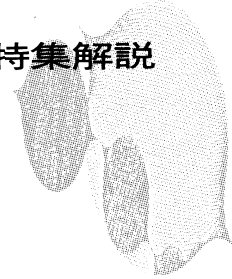


II. 家電製品へのファジィ制御の応用状況

特集解説

正 員 林

勲 (松下電器産業(株)中央研究所電子機器基礎研究所)



1. はじめに

ファジィ制御⁽¹⁾⁽²⁾は、一般に専門家の定性的な知識を if-then 形式のルールで表現できるので、モデルの構造が理解しやすいという特徴がある。当初は運転制御⁽³⁾やプロセス制御⁽⁴⁾などの大規模システムに適用されその有効性が示されたが、1990年以降は、家電製品⁽⁵⁾を中心に導入され、「ファジィ」という言葉が一般用語として広く知れわたった。最近の調査では、ファジィ制御としての応用事例⁽⁶⁾が軽く100例を越えているという。しかし、ファジィ制御にも多くの課題がある。例えば、if-then ルールの調整、学習および制御対象の変化に対する適応性の問題である。

これらの問題に対する多くの手法^{(7)~(13)}が提案されている。これらの手法は次の3種類に大別される。

- 設計者が設計ツールを用いてルールを作り上げていく方法⁽⁷⁾⁽⁸⁾
- オンラインで繰り返しの学習により自動調整するファジィコントローラ⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾
- ニューラルネットワークとの融合手法により自動的にルールを決定する方法^{(11)~(13)}

第1の方法では、設計者が設計ツールのエディタ機能を用いて、ファジィ制御の出力と目的とする出力との差を小さくするように手作業でメンバーシップ関数などを調整する。比較的容易にルールを調整できるが、多くの調整時間が必要となる。第2と第3の方法では、種々の調整アルゴリズムやニューラルネットワーク⁽¹⁴⁾の学習機能を用いてルールを自動構築するので、短時間でルールを調整できる。

ここでは、ニューラルネットワークの学習機能によ

り if-then ルールを調整、学習する手法の紹介を行い、ファジィ制御の家電製品への応用状況について説明する。ニューラルネットワークは脳神経細胞の結合にヒントを得た数理ネットワークであり、学習機能、非線形性に優れている。特に、Rumelhart ら⁽¹⁵⁾の誤差逆伝搬学習モデルは、入出力データからその写像関係を容易に自己獲得できるので、入出力関係の論理関係が明確でない場合にも適用することができる。この誤差逆伝搬学習モデルを用いた調整手法として、ニューロファジィとニューロ&ファジィの2種類の手法がある。ニューロ・ファジィの手法とは、モデルとして if-then ルールのみを用いるが、誤差逆伝搬学習モデルの学習により、非線形な入出力関係を表現するようにルールのメンバーシップ関数の形状を調整する方法である。また、ニューロ&ファジィとは、非線形な入出力関係の中で if-then ルールとして記述できる対象に対してはファジィ制御を用い、表現できない対象には誤差逆伝搬学習モデルを用いる手法である。

ここでは、これらのニューロ・ファジィとニューロ&ファジィのアルゴリズムを紹介し、通常のファジィ制御、ニューロ・ファジィ、ニューロ&ファジィを洗濯機、炊飯器、掃除機、エアコンへ応用した場合の事例について概説する。

2. ファジィ制御とは

ファジィ制御は、1974年に E. H. Mamdani⁽¹⁾によって提案された。ファジィ制御では一般に定性的な制御知識を if-then ルールで表現するが、ここでは次のような制御ルール⁽²⁾を用いる。

$$\left. \begin{array}{l} R_1 : \text{if } x_1 \text{ is } F_{11} \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } F_{1n} \\ \quad \text{then } y = f_1(x_1, \cdots, x_n) \\ \quad \quad \quad \vdots \\ R_r : \text{if } x_1 \text{ is } F_{r1} \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } F_{rn} \\ \quad \text{then } y = f_r(x_1, \cdots, x_n) \end{array} \right\} (1)$$

II. Trends of Fuzzy Control for Home Appliances.
By Isao Hayashi, Member (Central Research Laboratories,
Matsushita Electric Industrial Co., Ltd)
キーワード：ファジィ制御、ニューラルネットワーク、家電製品、
調整、学習

ただし、 x_1, \dots, x_n は入力変数を表わし、 y は出力変数を表わす。また、 F_{11}, \dots, F_m は前件部のファジィ集合を表わし、 f_1, \dots, f_r は非線形方程式を表わす。

入力 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{in})$, $i=1, 2, \dots, N$ が与えられたとすると、出力 y_i^* は次のように計算する。

$$\mu_{F_s}(\mathbf{x}_i) = \mu_{F_{11}}(x_{i1}) \times \dots \times \mu_{F_{sn}}(x_{in})$$

$$s=1, 2, \dots, r \dots\dots\dots (2)$$

$$y_i^* = \frac{\sum_{s=1}^r \mu_{F_s}(\mathbf{x}_i) \times f_s(x_{i1}, \dots, x_{in})}{\sum_{s=1}^r \mu_{F_s}(\mathbf{x}_i)} \dots\dots\dots (3)$$

ただし、 $\mu_{F_s}(\mathbf{x}_i)$ は前件部のメンバシップ値である。

3. ファジィ制御とニューラルネットワークとの融合手法

ニューラルネットワークとは、人間の脳の構造を数理的に模倣したモデルである。人間の脳はニューロンと呼ばれる 140 億個程度の膨大な数の神経細胞から構成され、一つのニューロンは他のニューロンと結合してネットワーク構造を形成している。ニューラルネットワークはこのネットワーク構造を用いて、環境が変化した場合でも学習機能により非線形な入出力関係を同定できる。特に、Rumelhart によって提案された誤差逆伝播学習モデルは、入出力データが与えられると、比較的容易にモデルの出力値と出力データとの差が最小になるよう各ニューロンの結合強度を自動的に学習できる。

誤差逆伝播学習モデルを用いて、if-then ルールの調整を行う種々の手法^{(16)~(21)}が提案されている。これらの手法は次の 2 種類に大別できる⁽¹⁶⁾。

(1) モデルとして if-then ルールのみを用いるが、誤差逆伝播学習モデルを用いて非線形な入出力関係を表現するルールを構成するか、メンバシップ関数の形状を調整する方法^{(17)~(21)}。

(2) 非線形な入出力関係の中で、if-then ルールとして記述できる対象に対してはファジィ制御を用い、表現できない対象には誤差逆伝播学習モデルを用いる方法。

前者の方法は「ニューロ・ファジィ」と呼ばれている。図 1 に概念図を示す。誤差逆伝播学習モデルの学習機能を用いて、ファジィ制御の if-then ルールを調整する。家電製品などでは学習後のモデルが使われている。

一方、後者の方法は「ニューロ&ファジィ」と呼ばれている。この手法には 2 種類のモデルが提案されている。第 1 のモデルは、異なる制御対象に対して、ファ

ジィ制御と誤差逆伝播学習モデルとを個別に適用したモデルである。専門家の知識を if-then ルールとして記述できる対象に対してはファジィ制御を用い、表現できない対象には誤差逆伝播学習モデルを用いる。ただし、ファジィ制御と誤差逆伝播学習モデルの間には直接の関連性はない。図 2 に第 1 のモデルの概念図を示す。第 2 のモデルは、ファジィ制御の実行時に制御量を誤差逆伝播学習モデルで補正するモデルである。基本的には数式モデルとしてファジィ制御を用いるが、ファジィ制御の入力データを入力とし、ファジィ制御の出力と制御量との差を出力とする入出力関係を誤差逆伝播学習モデルを用いて同定する。図 3 に第 2 のモデルの概念図を示す。

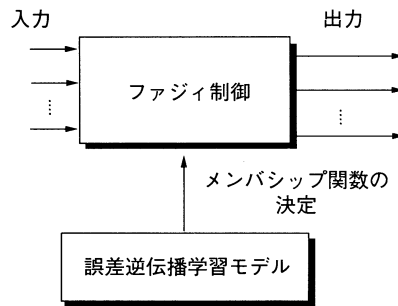


図 1 ニューロファジィの概念図

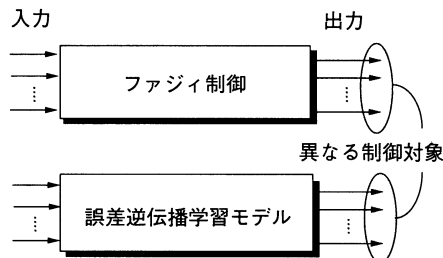


図 2 ニューロ&ファジィ (第 1 のモデル) の概念図

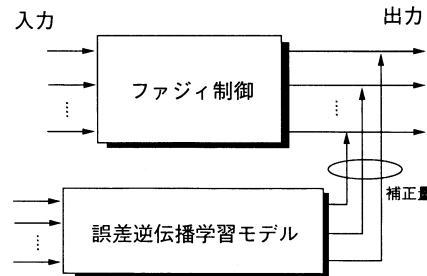


図 3 ニューロ&ファジィ (第 2 のモデル) の概念図

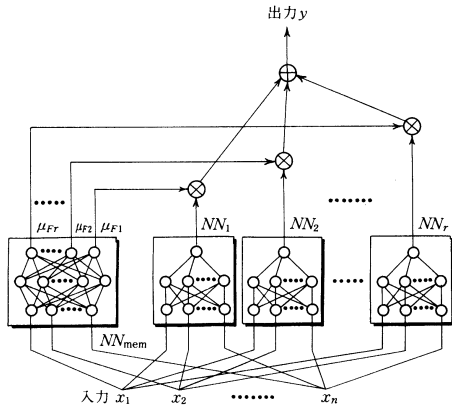


図 4 ニューラルネット駆動型ファジィ推論の構成図

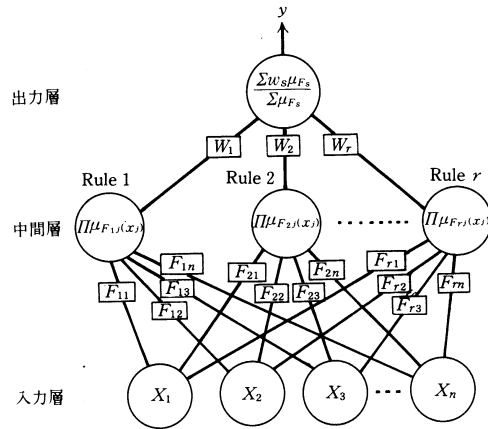


図 5 降下法ファジィ制御の構成図

3・1 ニューロ・ファジィ

ここでは、ニューロ・ファジィの手法として、ニューラルネット駆動型ファジィ推論と降下法ファジィ制御について説明する。

ニューラルネット駆動型ファジィ推論⁽¹⁷⁾は、前件部のメンバシップ関数と後件部の入出力関係を誤差逆伝搬学習モデルを用いて同定する。構成図を図4に示す。前件部を構成するために、まず入出力データを複数のルールに分割する。次に、それらの入力データを誤差逆伝搬学習モデルの入力層に入力し、データがルールに属するか属さないかの {1, 0} の値を出力層に入力する。学習の終了後に得られた出力値は前件部のメンバシップ値として定義される。後件部の構成では、複数のルールのルールに分割した入出力データに対して、各ルールの誤差逆伝搬学習モデルを構成する。学習終了後の誤差逆伝搬学習モデルは後件部の入出力関係を表現している。

if-then ルールの構成手順を次に示す。

(ステップ1)：入出力データ $(x_i, y_i) = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}, y_i)$, $i=1, 2, \dots, N$ を得る。

(ステップ2)：図4の NN_{mem} を用いて前件部のメンバシップ関数の形状を決定する。

(ステップ3)：各ルールの後件部の入出力関係を NN_1, NN_2, \dots, NN_r を用いて同定する。

(ステップ4)：出力 y_i^* を(2), (3)式により計算する。ただし、 $f_s(x_{i1}, \dots, x_{in})$ はステップ3で得られた誤差逆伝搬学習モデルの出力である。

次に、降下法ファジィ制御について説明する。降下法ファジィ制御⁽¹⁸⁾では、(1)式の後件部の $f_s(x_{i1}, \dots,$

$x_{in})$ を実数 w_s とする簡略ファジィ推論⁽²²⁾を用いる。また、前件部のファジィ数 F_{sj} を三角形のメンバシップ関数とし、中心 a_{sj} と幅 b_{sj} および後件部の w_s を最急降下法⁽²²⁾により調整する。ただし、この調整は、入力データ x_i が入力された場合のファジィ推論の出力 y_i^* と出力値 y_i との誤差 E を最小にするように行う。

$$E = (y_i - y_i^*)^2 / 2 \dots \dots \dots (4)$$

この場合、 E の値が最も減少する方向を示すベクトルは $(-\partial E / \partial a_{sj}, -\partial E / \partial b_{sj}, -\partial E / \partial w_s)$ となる。

図5に本手法の構成図を示し、if-then ルールを構築する手順を次に述べる。

(ステップ1)：入出力データ $(x_i, y_i) = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}, y_i)$, $i=1, 2, \dots, N$ を得る。

(ステップ2)：入力データ x_i に対する(3)式の出力 y_i^* を求める。

(ステップ3)：最急降下法により、後件部の実数値 w_s を更新する。

(ステップ4)：再度(3)式の出力 y_i^* を求める。

(ステップ5)：最急降下法により、前件部のメンバシップ関数の中心値 a_{sj} と幅 b_{sj} を更新する。

(ステップ6)：次式を満足する場合にアルゴリズムを停止する。

$$E^t - E^{t+1} \leq \epsilon \dots \dots \dots (5)$$

ただし、 E^t は第 t 回目の学習による(4)式を示し、 ϵ はしきい値である。

3・2 ニューロ&ファジィ

同一の制御対象に対してファジィ制御と誤差逆伝搬学習モデルとを個別に適用したニューロ&ファジィの

手法は、ファジィ制御と誤差逆伝搬学習モデルの間に直接の関連性はないので、ここでは特に説明をしない。ファジィ制御の制御量を誤差逆伝搬学習モデルで補正するニューロ&ファジィの手法のみを説明する(図3参照)。

ニューロ&ファジィのアルゴリズムを用いて if-then ルールを構成する手順を次に示す。

(ステップ1)：入出力データ $(x_i, y_i) = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}, y_i)$, $i=1, 2, \dots, N$ を得る。

(ステップ2)：出力 y_i^* を(2), (3)式から得る。

(ステップ3)：入力データ x_i を入力層の入力データとし, $(y_i^* - y_i)$ を出力層の出力データとする誤差逆伝搬学習モデルを用いて学習を行う。

(ステップ4)：学習が終了した後に, $(y_i^* + \Delta y_i)$ を最終の出力とする。ただし, Δy_i は誤差逆伝搬学習モデルの出力である。

次章では、通常ファジィ制御、ニューロ・ファジィおよびニューロ&ファジィの家電製品などへの応用事例を紹介して、これらの違いを明らかにしよう。

4. 応用事例 1 —— 洗濯機への応用

従来の洗濯機では洗濯物の量から洗濯時間を自動的に決定している。しかし、よりきめ細かい洗濯を行うことを考えると、洗濯物の量だけでなく、汚れの質や程度なども考慮して洗濯時間を決定するであろう。しかしながら、汚れの量、質と洗濯時間の関係は一般に非線形であり、定量的にとらえにくく定式化が困難であった。ここでは、この汚れの量、質と洗濯時間との関係を通常ファジィ制御により構成する洗濯機⁽²⁴⁾をまず紹介し、次にニューロ・ファジィとニューロ&ファジィを採用した洗濯機⁽¹⁶⁾を紹介する。

洗濯機の断面図を図6に示す。洗濯槽の排水弁の近

傍に光センサが設置されており、洗濯物の汚れの量と質を検出し、マイコンでのファジィ制御により洗濯時間を決定する。光センサは赤外線発光ダイオードとホトトランジスタからなり、配水管をはさんで対向するように設置されている。発光ダイオードからの光の強度をホトトランジスタで電圧に変換し、洗濯水の透過度を検出する。

洗濯水の透過度の時間的変化を図7に示す。ただし、透過度の初期値は給水直後の静水状態でのホトトランジスタの出力である。洗濯を開始すると、衣類の汚れが徐々に水に溶け出して洗濯水が濁ってくるため、光の透過度が低下する(図7(a))。このときの透過度の低下速度は図7(b)に示すように、汚れが「泥汚れ」の場合にはパルセータの回転により発生する水

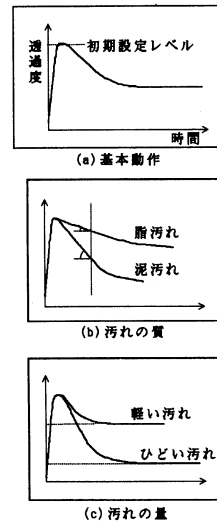


図7 洗濯水の透過度の時間的変化

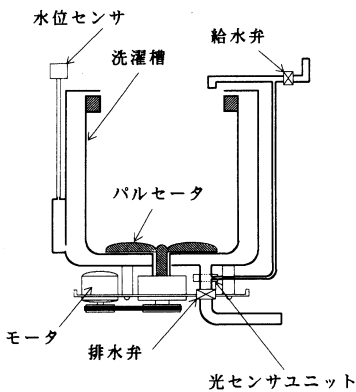


図6 洗濯機の断面図

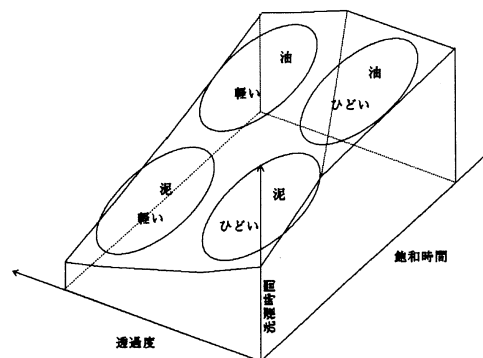


図8 飽和時間、透過度と洗濯時間との関係

流の機械力だけで比較的容易に落ちるため低下速度は速く、「油污れ」の場合には、洗剤の効果が発揮されなければ十分に落ちないため低下速度は遅い。汚れが落ちた後では透過度は飽和状態になる。このときの透過度は図7(c)に示すように、汚れの量が多いほど低く、少ないほど高くなる。以上から、透過度の低下速度（飽和するまでの時間）と飽和状態での透過度から洗濯物の汚れの状態が推測できる。図8にその関係図を示す。

ファジィ制御の if-then ルールは、洗濯の熟練者による実験から決定した。if-then ルールとして、例えば、

「もし、洗濯物の汚れがひどく油污れであるならば、洗濯時間を a 分(長く)とする。」

「もし、洗濯物の汚れが軽く泥汚れであるならば、洗濯時間を b 分(短く)とする」…。

などの6個のルールを用いている。ただし、(1)式の後件部の $f_s(x_{i1}, \dots, x_{in})$ を実数値とする簡略化ファジィ制御を用いてくる。

この洗濯機は1990年2月より発売した。さらに、光センサの機能アップを図った洗濯機を1991年2月より発売した。前述の洗濯機では、標準コースのみファジィ制御を用いていたが、さらに、大物コース、バイオゴシゴシコース、手洗いコース、デリケートコースにも同様のファジィ制御を採用している。また、洗濯時間を決定するための入力として汚れの量と質だけでなく、布量、水質、洗剤の溶け具合も取り扱っている。この結果、5入力と洗濯時間との関係を表現する if-then ルールのメンバシップ関数の決定が困難となり、メンバシップ関数の調整にニューロ・ファジィの手法を採用した。ただし、メンバシップ関数を調整した後では、ファジィ制御により洗濯時間を決定している。ニューロ・ファジィの手法により、洗濯物の汚

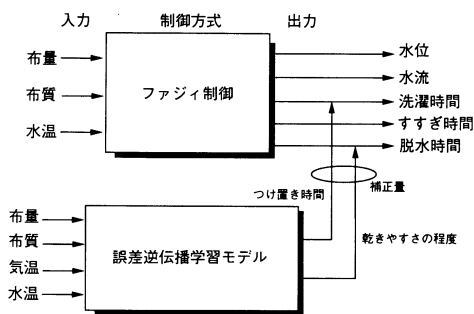


図9 ニューロ&ファジィを採用した洗濯機の制御方法⁽¹⁶⁾

れ量や質、水質の洗剤の溶け具合を考慮して、より細やかな洗濯が可能となった。その結果、洗すぎによる布傷みや洗い残しが低減され、時間や電気代も節約されるという効果が得られた。

次に、ニューロ&ファジィの手法を採用した洗濯機⁽¹⁶⁾について説明しよう。図9にニューロ&ファジィの制御方法を示す。布量、布質、水温の入力変数からファジィ制御により、洗濯時間、脱水時間を決定する。ファジィ制御の if-then ルールの調整では、メンバシップ関数を調整する代わりに、誤差逆伝播学習モデルを用いてファジィ制御の出力を調整している。具体的には、布質、気温、水温の入力変数から誤差逆伝播学習モデルによって汚れの落ちやすさを推定し、洗濯行程の前のプロセスであるつけ置き時間が決定され、洗濯時間が調整される。また、ほかの誤差逆伝播学習モデルにより、布量、布質、気温の入力変数から、洗濯物の乾きやすさの程度も推定し、脱水時間を調整している。これらの2種類の誤差逆伝播学習モデルは、入力層、中間層、出力層がそれぞれ、3個、7個、1個の3層構造である。学習のためのデータは、前者で192個、後者で120個の実験データを用いている。

そのほか、ニューロ&ファジィを採用した事例として、すすぎ時間を誤差逆伝播学習モデルで決定する洗濯機⁽¹⁶⁾などもある。

5. 応用事例 2 — 炊飯器への応用

ご飯のおいしさは個人の好みによって千差万別である。炊飯器でご飯を炊く場合の温度調節⁽²⁵⁾を図10に示す。米に水を吸水させる前炊き行程の後、炊きあげ工程で温度をあげて沸騰させ、ご飯を炊く。おいしいご飯を炊くためには、炊きあげ行程の沸騰状態を炊飯量に合わせて維持する必要がある。しかし、炊飯量に対する沸騰状態の維持時間の算出は非常に困難であり、火力が強すぎると維持時間が短くなり、硬く粘りの少ないご飯になる。一方、火力が弱すぎる場合には維持時間が長くなり、べたべたした柔らかいご飯になる。

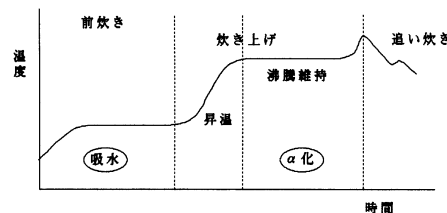


図10 炊飯における温度調節

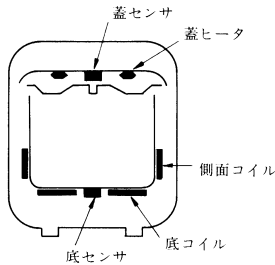


図 11 炊飯器の断面図

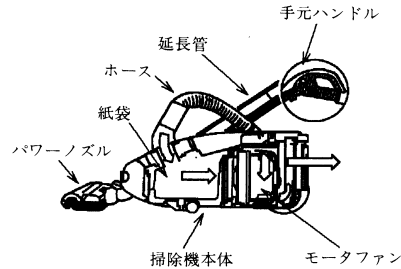


図 12 掃除機の断面図

以上から、ご飯のおいしさの重要な指標の一つとしてご飯の硬さが考えられる。しかし、ご飯の硬さの好みは個人によって大きく異なっており、水加減による硬さの調整は非常に困難であった。ここでは、ニューロ・ファジィの手法を用いて水加減ではなく、火力を制御することによってご飯の硬さの調節を行う炊飯器を紹介する。

炊飯器の断面図を図 11 に示す。この炊飯器では、底面と側面のコイルを用いて電磁誘導加熱により鍋を発熱してご飯を炊きあげる。炊飯器の底と蓋には温度センサが取り付けられており、加熱中の温度の上昇速度から炊飯量を推定できる。しかし、前述のようにご飯の硬さの炊き分けを行いたい場合には、ご飯の硬さに応じて前炊き時の温度と時間、火力を変えるので、上昇速度だけでは炊飯量を決定できない。したがって、希望するご飯の硬さ、上昇速度および前炊き時間の入力から、その設定状態での最適な沸騰維持時間を決定する必要がある。これらの入出力関係をファジィ制御の if-then ルールとして構成した。

ファジィ制御の if-then ルールとして、例えば、

「もし、硬さが軟らかめで前炊き時間が短く、上昇速度が早いならば、沸騰維持の火力を 5/16 秒にする。」…。

などの 60 個のルールを用いている。ただし、ご飯の硬さは使用者からの操作入力により得られる。

if-then ルールの調整には、ニューロ・ファジィの手法を採用した。ファジィ制御を採用して最適な沸騰維持の火力を決定できた結果、微妙な水加減をする必要がなく、ふっくらした硬めのご飯やしゃっきりした軟らかめのご飯が炊けるようになった。

6. 応用事例 3 —— 掃除機への応用

ニューロ・ファジィの手法を採用した掃除機では、ゴミの量と種類、床面の種類を判別して、吸い込み力を制御する。

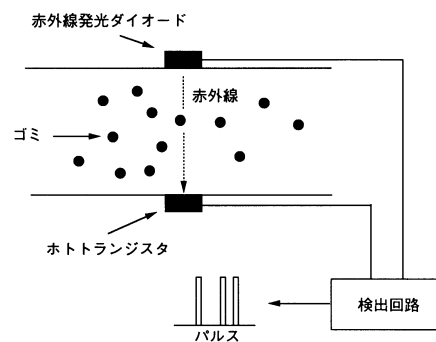


図 13 光センサの動作原理

まず、ゴミの量や種類を推測する方法⁽²⁶⁾について説明する。掃除機の断面図を図 12 に示す。手元ハンドル部のパイプ内には、光センサが設置され、掃除機に吸い込まれるゴミを検出している。光センサは赤外線発光ダイオードとホトトランジスタが対向するように設置している。光センサの動作原理を図 13 に示す。発光ダイオードとホトトランジスタとの間をゴミが通過する時に赤外線が遮られてホトトランジスタの受光量が変化する。この変化量を波形整形することによってパルスに変換し、単位時間あたりのパルス数からゴミの量が判定できる。一方、ゴミの種類はパルス幅の大きさから判定している。例えば、パルス幅が小さい場合は砂ゴミ、パルス幅が大きい場合は綿ゴミと判別できる。

次に、床面の種類を判別する方法について説明する。吸い込んだゴミの時間的変化量を図 14 に示す。この時間的変化から床面の種類を判別する。例えば、ゴミが取れやすく、短時間でゴミ量が少なくなる場合は木床や畳と判別し、ゴミがとれにくく、短時間でゴミ量が少なくなる場合は絨毯と判別する。

通常の掃除機では、吸い込み力が強すぎると床ノズ

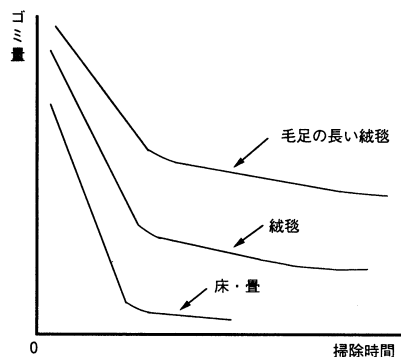


図 14 ゴミ量の時間的变化

ルが床面に吸いついてしまい操作性が悪くなり、弱すぎるとゴミがとれない。ニューロ・ファジィの手法を採用した掃除機では、ゴミの量と種類、床面の種類に応じて最適な吸い込み力を制御する。ファジィ制御の if-then ルールとして、例えば、

「もし、ゴミ量が多くてゴミの種類が砂ゴミで絨毯のような床質ならば、吸い込み力をとても大きくする」…。

などの 45 個のルールを用いている。ただし、if-then ルールの調整には、一般家庭でのモニタデータや実験室レベルのデータ、熟練者の知識をもとにニューロ・ファジィの手法を用いて決定した。

ファジィ制御を用いて、ゴミ量と種類、床面の種類に応じた最適な吸い込み力が設定できるので、吸い込み力が強すぎて床ノズルが床面に吸いついたり、逆に吸い込み力が足らずにゴミを吸い残してしまうことがなくなった。

7. 応用事例 4 —— エアコンへの応用

ここでは、ニューロ&ファジィの手法を用いたエアコン⁽²⁶⁾について説明しよう。このエアコンでは、誤差逆伝搬学習モデルを用いて室内機の温度を調整する制御モデルを構成し、ファジィ制御を用いて室外機のコンプレッサの凍結防止を制御している。

室内機では、吸込温度、吸込温度傾斜量、外気温度、風量、設定温度および風向などのデータをセンサで検知し、人間の快適さを保持するように温度を制御している。しかし、これらの入出力関係を if-then ルールを用いて論理的に表現することは困難である。ここでは、2 層の中間層をもつ 4 層の誤差逆伝搬学習モデルを用いて入出力関係を同定している。図 15 に誤差逆伝搬学習モデルを用いた室内機の制御方法を示

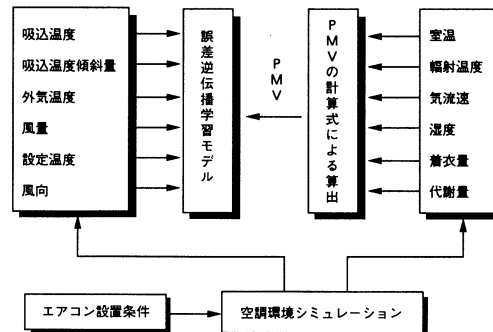


図 15 誤差逆伝搬学習モデルを用いた室内機の制御方法⁽²⁶⁾

す。空調環境シミュレーションで作成した吸込温度、吸込温度傾斜などの 6 入力 of データを誤差逆伝搬学習モデルに入力し、室温(°C)、輻射温度(°C)、気流速(m/s)、湿度(%), 着衣量(clo), 代謝量(met)から得られた[-0.5, 0.5]の PMV⁽²⁷⁾ 値を出力値として学習を行う。PMV とは、数式モデルによって得られた快適さを定義する指標であり、快適な状態を 0 の値として定義し、±0.5 に近づくにつれて不快さが増す。室内機では、誤差逆伝搬学習モデルが推定した PMV 値に基づいて、PMV 値が 0 よりも小さい場合には目標設定温度をあげ、逆の場合には目標設定温度を下げる制御を風量とともに行っている。

一方、ファジィ制御では、エアコンの暖房時における室外機のコンプレッサのデアイスの時間(分)を制御している。冬季に暖房用としてエアコンを動作させる場合、長時間の運転ではコンプレッサのまわりの温度が低下し、コンプレッサが凍結する。凍結を防止するためには、コンプレッサを一定時間だけ停止させる必要がある。この停止時間をデアイス時間という。デアイス時間を決定するには、周囲温度と温度の変化量から決定する必要があり、容易には数式で表現することができなかった。ここでは、専門家の知識を用いて、if-then ルールとして構成している。ファジィ制御により、着霜状況に応じた効率の良い凍結防止運転を可能にし、暖房効率を向上させることができた。

8. おわりに

ファジィ制御の実用化には多くの問題が残されている。ここでは、if-then ルールの調整手法の問題を取りあげ、ニューラルネットワークの学習機能や非線形性を用いて、if-then ルールを構築する手法を紹介し、通常ファジィ制御とこれらの手法との家電製品への

応用事例を紹介した。

家電製品はファジィ制御の採用により、より人間にやさしい制御を実現することができた。しかし、人間が最適と考える家電製品には、まだ多くの改善が必要である。この目標を達成するには、今後、ファジィ制御やニューラルネットワークの技術だけでなく、新しい数多くの制御技術を必要とするであろう。

(平成4年12月14日受付)

文 献

- (1) E. H. Mamdani & S. Assilian: "An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller", *Int. J. Man-Mach. Stud.*, 1, 7, 1~13 (1974)
- (2) 菅野: ファジィ制御 (昭63) 日刊工業新聞社
- (3) 安信・宮本・井原: 「Fuzzy 制御による列車定位置停止制御」, 計測自動制御学会論文集, 19, 11, 873~880 (昭58)
- (4) 柳下・伊藤・菅野: 「ファジィ理論の浄水場薬品注入制御への応用」, システムと制御, 28, 10, 567~604 (昭59)
- (5) 日本ファジィ学会編集委員会編: 特集「ファジィ応用製品・技術」, 日本ファジィ学会誌, 3, 2, 154-211 (平3)
- (6) 廣田(編): ファジィ活用事例集, (平3)工業調査会
- (7) 山崎: 「ファジィ制御用汎用システムの動向」, 計測と制御, 28, 11, 964~969 (平1)
- (8) 遠藤・石井: 「ファジィエキスパートシステム構築ツール」, 情報処理, 30, 8, 948~956 (平1)
- (9) 山崎・菅野: 「自動学習ファジィコントローラ」, 計測自動制御学会, 20, 8, 720~726 (昭59)
- (10) 前田・村上: 「自己調整ファジィコントローラ」, 計測自動制御学会論文集, 24, 2, 191~197 (昭63)
- (11) 高木: 「あいまいさと知識情報処理」, システム制御情報学会誌, 34, 5, 263~273 (平2)
- (12) 市橋: 「ファジィ制御の簡易化とニューロ・ファジィ」, ファジィ化製品開発の基礎と実際, pp. 27~48 (平3) (長町三生編) 海文堂
- (13) 林: 「ニューラルネットワークとファジィ制御との融合手法」, 電子技術, 34, 1, 17~20 (平4)
- (14) 甘利: 神経回路網の数理, (昭53) 産業図書
- (15) D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, & R. J. Williams: "Learning Representations by Back-Propagation Errors", *Nature*, 323, 9, 533~536 (1986)
- (16) 浅見・今井: 「家電業界に新たな潮流, ニューラル・ネットワークとファジィを組み合わせる」, 日経エレクトロニクス, No. 528, p. 165~169 (平3)

- (17) 林・野村・若見: 「ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論による推論ルールの獲得」, 日本ファジィ学会誌, 2, 4, 585~597 (平2)
- (18) 野村・林・若見: 「デルタルールによるファジィ推論の自動チューニング手法と障害物回避への応用」, 日本ファジィ学会誌, 4, 2, 379~388 (平4)
- (19) 市橋・渡辺: 「簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御」, 日本ファジィ学会誌, 2, 3, 429~437 (平2)
- (20) 荒木・野村・林・若見: 「ルールを逐次的に生成するファジィモデリングの一手法」, 日本ファジィ学会誌, 4, 4, 722~732 (平4)
- (21) 梶谷・片山・西田: 「ペナルティ法を用いたファジィ知識の自動獲得」, 第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, p. 257~260 (平4)
- (22) 水本: 「ファジィ制御に対する改善法(II)」, 第4回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, p. 91~96 (昭63)
- (23) 今野・山下: 非線形計画法, (昭53) 日科技連
- (24) 近藤・木内: 「全自動洗濯機「愛妻号 Day ファジィ」(NA-F 50 Y 5)の紹介」, 日本ファジィ学会誌, 2, 3, 384~386 (平2)
- (25) 原・佐藤: 「電子ジャー炊飯器「露しらずファジィ」(SR-VA シリーズ)の紹介」, 日本ファジィ学会誌, 3, 2, 176~177 (平3)
- (26) 安倍・山口: 「電気掃除機「キャニスター7ファジィ」(MC-S72 VP)」, 日本ファジィ学会誌, 3, 1, 56~58 (平3)
- (27) 中基・志田・吉田・赤嶺: 「ニューラルネットワークの空調機器への応用」, 電子情報通信学会ヒューマンコミュニケーション研究会, HC 91-37, 9~16 (平3)
- (28) P. O. Fanger: *Thermal Comfort-Analysis and Application in Environmental Engineering* (1970) McGraw-Hill



林 勲 (正員)

昭和32年10月11日生。56年大阪府立大学工学部経営工学科卒業。同年より58年までシャープ(株)に勤務。60年大阪府立大学大学院博士前期課程修了。62年松下電器産業(株)に入社。以来、中央研究所にてファジィ推論とニューラルネットワークとの融合、ファジィ検索の研究に従事。工学博士。平成3年電気関係学会関西支部連合大会講演会奨励賞受賞。