

A3-2 CMAC による人間の熟練操作の特性獲得および 自律移動ロボットの自動操縦実験

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
庄瀬 貴大 (指導教員：前田 陽一郎、高橋 泰岳)

1. 緒 言

近年、ソフトコンピューティングを用いた熟練者の技能を表現・獲得する研究が盛んに行われている。例えば、安信らは予見ファジィ制御を用い、熟練者の運転知識を組み込んだ自動運転システム [1] を提案している。また、島崎ら [2] はニューラルネットワークの一手法である自己組織化マップ (SOM) を用いた電動車椅子型ロボットの障害物回避の研究を行っている。

これに対し、本研究では、CMAC 学習アルゴリズム [3] による自律移動ロボットの熟練者の操作特性の獲得手法の研究 [4] を続けている。本研究では、通常は多入力 1 出力である CMAC 学習アルゴリズムを複数用いることによって、熟練操縦者の複数の操作特性の獲得を目標とし、さらに CAMC 学習アルゴリズム内の学習ゲインを動的に変動させる適応学習ゲインによる CMAC 学習の効率化手法を提案する。実験では一般に市販されているラジコンカーを用いて、2 つの CMAC 学習アルゴリズムにより学習し、取得した操作特性をもとに自動操縦実験を行う。

2. CMAC 学習アルゴリズムを用いた操作特性獲得手法

この章では、本手法で提案する CMAC 学習アルゴリズムを用いたオペレータの操作特性獲得手法および、適応学習ゲインによる学習の効率化手法についても提案する。

2.1 CMAC 学習によるオペレータの操作特性獲得

図 1 に本研究で用いた学習アルゴリズムフローを示す。熟練者は操作デバイスを用いて制御対象の制御を行い、同時に操作量 (教師信号) の抽出を行う。これとは別に、制御対象の状態情報をセンサによって取得し、これをもとに CMAC マップの発火セルが決定され、そのセル値と教師信号の比較により、CMAC マップの更新が行われる。この操作を制御対象が状態を変化させるたびに行い、熟練者の操作特性獲得を行う。十分に誤差が減少した後、学習を終了する。

本研究では CMAC 学習アルゴリズムを制御対象の制御パラメータの数に応じ、CMAC 学習アルゴリズムを並列的に使用する。通常 CMAC 学習アルゴリズムは多入力 1 出力であり、同時にいくつかのパラメータを制御する人間の操作特性を獲得することは不可能である。このため、本研究では複数の CMAC 学習アルゴリズムを用いることにした。

2.2 適応学習ゲインによる学習の効率化手法

通常の CAMC 学習アルゴリズムは、分散荷重を更新する際に一定値の学習ゲイン g を用いて修正値を求めるため、学習は終始同じ強度で行われる。しかし、人

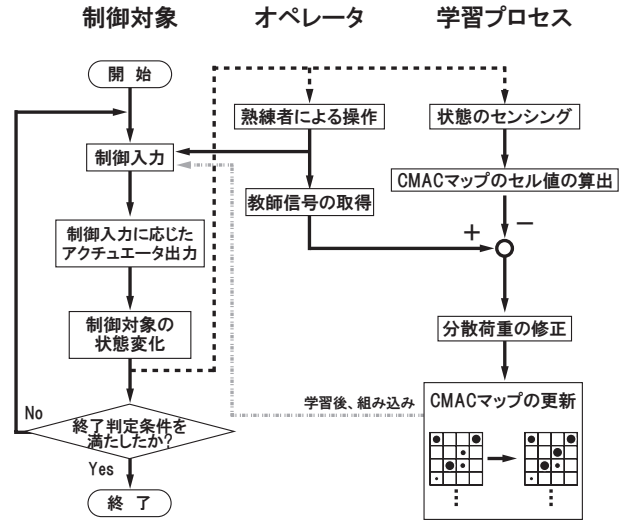


図 1: CMAC を用いた操作特性獲得のアルゴリズムフロー

間の学習能力をみると、学習初期は積極的な、末期では慎重な学習を行っている。そこで本研究では、人間の学習に近い「適応学習ゲイン」を用いることによって、CMAC 学習の効率化を図る手法を提案する。

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

$$N = \sum_{k=1}^{|A^*|} n_k / |A^*| \quad (2)$$

g^*	: 適応学習ゲイン
g_s	: 基準学習ゲイン
N	: 発火した分散荷重の平均発火数
k	: 分散荷重の番号 ($1 \leq k \leq A^* $)
n_k	: k 番目の分散荷重のセルの発火数
$ A^* $	: 分散荷重の数

適応学習ゲイン g^* の算出を行うにあたって、上記の式 (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。基準学習ゲイン g_s は適応学習ゲインを算出するにあたり基準となる係数であり、学習前にユーザが決める。分散荷重の平均発火数 N は、CMAC マップの各分散荷重の各セルの学習開始から発火した総回数を合計し、分散荷重の数で割った値で、式 (2) で求められる。

このように適応学習ゲインを算出することにより、発火回数が少ない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。すなわち、学習初期には積極的に学習

を行い、中期から末期にかけて慎重に学習を行うことにより、学習の効率化を図る。

3. ラジコンカーを用いた操作特性獲得実験

前章で提案した手法の有効性を実証するため、熟練者によるラジコンカー操縦の操作特性を獲得する検証実験を行った。実験は天井カメラを用い、色マークを取り付けたラジコンカーの位置情報を取得し、CMACマップの状態入力とする。ラジコンカーはプロポ内部の電圧により制御されるため、人間が操縦したプロポ内部の電圧を取得し、教師信号とする。

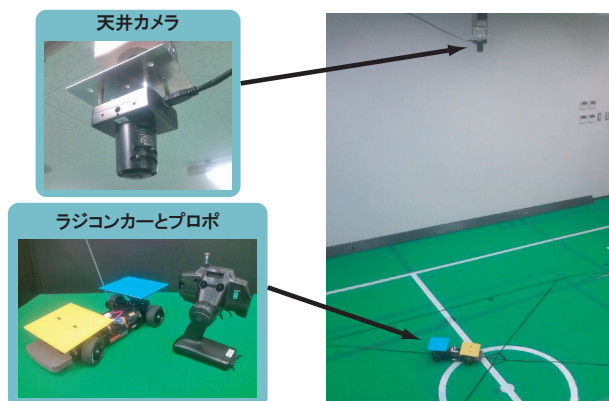


図 2: 実験で使用したカメラとラジコンカー

3.1 実験条件

本実験は、図 3 におけるランドマークの中心からの距離と方位の r, θ を状態入力とし、8 の字コースを 10 周させ、適応学習ゲインを用いた操作特性獲得実験を行った。また、プロポから入力した電圧の記録を発火セルごとに取り、平均化したデータと CMAC マップを比較した。さらに、この学習から得られたデータをもとに自動走行を行った。

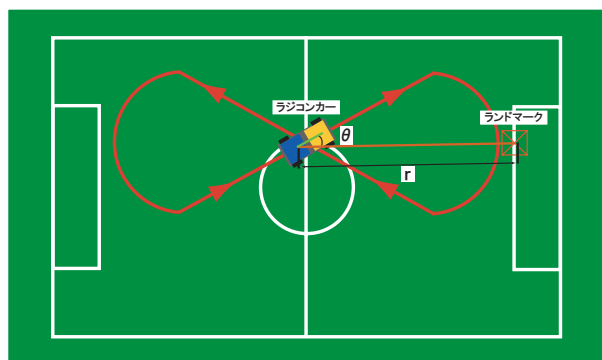


図 3: 8 の字走行の操作特性獲得実験

3.2 実験結果と考察

スロットルとステアリングの学習結果を図 4 に示す。スロットルの学習結果において、2200mv はラジコンカーが停止する電圧値であり、これより低い値をとると前進、高い値をとると後退する。ここで、グラフの -180° と 180° は連続している。8 の字走行中は連続的に角度、距離が変化するため、グラフ上の電圧の低い部分(谷)は連続している。

次に、ステアリングの学習結果において、2300mv がラジコンカーのステアリングが 0° となる電圧値であ

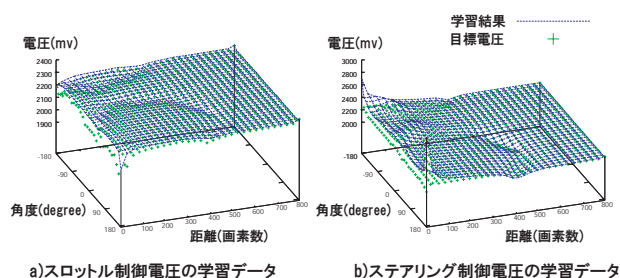


図 4: 目標値との比較

り、これより低い値をとると右折、高い値をとると左折する。連続的に角度、距離が変化するため、電圧値の高い部分(山)と谷は連続的に現れる。距離 0(ピクセル)付近では、常に右折をするため、電圧は高くなり、距離 200~300(ピクセル)付近では直線走行するため、何も現れない。また、距離 500(ピクセル)付近では、常に左折を行うため、グラフは谷となって現れている。

両学習結果は共に、ランドマークとの距離が小さくなるほど、目標値と大きく外れる結果となった。これは、角度 θ は画像中のランドマークとマークの座標をもとに、三角関数を用いて算出しているため、ランドマークとマークの距離が小さくなると小さな外乱でも、角度の算出に大きな影響を受けるためではないかと考えられる。

さらに、学習結果をもとに行った自動走行実験では、8 の字のコースを完走することができた。だが、ラジコンカーが外乱などにより、わずかでもコースを外れると、学習結果が存在しないため停車し、コースに復帰できないことも多かった。

4. 結 言

本研究では CMAC 学習を用いて熟練者の複数入力の操作特性を適応学習ゲインにより効率的に獲得する手法を提案した。今回、提案した手法によって、おおよそ人間の操作特性を獲得できたといえる。しかし、ラジコンカーの自動操縦においては、多少の外乱により、停車してしまうため、状態入力の増加による解決策が必要になると考えられる。しかし、状態入力の増加は、状態爆発を招くため、今後は、学習結果の存在しない領域を補完するシステムの構築などが必要となる。

参考文献

- [1] 安信誠二, 佐々木 良太, “四輪福祉車両の知的自動運転システムの開発,” 日本知能情報ファジィ学会 知的制御研究会 (2004)
- [2] 島崎尚史, “自己組織化マップを用いた車椅子型自動移動ロボット DREAM-4 の走行制御に関する研究,” 第 8 回自己組織化マップ研究会 2007 講演論文集, pp.31-34 (2007)
- [3] J.S.Albus, Brains Behavior and Robotics, McGraw-Hill (1981)
- [4] 加藤進, 前田陽一郎, “全方向移動ロボットの人間による操作特性の CMAC 学習,” 第 25 回ファジィシステムシンポジウム, CD-ROM, 2A2-03 (2009)