ファジィ推論ルール自動獲得手法による 自動走行車両制御シミュレーション

正員 増田 達也 (大阪工大) 学生員 前西 成樹 (大阪工大)

A Simulation of Automatic Vehicle Control by the Method for
Acquiring Fuzzy Reasoning Rules

Tatsuya Masuda, Member, Naruki Maenishi, Student Member (Osaka Institute of Technology)

キーワード：ニューラルネットワーク，ファジィ制御，ファジィ推論ルール，自動走行車両

1. まえがき

ファジィ制御において，制御対象に適したファジィ推論ルールの同定は重要な問題である。我々は先に，ファジィ・ニューラルネットワークの学習途中に，必要な推論ルールに対応するユニットを逐次組み込んでいき，さらに前件部メンバシップ関数の数も変化させて，制御対象の特徴を的確に表現したファジィ推論ルールを自動獲得する手法⁽¹⁾を提案した。この手法により，多入力のシステムでも，最終的に得られる推論ルールおよびメンバシップ関数は必要最小限に抑えることができた。本レターではこの手法を自動走行車両制御問題に適用して，その有効性を検討する。

2. 自動走行車両制御シミュレーション

入出力変数を以下のように設定した。入力変数は図1に示すように進行方向と道路との相対角 θ_r [deg]，車から道の右端までの距離 d_R [m]，車の速度 v [m/s]，ハンドル角 θ [deg]の4個，一方，出力変数はアクセルの変化分 Δa ，ハンドル角の変化分 $\Delta \theta$ [deg]の2個とする。

図1 入力変数
Fig.1 Input variables.

なお，入出力変数の設定条件は以下の通りである。

- ・アクセルの変化分 Δa は $-5 \leq \Delta a \leq 5$ とし， Δa が1増えると速度 v が1 [m/s]増える。
- ・速度 v は $0 \leq v \leq 10$ [m/s]とし，バックはできない。
- ・ハンドル角の変化分 $\Delta \theta$ は $-30 \leq \Delta \theta \leq 30$ とし，進行方向に対して右方向の変化分を負とする。

シミュレーション手順を以下に示す。まず，図2に示すように人間が特定のコース上で車両を手動走行させ，その

ときの入出力変数の時系列データをネットワークの学習用データとした。続いて，この学習用データを用いて，以下

図2 教示したコースおよび手動走行パターン
Fig.2 Instructed course and manual driving pattern.

の学習条件でファジィ推論ルールの自動獲得を試みた。学習開始時の前件部メンバシップ関数：各入力につき3個
学習定数： $K_{ac}=1 \times 10^{-4}$ ， $K_{ba}=5 \times 10^{-4}$ ， $K_w=0.5$
ルール追加のしきい値： $\varepsilon_1=1 \times 10^{-4}$
学習打ち切り基準： $\varepsilon_2=5 \times 10^{-4}$

なお，これらのパラメータの詳細については文献(1)を参照されたい。

シミュレーション結果を以下に示す。学習終了イテレーションは3619回，学習後の前件部メンバシップ関数の数はそれぞれ θ_r ：5個， d_R ：3個， v ：3個， θ ：5個であった。また，獲得されたルールの数は16個であった。図3に学習経過を示す。同図において，▲印はルールが追加された時点，○印はルールの追加とともに新たなメンバシップ関数が生成された時点である。ルールが追加されるごとに順調に平均自乗誤差が減少していることがわかる。次に，学習後の前件部メンバシップ関数を図4に示す。ここで点線は学習前，実線は学習後のメンバシップ関数である。同図(a)(d)のように， θ_r や θ は，3個のメンバシップ関数だけではその特徴を表せず，新たなメンバシップ関数が生成されている。また，同図(b)(c)をみると， d_R ， v は新たなメンバシップ関数の生成はなかったが，頂点位置が移動しており，より制御対象の特徴を正確に表すように微調整されていることがわかる。また，学習後のメンバシッ

図3 学習曲線
Fig.3 Learning curve.

図4 学習後の前件部メンバシップ関数
Fig.4 Membership functions after learning.

プ関数から考えられるすべての組み合わせのルール数は225個となるが、本手法ではそれらの中から表1に示す重要な16個のルールのみが獲得された。例えば、ルール1は θ_r が前、すなわち進行方向と道路が平行で、 d_r がやや遠くて、 v が速く、 θ が左のとき、ハンドルを右に切り速度を落とすというルールとなっている。このように得られたルールの内容把握は容易である。

表1 獲得されたファジィ推論ルール
Table 1. Acquired fuzzy reasoning rules.

ルール番号	θ_r	d_r	v	θ	$\Delta \theta$ [deg]	Δv
1	前	やや速い	速い	前	0.481	-0.912
2	前	やや速い	やや速い	前	0.236	3.380
3	やや右	やや速い	速い	前	-16.018	-1.512
4	前	やや速い	速い	前	0.015	2.004
5	前	やや速い	やや速い	左	-20.179	1.228
6	やや右	やや速い	やや速い	前	-1.921	0.096
7	やや右	やや速い	やや速い	やや右	2.465	0.764
8	前	やや速い	やや速い	やや右前	7.488	0.228
9	やや右	やや速い	速い	やや右	-0.181	-2.698
10	やや右	やや速い	やや速い	やや右前	-4.371	-0.020
11	前	やや速い	速い	左	-26.984	-4.148
12	やや左	やや速い	やや速い	前	25.495	-2.900
13	やや左	やや速い	速い	前	28.190	-1.476
14	やや左	やや速い	やや速い	左	11.410	-1.616
15	前	やや速い	やや速い	やや右	13.686	-0.260
16	やや左	やや速い	速い	左	-0.010	-0.100

次に、これら16個のファジィ推論ルールを使い、未教示のコースを自動走行させた結果を図5に示す。同図(a)のような教示したコースと類似のコースだけでなく、同図(d)のような難度の高い複雑なコースにおいても、正確な走行がおこなわれていることがわかる。

図5 未教示コースでの自動走行結果
Fig.5 Control results on uninstructed course

3. まとめ

ファジィ推論ルールの自動獲得手法を自動走行車両制御問題に適用した。その結果、制御対象が多入力であるにもかかわらず、獲得されたファジィ推論ルールおよびメンバシップ関数の数は設計者が把握しやすい必要最小限な数に抑えられており、しかも、得られた推論ルールは汎化能力的にも優れていることが明らかになった。

(平成7年1月26日受付)

文 献

- (1)増田, 太田:ファジィ・ニューラルネットワークによるメンバシップ関数および推論ルールの獲得手法, 電気学会論文誌C, Vol. 114-C, No. 11, 1185~1193(1994).

増田 達也 (正員) 1950年8月2日生。1981年3月大阪大学大学院博士課程単位修得退学(電気工学専攻)。日本学術振興会奨励研究員を経て、1985年4月大阪大学工学部電気工学科助手。1987年4月大阪工業大学工学部電気工学科講師、現在同教授。工学博士。ニューラルネットワーク、ファジィ制御、遺伝的アルゴリズム、多目的意志決定、システム構造分析などの研究に従事。電子情報通信学会、計測自動制御学会、システム制御情報学会、日本ファジィ学会、日本オペレーションズ・リサーチ学会、IEEE会員。

前西 成樹 (学生会員) 1972年2月13日生。平成6年4月大阪工業大学大学院修士課程(電気工学専攻)入学、現在に至る。ファジィ推論とニューラルネットワークの融合に関する研究に従事。