

G 2-27 重心法分割型ファジイ推論を

用いた走行車の学習制御

石原好之 戸高敏之
八木建史
（同志社大学）

1. はじめに ファジイ推論にニューラルネットワークを用いた手法が提案され、良好な推論が行えることが確認されている¹⁾。しかし、ニューラルネットワークの同定は学習時間が長く、即時推論を必要とする走行車やロボットには適応が困難等の問題がある。そこで前件部に正規分布関数、後件部に線形モデルを用いた、重心法分割型ファジイ推論を提案し、走行車の制御への適応を試みた。

2. シミュレーション環境・方法 ドライブシミュレータを使用し、3Dグラフィック等を表示させながら、スピード(Sp)、残差距離(Di)、操作量(Ac)、経過時間(T)のデータをサンプリング時間50[ms]で取り込む。走行車は、最大速度100[cm/s]、最大加速度±30[cm/s²]とし、1000[cm]の距離を直進走行させるものとする。また走行車の特性は、一般の等速・等加速直線運動に従うものとした。

次の手順でシミュレーション実験を行う。

① 走行データをドライブシミュレータを用い作成する。運転者は、短時間でゴールに到達し、静止するように操作する。② データから、ニューラルネット駆動型ファジイ(NNF)推論、及び重心法分割型ファジイ(CDF)推論の同定を行う。③ 初期条件等を変化させ、特性を調べる。

3. 重心法分割型ファジイ推論 次の方法で同定を行う。① 入出力データ(約300個)を観測し、この中から約70個のサンプルデータ(SD)を選出する。② SDをクラスタリング手法の重心法を用いて分割する。③ 前件部のメンバシップ関数 μ_s を、正規分布関数を利用した(1)式より決定する。

$$\mu_s = \exp\left\{-\frac{(Sp - cs_s)^2 - (Di - cd_s)^2}{k_s}\right\} \quad (1)$$

ここで、(cs_s, cd_s):分割したデータの重心
(ncs_s, ncd_s):上の点から最も近い重心

$$k_s = \frac{-(ncs_s - cs_s)^2 - (ncd_s - cd_s)^2}{\ln(\epsilon)}$$

$$\epsilon = 0.01, s = 1, 2, \dots, 5$$

④ 後件部の同定を行う。後件部は分割したデータから回帰分析を用い線形モデルを立てる。

$$Ac_s = A_s Sp + B_s Di + C_s \quad (2)$$

⑤ 推論値は次式から得られる。

$$Y = \frac{\sum \mu_s Ac_s}{\sum \mu_s} \quad (3)$$

⑥ 入出力データと比較し、差が小さくなるうちは、分割数を1増して②から再計算する。前回の計算より差が大きくなれば、前回の分割数に戻って、同定を終了する。

4. シミュレーション結果 上図の手法より求めた最適な分割数は5となった。図1は入出力データと同じ初期値を与えた時の、NNF及びCDF推論の結果である。また図2には、初期状態を変化させ、外乱を与えた状態での推論結果を示す。いずれの場合も、ほぼ目標地点に到達できることが確認された。

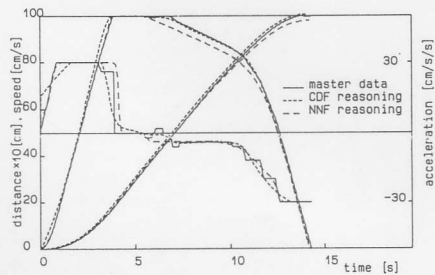


図1 入出力データと推論結果の比較

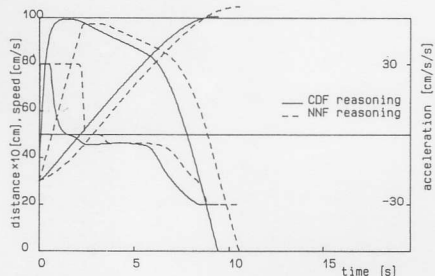


図2 外乱を与えた時の推論結果

5. まとめ CDF推論は、NNF推論の様な学習時間が不要で、適当な空間分割を施すことによって、外乱に対しても安定な推論が可能となることが確認された。今後、空間分割数の即時決定法、多入出力モデルの同定等について検討を行う予定である。

参考文献 1) 林、他：第4回ファジイシステムシンポジウム P.55-60 (昭63)
2) 林、他：第5回ファジイシステムシンポジウム P.183-187 (昭64)