

ニューラルネットワークコントローラと デジタル制御系

Neural Network Controllers for Digital Control System

茨城大学 工学部 情報工学科
山田 孝行

(要旨)

ニューラルネットワークは生体神経回路を基にした数学モデルであり、未知環境へ適用可能な汎化学習能力を持つと期待されている。近年盛んに研究される様になった要因の一つとして、1960年代の二層のネットワークモデルに代わる三層のネットワークモデル及び単調増加する非線形関数の使用によるネットワークの写像／学習能力の向上が挙げられると思われる。この三層構造のニューラルネットワークは多層型ニューラルネットワーク (PDPモデル) と呼ばれ、今日の応用研究の主流の一つとなっている。これらの応用の中で、本論文では一入力一出力のデジタル制御系への応用に的を絞り、ニューラルネットワークコントローラを設計する上での留意点について検討し、代表的なコントローラの構成法として直列型、並列型、セルフチューニング型について概説する。また、ニューラルネットワークを用いたコントローラにおいて特徴的に発生する学習時のプラントヤコビアンへの取り扱いと解決策について簡単に紹介する。

1. はじめに

生物神経回路の数学モデルとして提案されたニューラルネットワークは生体の脳の情報処理にヒントを得たアルゴリズムであり、学習能力を持ち未知環境にも適応可能な汎化能力を持つと期待されている。ニューラルネットワークの研究は1943年のMcCulloch, Pittのニューロンモデルの研究 [1] に始まり、1957年にRosenblatt等によりパーセプトロンの研究 [2] が盛んに行われた。その後、1969年にMinsky-Papertによりパーセプトロンの限界が指摘され [3] 一時沈滞するものの1986年にRumelhartらにより提案されたBack-propagation [4] により大きく発展し、当初の認知心理学への応用を超えて様々な分野への応用が行われるようになってきた。また、彼らに先立ち1982年にHopfieldらにより相互結合ネットワークが最適化問題へ応用 [5]

され、著しい成果を上げたことも多くの研究者の目をニューラルネットワークへ向けさせた一因となっていると思われる。Rumelhartらは1960年代に盛んに研究された二層のネットワークモデルの代わりに三層のネットワークと単調増加する非線形関数を用いることによりネットワークの写像能力を格段に向上することが可能であることを示している。この彼らにより示された三層構造のニューラルネットワークは多層型ニューラルネットワーク (PDPモデル) と呼ばれ、今日の応用研究の主流の一つとなっている。

連続値を取り扱う多層型ニューラルネットワークでは先に述べた単調増加する非線形関数を導入することにより、非線形の入出力関係を表現することも可能である。このようなニューラルネットワークの能力に着目して、ロボット或いは動特性を持つシステムへのコン

トローラとしての適用が数多く検討されており、ファジィ等の他のアルゴリズムとの組み合わせ等も多く提案されている。本論文では連続値を取り扱う多層型ニューラルネットワークを単独で用いた場合についてのサーボ制御系への適用例を概観し、代表的なニューラルネットワークを用いたコントローラの構成について概説することにする。

ニューラルネットワークを制御系へ応用する研究の初期段階においては、多関節マニピュレータの逆キネマティクス問題に関する検討が盛んに行われた。[6] マニピュレータ先端のワーク座標から各関節角を導出する逆キネマティクス問題は、多関節マニピュレータでは非線形方程式を解く必要があるため、ニューラルネットワークの非線形写像能力が有効であると考えられたためである。これらの逆キネマティクス問題への応用研究は静的な写像問題を取り扱うものであったが、プラントの動特性を考慮したサーボコントローラをニューラルネットワークを用いて設計する試みも平行して進められ、当初倒立振子の制御への応用 [7] として登場した。これは、倒立振子は従来の高度な制御則の制御対象例として研究されており、そのダイナミクスも完全に定式化されていることによる。また、倒立振子は基本的に非線形プラントであり、比較的ニューラルネットワーク応用の意義を示し易かったことも理由の一つとして上げられると思われる。これらの研究はニューラルネットワークを用いた制御系研究のなかで、特殊なプラントを制御対象とするものであった。一方、一般のプラントを対象としてニューラルネットワークを用いた制御系を構築する試み [8]-[13] も多数進められている。この分野の研究はニューラルネットワークの学習能力を用いてニューラルネットワーク内部に未知プラントの逆特性を構築し、プラントの非線形な動特性を補償することを目的としている。これは多層型のニューラルネットワ

ークは非線形写像能力を持つため、従来の制御理論の枠組みでは困難であった任意の非線形プラントに対する学習可能な非線形コントローラを構成出来る可能性があると期待されていたためである。

2. ニューラルネットワークを用いたコントローラ設計の留意点

多層型ニューラルネットワークを用いたコントローラを設計する上で留意すべき点として下記の事項が考えられると思われる。

[1. 連続性]

通常のニューラルネットワークは0又は1の二値信号を用いている。しかし、制御入出力は連続値として記述されるため、連続値を取り扱うニューラルネットワークの特性を検討する必要がある。この様なニューラルネットワークに関して、十分なニューロン数があれば任意の静的な非線形関数を近似する能力があることが知られて [14] おり、ニューラルネットワークで取り扱う信号を $-\infty$ から $+\infty$ で定義される連続信号とすれば、コントローラ的设计が可能となる。

[2. 動特性]

非線形制御対象の動特性を補償するために、通常の静的なニューラルネットワークに動特性を付加する必要がある。動特性を付加する手法として、ニューラルネットワーク内部にフィードバックループを持つリカレントタイプを用いる手法と外部に時間遅れ要素を付加するバッファタイプを考えることができる。[15] 前者は比較的小さなニューラルネットワークで制御系を設計出来る可能性があるが、学習則として随伴行列等を用いる必要があり学習アルゴリズムが比較的複雑になる。一方、後者のニューラルネットワークは若干大きくなるものの、学習則が一般の δ ルール [16] に準拠した形で導出出来るため、比較

的取り扱いが容易である。

[3. 汎化性]

制御目標軌道に対する依存性は制御特性を劣化させる。このため、学習後のニューラルネットワークが制御の目標値に依存しない設計手法が必要である。この問題について、適応制御理論 [17] では線形プラントについて既に検討されており、適応制御系の拡張としてニューラルネットワークコントローラの設計を行うことが、この問題の解決策の一つとなる。

[4. 安定性]

安定性に対する解析は適応制御等の従来の制御分野においても重要な課題であり制御系の優劣を決定する大きな指針となっている。しかし、線形ニューラルネットワークコントローラの解析 [18] は行われているものの、著者の知る限り十分な安定解析は行われておらず、シミュレーションや実験による検証が行われているのみである。今後のロバスト性や安定性についての研究の進展を期待したい。

3. ニューラルネットワークを用いた代表的なデジタル制御系

代表的なニューラルネットワークコントローラは図1の直列型、図2の並列型、図3のセルフチューニング型に分類することが出来る。[9] 以下、これらのコントローラの特徴

について概説する。

[1. 直接型コントローラ]

図1の直列型のコントローラはニューラルネットワークの出力をそのままプラントの入力とするタイプであり、多くの場合学習後プラントの逆特性がニューラルネットワークにより構成される様に学習を行う。このタイプについてはK.S.Narendra, D.Psaltis, M.Jordan等により検討されている。[10]-[12] [18] K.S.Narendraらにより提案されているコントローラは制御を行う前にニューラルネットワークを用いてプラントの逆特性の同定を行い、制御時には学習した同定結果をそのまま利用するもので制御時の学習は行わない。もし、同定時の学習が理想的に終了していれば、ニューラルネットワークにはプラントの逆特性が構築されているので、このニューラルネットワークをコントローラとして用いれば対象プラントのダイナミクスを完全に補償し、制御の目標値とプラントの出力との一致が期待出来る。K.S.Narendraがこの様な手法をとった理由は、対象プラントの事前知識を全く用いないという仮定を用いているために、学習則導出の際に必要なプラントのヤコビアン(評価関数(通常は出力誤差の二乗和) [19] のプラントの入力に対する偏微分)が得られないことによる。この問題について、M.Jordanは制御用とは別のニューラルネットワークを用いてプラントの順特性を同定し、この学習後の同定用ニューラルネットワ

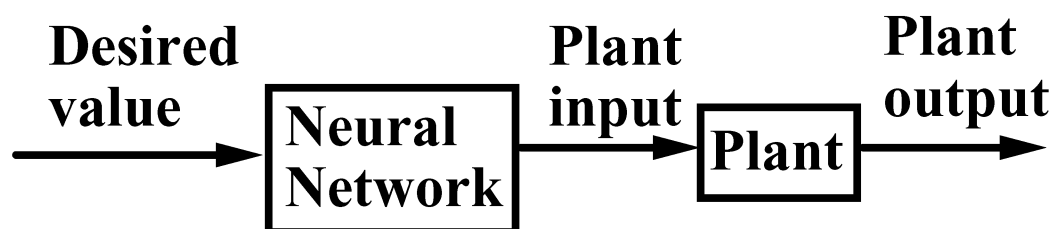


図1 直列型コントローラ

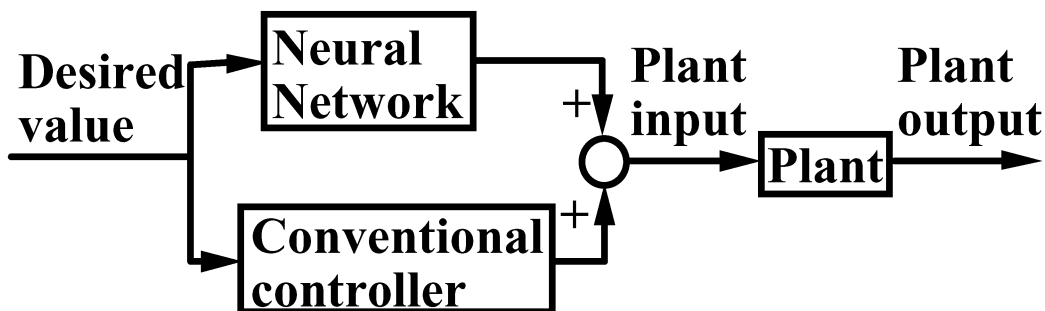


図2 並列型コントローラ

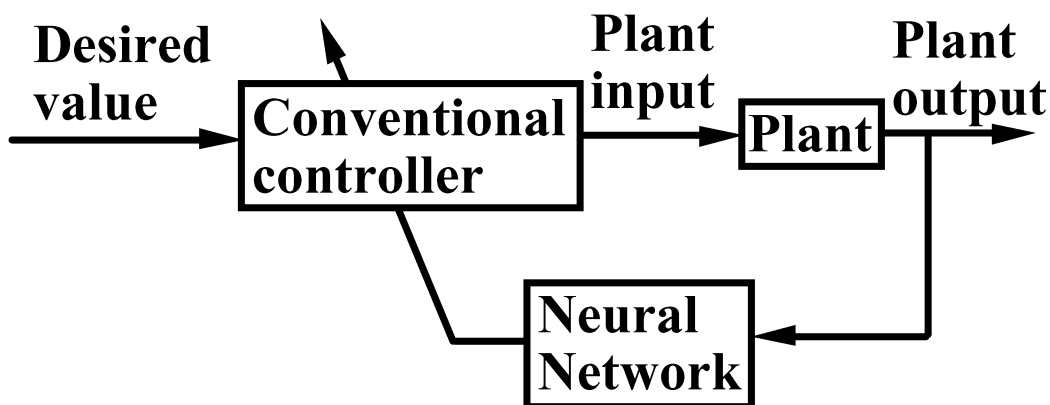


図3 セルフチューニング型コントローラ

ークを用いて制御用ニューラルネットワークの学習を行う手法を提案している。これらのコントローラに対し、D.Psaltisはプラントのヤコビアンが既知として直列型コントローラ的设计を行っている。また、ヤコビアンの情報が未知の場合には評価関数のプラント入力に対する偏微分を差分式に置き換え学習を行う手法が彼らにより示されている。

[2. 並列型コントローラ]

図2の並列型のコントローラはニューラルネットワークの出力と従来制御則の出力との和をプラントの入力とする。[13] [20] このタイプでは大脳生理学の見地から川人らにより提案されたフィードバック誤差学習が代表的である。川人らのコントローラでは従来の

制御則の出力を最小にする様にニューラルネットワークの学習することにより、従来制御則で学習初期の安定性を保証し、学習が進むにつれてニューラルネットワークのみにより制御を行うことを目的としている。

[3. セルフチューニングコントローラ]

直列型と並列型以外に図3に示すセルフチューニング型のコントローラも考えることができる。[9] [21] このタイプはニューラルネットワークにより、従来の制御則のパラメータを調整するものである。このタイプについては大松らにより従来制御則としてPIDコントローラを用い、ニューラルネットワークがフィードバック誤差を出来るだけ小さくするようにPIDコントローラのゲインを決定す

るセルフチューニング PID型コントローラが提案されている。[9] この他、従来の制御系を主に用い、ニューラルネットワークを補助的に用いる手法等種々提案されている。

以下、2章で述べた設計上の留意点を基に、上記直列型コントローラを例としてデジタル制御系におけるニューラルネットワークコントローラ的设计手法について概説する。議論を単純化するために一入力一出力離散時間プラントを対象とし、先に述べたバッファタイプのコントローラ的设计を試みる。また、ニューラルネットワークは連続値を扱う多層型で、入力層のニューロン数は後に定義するニューラルネットワークの入力ベクトルの次数であり、出力層のニューロン数は1即ちニューラルネットワークの出力はスカラー値であるとする。先に述べた様に多層型ニューラルネットワークはダイナミクスを含まない静的な任意の非線形関数を任意の精度で近似することが出来る。このことを基に、先ずここではプラント出力 Y と制御の目標値 Y_d を一致させる条件を検討することにより、ニューラルネットワークが学習しなければならない静的な非線形関数を明らかにする。次に、この非線形関数の入力である信号成分をニューラルネットワークの入力ベクトルとする。式(1)にここで用いる設計対象のプラントを示す。但し、式(1)は適応制御系で用いられる非最小表現 [17] により表されている。

$$Y(k) = f(Y(k-d), \dots, Y(k-d-n), U(k-d), \dots, U(k-d-m)) \quad (1)$$

但し、 U はプラントの入力、 f はプラントの非線形性を表す非線形関数、 d はプラントのむだ時間、 n 及び m はプラントの次数、 k はサンプリング数である。ここでニューラルネットワークの学習はプラント出力が制御の目標値と一致するように行うことから出力誤差 ε を次式で定義する。

$$\varepsilon(k) = Y_d(k) - Y(k) \quad (2)$$

ここで、プラントの非線形性を表す非線形関数 f のプラント入力 $U(k-d)$ に対する逆関数 f^{-1} が存在するとすると $\varepsilon(k) = 0$ となる条件は式(1)(2)より

$$U(k-d) = f^{-1}(Y_d(k), Y(k-d), \dots, Y(k-d-n), U(k-d-1), \dots, U(k-d-m)) \quad (3)$$

となる。式(3)のサンプリング時刻をむだ時間だけ進めると

$$U(k) = f^{-1}(Y_d(k+d), Y(k), \dots, Y(k-n), U(k-1), \dots, U(k-m)) \quad (4)$$

式(4)の右辺の信号成分を用いて、ニューラルネットワークの入力 $I(k)$ はベクトル表現を用いると次式となる。

$$I^T(k) = [Y_d(k+d), Y(k), \dots, Y(k-n), U(k-1), \dots, U(k-m)] \quad (5)$$

ニューラルネットワークは静的な任意の非線形関数を任意の精度で近似出来ることから式(5)をニューラルネットワークの入力とすれば、学習終了時にはニューラルネットワークは式(4)の非線形関数 f^{-1} を獲得し、制御の目標値と一致するプラント出力を実現することが可能となる。なお、上記は直列型的设计例であるが、同様の手法により並列型及びセルフチューニング型についても設計することが出来る。

4. ニューラルネットワークコントローラの学習則

通常、最適なニューラルネットワーク出力は未知と仮定されるため、ニューラルネットワークの学習として良く知られている Back-propagation Learning [16] [22] に必要な教師信号は用いることが出来ない。このため、次式のように評価関数 J を定義して Back-

propagation Learningの基である勾配法の原理に基づき評価関数 J を最小化する様にニューラルネットワークの学習を行うことが多い。

$$W_i(k) = W_i(k-1) - \eta \frac{\partial J(k-1)}{\partial W_i(k-1)} \quad (6)$$

$$J(k) = \frac{1}{2} \varepsilon^2(k) \quad (7)$$

但し、 W_i は i 番目のニューラルネットワークの重み、 η は学習の速度を決定するパラメータである。この他、モーメントを用いる手法、可変 η を用いる手法等が知られている。なお、式(6)中の偏微分 ($\partial J / \partial W_i$) を計算するために、下記の連鎖規則を用いて計算する手法が知られている。[9]

$$\frac{\partial J(k)}{\partial W_i(k)} = \frac{\partial J(k)}{\partial Nout(k)} \cdot \frac{\partial Nout(k)}{\partial W_i(k)} \quad (8)$$

但し、 $Nout$ はニューラルネットワークの出力である。式(8)中、ニューラルネットワーク出力 $Nout$ の重みに対する偏微分 ($\partial Nout / \partial W_i$) はニューラルネットワークの構造を用いて計算することが可能である。なお、式(8)中、評価関数 J のニューラルネットワーク出力に対する偏微分 ($\partial J / \partial Nout$) は制御系の構造、評価関数 J の定義、プラントの構造に依存するため、一般的には表せないが制御系の構造が既知であるから、この偏微分はプラントヤコビアンを用いて表せる場合が多い。プラントヤコビアンが未知の場合については、先に述べたNaredra, Psaltis, 大松らの手法等幾つかの解決策が示されている。

式(6)の学習則は勾配法の原理に基づくため、安定性について下記の結果を導くことが出来る。

$$\begin{aligned} J(k) - J(k-1) &= (W_i(k) - W_i(k-1)) \frac{J(k) - J(k-1)}{W_i(k) - W_i(k-1)} \\ &= -\eta \frac{\partial J(k-1)}{\partial W_i(k-1)} \frac{J(k) - J(k-1)}{W_i(k) - W_i(k-1)} \end{aligned} \quad (9)$$

式(9)より、 η が負でない実数でかつ式(10)の条

件が満たされるとき、式(11)が成立する。

$$\frac{\partial J(k-1)}{\partial W_i(k-1)} \approx \frac{J(k) - J(k-1)}{W_i(k) - W_i(k-1)} \quad (10)$$

$$J(k) - J(k-1) = -\eta \left(\frac{\partial J(k)}{\partial W_i(k-1)} \right)^2 \leq 0 \quad (11)$$

式(11)より、 η が負でない実数でかつ式(10)の条件が満たされるとき制御系が安定であることが分かる。しかし、式(11)の条件は初期状態付近等の重みの変化が激しい時と学習終了時等の重みがほとんど変化しない時には成立しない。よって、学習初期から学習終了時までの安定性は保証することが出来ず、今後の厳密な安定解析に期待したい。

5. まとめ

連続値を取り扱う多層型のニューラルネットワークを単独で用いた場合のサーボ系のコントローラについての検討例を紹介し、代表的なコントローラとして直接型、並列型、セルフチューニング型のコントローラについて概説した。なお、この他ファイジィ、遺伝的アルゴリズム等と組み合わせたコントローラや、プラント制御等への適用例等、本論文では述べられなかったコントローラも数多く提案されている。

[参考文献]

- (1) W.S.McCulloch and W.H.Pitts, "A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Neural Nets", Bull.Math.Biophys. 5, pp.115-133 (1943)
- (2) F. Rosenblatt, "Principles of Neurodynamics", Spartan (1961)
- (3) M.Minsky and S.Papert (齊藤正男訳), "パーセプトロン", 東京大学出版 (1971)
- (4) Rumelhart, McClelland and the PDP Research Group, "Parallel Distributed Processing", The MIT Press (1988)
- (5) J.J.Hopfield, "Neural Networks and

- Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities”, Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 79, 2554-2558 (1982)
- (6) 田中、清水、土屋、”神経回路網による冗長マニピュレータの逆キネマティクス問題の解法”、計測自動制御学会論文誌、Vol.27, No.7, pp.815-821 (1991)
- (7) C.W.Anderson, “Learning To Control on Inverted Pendulum Using Neural Networks”, IEEE Control Systems Magazine, Vol.9, No.3, pp.31-37 (1989)
- (8) 関口、長田、浅川、”構造化階層ネットワークによる移動ロボットの行動制御”、日本ロボット学会誌、Vol.8, No.3, pp.306-314 (1990)
- (9) 大松、山本編著、”セルフチューニングコントロール”、計測自動制御学会 (1996)
- (10) K.S.Narendra and K.Parthasarathy, “Identification and Control of Dynamic Systems Using Neural Networks”, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.1.1, No.1, pp4-27 (1990)
- (11) D.Psaltis, A.Sider and A.Yamamura, “A Multilayered Neural Network Controller”, IEEE Control Systems Magazine, Vol.8, No.2, pp.17-22 (1988)
- (12) M.I.Jordan, “Generic Constraints on Underspecified Target Trajectories”, Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, Washington D.C. June, pp.217-225 (1989)
- (13) M. Kawato, Y. Uno, M. Isobe and R. Suzuki, “Hierarchical Neural Network Model for Voluntary Movement With Application To Robot”, IEEE Control Systems Magazine, Vol.8, No.2, pp.8-12 (1988)
- (14) K.Funahashi, “On the Approximate Realization of identity Mapping by Three-Layer Neural Networks”, The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers, A Vol.J73-1, No.1, pp.139-145 (1990)
- (15) T.Yabuta and T.Yamada, “Neural Network Controller Characteristics with Regard to Adaptive Control”, IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.22, No.1, pp.170-177 (1992)
- (16) D.E.ラメルハート, J.L.マクレランド, P D P リサーチグループ著, 甘利俊一監訳, ”認知科学とニューロン回路網の探索”, 産業図書 (1989)
- (17) 市川邦彦, 金井喜美雄, 鈴木隆, 田村捷利, “適応制御”, 昭晃堂 (1984)
- (18) 山田孝行、藪田哲郎, “ダイレクトコントローラに関する一考察”, 計測自動制御学会論文集, Vol.27, No.7, pp.784-791 (1991)
- (19) 山田孝行、安江律文, “プラントヤコビアンとニューラルネットワークコントローラの学習則に関する一考察”, 電気学会情報処理研究会資料 IP-95-30, pp.49-55 (1995)
- (20) 山田孝行、藪田哲郎, “ニューラルネットワークを用いた適応型フィードフォワードフィードバックコントローラ”, 計測自動制御学会論文集, Vol.30, No.10, pp.1234-1241 (1994)
- (21) T.Yamada, K.Takahashi, N.Yasue and T.Yabuta, “Remarks on a Learning Type Self-tuning Neural Network Controller”, Proceedings of International Conference on Advanced Robotics, pp.43-48 (1993)
- (22) 松岡清利編著, ”ニューロコンピューティング基礎と応用一”, 朝倉書店 (1992)