ファジイ技術のロボットへの応用

藪 田 哲 郎* 青 島 伸 一*

1. は じ め に

ファジイ技術¹⁾²⁾は、ニューラルネットワーク技術などと同様に従来の制御技術に新たな概念を持ち込み、その応用が活発に議論されてきた。特にファジイ制御技術は、上位の記号レベルの知識を具体的な制御系の信号レベルの知識に変換する枠組みを与えるものとして期待されてきている。

従来、エキスパートが所有している記号レベルの制御知識を、実際の制御系に具体的なアルゴリズムとしてインプリメントする一般的な枠組みは与えられていなかった。ファジイ制御技術は、この領域に新たな枠組みと手法を与えようとするものである。ファジイ制御技術に対する設計者の考え方はこの枠組みに対するとらえかたで差があり、肯定派から懐疑派まで非常に多岐にわたっている。本文では、著者の主観を基に制御技術におけるファジイ制御技術の位置づけ、応用例、応用の観点からファジイ制御の特徴を述べる。また、ニューラルネットワーク技術融合の観点からも若干議論を加えている。

2. ファジイ技術の制御技術における位置づけ

制御技術は過去から数多い理論が提案されているが、すべてが定量化が可能な信号レベルの制御則である。この歴史の中で、ファジイ制御技術は人間が有している記号レベルの制御知識を、実際の信号レベルの制御系にインプリメントする枠組みを与えたことに重要な意味を持つ。それ以前は、記号レベルと信号レベルの制御則を結びつける枠組みは無く、この領域の制御則の提案は、設計者が個々にヒューリスティック・アルゴリズムとして提案しているだけで、統一的に扱える枠組みはなかった。ファジイ制御技術はこの領域に統一的に記述する新しい枠組みを与えるものである。ファジイ技術の特徴は、記号レベルの知識を信号レベルのアルゴリズムにメンバー

シップ関数を用いて非ファジイ化し、記号レベルの制御知識を信号レベルへブレイクダウンすることにより、記号レベルと信号レベルの間の大きな溝に一方ではあるが橋をかけた点にある。この為、ファジイ制御が提案された以後は、記号レベルの知識を用いたヒューリスティックな制御則のほとんどは、ファジイ制御の枠組みで表現できるので、ファジイ制御の名前で発表される例が多くなってきた。

では、実際にファジイ制御を応用する場合には、どのような特徴が具体的な応用に効果があるのかを、次章の応用例を用いて議論してみたい。

3. 小口径トンネル施工ロボット制御技術への応用

ファジイ制御技術の応用として、我々は小口径トンネル施工ロボット（以後エースモールと呼ぶ）の自動方向制御技術に適用を考えた。このエースモール³⁾とは地下の通信ケーブル敷設用管路築造のために使用されているものである。図1にシステム構成図を示すが、エースモールは埋設管を無排土方式で押し込み推進させながら、ロボット先端のヘッド角を制御し方向修正を行う。この方向制御技術は現在オペレータの経験と知識に頼っているが、施工品質の均一化、作業の効率化などの観点から方向制御の自動化が望まれている。そこで、自動方向制御アルゴリズムの一つとして、ファジイ制御アルゴリズムを用いることを試みた。これはファジイ制御技術が、現在オペレータがエースモールに適用している“しきい値制御”に近い枠組みであり、制御則の観点から整合性が高いのが選定理由である。

図1 エースモールのシステム構成図

原稿受付 1992年10月21日

Application of Fuzzy Control to Robot Systems

* NTTフィールドシステム研究開発センタ

図 2 線形シミュレータとの比較

自動方向制御アルゴリズムを直接実機に搭載して評価することは危険なので、まず第一ステップとして、自動方向制御アルゴリズムを評価するダイナミック・シミュレータを確立し、続いて第二ステップとして、上記ダイナミック・シミュレータを用いて、方向制御アルゴリズムの設計とパラメータの調整を行った。

(a) ダイナミック・シミュレータの構築

ダイナミック・シミュレータの構築はファジィ制御技術の議論と直接関係はないが、全体の議論の理解のため、簡単にのべる。土木用装置の特性を評価するに際しては、土質の固さを評価する特徴量としてN値が一般に用いられている。このN値を変化させた7地区の施工データを用いて、シミュレータ確立のためにエースモールの動的モデルの同定を行った。このモデルの同定はオペレータが施した制御入力U（ヘッド角変化量）とエースモールの出力（姿勢角変化 $\Delta\theta$ ）の時間的関係を求める事である。先ず最初に線形モデルを用いて同定を行った⁴⁾。線形同定モデルを用いたエースモールの姿勢角変化量推定値と施工データの比較を図2に示す。この図に示すように、変化量の少ない領域では両者は良く一致するが、変化量の大きい高周波領域では差が大きくなり、この差はモデルの次数を若干向上させた程度では小さくすることは出来ない。これは、線形モデルでは実際のプラントの非線形効果の影響を完全には補償できない為による。この非線形効果を補償する為に、非線形写像能力を有す

図 4 方向制御の概念図

図 3 非線形シミュレータとの比較

るニューラルネットワーク型同定モデルを用いて検討を進めてみた⁵⁾。図3にニューラルネットワーク非線形モデルを用いた推定値と施工データの比較を示すが、偏差の大きい高周波領域まで両者は良く一致し、非線形効果を含んだモデルを形成できることがわかる。しかしニューラルネットワークを用いた場合は、施工データを用いた訓練領域以外の汎化性は未知となり、不自然な出力を示す例もある。この理由は、ニューラルネットワークの記述空間が非線形となるので、どのような教師信号を用いれば記述空間全体を保証出来るかが不明な為による。この為、ダイナミック・シミュレータとしては線形モデルを用い、表現出来ない非線形成分は外乱として扱うことにし、線形モデルに外乱に対応するランダムノイズを付加して用いた。

(b) 方向制御アルゴリズム

エースモールの自動方向制御アルゴリズムは、図4に方向制御に関する概念図を示すが、土質の影響を考慮して、偏差・偏角の大きさに対応した制御則を提供することにある。ファジィ制御則のブロック線図を図5に示すが、オペレータは偏差・偏角の大きさに注目して制御を行っているので、ファジィ制御則の入力は偏差・偏角のフィードバック型の入力とした⁶⁾。表1にファジィ制御則を示すが、このファジィ制御則は偏差・偏角の大きさに対応してゲインを調節できる構造であり、フィードバック制御則のセルフチューニング型に近い特徴を持つものである。ただし、フィードバック制御則の場合は、偏差および偏角の個々に対応したゲイン変化しかコントロールすることが出来ないが、ファジィ制御則の場合はこの表に示すように偏差および偏角の干渉効果の影響まで

図 5 ファジィ制御則ブロック線図

表 1 ファジィ制御則の一例

		偏差						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
偏角	NB	PB	PB	PB	PB	PB	PB	NB
	NM	PB	PB	PB	PB	PB	NB	NB
	NS	PB	PB	PM	PS	ZO	NB	NB
	ZO	PB	PB	PS	ZO	NS	NB	NB
	PS	PB	PB	ZO	NS	NM	NB	NB
	PM	PB	PB	NB	NB	NB	NB	NB
	PB	PB	NB	NB	NB	NB	NB	NB

制御できる構造を有している。また、図 6 に非ファジィ化に用いるメンバーシップ関数を示す。今回の法討では、オペレータからエキスパート知識を抽出することが出来なかったため、(a) 項で示したダイナミック・シミュレータを用いステップ応答の誤差が最小になるように、試行錯誤で制御則とメンバーシップ関数を決定した。図 7 にこのファジィ制御技術を用いたトラッキング・コントロールの制御シミュレーション結果を示すが、ほぼ満足できる結果が得られている。

ファジィ制御則は、表 1 および図 6 に示すように、多くの自由度を与えることによって高性能な制御を実現することができるが、反面その設計は非常に難しくなる。この問題を解決するために、ニューラルネットワークの最適化機能を用いて、メンバーシップ関数の代表値を自動的に学習することを試みた。図 8 にこの学習ブロック線図を示すが、ニューラルネットワークは、初期偏差を変化させたステップ応答の時間軸上の積分誤差が最小になるようなメンバーシップ関数の代表値を出力するように学習を進める。通常のニューラルネットワークでは、誤差とニューラルネットワークの重み変化の関係を陽に与えることができるが、この学習の場合はメンバーシップ関数の代表値と誤差の関係を求める事が出来なかったため、探索型の学習方法を用いた⁷⁾。図 9 に学習回数とメンバーシップ関数の代表値の変化を示すが、ほぼ 500 回程度の学習で収束することがわかる。表 2 にメンバー

図 8 ニューラルネットワークを用いた学習ブロック線図

図 6 メンバーシップ関数

図 7 トラッキング制御結果

シップ関数の代表値の試行錯誤で得られた値とニューラルネットワークを用いて自動学習を行った場合の比較を示すが、設計者が試行錯誤で行った場合に比較して、ニューラルネットワークを用いた自動探索の場合はより誤差を抑制できるパラメータ設定ができることがわかる。このように、ニューラルネットワークの学習機能を併用することにより、ファジィ制御則に学習機能を付加することができる。しかし、ニューラルネットワークの学習機能は信号レベルに留まっており、ファジィ制御則の本質である信号レベルのルールについては、ニューラルネットワークでは学習機能を与えることはできない。この信号レベルの学習機能が与えられれば、ファジィ制御則も飛躍的な機能アップに繋がるが、現在ではこの面の検討はあまり進んでおらず、今後の研究の進展に期待した

図 9 ニューラルネットワークの学習過程

い分野である。

4. 応用からみたファジイ制御則の特徴

新しい制御則を実際のシステムに適用する場合は、ロバスト性および実績が重要な項目となり、従来からのPID制御からなかなか脱却できないのが現状である。この面からファジイ制御を考えると、オペレータが行っている制御と同一の構造を用いているので、その制御構造自体に実績およびオペレータが手にいれたロバスト性の知識がインプリメントされていると考えられる。また、現代制御理論およびニューラルネットワーク等で作られる制御則は、記号レベルで記述されていないので直観的に内容が理解できないが、ファジイ制御則は記号レベルの表現がされているので、設計者が制御則の内容を理解しやすい構造となっている。しかし、記号レベルの記述を用いた非線形制御となるので、制御理論を用いて安定領域を計算する事が難しく、オペレータが経験したことがない領域およびシミュレーションで評価した以外の領域の拡張については、その安定性の保証は難しくなる。

経験したことがない領域の安定性等の問題は残るものの、オペレータが経験した領域については、設計者からみると実績およびロバスト性について比較的安心感をもって、現代制御理論等の制御則に比較して実際のプラントに適用に際して、制御コンセプトが理解しやすい。特徴を有していることがわかる。

5. ま と め

本文のファジイ制御の応用例は、長所と短所を同じ土俵上で評価する為に著者の使用例だけで議論している。このため、独断と偏見の強いものになっており、読者はその点を割り引いて読んで欲しい。終わりにあたって、ファジイ技術の今後の期待について述べておきたい。ファジイ技術は本文で議論したように、人間のヒューリスティックな知識をコンピュータにインプリメントするのに統一的な枠組みを与えたことに重要な意味をもっている。今後、ファジイ技術がより発展する為には、統一的に記述する枠組みを与えたのみではなく、その枠組みが

表 2 ファジイ代表値の比較

	試行錯誤探索	N. N出力
偏差ファジイ変数 PB	50.0	36.87
偏差ファジイ変数 PM	15.0	30.76
偏差ファジイ変数 PS	5.0	14.94
偏角ファジイ変数 PB	0.9	0.618
偏角ファジイ変数 PM	0.2	0.189
偏角ファジイ変数 PS	0.1	0.052
総偏差積算	776.9	659.21

新たな概念等を構築する上で理論的基盤を与えるものとなる必要がある。ファジイ技術が本当の意味で評価されるのは、今後の研究の進展によりその枠組みの中から新しい概念が創出された時と思われる。

最後に、本文での応用例の紹介はシミュレーションレベルで止まっているが、今後は実機にファジイ制御則およびその他の制御則をインプリメントし、最終的な評価に進める予定である。

参 考 文 献

- 1) 榎木, 糊田, 高木: “ファジイ理論”, 日本ロボット学会誌, Vol.9, No.2, pp.238-255 (1991).
- 2) 広田: “ファジイ制御について”, 日本ロボット学会誌, Vol.9, No.2, pp.232-237 (1991).
- 3) 野村, 保科, 塩見, 梅津: “方向制御可能なトンネル機械の設計と特性”, 土木学会論文集, No.358, pp.61-68 (1985).
- 4) S. Aoshima & T. Yabuta, “Simplified Dynamic Model for Amount of Directional Correction of Small-Diameter Tunneling Robot”, ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, Vol.114, pp.476-480 (1992).
- 5) 青島, 山田, 羽成, 藪田: “ニューラルネットワークを用いた小口径トンネルロボットの方向修正量モデル形成法”, 日本機械学会論文集, (掲載予定)
- 6) 青島, 武田, 藪田: “小口径トンネルロボットのファジイ方向制御法”, 日本機械学会論文集, Vol.58-C, No.553, pp.2728-2735 (1992).
- 7) 青島, 武田, 藪田: “小口径トンネルロボットのニューラル型最適オートチューニング法”, 日本機械学会論文集, Vol.58-C, No.554 (1992).

藪田哲郎 (Tetsuro YABUTA)

1949年7月19日生。1974年東京大学大学院修士過程修了(産業機械工学専門過程), 同年電電公社(現NTT)電気通信研究所入所。現在, NTTフィールドシステム研究開発センタ主幹研究員, 工学博士。1986-1987年カリフォルニア大学サンタバーバラ校ロボットセンター客員研究員。1984年日本機械学会奨励賞受賞, IEEE, 計測自動制御学会, 日本機械学会, 電子情報通信学会会員。(日本ロボット学会正会員)

青島伸一

(Shin-ichi AOSHIMA)

1960年4月15日生。1984年茨城大学工学部精密工学科卒。1986年東京工科大学大学院修士過程修了(精密機械システム専攻)。同年NTT電気通信研究所入所。現在, NTTフィールドシステム研究開発センタ研究主任。1991年度日本機械学会研究奨励賞, 日本機械学会, 計測自動制御学会, 電子情報通信学会会員。(日本ロボット学会正会員)