

## A2-4 熟練者の操作スキル獲得における 習熟プロセスの解析

福井大学 工学部 知能システム工学科 進化ロボット研究室  
栗田 京輔 (指導教員：前田 陽一郎、高橋 泰岳)

### 1. 緒言

近年、ロボットの高性能化が進む中、人間のスキルを組み込む手法や学習により獲得する研究が多くなされている。オペレータの操作により人間のスキルを獲得する研究例として、田伏ら [1] は、ファジィ推論ニューラルネットワークを用いて人間が操作したデータからテストリスのスキルを自動で学習する手法を提案している。

しかし、人間のスキル獲得に関する研究は多く行われているが、操作者の知識の習熟過程までは解析されておらず、熟練者を育てる上でもオペレータの習熟プロセスを解析することは有効であると考えられる。

そこで本研究では、学習により獲得された操作特性における習熟プロセスの解析を目的とした手法を提案する。ここでは、本研究室で開発された AL-CMAC により CMAC マップを取得し、これを基にファジィニューラルネットワークを用いてルール抽出を行う。そして、抽出されたファジィルールにより習熟プロセスの解析を行う。

### 2. 適応学習 CMAC を用いた操作特性獲得

通常の CMAC 学習アルゴリズムは、学習ゲイン  $g$  が一定であり、学習が終始同じ度合で行われる。しかし、人間は学習初期は大まかに、中期から後期になるにつれて慎重に学習する。この知見を基に、庄瀬ら [2] は従来の CMAC 学習アルゴリズムに適応学習ゲインをもたせ、学習の効率化を図った適応学習 CMAC (AL-CMAC) を提案している。

適応学習ゲインとは、分散荷重の各セルの発火数に応じて、学習の度合をリアルタイムに変更する学習ゲインである。つまり、発火回数が少ないセルは、学習ゲインを高く、多いセルは学習ゲインを低く設定し、人間の学習に近い学習を実現している。適応学習ゲイン  $g^*$  は、式 (1) を用いて決定する。基準学習ゲイン  $g_s$  は適応学習ゲインを求めるときに基準となるゲインであり、オペレータにより設定される。また、 $k$  番目の分散荷重のセル  $q_k$  における発火数  $n_{kq_k}$  の合計を分散荷重の数  $|A^*|$  で割って算出される、CMAC マップのセル  $p$  における平均発火値  $N_p$  は、式 (2) を用いて計算する。

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

$$N_p = \frac{|A^*|}{\sum_{k=1} n_{kq_k} / |A^*|} \quad (2)$$

### 3. FNN による習熟プロセスの解析

CMAC マップで表現された操作特性は、数値で表現されており、人間が直感的に理解しにくいものである。

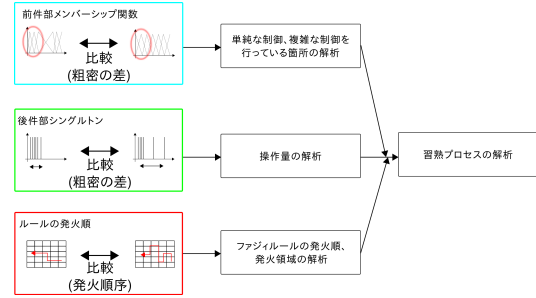


図 1: 習熟プロセスの解析方法

そこで、数値データである CMAC マップを FNN の教師信号として学習を行い、人間が直感的に理解できるルールの抽出を行う。そして図 1 のように、得られた前件部メンバーシップ関数と後件部シングルトンの形状、およびファジィルールの発火順を比較し、習熟プロセスの解析を行う。

### 4. 操作特性獲得実験

本研究では、AL-CMAC を用いたオペレータの操作特性獲得実験の対象として、市販のラジコンカーを用いた。ラジコンカー (図 2) の前部に黄色いマーカー、後部に青色マーカーを取り付けて、天井カメラを用いて位置のセンシングを行い、ラジコンカーとゴール (車庫) までの距離  $r$  と方位  $\theta$  を算出し、AL-CMAC の状態入力とした。図 3 に実験風景を示す。

操作特性獲得のアルゴリズムフローを図 4 に示す。本実験では、図 5 のように被験者はスタート位置からラジコンカーを後進させながら、ゴール (車庫) まで操作する試行を 10 回繰り返し、ステアリング値、スロットル値の 2 つの値を AL-CMAC で学習させることで CMAC マップとして操作特性を獲得する。

図 6 に得られたステアリングの CMAC マップを示す (熟練者である被験者 A の例)。なお、全くステアリングを切らないときの指令電圧値は 2300 (mV) である。図 6(a)~(c) のそれぞれを比較すると試行が進むにつれて CMAC マップの発火領域が狭くなり、山や谷の高低差が低くなっている。このことから、試行が進むにつれてゴールまで経路を似たような操作で行うよう

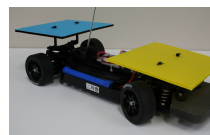


図 2: ラジコンカーの外観



図 3: 実験風景

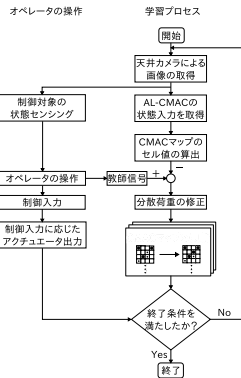


図 4: 操作特性獲得のアルゴリズムフロー

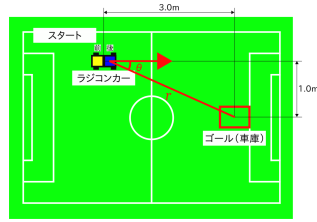


図 5: 操作特性獲得実験

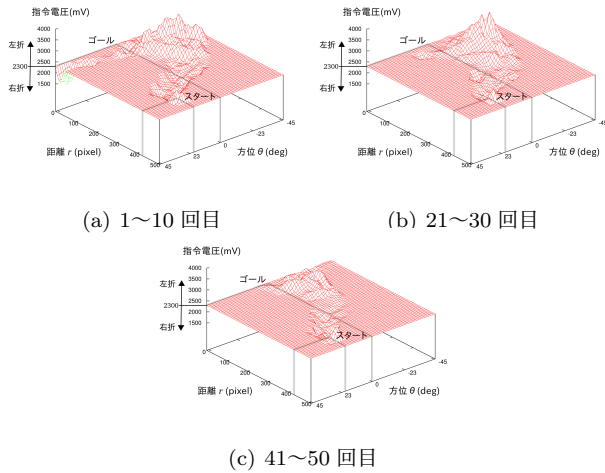


図 6: ステアリングの CMAC マップ (被験者 A)

になり、ステアリングを切る量も少なくなることが分かった。

## 5. 習熟プロセス解析実験

本実験では、獲得された CMAC マップの 2 軸 (距離  $r$  と方位  $\theta$ ) をそれぞれ 6 分割したものを、ファジィ推論の前件部メンバーシップ関数とし、ステアリング値、スロットル値を後件部シングルトンとした。

また、図 7 に得られたステアリングのメンバーシップ関数、図 8 にファジィルールの発火履歴を示す。図 7(a)~(i) をそれぞれ比較すると試行が進むにつれて距離のメンバーシップ関数が、ゴール付近とスタート付近に寄るようになる。角度のメンバーシップ関数は、図 7(e) では中心よりの右側に寄ったが最終的には、中心よりも左側に寄るようになった。また、ステアリングのシングルトンは、中央値の 2300(mV) に寄っていくことが分かった。だが、ファジィルールの発火履歴を見ると、試行が進んでもゴール付近のルール数が増えないことが分かる。

このことから、試行が進むにつれて少ないルールで行動するようになり、特にゴール付近を慎重に制御をするようになったことが分かる。

## 6. 結言

本研究では、AL-CMAC によってオペレータの操作特性を獲得した。そして、獲得した CMAC マップを基に FNN によりファジィルールを生成し、前件部メ

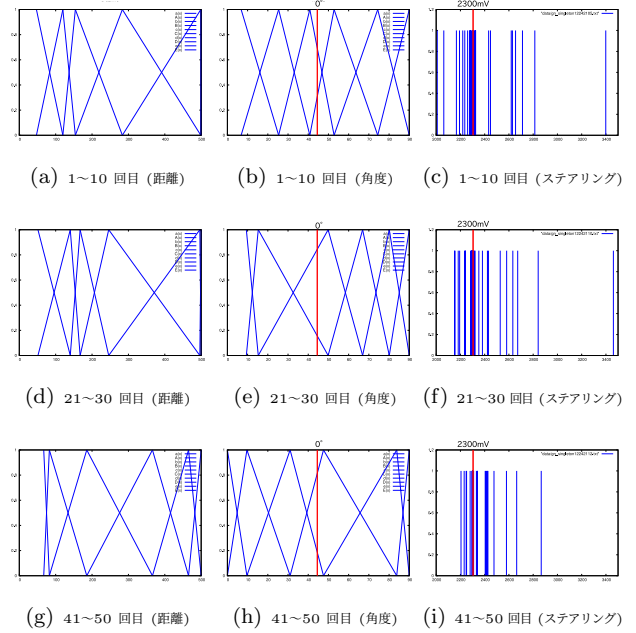


図 7: ステアリングのメンバーシップ関数 (被験者 A)

| 距離 | SL      | SM      | SS      | LS      | LM      | LL      | 角度 | SL      | SM      | SS      | LS      | LM      | LL      |
|----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| SL | S1/T1   | S2/T2   | S3/T3   | S4/T4   | S5/T5   | S6/T6   | SL | S1/T1   | S2/T2   | S3/T3   | S4/T4   | S5/T5   | S6/T6   |
| SM | S7/T7   | S8/T8   | S9/T9   | S10/T10 | S11/T11 | S12/T12 | SM | S7/T7   | S8/T8   | S9/T9   | S10/T10 | S11/T11 | S12/T12 |
| SS | S13/T13 | S14/T14 | S15/T15 | S16/T16 | S17/T17 | S18/T18 | SS | S13/T13 | S14/T14 | S15/T15 | S16/T16 | S17/T17 | S18/T18 |
| LS | S19/T19 | S20/T20 | S21/T21 | S22/T22 | S23/T23 | S24/T24 | LS | S19/T19 | S20/T20 | S21/T21 | S22/T22 | S23/T23 | S24/T24 |
| LM | S25/T25 | S26/T26 | S27/T27 | S28/T28 | S29/T29 | S30/T30 | LM | S25/T25 | S26/T26 | S27/T27 | S28/T28 | S29/T29 | S30/T30 |
| LL | S31/T31 | S32/T32 | S33/T33 | S34/T34 | S35/T35 | S36/T36 | LL | S31/T31 | S32/T32 | S33/T33 | S34/T34 | S35/T35 | S36/T36 |

(a) 1~10 回目 (b) 21~30 回目

| 距離 | SL      | SM      | SS      | LS      | LM      | LL      |
|----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| SL | S1/T1   | S2/T2   | S3/T3   | S4/T4   | S5/T5   | S6/T6   |
| SM | S7/T7   | S8/T8   | S9/T9   | S10/T10 | S11/T11 | S12/T12 |
| SS | S13/T13 | S14/T14 | S15/T15 | S16/T16 | S17/T17 | S18/T18 |
| LS | S19/T19 | S20/T20 | S21/T21 | S22/T22 | S23/T23 | S24/T24 |
| LM | S25/T25 | S26/T26 | S27/T27 | S28/T28 | S29/T29 | S30/T30 |
| LL | S31/T31 | S32/T32 | S33/T33 | S34/T34 | S35/T35 | S36/T36 |

(c) 41~50 回目

図 8: ファジィルールとその発火履歴 (被験者 A)

ンバーシップ関数と後件部シングルトンのそれぞれの形状の違いから習熟プロセスの解析を行うことで、車庫入れに対する操作特性の違いが見られることを確認した。

今後の課題として目標行動を変化させたときにみられる習熟プロセスの適応的变化を解析することが挙げられる。

## 参考文献

- [1] 田伏未来, 萩原将文, “ファジィ推論ニューラルネットワークを用いたテトリスのスキル獲得のための自動学習,” 日本ファジィ学会誌, Vol.11, No.6, pp.1089-1097 (1999)
- [2] 庄瀬貴大, 前田陽一郎, 高橋泰岳, “適応学習 CMAC による熟練者のスキル獲得とファジィニューラルネットワークによるルール抽出,” 第 27 回ファジィシステムシンポジウム, CD-ROM, WC1-2, pp.1153-1158 (2011)