P3-08 適応学習CMACによる人間のラジコン操作特性獲得実験

[1]庄瀬 貴大、[2]寺西 正弥 (指導教員：[1]前田 陽一郎, [1]高橋 泰岳)
[1]福井大学大学院 工学研究科、[2]福井大学 工学部

研究概要

研究背景

- 複雑な環境下では、知能化されたロボットでも目標の行動を実現できないことが多い。
- 熟練者の操作により、複雑な環境でもロボットが目標とする行動を実現できることが多い。
  ⇒CMAC学習[1]による比較的に簡単な操作特性獲得の研究が行われている[2]。
- 本研究室でも、CMAC学習による熟練者の操作特性獲得の研究[3,4]やCMAC学習の効率化の研究を行っている。

研究目的

・CMAC学習は比較的に学習速度が速い。しかし、複雑な操作特性獲得に用いると、学習に時間がかかり、オペレータへの負担が大きいため、**負担を軽減したい！**

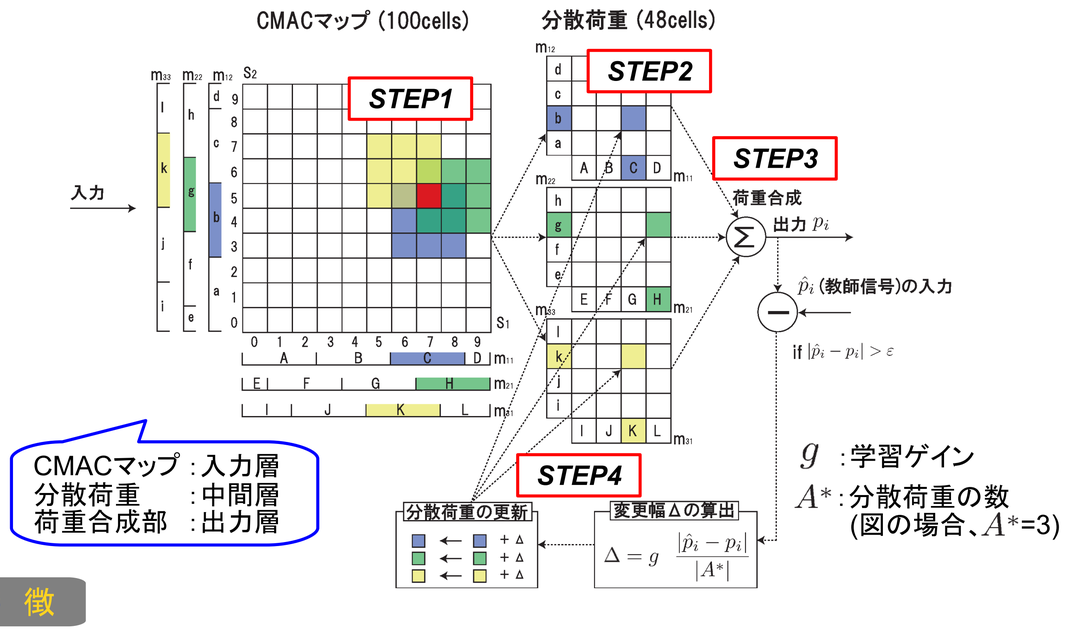
そこで、可変の学習ゲインを用い、効率化を図った**適応学習CMAC**の提案をする。

CMAC学習

・CMAC(Cerebellar Model Articulation Controller)は小脳の理論的モデルである。
・ニューラルネットワーク(NN)の一種であり,**入力層と中間層のつながりが固定されている。**

アルゴリズム

[***STEP1***] 状態入力により、CMACマップ(入力層)の発火セルが決定される。
[***STEP2***] 各々の分散荷重(中間層)のセルに発火が伝わる。
[***STEP3***] 発火した分散荷重のセル値の合計が状態入力に対する出力となる。
[***STEP4***] 出力と教師信号の差を取り、学習ゲインを掛け、分散荷重を修正する。



特　徴

1. 入力点の周辺にも学習効果を波及させることができ、汎化能力が高い。
2. 分散荷重に記憶されるため、従来のNNよりはるかに少ない記憶容量で足りる。
3. 教師あり学習なので、学習速度が比較的に速い。

適応学習CMAC

学習ゲインを可変にすることにより、CMAC学習の効率化を図る。

学習初期　**大域的**な学習を行う。➡ 学習ゲインを**高く**設定

学習後期　**局所的**な学習を行う。➡ 学習ゲインを**低く**設定

アルゴリズム

・適応学習ゲイン $g*$ は式(1)のように、CMACマップのセル p の平均発火値 N_p の平方根を掛けた値で基準学習ゲイン g_s を割ることによって算出される。また、CMACマップのセル p の平均発火値 N_p は式(2)によって算出される。この値を状態入力が入るたびに更新する。

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

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

$g*$ ：適応学習ゲイン($g* \geq 0$)
g_s ：基準学習ゲイン($g_s \geq 0$)
p ：発火したCMACマップのセル番号
N_p ：CMACマップのセルpの平均発火値($N_p \geq 0$)
k ：分散荷重のマップ番号($1 \leq k \leq |A^*|$)
q ：発火した分散荷重のセル番号
n_{kq} ：k番目の分散荷重のセルqの累積発火数($n_{kq} \geq 0$)
$|A^*|$ ：分散荷重のマップ数

特　徴

発火数の**少ない**CMACマップのセル　学習ゲインが**高く**維持できる!　➡ **大域的**な学習
発火数の**多い**CMACマップのセル　学習ゲインが**低く**抑えられる!　➡ **局所的**な学習

⬇ 効率的な学習を実現！

参考文献

[1] J.S.Albus, Brains Behavior and Robotics, McGraw-Hill (1981)
[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, pp221-222 (2002)
[3] 水谷謙介, 前田陽一郎, “CMAC学習アルゴリズムを用いた入力デバイスによる操作特性の学習,” 第21回ファジィシステムシンポジウム, CD-ROM, 7E1-3 (2005)
[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)

操作特性獲得実験

・高度な技術を必要とするラジコンカーの操作特性を獲得する実験を行った。
・ラジコンカーを操縦するのに必要な操作は、ハンドル制御をつかさどる**ステアリングの操作**とスピードの制御をつかさどる**スロットルの操作**である。

➡ つまり、ステアリングとスロットルの**2つのCMACマップが必要！**

実験条件

・ラジコンカーの位置情報を取得するため、前部に**黄色**、後部に**青色**のマーカーを取り付けてある。また、**本実験では、8の字コースを用いて実験を行った。**

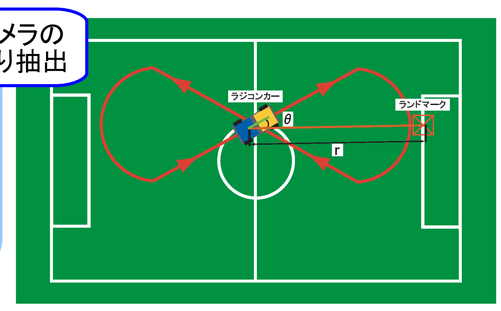
プロポとラジコンカー　天井カメラ　天井カメラの映像

CMACの状態入力

1. **青色**マーカーと**ランドマーク**との距離 r
2. **青色**マーカーと**ランドマーク**を結んだ線と**青色**、**黄色**マーカーを結んだ線のなす方位 θ

➡ 距離 rと方位 θの**2次元**の状態入力を用いる。

天井カメラの映像より抽出



CMACの教師信号(人間の操作)

プロポの内部の電圧を抽出

右折させるとステアリングの制御電圧が**上昇**する。
左折させるとステアリングの制御電圧が**下降**する。
➡ ステアリングの制御電圧 ⇒**ステアリングの教師信号**

減速させるとスロットルの制御電圧が**上昇**する。
加速させるとスロットルの制御電圧が**下降**する。
➡ スロットルの制御電圧 ⇒**スロットルの教師信号**

詳細な条件

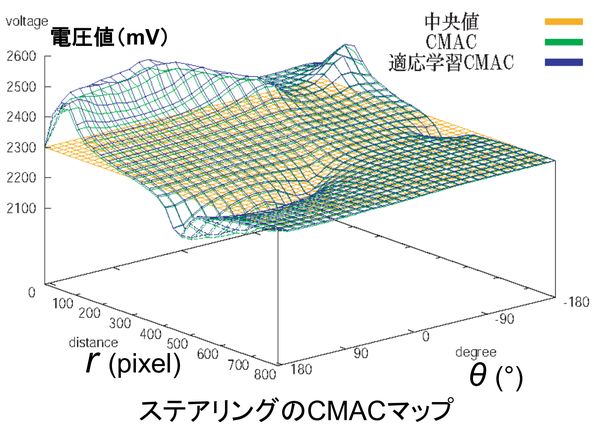
CMACマップのサイズ	62×62(3844セル)
分散荷重	21×21×3(1323セル)
CMACの学習ゲイン	0.2
適応学習CMACの基準学習ゲイン	0.5

左の条件で、8の字コースを5周させる。

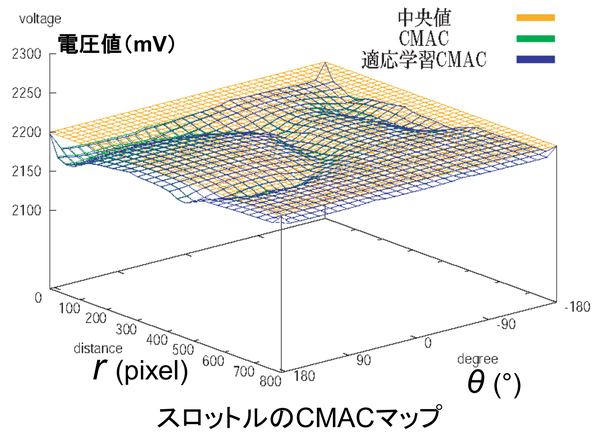
実験結果、考察

※中央値は、操作を行っていないときの電圧値。
ステアリングの場合、直進する電圧値。
スロットルの場合、停車する電圧値。

・獲得された2つのCMACマップ

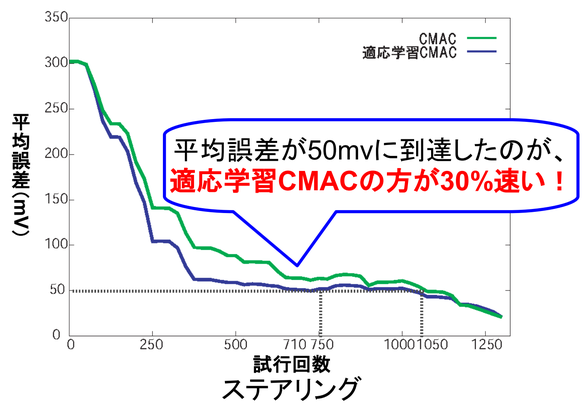


ステアリングのCMACマップ

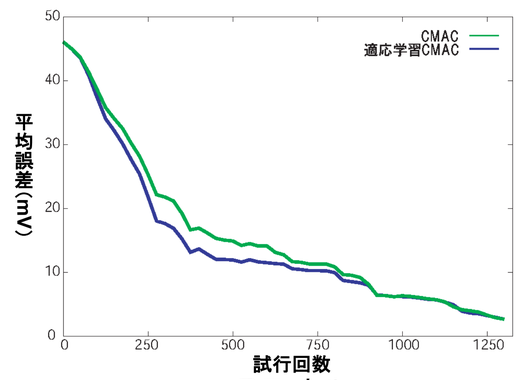


スロットルのCMACマップ

・目標値との平均誤差



ステアリング



スロットル

適応学習CMACにより、最大で**30%の効率化**に成功！

今後の展望

・さらに高度な技量が要求されるラジコンヘリコプターでの操作特性の獲得を行う。
・人間に理解がしやすいメンバーシップ関数などに置き換え、操作特性をルール化する。

⇒ 人間共生システム6(D会場,K120講義室)、3日目 9:20～
「WC1-2 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」