論文

最近傍ファジィクラスタリングを用いた 移動ロボットの速度制御†

大内 隆夫* 加藤 匡寿* 金子 正人*

最近、数値入出力対のデータと言語情報を、同じ枠組で効率よく工学系に組み込むことのできる種々のファジィ論理系が提案されている。なかでも、最近傍クラスタリングを用いた系は一つのグループが一つのルールで表わされるように、入出力サンプルをグループに分けるのに用いられており、ニューラルネットワークと同様な学習機能がある。そこで本研究では、実験的に求めた最適 PID ゲインにより学習させた、最近傍クラスタリングのファジィ論理系を用いて、PID 制御の 3 つのゲインを変化させる。そして、移動ロボット車が路面傾斜の変化に対して直進走行する場合のような制御対象にも、安定走行を続けることのできる制御方式を提案する。この論理系の学習能力は、ニューラルネットワークを用いて速度制御した結果と比較・検討したところ、学習回数も少なく、学習データについて一通過方向で行われ、汎化能力もあり、計算が簡単であることがわかった。

キーワード：PID 制御、最近傍クラスタリングのファジィ論理系、学習、移動ロボット車、速度制御

1. まえがき

ニューラルネットワークの学習では知識が分散されてしまうため、知識を明示できなかった。そのため、ファジィの知識表現法とニューラルネットワークの学習法とを組み合わせ、両者を融合させるための研究が盛んになっている^{[1][2]}。

ところが、最近、数値入出力対の情報と言語情報を同じ枠組で効率よく工学系に組み込むことのできるファジィ論理系が提案されている^{[3]~[6]}。これからは多くの線形および非線形制御問題、信号処理、通信分野への応用が期待される。

そのようなファジィ論理系の一つに最近傍クラスタリングを用いた適応ファジィ論理系があり、制御系を構成するためのツールとして期待されている^[7]。入出力対のサンプル数が大きくなると、最近傍クラスタリング法は一つのグループが一つのルールで表わされるように、入出力サンプルをグループ分けするのに用いられており、ニューラルネットワークと同様な学習機能があることが分かっている。

これまで一自由度マニピュレータの制御において、通常の固定型 PID 制御の PID フィードバックゲインをニューラルネットにより変化させることにより、未知対象物に対する力制御方程式が提案されている^[8]。この研究では、実験的に求めた数個の最適 PID ゲイン

により学習させたニューラルネットを用いて、PID ゲインを可変にすることにより力制御性能を向上させている。

そこで本研究では、最近傍クラスタリングのファジィ論理系を用いる手法により PID ゲインを変化させ、移動ロボット車が路面傾斜の変化に対して走行するような制御対象にも、定速走行を続けることのできる制御方式を提案する。

PID 制御は、比例係数、積分係数、微分係数を調整することによってシステムの制御を実現する、線形制御手法であることはよく知られている^[9]。また PID 制御の各係数の調整則に関しては、限界感度法^[9]や二自由度制御系の調整法^[9]等がある。しかし、移動ロボット車のように制御対象の非線形性が強い場合には制御が困難となる。非線形な入力データでも、与えられた精度まで推定値を一致させることのできる最近傍クラスタリングのファジィ論理系を用いて、PID ゲインを学習させる方法をここでは採用した。

このファジィ論理系はファジィ IF-THEN 規則の集合から構成されているので、これを制御系に用いたときに対しても定常偏差を除くには積分動作が必要であるというように、PID 制御の知識は役立つものと思われる。

最近傍クラスタリングのファジィ論理系を移動ロボットの速度制御に用いることにより、厳密な数学モデルを必要とせず、制御対象の大幅な特性変化に対しても柔軟に対応できるということが期待できる。この場合、最近傍クラスタリングのファジィ論理系の学習能力は、ニューラルネットワークを用いて速度制御した結果と比較・検討したところ、学習回数も少なく、

† Speed Control of Robot Vehicle Using Fuzzy Nearest Neighborhood Clustering

Takao OHUCHI, Tadahide KATO and Masato KANEKO

* 日本大学 工学部

College of Engineering, Nihon University

学習データについて一通過方向で行われ、汎化能力もあり、計算が簡単であることが分かった。

2. 最近傍クラスタリングを用いたファジィ論理系

最近、ファジィ推論の工学的応用モジュールとしてファジィ論理系が定義され使用されている。そのファジィ論理系のファジィルールベースの動的構築を可能にする最近傍クラスタリングについて述べる。

2.1 ファジィ論理系

ここで、ファジィルールベースは次のファジィ IF-THEN ルール集合である。

$$R(l) : \text{IF } x_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^l, \\ \text{THEN } y \text{ is } G^l$$

F_i^l : 入力空間 U_i で定義されるファジィ集合, G^l : 出力空間 V で定義されるファジィ集合である。 $\underline{x} = (x_1, \dots, x_n)^T \in U_1 \times \dots \times U_n$: 前件部変数, $y \in V$: 後件部変数, $i=1, \dots, n$: 入力数, $l=1, \dots, M$: ルール数

推論は各プロダクションルールに対して合成則を用いて行うが、ここでは入力としてシングルトン・ファジィ化器を用いる。ガウス関数型メンバシップ関数を用い、代数積和推論と重心法非ファジィ化器を用いた一連のファジィ推論方式は総称してファジィ論理系と呼ばれている。このファジィ論理系は次式で表される。

$$f(\underline{x}) = \frac{\sum_{l=1}^M y^l \left[\prod_{i=1}^n a_i^l \exp \left(- \left(\frac{x_i - x_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right]}{\sum_{l=1}^M \left[\prod_{i=1}^n a_i^l \exp \left(- \left(\frac{x_i - x_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right]} \quad (1)$$

ファジィ推論の調整パラメータは $y^l \in V, a_i^l \in (0, 1), x_i^l \in U_i, \sigma_i^l > 0$ の制約をもつ $y^l, a_i^l, x_i^l, \sigma_i^l$ である。

$$\prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - x_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) = \exp \left(- \frac{\| \underline{x} - \underline{x}^l \|^2}{(\sigma)^2} \right) \quad (2)$$

ただし $\sigma_i^l = \sigma (i=1, \dots, n)$ とすると式(1)は次式となる。

$$f(\underline{x}) = \frac{\sum_{l=1}^M y^l \exp \left(- \left(\frac{\| \underline{x} - \underline{x}^l \|^2}{\sigma^2} \right) \right)}{\sum_{l=1}^M \exp \left(- \left(\frac{\| \underline{x} - \underline{x}^l \|^2}{\sigma^2} \right) \right)} \quad (3)$$

ここで、学習用入出力対 $(\underline{x}^l, y^l), l=1, 2, \dots, M$ が与えられたとき、与えられた精度まですべての M 個の対に一致するようなファジィ論理系 $f(\underline{x})$ を構成すること、すなわち、与えられた $\varepsilon > 0$ に対して $\| f(\underline{x}^l) - y^l \| < \varepsilon (l=1, 2, \dots, M)$ が要求される。この要求を満たす $\sigma^* > 0$ が存在することも証明されている^[7]。

2.2 最近傍クラスタリングを用いたファジィ論理系

このファジィ論理系では一つの学習用入出力対に対して一つのルールが対応する。かくして、学習用入出力対の数が多くなると、実用的な系ではなくなる。そこで、最近傍クラスタリングを用いたファジィ論理系により入出力対を分割し、一つのグループがファジィ論理系の一つのルールで表わすことができるように、サンプルをグループに分けるのに用いる。

(1) 最初の入出力対 $(\underline{x}_1, y_1)$ から出発し、 $\underline{x}_1$ にクラスタの中心 $\underline{x}^0$ を決める。そして $A^1(1) = y^1, B^1(1) = 1$ とし、半径 r を選定する。

(2) k 番目の入出力対 $(\underline{x}^k, y^k), k=2, 3, \dots$ を考えると、 M 個のクラスタの中心を $\underline{x}_0^0, \underline{x}_0^1, \dots, \underline{x}_0^M$ とする。次に $\underline{x}^k$ と M 個のクラスタの中心との距離 $\| \underline{x}^k - \underline{x}_0^l \|, l=1, 2, \dots, M$ を計算する。このうち最も小さな距離を $\| \underline{x}^k - \underline{x}_0^{l_k} \|$ とする。すなわち $\underline{x}^k$ に最も近いクラスタが $\underline{x}_0^{l_k}$ である。

(a) $\| \underline{x}^k - \underline{x}_0^{l_k} \| > r$ ならば、新しいクラスタの中心 $\underline{x}_0^{M+1} = \underline{x}^k$ として $\underline{x}^k$ を確立する。その時、 $A^{M+1}(k) = y^k, B^{M+1}(k) = 1$ をセットする。 $l=1, 2, \dots, M$ に対しては、 $A^l(k) = A^l(k-1), B^l(k) = B^l(k-1)$ を保持する。

(b) $\| \underline{x}^k - \underline{x}_0^{l_k} \| \leq r$ ならば、

$$A^{l_k}(k) = A^{l_k}(k-1) + y^k \quad (4)$$

$$B^{l_k}(k) = B^{l_k}(k-1) + 1 \quad (5)$$

$l \neq l_k$ である $l=1, 2, \dots, M$ に対しては

$$A^l(k) = A^l(k-1) \quad (6)$$

$$B^l(k) = B^l(k-1) \quad (7)$$

(3) k 番目の適応ファジィ系は次式で表される。

$$f_k(\underline{x}) = \frac{\sum_{l=1}^M A^l(k) \exp \left(- \left(\frac{\| \underline{x} - \underline{x}_0^l \|^2}{\sigma^2} \right) \right)}{\sum_{l=1}^M B^l(k) \exp \left(- \left(\frac{\| \underline{x} - \underline{x}_0^l \|^2}{\sigma^2} \right) \right)} \quad (8)$$

$\underline{x}^k$ が新しいクラスタを確立してもしなくても、式(8)の M は $M+1$ に変える。

(4) 規則を更新する際に、時定数とほぼ同一の概念の忘却要素 τ を導入すると、外乱、一時的な特性の変化等による特殊な入出力情報への影響を、時間経過により減少させることができる。忘却要素は式(4), (5)の帰式を次式に置き換えることで導入される。

$$A^{l_k}(k) = \frac{\tau-1}{\tau} A^{l_k}(k-1) + \frac{1}{\tau} y^k \quad (9)$$

$$B^{l_k}(k) = \frac{\tau-1}{\tau} B^{l_k}(k-1) + \frac{1}{\tau} \quad (10)$$

式(6), (7)を次に置き換える。

$$A^l(k) = \frac{\tau-1}{\tau} A^l(k-1) \quad (11)$$

$$B^l(k) = \frac{\tau-1}{\tau} B^l(k-1) \quad (12)$$

2.3 多入力多出力ファジィ論理系

ここで述べるファジィ論理系は、 M 個のルールから構成される場合について説明する。このルール毎に n 個の入力に対し、 n 個の出力からなる入出力対 $(\underline{x}^l, \underline{y}^l)$ から成り立っているとす。このとき n 個の前件部と n 個の後件部から成り立つことになり、 $\underline{x}^l = (x_1^l, x_2^l, \dots, x_n^l)$, $\underline{y}^l = (y_1^l, y_2^l, \dots, y_n^l)$, $l=1, 2, \dots, M$ で表わすことができる。

ここで、この入出力対のデータを次のように n 出力を n 組に分けて、 $(x_1^l, x_2^l, \dots, x_n^l, y_1^l), (x_1^l, x_2^l, \dots, x_n^l, y_2^l), \dots, (x_1^l, x_2^l, \dots, x_n^l, y_n^l)$, $l=1, 2, \dots, M$ に分岐することができる。すると、 $(x_1^l, x_2^l, \dots, x_n^l, y_1^l)$ は n 入力一出力型となる。同様にして、 n 入力一出力の組が $(n-1)$ 組できることになる。そこで、前述の多入力一出力型の最近傍クラスタリングを用いたファジィ論理系の原理を、 n 出力それぞれに適用することが可能となった。そのため、与えられた精度まで入出力対に一致するような式(8)の $f_k(\underline{x})$ を n 個推論することが可能となる。

表1は二入力三出力のときに、このファジィ論理系で学習した結果を示す。表1の左側上からの四行五列は学習用入出力対を示す。ここで入力は一列で出力は三列である。この二入力三出力型の学習は二行目について説明すると $(x_1^1=0, x_2^1=1, y_1^1=0)$, $(x_1^1=0, x_2^1=1, y_2^1=0)$, $(x_1^1=0, x_2^1=1, y_3^1=1)$ の二入力一出力型を三組、前述のように学習を行なったときに、入力 $(x_1^1=0, x_2^1=1)$ をこのファジィ論理系に印加した場合の三出力 $(y_1^1=0.00032, y_2^1=0.01766, y_3^1=0.96435)$ の推論結果である。表1下二行は未学習二入力を印加した時の三推論結果を示す。本方法はファジィ論理系の数値情報の学習ができることを示している。

2.4 最近傍クラスタリングを用いたファジィ論理系の特徴とこれを用いたシステム同定

このファジィ論理系の特徴は次の三点である。

- (1) ルール数を減少させることができると同時に、採取した学習入出力対を基に、それに適応したファジィルールベースを簡単なアルゴリズムで構築することができる。また、そのアルゴリズムの簡単さから、ファジィ論理系運用中の実時間での同定も可能である。
- (2) 数値入出力データの一通過方向で学習ができ、適応的であり、計算が簡単である。
- (3) 不便さは、言語情報の調整がこのアルゴリズムを用いた学習過程にできないことである。

次に最近傍クラスタリングを用いたファジィ論理系をシステム同定に応用した例を示す。

同定対象を次に示す。

表1 二入力三出力での学習結果 ($\tau=0.5$)

学習入出力対					推論結果		
入力		出力			出力1	出力2	出力3
1	2	1	2	3			
0	0	0	0	0	0.01766	0.00032	0.01766
0	1	0	0	1	0.00032	0.01766	0.96435
1	0	1	0	0	0.96435	0.01766	0.00032
1	1	0	1	0	0.01766	0.96435	0.01766
0.5	0	-	-	-	0.49101	0.00899	0.00899
0.3	0.8	-	-	-	0.01397	0.15401	0.76282

(a) τ 未使用 制御: 100回 ルール数: 26

(b) τ 未使用 制御: 100回 ルール数: 15

(c) $\tau=2.0$ 制御: 100回 ルール数: 15

図1 二入力二出力システム同定

$$\begin{bmatrix} y_1(k+1) \\ y_2(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1(k)/(1+y_2^2(k)) \\ y_1(k)y_2(k)/(1+y_2^2(k)) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{bmatrix} \quad (13)$$

直列-並列同定モデル式は二つのファジィ論理系からなる。

$$\begin{bmatrix} \hat{y}_1(k+1) \\ \hat{y}_2(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1(y_1, y_2) \\ f_2(y_1, y_2) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin(2\pi k/25) \\ \cos(2\pi k/25) \end{bmatrix} \quad (15)$$

式(13)の $y_1(k)/(1+y_2^2(k))$ と $y_1(k)y_2(k)/(1+y_2^2(k))$ は未知とする。これを最近傍クラスタリングを用いて推定(同定)した式を $f_1(y_1, y_2), f_2(y_1, y_2)$ で示す。図1(a), (b)は、式(9)~(12)の $\tau=0$ のとき、図1(c)は $\tau=2$ としたときの同定結果である。図1(a)の y_1 と f_1 の誤差 e が $\tau=0$ と $\tau=2$ (図略) とで同程度であるのに対し

て,明らかに図1(c)では振幅最大となるあたりで一過性の外乱,特性変化による誤差が減少しているのが分かる。

この理由は,いま k 番目の一つのルールである ($l=k$) の入出力対 (x^k, y^k) , $k=2, 3, \dots$ で, x^k に最も近いクラスタ x_0^{lk} が $\|x^k - x_0^{lk}\| \leq r$ ならば,式(8)の $f_k(x)$ の $A^l(k)$ が $\tau=0$ の場合は,式(4)の $A^{lk}(k)$ で $B^l(k)$ が式(5)の $B^{lk}(k)$, また $l \neq l_k$ である $l=1, 2, \dots, M$ に対しては各々式(6)と式(7)で計算される. $\tau=2$ の場合は,それぞれ式(9)は $A^l(k) = 0.5A^{lk}(k-1) + 0.5y^k$, 式(10)は $B^{lk}(k) = 0.5B^{lk}(k-1) + 0.5$, 式(11)は $A^l(k) = 0.5A^l(k-1)$, 式(12)は $B^l(k) = 0.5B^l(k-1)$ となる. そこで図1の(b), (c)の制御回数23回, 48回, 73回の時の y_2 のように急激な特性変化があった時刻を $k-1$ で表わせば, $A^{lk}(k-1)$, $B^{lk}(k-1)$, $A^l(k-1)$ と $B^l(k-1)$ の係数が1以下であるので, k が進むにつれて係数が急激に減少するため,式(8)の $f_k(x)$ が特性変化の影響を時間経過により減少させることができる. そのため,同定波形が実際の波形に近づくのである。

3. 移動ロボット車のPID速度制御

移動ロボット車をPIDで速度制御した場合,動作条件の変化などにより特性が大きく変動するときに,最近傍クラスタリングを用いたファジィ論理系の適応制御機構を用いて最適な可変PIDゲインを学習することにより,PIDゲインの適応制御を行うことができ,ロボット車の非線形性を補償し,速度制御の良い動特性を得ることができる。

3.1 移動ロボット車の運動方程式

制御対象として図2に示す前輪操舵後輪駆動の運動力学モデルを用いる. このとき車両の重心点は地面上

図2 前輪操舵後輪駆動の運動力学モデル

にあり,傾斜がない場合とある場合の良好な舗装路を走行するものとする. また,移動ロボット車におけるローリングとピッチングの影響は十分小さいものとし,前輪および後輪の特性が左右二輪の総合特性を代表するものとする. このような車両モデルは極座標系で導かれているが^[10],ここでは直交座標系の車両モデルに変換して用いている. ロボット車の動的特性を力学的に表現しているので,シミュレーションの段階で使用するには,ピッチングとローリングの影響は考慮していないが,比較的实际に近い動特性を表しているものと思われる. x 軸および y 軸方向に傾斜角 K_x, K_y のある場合のロボット車の数学モデルを導入するために用いる記号を表2に示す。

ロボット車の運動の自由度は, x 軸方向の運動(x), y 軸方向の運動(y), 重心点回りの回転運動(ψ)の三自由度であり,その操作量はステアリング角 θ , 駆動力 D の二つである. 図2のような路面に固定された絶対座標系($0-xy$)を用いると,路面に傾斜のある移動ロボット車の運動方程式は次のようになる。

$$\begin{aligned} \ddot{x} = & g \{ e_2 (\mu - h_2) \cos \psi - e_1 (S_f / W_1) \sin (\theta + \psi) \\ & - e_2 (S_r / W_2) \sin \psi - e_1 h_1 \cos (\theta + \psi) - \sin K_x \} \end{aligned} \quad (16)$$

表2 移動ロボット車モデルに関する記号

記号	名称および定義
ϕ	姿勢角
D	後輪駆動力 $D = \mu W_2$
μ	駆動係数 $\mu = D / W_2$, $-0.3 \leq \mu \leq 0.7$
θ	前輪ステアリング角 $ \theta \leq 20^\circ$
β	車体横スベリ角
β_f, β_r	前輪および後輪の横スベリ角
S_f, S_r	前輪および後輪に作用するサイドフォース $S_f = C_f \beta_f W_1$, $S_r = C_r \beta_r W_2$
H_1, H_2	前輪および後輪に作用するこがり抵抗 $H_1 = 0.02 W_1$, $H_2 = 0.02 W_2$
W_1, W_2	前輪および後輪の接地荷重 $W_1 = m g a / (a+b)$, $W_2 = m g b / (a+b)$
C_f, C_r	前輪および後輪のコナリング係数 $C_f = C_{f0}$, $C_r = C_{r0} (1 - 0.32 \mu (\mu + 0.5))$ $C_{f0} = C_{r0} = 5$ [1/rad]
V	車速 $V = \sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}$
m	車両全体の質量
g	重力の加速度 9.8 [m/s ²]
I	重心点をとる鉛直軸まわりの慣性モーメント 172 [kgfms ²]
a, b	前輪および後輪接地軸から重心点距離 1.25 m
F_{x1}, F_{x2}	路面の傾斜による x 軸および y 軸方向の力
F_{y1}, F_{y2}	$F_{x1} = W_1 \sin K_x$, $F_{y1} = W_1 \sin K_y$, $F_{x2} = W_2 \sin K_x$, $F_{y2} = W_2 \sin K_y$
K_x, K_y	x 軸および y 軸方向の傾斜角 $n = ab / \rho^2$, $e_1 = b/l$, $e_2 = a/l$, $l = a+b$, $h_1 = H_1 / W_1$ $h_2 = H_2 / W_2$, $\mu = D / W_2$, $\rho^2 = I/m$

$$\ddot{y} = g\{e_2(\mu - h_2)\sin\psi + e_1(S_f/W_1)\cos(\theta + \psi) + e_2(S_r/W_2)\cos\psi - e_1h_1\sin(\theta + \psi) - \sin K_y\} \quad (17)$$

$$\ddot{\psi} = g\{n(S_f/W_1)\cos\theta - n(S_r/W_2) - nh_1\sin\theta\}/l \quad (18)$$

$$S_f/W_1 = C_f \cdot \beta_f \quad (19)$$

$$S_r/W_1 = C_r(\mu) \cdot \beta_r \quad (20)$$

$$\tan\beta_f = \frac{\dot{x}\sin(\theta + \psi) - \dot{y}\cos(\theta + \psi) - \alpha\dot{\psi}\cos\theta}{\dot{x}\cos(\theta + \psi) + \dot{y}\sin(\theta + \psi) + \alpha\dot{\psi}\sin\theta} \quad (21)$$

$$\tan\beta_r = \frac{\dot{x}\sin\psi - \dot{y}\cos\psi + b\dot{\psi}}{\dot{x}\cos\psi + \dot{y}\sin\psi} \quad (22)$$

$$\tan\beta = \frac{\dot{x}\sin\psi - \dot{y}\cos\psi}{\dot{x}\cos\psi + \dot{y}\sin\psi} \quad (23)$$

3.2 移動ロボット車の PID 速度制御

移動ロボット車モデルは二入力(μ, θ)三出力(x, y, ψ)で、入力に関して非線形なシステムであることが分かる。ここでは、速度 $V = (\dot{x}^2 + \dot{y}^2)^{1/2}$ を制御量、駆動力 $D = \mu W_2$ と操舵角 θ が操作量となるが、いかなる目標速度が設定されても、設定目標速度一定で走行させる速度制御を行う。また、進行方向の路面の傾斜角が制御中に変化しても、駆動力 D を操作して設定目標速度一定になるように制御する。ここで、移動ロボット車は初期姿勢角 $\psi = 90$ 度、操舵角 $\theta = 0$ 度で直進する時と初期姿勢角 $\psi = 45$ 度、 $\psi = 60$ 度、操舵角 $\theta = 15$ 度で回転する時の速度制御について述べる。

このような状況のもとで、移動ロボット車の実速度と目標速度との誤差 E に基づく次式の PID 制御則に従って、駆動係数 $\mu (= D/W_2)$ を操作する。

$$\mu = K_p E + K_i \int E dt + K_d \frac{dE}{dt} \quad (24)$$

K_p : 比例ゲイン, K_i : 積分ゲイン, K_d : 微分ゲイン, E : 目標速度差(目標速度と実速度との差)

3.2.1 固定 PID ゲインによる速度制御

固定 PID 制御を用いた移動ロボット車の速度制御のブロック線図を図 3 に示す。ここで、PID ゲイン K_p, K_i, K_d は固定値を取り変化することはない。制御は目標速度と実速度の差 E (以下目標速度差) から式(24)により駆動係数 μ を計算し、それを移動ロボット車への入力とする。

3.2.2 可変 PID ゲインによる速度制御

可変 PID ゲインによる速度制御は目標速度差 E および路面の傾斜角 K_y に応じた三つの PID ゲインを、最近傍クラスタリングを用いたファジィ論理系を用いて適応的に変化させて制御する方法で、図 4 にその構成を示す。

このファジィ論理系からなるファジィ制御器は、入

図3 固定 PID ゲインによる速度制御の構成図

図4 可変 PID ゲインによる速度制御の構成図

力として道路の傾斜角 K_y 、目標速度差 E の二入力で、その時の三つの PID ゲイン (K_p, K_i, K_d) を出力する二入力三出力型である。

4. 最近傍クラスタリングのファジィ論理系を用いた PID 速度制御の学習

ここで、入出力対 (x^l, y^l) , $l=1, 2, \dots, M$ が与えられたとき M 個の入出力対すべてに、与えられた精度まで一致できるファジィ論理系 $f_k(x)$ (式(8))を構成する。式(1)を用いれば一つの入出力対に一つのルールが対応するが、一個のグループが一個のルールによって表わせるように、入出力対をグループに分けるのに最近傍クラスタリングのファジィ論理系が用いられている。式(8)と式(3)を比較してみると、 $\underline{x}$ が属しているクラスタの中心 $\underline{x}_0$ によって式(3)の $\underline{x}$ を置き換えれば、式(3)は式(8)となる。

最近傍クラスタリングのファジィ論理系を用いて、図 4 のように PID 速度制御系の PID ゲインをそれぞれ適応的に変化させる。この時、教師信号として何を採用するかが問題となるが、ここでは実験的に調べた傾斜角 K_y と目標速度差 E によって異なる三つの最適な PID ゲインをシミュレーションによって一つずつ求め教師信号とする。

まず、最近傍クラスタリングのファジィ論理系が、傾斜角 K_y 、目標速度差 E の二入力によって異なる三つの最適な PID ゲイン K_p, K_i, K_d を教師信号とする二入力三出力型の学習を前述の方法によって行なう。傾斜角 0 度の時、目標速度差 5, 25, 45, 75 km/s までの四点と、傾斜角 15 度の時、目標速度差 5, 25, 45, 75 km/s までの四点、合計八点の状態についての最適な PID ゲインすなわち K_p^l, K_i^l, K_d^l ($l=1, 2, \dots, 8$) の二十四教師信号を示したのが表 3 である。

次に、多入力一出力型の最近傍クラスタリングを二入力三出力型に変換する方法を示す。二入力は表 3 に

表3 可変PIDゲインの学習用データ

傾斜角 K_y [°]	初速度と 目標速度 の差 E [km/h]	比例 ゲイン K_p	積分 ゲイン K_i	微分 ゲイン K_d
0	5	0.8	0.003	0.5
	25	0.8	0.0009	0.8
	45	0.8	0.0003	0.8
	75	0.5	0.0001	1.0
15	5	1.0	0.03	0.8
	25	1.0	0.002	0.8
	45	0.8	0.0006	1.0
	75	0.8	0.00026	1.0

示すように、傾斜角 K_y は0度と15度でその各々に四つの目標速度差 E があるから八個のルールが存在することになる。このルール毎に二つの入力に対し出力である三つのPIDゲイン K_p, K_i と K_d が存在する。ここでルールの数が八個であるから、これをファジィ論理系の入出力対に当てはめると、入力 $= (\underline{x}) = (x_1, x_2)$ 、出力 $= (\underline{y}) = (y_1, y_2, y_3)$ で表わすことができる。

ここで入出力対のデータを次のように二入力三出力を三組に分けて (x_1, x_2, y_1) 、 (x_1, x_2, y_2) と (x_1, x_2, y_3) ($l=1, 2, \dots, 8$) にすることができる。すると (x_1, x_2, y_l) は二入力一出力型となる。同様にして他の二つも二入力一出力型となり、二入力三出力型を作ることが可能であり、前に述べた最近傍クラスタリングの学習の原理を、そのまま適用することが可能となった。ほかの二出力にも同様に適用することができ、学習を完了することができる。その結果二入力一出力型のルールが二十四個できることになる。

5. シミュレーション結果

ここでは、固定PIDゲインによる制御と、三つのPIDゲインを最近傍クラスタリングのファジィ論理系により教師信号で学習して、ファジィ論理系を制御器として用いたときの適応制御の応答について比較をする。また、同じ学習データを用いて逆伝搬法により学習したニューラルネットワークを用いて、このニューラルネットワークを制御器として用いたときの適応制御の応答と上述の応答との比較も行う。

移動ロボット車は3章で示した運動方程式式(16)～(23)を使用し、刻み幅50msに設定し、Runge Kutta Gill法でシミュレートした。このロボット車の使用パラメータは $C_{10} = C_{20} = 5.0$, $h_1 = h_2 = 0.02$, $a = b = 1.25$ (m), $n = 1$, $g = 9.8$ (m/s²) である。

傾斜角 K_y と目標速度差 E と三つのPIDゲインの八個の組に対して最近傍クラスタリングが学習を行う。また学習に使用した入出力データは表3に示す。学習に使用した最近傍クラスタリングとニューラルネット

表4 学習に関するパラメータ

最近傍 クラスタ リング	収束半径 r	7.5
	前件部メンバシップ 関数パラメータ σ	7.5
	備考: 目標速度差を傾斜角の次元にあわせる ためにスケーリングを施す	
ニューラル ネットワーク	ネットワーク形状	階層型
	階層数	3層 (隠れ層1)
	ユニット数	2:20:3
	学習係数 η	0.5
	慣性係数 α	0.8
	学習回数	56618回

ワークのパラメータは表4に示す。

まずはじめに、初期姿勢角 $\psi = 90$ 度、操舵角 $\theta = 0$ 度で直進する時のシミュレーションから述べる。

(1) 固定PIDゲインによる制御の応答と最近傍クラスタリングを用いたファジィ論理系で学習した可変PIDゲインによる制御の応答について比較してみる。その後、同じ学習データを用いて逆伝播法により学習したニューラルネットワークを用いた可変PIDゲインの制御応答と、前述のファジィ論理系で学習したPID制御応答とを比較検討してみる。これらのシミュレーション結果を示したのが図5(a)と図5(b)である。ここで使用した固定PIDゲインは $K_p = 1.0$, $K_i = 0.03$, $K_d = 0.8$ である。初速度5 km/s、目標速度30 km/s、傾斜角 $K_y = 0$ 度の時で、最近傍クラスタリングの収束半径 $r = 7.5$ 、前件部メンバシップ関数のパラメータ $\sigma = 7.5$ 、目標速度差を傾斜角に合わせるためにスケーリングを施してある。本制御システムは、移動ロボッ

(a) ファジィ論理系による可変PID速度制御

(b) ニューラルネットワークによる可変PID制御

図5 PID速度制御のシミュレーション
(初速度5km/s 目標速度30km/s 傾斜角0°)

ト車がここではほぼ線形と見なせるが、定値制御として有用である PID 制御でも状況に応じて PID ゲインが異なり、固定 PID ゲインではその性能に限界がある。そのため、目標速度を一度大きく上回ってから減速して目標速度に一致していくオーバーシュートが確認された。一方、最近傍クラスタリングによるデータの学習を終えたファジィ論理系を用いると、そのオーバーシュートが大幅に低減された。この速度制御結果は表 3 の可変 PID ゲインの学習用入出力データと表 4 のパラメータを用い、最近傍クラスタリングとニューラルネットワークの逆伝播法を用いて学習した、傾斜角 $K_y=0$ 度、目標速度差 $E=25\text{km/s}$ の時の速度制御特性を示す。上述と同様に学習した両者について、傾斜角 $K_y=15$ 度、目標速度差 $E=45\text{km/s}$ の時の速度制御結果も同様な結果が得られた。

(2) 前述と同様表 3 と表 4 のデータを用い最近傍クラスタリングとニューラルネットワークが学習を完了した後に、路面傾斜角に未学習データ $K_y=7$ 度と目標速度差 $E=25\text{km/s}$ を入力した場合の速度制御の応答も図 5 と同様の結果を示し、オーバーシュートのない良い特性を示した。次に前述と同様に表 3 と表 4 のデータを用い、両者の学習を完了した後に、路面傾斜角 $K_y=15$ 度、目標速度差に未学習データ $E=55\text{km/s}$ を用いた場合の速度制御応答も同様の結果を示し、オーバーシュートのない良い特性を示した。

(3) 前述と同様に表 3 と表 4 のデータを用い、両者の制御器の学習が完了した後、目標速度差と路面傾斜角の両者に未学習データ、 $E=15\text{km/s}$ 、 $K_y=8$ 度を入力した場合の速度制御の応答を図 6 に示す。

(a) ファジィ論理系による可変 PID 速度制御

(b) ニューラルネットワークによる可変 PID 制御

図6 PID 速度制御のシミュレーション
(初速度5km/s 目標速度20km/s 傾斜角 8°)

(4) 前述と同様に両者の制御器の学習が完了した後、時間経過に対し階段状に速度が増加および減少した時の最近傍クラスタリングとニューラルネットワークの両制御器を用いた時の速度制御の応答を示したのが図 7 である。この時、傾斜角 $K_y=0$ 度、初速度15km/s であり、固定 PID ゲインは $K_p=1.0$, $K_i=0.03$, $K_d=0.8$ を使用した。この場合でも、最近傍クラスタリングとニューラルネットワークを用いた場合には階段状の目標速度変化に良く応答していることが分かる。次に両者の学習が完了した後、図 8 (a) のように路面傾斜角のみをある時間間隔において正負パルス状に変化させたときの応答を固定 PID ゲイン、最近傍クラスタリングとニューラルネットワークを制御器として使用した場合の応答を図 8 (b) と図 8 (c) に示す。ここでは、初速度40km/s、目標速度40km/s、固定 PID ゲインを $K_p=0.8$, $K_i=0.0026$, $K_d=1.0$ とした。

時間の経過に伴って目標速度および路面傾斜角が変化する状況においても、設定速度に応答していることが分かる。路面傾斜角の変化に対して固定 PID ゲインの場合は、増加、減少に対して速度制御が行われていないのに対し、最近傍クラスタリングとニューラルネットワークの場合には、傾斜角の切り換え点で一時的な移動速度の変動もすぐに制御され、目標速度を維持しようとしている。このことから、最近傍クラスタリングを用いたファジィ論理系は、学習の結果得た知識から推論によって適応制御を実現していることが分かる。

前述と同様、表3と表4のデータを用いて最近傍クラスタリングが学習を完了した後に、初期姿勢角 $\psi=45$

(a) ファジィ論理系による可変 PID 速度制御

(b) ニューラルネットワークによる可変 PID 制御

図7 PID 速度制御のシミュレーション
(初速度15km/s 目標速度可変 傾斜角0°)

度、操舵角 $\theta=15$ 度で回転させた時のシミュレーションを次に述べる。

(1) 初速度5km/s, 目標速度30km/s, 路面傾斜角 $K_y=0$ 度の時で、収束半径 $r=7.5$, 前件部メンバシップ関数のパラメータ $\sigma=7.5$ の場合の速度制御応答を示した

(a) 路面傾斜角の変化

(b) ファジィ論理系による可変 PID 速度制御

(c) ニューラルネットワークによる可変 PID 制御

図8 PID 速度制御のシミュレーション
(初速度40km/s 目標速度40km/s 傾斜角可変)

(a) 目標速度30km/s 傾斜角 0° 初期姿勢角 $45^\circ \theta=15^\circ$

(b) 目標速度20km/s 傾斜角 8° 初期姿勢角 $45^\circ \theta=15^\circ$

図9 PID 速度制御のシミュレーション

のが図9(a)である。また、初期姿勢角 $\psi=60$ 度、操舵角 $\theta=15$ 度の時もほぼ同様の特性を示した。

(2) 初速度5km/s, 目標速度20km/s, 路面傾斜角 $K_y=8$ 度の時で、その他の定数は前と同様の値を用いた時の速度制御応答を示したのが図9(b)である。また、初期姿勢角 $\psi=60$ 度、操舵角 $\theta=15$ 度の時もほぼ同様の特性を示した。

6. 考察

前述のように、このファジィ論理系は学習アルゴリズムとして知られているニューラルネットワークによる制御応答と比較してもほぼその差異は認められない。学習時間によって両者を比較してみると、ニューラルネットワークは56618回の学習を要するのに対し、最近傍クラスタリングでは入力空間内にクラスタを生成するため、二入力一出力型から見れば二十四回の学習で終了する。このことから、最近傍クラスタリングは学習効率が優れたアルゴリズムであるといえる。しかしながら、学習パラメータ決定法に注目してみると、ニューラルネットワークは乱数により結合荷重を初期化して、最急降下法による逆伝搬法で結合荷重を更新するのに対し、最近傍クラスタリングでは、収束半径 r , 前件部メンバシップ関数の偏差 σ に関しては決定法が確立されていないため、試行錯誤により探索するしかない。

図5と図6の実験で最近傍クラスタリングを用いた場合と、ニューラルネットワークを用いた場合の三つのPIDゲインの推定値を表5に示す。

7. 結言

本研究では学習に用いる全ての入出力対のデータに任意の精度まで一致させることのできるという意味で最適な、最近傍クラスタリングを用いたファジィ論理系の適応的機能について検討した。これまでは多入力一出力型について説明されていたが、これを多入力多出力型に拡張した。

そして我々は、移動ロボット車の速度制御のためのPID制御器を構成するために、この適応ファジィ論理系を用いた。

また適応学習アルゴリズムとして研究が進められて

表5 シミュレーション用PIDゲイン

	ファジィ論理系			ニューラルネットワーク		
	K_p	K_i	K_d	K_p	K_i	K_d
図5	0.80357	0.00095	0.79555	0.79614	0.00079	0.79706
図6	0.91325	0.01104	0.72610	1.06662	0.00363	0.55076

いるニューラルネットワークを用いて同様の制御を行い、これらとの比較から最近傍クラスタリングを用いたファジィ論理系のルール生成アルゴリズムの再検証を試みた。

このファジィ論理系はニューラルネットワークと同様、数値情報を直接学習でき、システムの同定もでき、汎化能力があることが分かった。

参考文献

- [1] Pedrycz, W.: "Fuzzy Neural Networks and Neuro computation," Fuzzy Sets and Systems, Vol.56, pp. 1-28(1993)
- [2] Chin-Teng Lin & C.S.George Lee: "Neural Fuzzy Systems," Prentice Hall PTR, pp.478-702(1996)
- [3] Wang, L.X.: "Fuzzy Systems are Universal Approximators," Pro. IEEE International Conf. on Decision and Control, Tucson, pp.2511-2516(1992)
- [4] Wang, L.X.: "Stable Adaptive Fuzzy Control of Nonlinear Systems," Proc. 31st IEEE conf. on Decision and Control, Tucson, pp.2511-2516(1992)
- [5] Wang, L.X. and J.M.Mendel: "Generating Fuzzy Rules from Numerical Data, with Application," IEEE Trans. on Systems, Man, And Cybern., Vol.22, No.6, pp.1414-1427(1992)
- [6] Wang, L.X. and J.M.Mendel: "Fuzzy Basis Function, Universal Approximation, and Orthogonal Least Squares Learning," IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.3, No.5, pp.807-814(1992)
- [7] Li-Xin Wang: "Adaptive Fuzzy Systems and Control," Prentice-Hall,(1994)
- [8] 鵜田正俊, 光岡豊一, 福田敏男, 栗原崇: "神経回路モデルによるロボットの力制御," 日本ロボット学会誌, Vol.7, No.1, pp.47-51(1989)
- [9] 須田信英: "PID 制御," 朝倉書店, (1992)
- [10] 岡田正: "自動車の安定性・操舵性におよぼす駆動力の影響について," 自動車技術, Vol.21, No.9, pp.923-930(1967)

(1999年5月18日 受付)

(1999年9月14日 再受付)

問い合わせ先

〒963-8642

郡山市田村町徳定字中河原 1

日本大学工学部情報工学科

大内 隆夫

TEL : 024-956-8820

FAX : 024-956-8863

著者紹介

大内 隆夫 (おうち たかお)

日本大学 工学部情報工学科

昭和28年3月 東北大学工学部電気工学科卒業。昭和31年3月 同大学大学院工学研究科修士課程修了。同年 山形大学助手。昭和50年 同教授。平成5年4月より日本大学工学部情報工学科教授、現在に至る。工学博士。この間、非線形磁気応用、システム制御、認知システム、移動ロボット、知能情報システムに関する研究に従事。日本ファジィ学会、電気学会、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、日本ロボット学会各会員。

金子 正人 (かねこ まさと)

日本大学 工学部情報工学科

昭和62年3月 山形大学工学部電子工学科卒業。平成1年3月 同大学大学院工学研究科修士課程修了。同年4月 日本電気ホームエレクトロニクス(株)入社。平成5年4月より日本大学工学部情報工学科助手、現在に至る。主として知能情報処理、音声認識に関する研究に従事。電子情報通信学会、情報処理学会各会員。

加藤 匡寿 (かとう ただひで)

日本大学大学院 工学研究科博士前期課程電気工学専攻

平成8年3月 日本大学工学部電気工学科卒業。平成10年3月 同大学大学院工学研究科博士前期課程修了。同年4月より理化学研究所脳科学総合研究センター勤務。在学中、知的制御系の構成に関する研究に従事。

Speed Control of Robot Vehicle Using Fuzzy Nearest Neighborhood Clustering

by

Takao OHUCHI, Tadahide KATO and Masato KANEKO

Abstract :

Recently, it has been proposed that there exists a variety of fuzzy logic systems which can incorporate numerical input-output pairs and linguistic information in a natural and systematic way. Those systems using nearest neighborhood clustering can be used to group the samples so that a group can be represented by only one rule, and have a function of same learning as neural network. A fuzzy logic systems using nearest neighborhood clustering were learned by optimal gains of PID control searched experimentally, and the three gains of PID control are changed by this learning processing. After there, when robot vehicle makes a straight drive with and without an angle of a road surface inclination, control methods that can continue to travel at constant speed in control subject are proposed in this paper. I saw that the advantages of those fuzzy logic systems have a small number of learning times, perform a one-pass operation on the training data, have a generalization ability and are computationally simple by comparing with and examining the results of speed control using neural network.

Keywords : PID Control , Fuzzy Logic Systems Using Nearest Neighborhood Clustering , Learning, Robot Vehicle, Speed Control

Contact Address : **Takao OHUCHI**

College of Engineering, Nihon University
Koriyama-shi, 963-8642 Japan
TEL : 024-956-8820
FAX : 024-956-8863