

B1-4 感性入力デバイスを用いた人間の熟練操作特性のスキル学習

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
寺西 正弥 (指導教員：前田 陽一郎、高橋 泰岳)

1. 緒言

近年、コンピュータ技術の発達に伴い、知能化された自律ロボットの研究が盛んに行われている。しかし、これらの知能化された自律ロボットでも、環境が複雑化することで、必ずしも人間の意図した目標行動を取れるとは限らない。しかしながら、このような場合でも、熟練者の操作によって、望ましい行動を実現することができる場合もある。そのため、これまでに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数多くなされている。

ロボットにスキルを組み込んだ研究例として、安信ら [1] は、予見ファジィ制御を用いて熟練運転手の操作特性を獲得し、初心者でも熟練者と同様な運転が行える支援システムの研究を行なっている。一方、オペレータの操作によりスキル獲得する研究例として、大西ら [2] は、小脳の数学的モデルである CMAC 学習アルゴリズムを用い、人間の操作をロボットがアシストするシステムの研究を行なっている。

一般に、このような人間のスキルを学習する研究では、ジョイスティックやプロポなどといった機器を用いて制御されているものがほとんどであるが、これらの操作デバイスでは、人間の直感や経験則などの感覚的な操作を行うのが難しい。そこで、感性入力デバイスと呼ばれる人間が操作しやすい入力デバイスを用いた。適応学習 CMAC アルゴリズムによる人間の感覚的なスキル学習を行う手法を提案する。ここでは、操作対象が複雑化すると、操作入力データが多くなるが、そのような状況化での人間のスキル学習を対象とする。

2. 適応学習 CMAC

本研究で用いた適応学習 CMAC の概念図を図 1 に示す。通常の CMAC 学習アルゴリズムは、学習ゲイン g が一定であると学習速度は終始同じ強度で行われる。しかし、人間の学習を考えた場合、終始一定強度の学習を行っているわけではない。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細かい部分の学習するといった変動的強度をもつ学習を行っている。この知見を基に、庄瀬ら [3] 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 を提案している。

適応学習 CMAC では、学習初期には積極的に学習を行い、中期から収束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。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数を算出し、発火頻度の高いセルの学習ゲインを下げる操作により人間に近い学習を実現している。基準学習ゲイン g_s は適応学習ゲイン g^* を算出する際の基準となる値であり、学習前にオペレータにより設定される。分散荷重の発火数から算出される CMAC マップのセル p の平均発火値 N_p が

大きくなると g^* は減少する。 N_p は式 (2) で求められ、マップ番号 k 番目の分散荷重のセル q の学習開始からの累積発火数 n_{kq} の合計を分散荷重の数 $|A^*|$ で割った値である。また、 N_p は CMAC マップのセル数と同じ数だけ存在する。

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

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

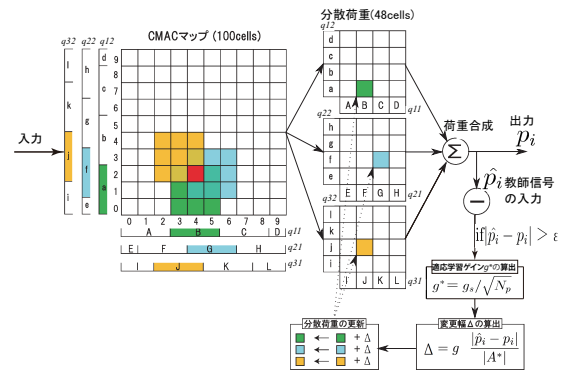


図 1: 適応学習 CMAC の概念図

3. オペレータの操作特性獲得実験

本研究では CMAC 学習アルゴリズムを用いた熟練者の操作特性獲得実験の対象として、ホビー用のヘリコプター AR.Drone (図 2 参照) を用いた。ヘリコプターを実験の対象に選定した理由は、人間が行う操作の中でも特に入力が複雑であるため、高度なテクニックを必要とすると考えられるからである。roll 角、pitch 角、yaw 角と高度の 4 つの値の変動操作を学習させることにより、熟練者のヘリコプターの操作特性を獲得する。

図 2 のように AR.Drone の上部に青色のマーカーを取り付けて、位置のセンシングのために天井カメラを用いた。ここで、図 3 に示すようにランドマークを固定点 (0,0) として、マーカーまでの XY 平面上の距離を算出し、状態入力の X 軸と Y 軸に用いた。また Z 軸には AR.Drone の超音波高度計から得られる高度データを用いた。ここで得られたデータは CMAC マップの状態入力に使用した。

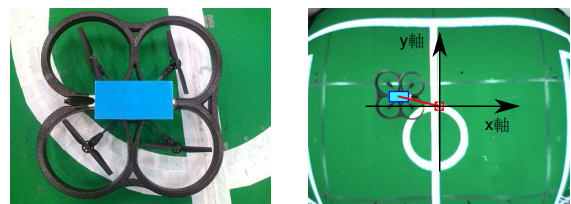


図 2: ヘリコプターの外観 図 3: 制御対象の距離の算出

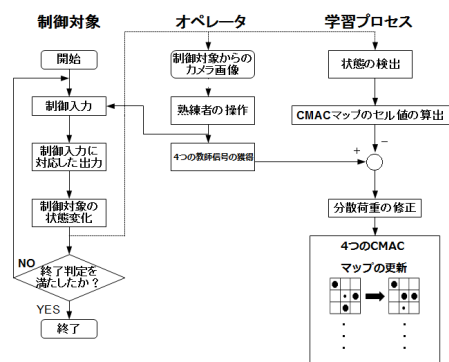


図 4: 操作特性獲得実験のアルゴリズムフロー

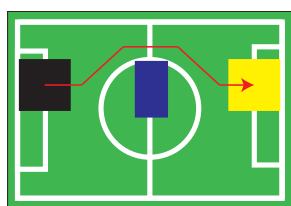


図 5: 障害物回避飛行実験

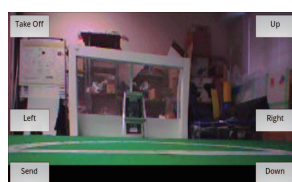


図 6: Android 制御画面

表 1: 学習に用いた入出力パラメータ

状態方位	X 軸	Y 軸	Z 軸
入力	ランドマークからの距離 x	ランドマークからの距離 y	高度
出力	pitch 角	roll 角	yaw 角
			メインローターの角速度

操作特性獲得実験の概略フローを図 4 に示す。ヘリコプターの操縦者は、制御用 PC に送られてくるヘリコプターのカメラのリアルタイム映像が映し出された Android 端末で操縦をする。このとき、roll 角、pitch 角、yaw 角、高度のそれぞれの変更操作量を検出し、制御用 PC にデータが記録される。同時に操縦者の操作に応じ、ヘリコプターの位置 (X,Y 座標) を天井カメラを用いてセンシングし、高度の抽出には超音波高度計から得られる現在の高度 (Z 軸) データを用いる。これらのデータから、複数の CMAC マップの発火セルの決定とそのセル値の算出を行ない、各々の教師信号と CMAC マップの発火セルの値から対応する分散荷重の修正を行って CMAC マップの更新を行う。図 5 のように操縦者は地面に設置された黒色のマーカーから障害物を回避して黄色のマーカーへ着陸する操縦を行う。これを 10 回繰り返し、操作特性の獲得を行う。Android 端末の制御画面を図 6 に示す。Send ボタンを押した状態で Android 端末を傾けると、その傾きが AR.Drone へと伝わり、前後左右へ進められる。Up と Down ボタンで高度を変更させることができ、Left と Right で旋回動作を行わせることができる。

実験では、熟練者と初心者の操縦技術の違いの比較を行った。また得られたデータを基に適応学習 CMAC による学習を行った結果を図 7(a)~ (d) に示す。学習結果と入力された教師信号との軌道誤差を定量評価したものを図 8 と図 9 に示す。図 7(a) と図 7(c) を比較すると、熟練者は前進を行いながら障害物を回避するが、初心者は前進を減速し障害物を避けることに専念していることがわかる。図 7(b) と図 7(d) を比べると、熟練

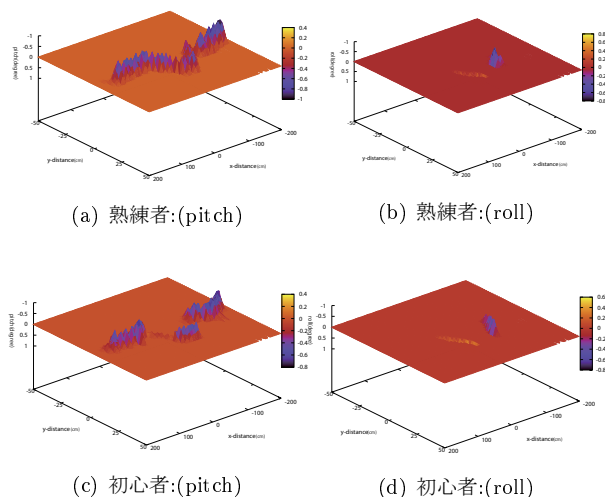


図 7: 学習結果

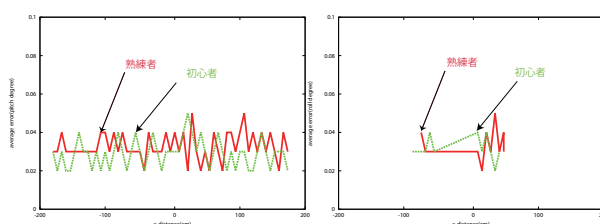


図 8: 軌道誤差 (pitch)

図 9: 軌道誤差 (roll)

者は回避する動きも一緒に移動させているのに対して、初心者は少しずつ回避している様子が見てとれる。誤差の定量評価を行ったものを比べると、どちらも学習終了時における誤差が 4% 前後の値になっている。これにより、人間の操作特性に近い値が獲得できたと考えられる。

4. 結言

本研究では、適応学習 CMAC アルゴリズムを用いて熟練者の複数入力の操作特性の獲得を行った。また、初心者の操作特性と熟練者の操作特性の比較を行うことで、障害物回避に対する操作特性に明確な違いが見られることを確認した。操作デバイスに感性入力デバイスを用いることで、人間の感覚的な操作特性が得られたと考えられる。今後の展開として、AR.Drone 自身の巻き起こす風によるふらつきが見られるため、センシング情報を見直すとともに、データの遅延をより少なくするシステム環境の設計が望まれる。

参考文献

- [1] 井上源太, 安信誠二, “熟練ライダーの運転知識に基づく知的二輪車運転支援システム,” 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol.21, No.1, pp.525-530 (2003)
- [2] 大西諒, 和田一吉, 黒住亮太, 藤澤正一郎, 山本透, “小脳演算モデル型学習コントローラによる移動ロボットの半自律走行システムの構築,” 第 12 回インテリジェント・システム・シンポジウム, pp.221-222 (2002)
- [3] 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)