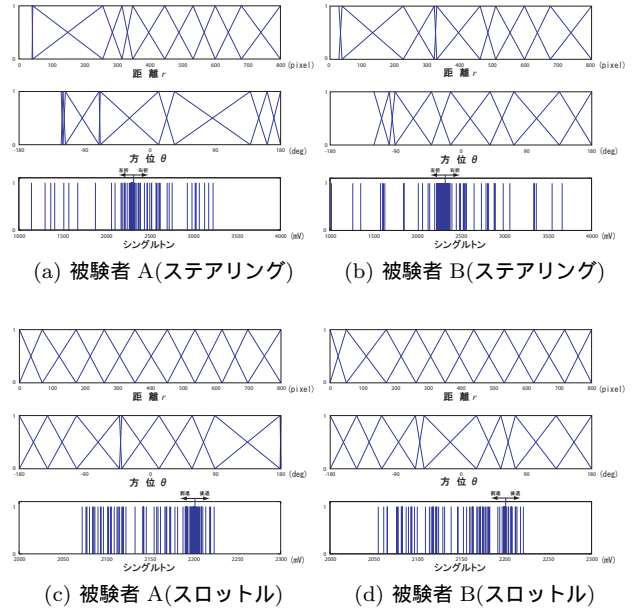


図 11: 8 の字走行における抽出されたファジィルール

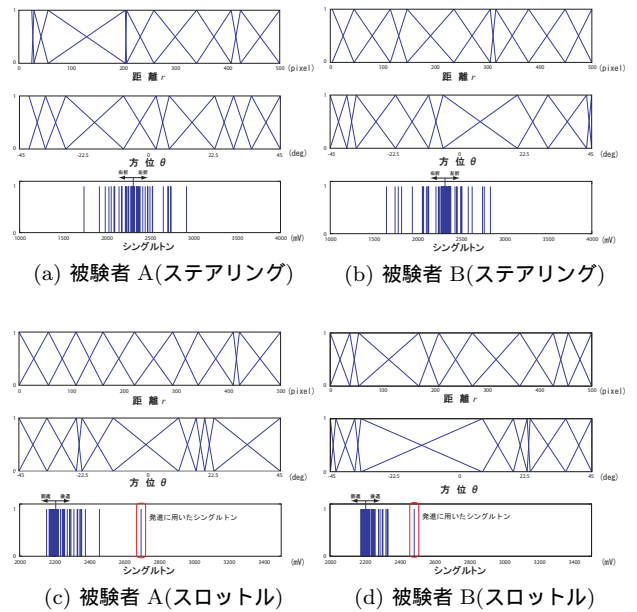


図 12: 車庫入れ操作における抽出されたファジィルール

American Society of Mechanical Engineers Journal of Computational and Nonlinear Dynamics, 97, pp.228-233 (1975)
 [3] 藤澤正一郎, 黒住亮太, 大西諒, 川田和男, 山本透, "CMAC を用いたオンライン学習による全方位移動ロボットの経路追従制御," 電気学会論文誌, Vol.122-D, No.9, pp.910-917 (2002)
 [4] T.Shose, Y.Maeda, Y.Takahashi, "Skill Acquisition and Rule Extraction Method of Expert's Operation," 2012 IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp.576-581 (2012)
 [5] 堀川慎一, 古橋武, 内川嘉樹, "ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法," 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol.4, No.5, pp.906-928 (1992)