



Title	快適性と省エネルギーを考慮した空調制御技術の研究 : ファジィ, ニューラルネットワークの適用検討
Author(s)	杉浦, 匠; 渡辺, 幸次
Description	第2回衛生工学シンポジウム (平成6年11月10日 (木) -11日 (金) 北海道大学学術交流会館) . 4 空調・エネルギー . 4-9
Citation	衛生工学シンポジウム論文集, 2, 163-167
Issue Date	1994-11-01
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/7604
Type	departmental bulletin paper
File Information	2-4-9_p163-167.pdf



快適性と省エネルギーを考慮した空調制御技術の研究

— ファジィ、ニューラルネットワークの適用検討 —

杉浦 匠，渡辺幸次（日立プラント建設（株））

1. はじめに

近年、空調分野では省エネルギー・省力化と快適性の同時達成という高度化要求が高まる傾向にある。これに応えるためには機器・システム個別の改良，改善だけでなく，制御や運用方法などソフト面の検討も重要となっている。

空調では一般にPID制御が駆使されているが，空調設備の熱特性は複雑な上，不安定な外乱が常に加わるため動特性解析は難しいとされ，PID定数決定など制御系の調整も困難な場合が多い。一方，知的システム実現を目指す人工知能技術の発展は目覚ましく，特に人間の曖昧ではあるが知見に富んだ判断や考え方を数値化するファジィ推論や，神経回路を模擬し学習適応機能があるとされるニューラルネットワーク（以下，NNと略す）は様々な分野で応用が試みられている^{1)・2)}。このような人工知能技術を空調に用いることは，省エネルギー化と快適性の両立や個別分散制御への展開も考えられ有用と思われる。

そこで，ここでは温熱環境指標を用いたファジィ空調制御について報告するとともに，現在検討中のNNを用いた室温制御の取組みについて報告する。

2. 検討方法及び実験装置

ファジィ推論やNNの特性検討では，検討すべき複数の因子が相互に影響し合うことが予想される。また，実空調設備では実験結果確認に時間を要するため，検討因子を種々組み替えた検討は困難である。そこで図1に示すように実証実験を予定した空調設備を対象に，顕熱分を集中定数系で扱った簡易計算シミュレータ³⁾を作成し数値実験により特性を検討した後，実証実験を行うことにした。

実験は日立プラント建設（株）松戸研究所にて実施した。対象空調設備は天井吹き出し・天井吸い込みの一般的な単一ダクト方式の空調系を採用している。この設備は通常ビル管理システムを用いて管理・運転されているが，本検討に当たってビル管理システムと各種演算やデータ収集を行う計算機を接続し，計算機から送信する信号に基づいて空調機を操作した。

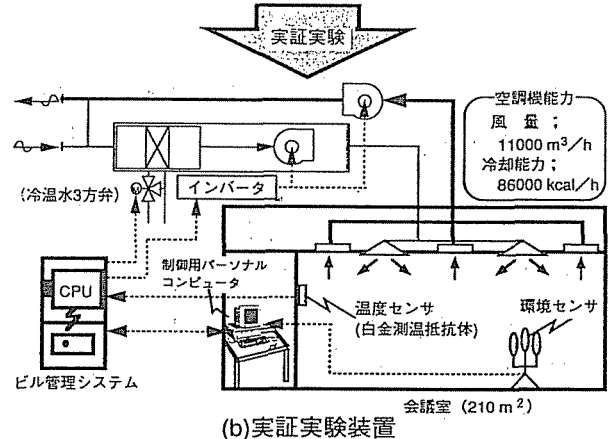
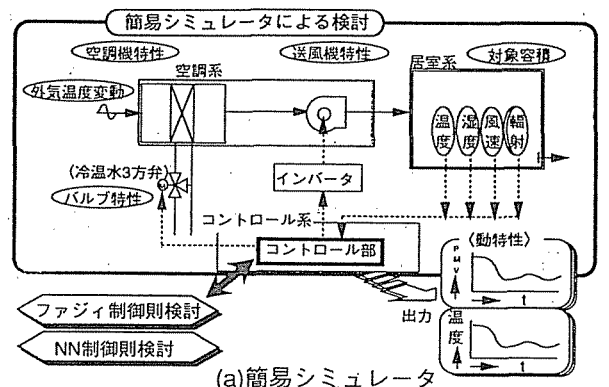


図1 検討方法および実験装置

3. PMV・ファジィ空調制御

快適性向上ニーズに対応するには総合的な温熱環境を創造する必要があるため，人間の熱的快適感に影響する6因子(温度，湿度，放射温度，風速，着衣量及び代謝量)から温冷感を

-3(寒い)~+3(暑い)の範囲に数値化して表すPMV⁴⁾を採り上げた。またファジィ制御を用いてなるべく省エネルギーに運転が行われるよう検討した。

3.1 空調制御指標としてのPMV

快適感の評価指標であるPMVを用いて空調制御を行った場合、良好な環境が得られるか否かを事前検討するためPMVを決定する諸因子の感度解析を行った(図2)結果、PMVは湿度に対する感度が低いことが確認できた。これはPMVが低湿な北欧で提案された指標であることに起因すると思われ、多湿な日本においては湿度管理範囲を設ける事が妥当と考える。

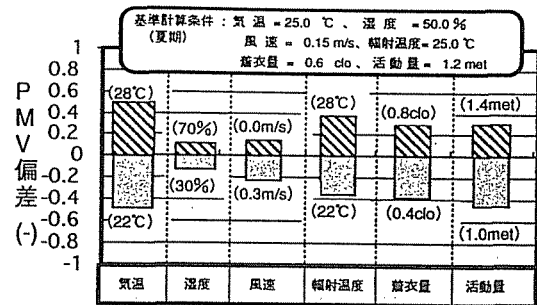


図2 環境因子の感度解析結果

3.2 ファジィ推論の概要⁵⁾

ファジィ推論はカリフォルニア大のZadeh教授による曖昧さを表現するファジィ集合論の提唱に始まる。その特徴はある要素の集合に対する適合度が0~1の間にあると考える部分にある。

図3に、ファジィ推論の処理手順を示した。ファジィ推論を制御に用いるには、まず知識をif~then~ルールとして記述し、次に入・出力項について数値と判断グレードとの関係であるメンバシップ関数を設定する必要がある。推論の良否はこのルールとメンバシップ関数でほぼ決定する。推論過程では入力値に適應するルールを検索した後、適合度算出を行い、最後に出力側での重心算出処理によって出力を得る。

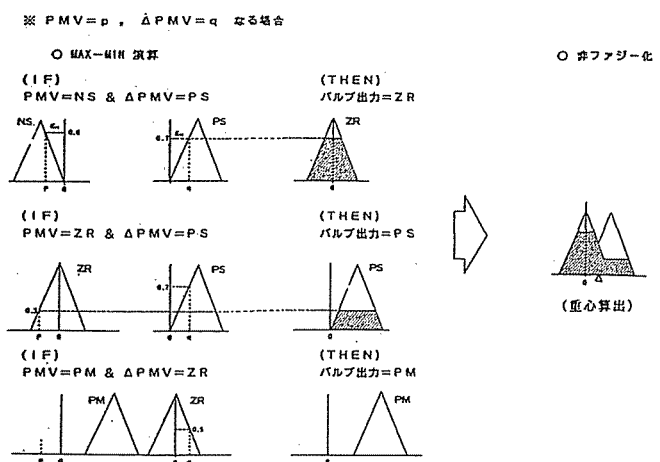


図3 ファジィ推論の処理手順

3.3 ファジィ制御則

室内環境と変動傾向だけに注目した方式では省エネルギーを考慮した運転の実現は困難なため、空調機器の運転状況も取り入れた制御則を検討した。また、操作量の経験値は得られにくいため出力スケールを自動調整することにした。

図4に環境判定後に操作量を決定する協調運転カスケード型ファジィ制御方式の概要を示す。

具体的には、まず環境把握を行う1段目の推論部でPMVとPMV変動量を入力項として冷(暖)房必要度と適合出力スケールを取り出す。次に2段目の推論部にこの冷(暖)房必要度と機器の運転状況を入力して空気搬送動力が低くかつ円滑な運転となるよう機器操作量を算出した後、適合出力スケールを加味して最終的な運転操作量を決定する構成である。

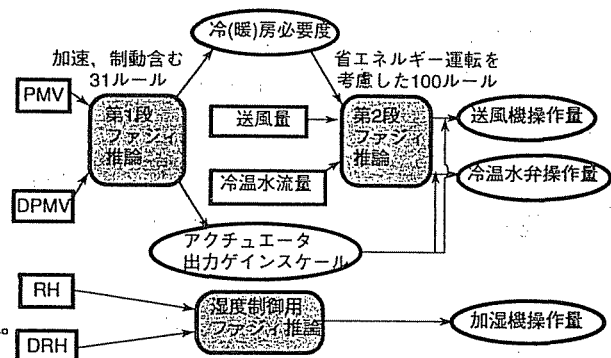


図4 協調運転カスケード型ファジィ制御概要

3. 4 PMV・ファジィ空調制御実験結果

空調立ち上げ時からの実験(図5)では行き過ぎ量は0.15程度であり, PMV設定値との最大偏差は0.12と良好な結果を示した。一方, PMV設定値を変えた場合(図6)にも良好な追従性を示しており, 室内負荷変動や設定値変更など外乱への対応性も高いと考える。尚, この時の湿度は並列実行したファジィ制御により相対湿度 $50 \pm 5\%$ の範囲で推移した。

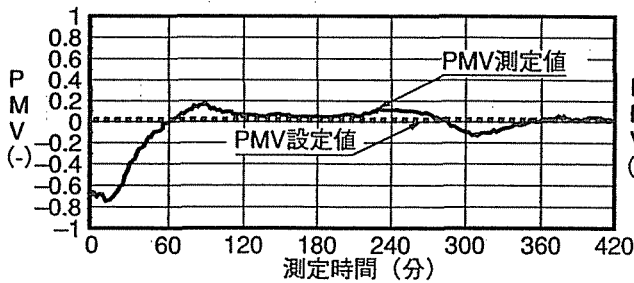


図5 設定値一定の場合のPMV変動

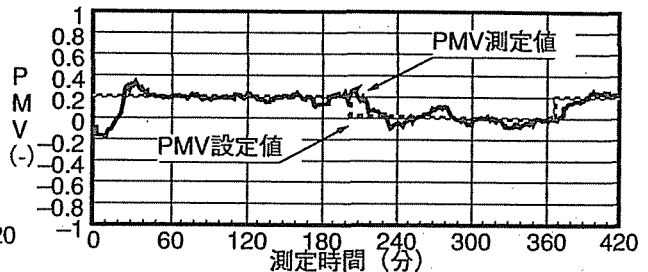


図6 設定値を変更した場合のPMV変動

3. 5 省エネルギー効果の検討

PMV・ファジィ空調制御の消費エネルギー試算結果を表1に示す。エネルギー面から見ると, 本方式は設定温度の自動シフトと変風量制御を簡単な制御系で実現したことに相当し, シフト分で約5%, ファジィ制御分約5%の合計約10%の省エネルギーが図れる見通しである。

表2 空調消費エネルギー試算結果

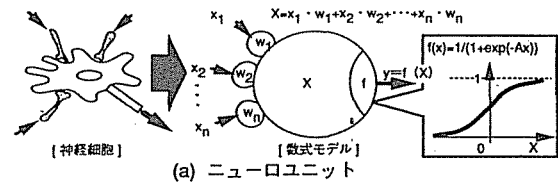
計算条件	空調設備	制御方式	従来 (CAV)	PMVファジィ制御
			熱源	ターボ冷凍機 + ガス焚きボイラ + 冷却塔
	室内温度 (°C)	冬	22.0	[21.5]
		中間	24.0	[24.0]
		夏	26.0	[26.5]
計算結果	熱量換算値	(Gcal/年)	530 [1.0]	480 [0.9]

(HASP/ACSS使用、床面積：10,000 m²)

4. NNを用いた室温制御

4. 1 ニューラルネットワーク (NN) の概要⁸⁾

図7にNNの工学モデルを示す。NNの構成単位であるニューロユニット(図7(a))は神経細胞を模擬したものである。神経細胞は複数の入力信号を受けて興奮し自ら信号を発する。この動作の繰返しの中で信号に対する重み付けが徐々に変化し誤った信号を出さなくなる。ニューロユニットでは入力 $x_1 \sim x_n$ に対して重み係数 $w_1 \sim w_n$ を乗じて積算した値 X を作成し, これを入力してニューロン応答関数に従い出力を得る。積算値 X は,



(a) ニューロユニット

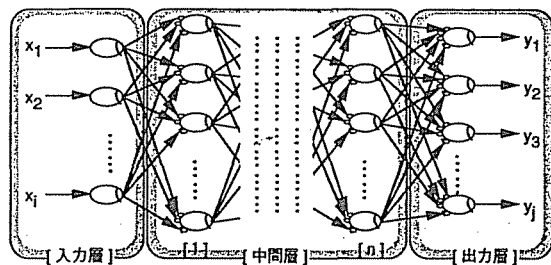
$$X = x_1 \cdot w_1 + x_2 \cdot w_2 + \dots + x_n \cdot w_n = \sum_i (x_i \cdot w_i) \dots (1)$$

であり, 応答関数は,

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-AX)} \dots (2)$$

但し, A: 関数の応答感度を決定する係数 (大きいほど感度大)

で表される。NNはこのユニットを複数個多層に接続・配置して模擬神経回路網を構成したものである(図7(b))。



(b) ニューラルネットワーク

図7 ニューラルネットワーク (NN) の工学モデル

表2にNNの学習方式を示す。固定型方式は文字・音声などのパターン認識に多用され、重み係数を事前に収集した多量の教師データ(正解)を基に調整し、実用時には変えない方式である。一方、自己学習型方式はシステムが複雑で簡単には正解が得られない場合に用いられ、制御時の状況によってNNの出力を自己評価し、オンラインで重み係数を自動調整する方式である。空調設備の制御では正解を得ることは難しいため自己学習型方式を採用する必要があると考える。

表2 ニューラルネットワーク (NN) の学習方式

学習方式	内容	主な用途
固定型 (教師あり)	事前に教師データを基に学習 ↓ 調整済みNNによる出力 (オフライン学習)	・手続 (假称・勧告用) ・パターン認識 (文字・音声)
自己学習型 (教師なし)	自己評価により 逐次学習 ↓ 実行時にNNを調整しながら出力 (オンライン学習)	・ロボット制御 ・プロセス制御

NNでいう学習とは評価値に基づいて重み係数を調整し、適正な入出力関係を得ることである。NNにはいくつかの学習アルゴリズムが提案されているが、今回は一般に用いられている誤差逆伝搬法を使用した。今回取り扱う自己学習型方式では正解が与えられないため、「ロボット・シミュレーションなどの分野で行われているのと同様に、「出力値と教師データとの誤差」を「自己評価によって生成する誤差信号」に置き換えて学習を行うことにした。

4.2 室温制御用NN

自己学習型方式を対象とした温度制御問題に当てはめると図8に示した概念図となる。室内温度と設定温度との偏差及び偏差変動値を入力し、NN出力に基づいて冷温水弁を操作することにより室温を制御する構成である。学習は制御周期毎に自己評価手段によって生成する誤差信号をNNに与えて行う。これを制御周期ごとに繰り返すことによりシステムへの適応を図る方式である。自己学習型方式を用いた制御については報告例が少なく詳細な内容も不明なため、応答関数の特性や1データ当りの学習回数などNNの基本的な部分から検討する必要があった。

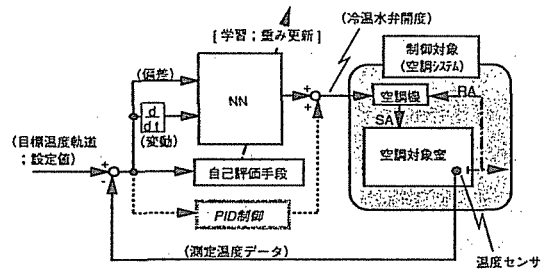
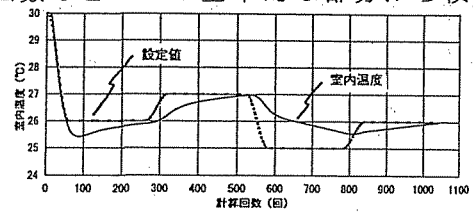


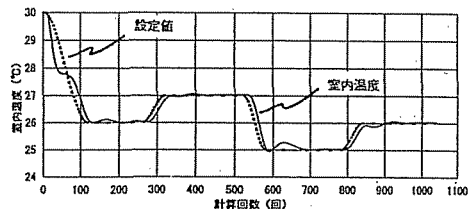
図8 温度制御用NNの概念図

4.3 特性検討結果

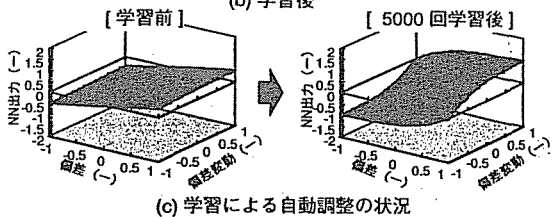
図9にシミュレーションによる検討結果の一例を示す。詳細な検討はこれからという段階だが、学習による適応機能により、全く調整を行っていないNN制御系を用いて制御を開始しても徐々にシステムに適応し制御が可能となる見通しがあることが分かった(図9(a),(b))。また、未学習な状態ではどのような入力値の組合せに対しても適切な出力は得られず制御も不良だが、学習が進むと状況に応じた出力が得られることが確認できた(図9(c))。今後更にNN制御に係る諸因子の影響を検討する予定である。



(a) 未学習時



(b) 学習後



(c) 学習による自動調整の状況

図9 シミュレーションによる検討結果(例)

5. おわりに

空調分野への人工知能技術適用について、ファジィ、ニューラルネットワークの検討を行い、ある程度の見通しを得た。しかし、今回の検討は限られた対象に関する基礎的なものである。人工知能技術の適用は、システムの動特性解析などと相まって初めて有効に機能するものと考えられるので、今後とも検討を続けて行く。

6. 参考文献

- 1) トリケップス編集部編：ファジィの新しい技術展開と応用事例（1993）
- 2) トリケップス編集部編：事例にみるニューラルネットワークス応用技術（1992）
- 3) 井伊谷綱一，堀田和之：プロセス制御の基礎：朝倉書店(1990)
- 4) ISO-Standard 7730(1984)
- 5) 菅野道夫：ファジィ制御；日刊工業新聞社(1988)
- 6) (社) 日本工業技術振興協会 ニューロコンピュータ研究部会編：
ニューロコンピューティングの基礎理論：海文堂出版（1990）