

電気・油圧サーボ系の自己調整ファジィ
制御に関する研究

(Study on Self-tuning Fuzzy Control of Electro-hydraulic Servo Systems)

平成10年1月

于 平

①
岐阜大学博士学位論文

電気・油圧サーボ系の自己調整ファジィ
制御に関する研究

(Study on Self-tuning Fuzzy Control of Electro-hydraulic Servo Systems)

1998年1月

于 平

目次

目次	i
図目次	iv
表目次	vi
和文要旨	vii
英文要旨 (Abstract)	viii
中文要旨 (内容提要)	ix
第 1 章 序論	1
1.1 本研究の背景と目的	1
1.1.1 油空圧システムのファジィ制御に関する研究	1
1.1.2 ファジィ自己調整に関する研究	2
1.1.3 ニューロ自己調整に関する研究	4
1.2 主な記号	6
1.3 電気・油圧サーボ系	9
1.3.1 電気・油圧サーボ系の構成と作動原理	9
1.3.2 電気・油圧サーボ系の諸元	10
1.4 数学モデルとシミュレーション	24
1.4.1 システムの数学モデル	24
1.4.2 デジタルシミュレーション	29
第 2 章 ファジィ制御	31
2.1 ファジィ制御の概要	31
2.1.1 ファジィ制御の概念	31

2.1.2	ファジィ制御器の仕組み	33
2.1.3	非ファジィ化における高さ法	37
2.2	ファジィ制御器の構成	38
2.2.1	ファジィ制御変数	38
2.2.2	ファジィ制御規則	39
2.2.3	ファジィ制御演算	41
2.3	ファジィ制御器のゲイン	42
第 3 章	ファジィ自己調整	43
3.1	自己調整制御の概要	43
3.1.1	自己調整制御の概念	43
3.1.2	自己調整制御器の構成と設計	44
3.1.3	自己調整制御の応用	45
3.2	ファジィ自己調整器	46
3.2.1	ファジィ自己調整器の構成	46
3.2.2	応答波形の特徴量	47
3.2.3	自己調整用のファジィ推論	49
3.2.4	ゲインの更新法	52
3.3	最適状態の判定	53
3.3.1	自己調整最適状態の判定	53
3.3.2	ゲイン更新の補助機構	54
3.4	実験及びシミュレーションの結果	56
3.4.1	実験及びシミュレーションの方法	56
3.4.2	実験及びシミュレーションの結果とその検討	57
3.5	結論	71
第 4 章	ニューロ自己調整	72
4.1	ニューロ推論の概要	72
4.1.1	ニューラルネットワークの概念	72
4.1.2	ニューロンモデル	73
4.1.3	ニューロ推論	75

4.2	ニューロ自己調整器	77
4.2.1	ニューロ自己調整器の構成	77
4.2.2	ニューラルネットワークの構成	78
4.2.3	ニューロ学習のアルゴリズム	80
4.2.4	ゲインの更新法	84
4.3	最適状態の判定	85
4.3.1	自己調整最適状態の判定	85
4.3.2	ゲイン更新の補助機構	86
4.4	実験及びシミュレーションの結果	88
4.4.1	実験及びシミュレーションの方法	88
4.4.2	実験及びシミュレーションの結果とその検討	89
4.5	結論	103
第 5 章	結言	104
5.1	結論	104
5.1.1	ファジィ自己調整ファジィ制御について	97
5.1.2	ニューロ自己調整ファジィ制御について	98
5.2	今後の課題	106
	参考文献	107
	謝辞	112

图目次

Fig. 1.1	Electro-hydraulic servo system	9
Fig. 1.2	Static characteristics of servo amplifier	12
Fig. 1.3	Static characteristics of servo valve	13
Fig. 1.4	Flow rates on port 1,4	16
Fig. 1.5	Flow rates on port 2,3	17
Fig. 1.6	Flow coefficients on port 1,4	18
Fig. 1.7	Flow coefficients on port 2,3	19
Fig. 1.8	Input/output shaft torque on gear motor	21
Fig. 1.9	Block diagram of control system	30
Fig. 2.1	Fuzzy membership function	34
Fig. 2.2	Fuzzy set B_i and B_i^*	36
Fig. 2.3	Membership function for fuzzy controller	39
Fig. 3.1	Self-tuning controller	44
Fig. 3.2	Fuzzy self-tuning fuzzy control system	47
Fig. 3.3	Characteristic indexes of step response	48
Fig. 3.4	Flowchart of fuzzy self-tuning fuzzy control system	58
Fig. 3.5	Fuzzy self-tuning step responses ($r=1000\text{rpm}$, medium load, low gain)	61
Fig. 3.6	Step responses of No.1	62
Fig. 3.7	Step responses of No.9	63
Fig. 3.8	Fuzzy self-tuning step responses ($r=1000\text{rpm}$, medium load, high gain)	64
Fig. 3.9	Fuzzy self-tuning step responses ($r=500\text{rpm}$, medium load)	66
Fig. 3.10	Fuzzy self-tuning step responses	

	($r=1500\text{rpm}$, medium load)	67
Fig. 3.11	Fuzzy self-tuning step responses	
	($r=1000\text{rpm}$, large load).....	69
Fig. 3.12	Fuzzy self-tuning step responses	
	($r=1000\text{rpm}$, small load)	70
Fig. 4.1	Neuron model	74
Fig. 4.2	Sigmoid function	76
Fig. 4.3	Neuro self-tuning fuzzy control system.....	78
Fig. 4.4	Neural network	80
Fig. 4.5	Flowchart of neuro self-tuning fuzzy control system.....	90
Fig. 4.6	Neuro self-tuning step responses	
	($r=1000\text{rpm}$, medium load, high gain)	92
Fig. 4.7	Step responses without neuro self-tuning	93
Fig. 4.8	Variation of gains	94
Fig. 4.9	Variation of evaluation function I_e	95
Fig. 4.10	Variation of neural weight	96
Fig. 4.11	Neuro self-tuning step responses	
	($r=1000\text{rpm}$, medium load, low gain)	98
Fig. 4.12	Neuro self-tuning step responses	
	($r=500\text{rpm}$, medium load).....	99
Fig. 4.13	Neuro self-tuning step responses	
	($r=1000\text{rpm}$, large load).....	100
Fig. 4.14	Comparison of NST with FST	
	($r=1000\text{rpm}$, medium load)	102

表目次

Table 1.1	Overlap of servo valve	14
Table 1.2	Flow coefficient values.....	20
Table 1.3	Friction torque on gear motor	22
Table 1.4	Nominal values of parameters.....	28
Table 2.1	Fuzzy variables	34
Table 2.2	Fuzzy rules of fuzzy controller	40
Table 3.1	Fuzzy rules of fuzzy self-tuner	51
Table 3.2	Coefficients of modification for gain A, B, C	52
Table 4.1	Differences between fuzzy/neuro self-tuner.....	101

和文要旨

近年、ファジィ制御が各方面から注目を受け、油圧システムなどへの適用が図られるようになった。一方、実用上の問題点として、ファジィ制御器の入出力ゲイン、ファジィ変数や、ファジィ制御規則などをいかに合理的に最適調整するかという点がある。そこで、本研究の前半では、ファジィ制御器において重要視される3個のゲインに対して、それらを最適調整するためのファジィ自己調整器を設計し、その電気・油圧サーボ系への適用を試みた。本ファジィ自己調整器は、システムの応答波形に関する特徴量をオーバシュート率、振幅減衰率、正規化立上り時間率に基づいて評価しながら、ファジィ推論によって最適な状態に自己調整しようとするものである。次に、ファジィ自己調整器に内在する特徴量抽出の煩雑さや、自己調整ファジィ規則設定の経験を必要とする難点の克服を目指して、本研究の後半では、ファジィ自己調整器に代えて、ニューラルネットワークによるファジィ制御器ゲインの自己調整機能を備えたニューロ自己調整器を構成し、その電気・油圧サーボ系への適用を試みた。本ニューロ自己調整器は、評価関数に基づいてニューラルネットワークの結合荷重を学習させながら、ニューロ推論によって最適な状態にゲイン自己調整しようとするものである。

本ファジィあるいはニューロ自己調整によるファジィ制御の有効性を実験とシミュレーションの両面から検討した結果は次のように要約される。

(1) 実験によれば、目標値や慣性負荷などの変動にも関わらず、ファジィあるいはニューロ自己調整器のどちらによっても、ファジィ制御器ゲインの最適調整がはかられ、その結果としてファジィ制御系の良好な応答性能が得られた。

(2) 上記の実験に対応する検討をシミュレーションによっても行ったところ、実験結果を支持する結果が得られた。また、本システムの数学モデルの妥当性も確認された。

(3) ファジィあるいはニューロ自己調整によるファジィ制御を用いれば、電気・油圧システムに存在するさまざまな非線形要素に阻害されることなく、広範な条件下で高速・高精度な制御が達成され、ファジィあるいはニューロ自己調整によるファジィ制御の有効性が確認された。

(4) ニューロ自己調整を用いた結果、ファジィ自己調整器における設計と計算上の難点が軽減されるばかりでなく、調整の高速化がはかられた。

Study on Self-tuning Fuzzy Control of Electro-hydraulic Servo Systems

Abstract

Recently, the fuzzy control algorithm is frequently being applied to numerous kinds of systems due to its simplicity, good adaptability to complex and nonlinear systems, etc. One of the problems when applying the fuzzy control algorithm is the tuning method of the fuzzy control parameters for obtaining the optimum conditions.

The first part of this study deals with a self-tuning fuzzy controller (STFC) applied to an electro-hydraulic servo system. The STFC has a hierarchical structure consisting of an algorithm which is identical to a fuzzy controller in the lower loop, with a tuning algorithm assisting the performance evaluation and parameter modification function in the upper loop. As for the algorithm for tuning in the upper loop, another fuzzy logic was adopted for constructing a fuzzy self-tuner. The whole procedure of STFC was repeatedly performed until an acceptable control level could be achieved. The STFC must be able to assess its performance in order to improve its control strategy. The basic functions of STFC can be summarized as follows: (a) to provide appropriate control action while evaluating performance, and (b) to modify the control action based on this evaluation.

The second part of this study deals with a neuro self-tuning fuzzy controller (NSFC) applied to an electro-hydraulic servo system. The NSFC has a hierarchical structure consisting of a fuzzy algorithm which is identical to the fuzzy controller in the lower loop, with a neural network algorithm being adopted for constructing the neuro self-tuner in the upper loop. The whole procedure of NSFC was repeatedly performed by tuning the input and output gains of the fuzzy controller with the neuro self-tuner, until an acceptable control level was achieved. The basic functions of NSFC can be summarized as follows: (a) to provide appropriate control action while evaluating performance, and (b) to modify the control action based on this evaluation.

It could be verified by experiment and digital simulation that STFC and NSFC developed in this study were useful and effective for the control of electro-hydraulic servo systems.

电液伺服系统的自己调整模糊控制的研究

内容提要

近年来,模糊控制技术广泛地应用于各类电液伺服系统的控制之中。但是,其中存在着如下一个问题。即如何合理地选择最佳的模糊控制器的输入输出增益。

在本论文的研究中,首先针对电液伺服系统,设计了一个模糊控制器。然后,在本论文的前期研究中,另外设计了一个模糊自己调整器,用来自动地选择最佳的模糊控制器的三个输入输出增益。在本论文的后期研究中,又开发了一个神经自己调整器,用来更高效地自动选择最佳的模糊控制器的三个输入输出增益。

通过实验和数字仿真的验证,得到以下结论。

- 第一 应用本模糊控制器,能有效地实现对电液伺服系统的高速度高精度控制。
- 第二 实验和数字仿真的结果相吻合,从而证明本系统的数学模型是合理的。
- 第三 使用模糊自己调整器,能实现自动地选择最佳的模糊控制器的输入输出增益。
- 第四 使用神经自己调整器,能实现自动地选择最佳的模糊控制器的输入输出增益。
- 第五 神经自己调整器与模糊自己调整器相比,能更高效地自动选择最佳的模糊控制器的输入输出增益。

第 1 章 序論

本章では，本研究の背景と目的，研究対象とする電気・油圧サーボ系の構成，及びシステムの数学モデルとデジタルシミュレーションについて叙述する．

1.1 本研究の背景と目的

本研究は，前半におけるファジィ自己調整ファジィ制御と，後半におけるニューロ自己調整ファジィ制御という 2 つの部分によって構成される．

以下に，油空圧システムを対象としたファジィ制御に関する研究の背景，ファジィ自己調整に関する研究の背景と目的，ニューロ自己調整に関する研究の背景と目的について述べる．

1.1.1 油空圧システムのファジィ制御に関する研究

一般に油空圧システムは，強度の非線形要素を数多く含んでおり，また分布定数系の数学モデルによって表される管路要素をも内包する¹⁾．この事情が，数学モデルに基づく制御系設計法（比例制御やPID制御など）の適用を制限または困難にしている^{2),3)}．

近年，ファジィ制御が各方面から注目を受け，実システムへの適用が活発になされている．ファジィ制御の大きな特徴は，制御系の設計に際して，システムの数学モデル（または，厳密な定量的モデル）を必要としないため，複雑または非線形性の強いシステムに対してより有効性を発揮する点にある^{4),5)}．したがって，強度の非線形を帯び，また複雑な数学モデルによって記述される油空圧システムに対しては，ファジィ制御の特長が有効に発揮される．近年，主に次のような研究がなされている．

まず，平工ら⁶⁾は，電気・油圧サーボ系へのファジィ制御則の適用を試み

た。実験とシミュレーションによる検討によれば、比較的広範な実験条件で高応答、高精度の制御が達成された。

次に、河合ら⁷⁾は、ファジィ制御を用いたエアコンの四方弁出口温度制御実験を行い、立ち上がりが早く、温度安定度も良く、また冷房能力も高い冷房流量制御方式を得ることができた。

さらに、野口ら⁸⁾は、モデリングを行う油圧アクチュエータ（高所作業車のブーム伸縮軸）について、入出力信号の実測結果に基づくファジィモデルの構造手法について検討し、非線形性を含む実用的なモデルがえられた。

以上のほか、M. C. Shihら⁹⁾は、ファジィ制御理論とニューラルネットワークの学習能力に基づいて構造されたニューロ・ファジィコントローラを、油圧サーボ制御システムへ適用した。

1.1.2 ファジィ自己調整に関する研究

ここでは、ファジィ自己調整に関する研究背景、本研究の前半の目的について述べる。

(1) 研究の背景

近年、各種の実システムへ適用するファジィ制御が活発になされている。しかし、ファジィ制御を適用するにあたっての実用上の問題点として、ファジィ制御器の入出力ゲイン、ファジィ変数や、ファジィ制御規則などをいかに合理的に最適調整するかという点がある。このような調整を自動的に行うための自己調整器に関し、近年、主に次のような研究がなされている。

まず、比較的早期になされた研究の代表例として、前田らの報告¹⁰⁾が挙げられる。前田らは、ファジィコントローラを調整するために、反復パラメータ調整及び実時間パラメータ調整を取り入れた学習則を提案し、その有効性をシミュレーションによって検証している。

次に、片山ら¹¹⁾は、設計者が与えた理想的な制御応答に漸近するよう、ファジィ制御規則をオンラインで逐次的に改善する方法について検討している。その結果、ルール後件部の修正ゲインを適応的に計算しながら行うアルゴリズムを提案し、数値例によるその検証を試みている。

さらに, Wangら¹²⁾は, 学習機能を備えた調整器を電気・油圧サーボ系に適用し, (コントローラの) 入出力ゲインの調整を試みている. 学習によって調整されたときのその実験結果によれば, PID制御時に比べて, 応答性能の改善が認められる.

以上のほか, ファジィ推論を自己調整用のアルゴリズムに適用しつつ, それをPIDコントローラのパラメータ調整に用いた場合¹³⁾, 自動学習されているファジィコントローラの構造に用いた場合¹⁴⁾, または制御対象モデルのパラメータ同定に用いた場合¹⁵⁾, などの検討例がある.

上記までの概観に見られるように, これまで, ファジィ自己調整の方法に関する多様な提案がなされている. 今後の課題としては, 学習制御やニューラルネットワークなどの適用による新たな方法の探求が求められる一方, 実用的な見地からそれらの有効性を実証的に詳しく検証していくことが必要となる(特に, 油空圧システムでは実験的な検証を大きく欠いた状況下にある).

(2) 研究の目的

電気・油圧サーボ系に対して, ファジィ制御を適用した平工ら⁶⁾の基礎的考察によれば, 広範な実験条件下で, 比較的高速・高精度の制御が達成され, ファジィ制御の有用性が確認された. この成果に立脚して本研究の前半では, 次に述べるようなファジィ自己調整によるファジィ制御器の電気・油圧サーボ系への適用を試みる^{16), 17)}.

まず, 自己調整器の基本的な機能を重視する見地から, その調整対象はファジィ制御器の入出力ゲインであるものとする. このとき, 調整用のアルゴリズムに対してもファジィ推論を適用し, 反復パラメータ調整法によって最適調整の達成を試みる.

次に, 上記によって設計されたファジィ自己調整ファジィ制御システムを電気・油圧サーボ系に適用し, その有効性を実験とシミュレーションによって検討する.

1.1.3 ニューロ自己調整に関する研究

ここでは、ニューロ自己調整に関する研究背景、本研究の後半の目的について述べる。

(1) 研究の背景

前述のように、ファジィ制御を適用するにあたっての実用上の問題点として、ファジィ制御器の入出力ゲイン、ファジィ変数や、ファジィ制御規則などをいかに合理的に最適調整するかという点がある。このような最適調整を自動的に行う一方法として、本研究の前半では、同じくファジィ推論を用いた場合の自己調整器について検討した。その結果によれば、ほぼ良好な調整が達成される一方で、主に次のような二つの難点が内在した。

第1は、調整の都度に応答波形をコンピュータに取り込み、これより応答波形を特徴づける3つの特徴量を抽出しながら調整・改善を図ったが、その手続きがやや煩雑となる点である。

第2は、ファジィ自己調整規則の設定には、試行錯誤による時間と手間だけでなく、ある程度の熟練と経験の蓄積を必要とする点である。また、必要とされるファジィ変数の増加にともない（本研究の前半では3変数）、高次元のファジィ調整規則はより複雑となる難点も付随する。

上述のような難点の克服を目指して、さらにニューラルネットワークの柔軟な学習特性をファジィ制御に活用する^{18),19)}ため、本研究の後半では、ニューラルネットワークを用いた場合の自己調整器（ニューロ自己調整器）を構成し、その有効性について検討する。これらに関連する従来の研究状況は次のように概観される。

先ず、星島ら²⁰⁾は、セルフチューニング型ニューラルコントローラによりPIゲインを決定する制御法を空気圧モータ駆動系の位置制御に適用し、実験的にその有効性を検討している。

次に、勝間田らは、階層型ニューラルネットワークを用いて、最適制御設計法で設計したI-PD制御系のゲイン²¹⁾、LQI制御系のゲイン²²⁾を制御対象の特性に応じて自動的に調整する方法を空気圧シリンダ系に適用し、シミュレ

ーションと実験によりその有効性を検討している。

さらに、青島らは、自動的に最適フィードバックゲインを得ることができるニューラル最適ゲイン自己調整法²³⁾、最適ファジィ集合代表値を得ることができるニューラル最適ファジィ変数自己調整法²⁴⁾を提案し、小口径トンネルロボットの角変位制御に適用してその有効性をシミュレーションにより検証している。

以上のほか、渡辺ら²⁵⁾は、ファジィ・ガウシアン・ニューラルネットによる学習型制御器を移動ロボット車の速度と方位の制御に適用した。また、堀川ら²⁶⁾は、ニューラルネットワークによる学習型ファジィ制御器をシミュレーションで評価した。

(2) 研究の目的

上記の概観に見られるように、これまで、ニューロ自己調整法に関する幾つかの提案がなされている。しかしながら、油圧サーボ系に適用されるファジィ制御器の有用性に鑑み、ニューロ自己調整法の有効性をファジィ制御・油圧サーボ系に対して検討することは今後に残された重要な研究課題といえる。

そこで、本研究の後半では、前半で扱ったファジィ自己調整器に代えて、ニューロ自己調整器を考察の対象とする。そして、次に述べるようなニューロ自己調整によるファジィ制御器の電気・油圧サーボシステムへの適用を試みる²⁷⁾。

まず、ニューロ自己調整器の基本的な機能を重視する見地から、その調整対象はファジィ制御器の入出力ゲインであるものとする。このとき、教師信号なしのニューラルネットワーク^{28),29)}、ならびに逆伝播法 (back propagation 法、以下、BP法という) による学習則^{30),31)}を適用し、反復パラメータ調整法によってゲイン最適調整を達成するものとする。

次に、上記によって設計されたニューロ自己調整ファジィ制御システムの有効性を実験とシミュレーションによって検討する。

1.2 主な記号

以下に、本論文で使用する主な記号を列記する。

A, B, C : 偏差, 偏差微分, 制御入力の各ゲイン

a, b, c : ゲイン A, B, C に対する各修正率

a_1, a_2 : 管路1,2の断面積 [m^2]

b_{mk} : 歯車モータの粘性減衰係数 ($k=1\sim 3$) [$\text{N}\cdot\text{m}\cdot\text{s}$]

c_{sj} : サーボ弁の各流路 ($j=1\sim 4$) の流量係数

c_{s0} : 基準流量係数

D, D_0 : 応答波形の振幅減衰率及びファジィ台集合の値

d_1, d_2 : 管路1,2の直径 [m]

E, E_0 : e, e_0 に対する各無次元量

E_n : ニューロ学習の評価関数

e, e_0 : 回転数偏差 [rpm]及びファジィ台集合の値

F, F_0 : 応答波形の正規化立上がり時間率及びファジィ台集合の値

f : 自己調整制御過程の繰り返し回数

f_{mk} : 歯車モータのクーロン摩擦トルク ($k=1\sim 3$) [$\text{N}\cdot\text{m}$]

$f(z)$: ニューロのシグモイド関数

H, H_0 : 応答波形のオーバシュート率及びファジィ台集合の値

i, I : サーボ弁の駆動電流 [A] とその無次元量

i_0 : 基準電流 [A]

I_e : 最適状態の判定関数

I_{mk} : 歯車モータの慣性負荷の慣性モーメント ($k=1\sim 3$) [$\text{kg}\cdot\text{m}^2$]

- J : 判定関数の差分値
- K : 作動油の体積弾性係数 [Pa]
- k_a : サーボアンプのゲイン [A/V]
- k_v : サーボ弁のゲイン [m/A]
- l_1, l_2 : 管路1,2の管長 [m]
- m : サンプリング時間回数
- n, N : 歯車モータの回転数 [rpm] とその無次元量
- P_{a0}, P_{ao} : 管路1内の圧力 [Pa] とその無次元量
- P_{b0}, P_{bo} : 管路2内の圧力 [Pa] とその無次元量
- p_s : 供給圧力 [Pa]
- q_a, Q_a : 歯車モータ入口の流量 [m^3/s] とその無次元量
- q_b, Q_b : 歯車モータ出口の流量 [m^3/s] とその無次元量
- q_{a0}, Q_{a0} : 管路1内の流量 [m^3/s] とその無次元量
- q_{b0}, Q_{b0} : 管路2内の流量 [m^3/s] とその無次元量
- q_j, Q_j : サーボ弁各流路 ($j=1\sim 4$)の流量 [m^3/s] とその無次元量
- r, R : 回転数目標値 [rpm] とその無次元量
- r_0 : 基準回転数 [rpm]
- R_{f1}, R_{f2} : 管路1,2の流動抵抗係数
- S : 無次元時間 T に対するラプラス演算子
- t, T : 時間 [s] とその無次元量
- t_0 : 基準時間 [s]
- T_m : 歯車モータの駆動トルク [$\text{N}\cdot\text{m}$]
- u, U : 駆動電圧 (制御入力) [V] とその無次元量
- u_0 : 基準電圧 [V]

- v_m : 歯車モータの押し退け容積 [m³/rev]
- w : サーボ弁ポートの円周方向長さ [m]
- W_u : 最適予測値の評価関数の荷重
- x, X : サーボ弁スプールの変位 [m] とその無次元量
- x_0 : 基準変位 [m]
- W_{ij}^{IH} : ニューラルネットワーク入力層 i と中間層 j の間の結合荷重
- W_{jk}^{HO} : ニューラルネットワーク中間層 j と出力層 k の間の結合荷重
- X_i^I : ニューラルネットワーク入力層ユニットの入力
- X_j^H : ニューラルネットワーク中間層ユニットの入力
- X_k^O : ニューラルネットワーク出力層ユニットの入力
- Y_i^I : ニューラルネットワーク入力層ユニットの出力
- Y_j^H : ニューラルネットワーク中間層ユニットの出力
- Y_k^O : ニューラルネットワーク出力層ユニットの出力
- α, β, γ : ゲイン A, B, C に対する各更新係数
- δ_j, Δ_j : サーボ弁各流路の正重合量 ($j=1\sim 4$) [m] とその無次元量
- ζ : サーボ弁の粘性減衰率
- η : ニューロンの学習定数
- θ, Θ : 歯車モータの角変位 [rad] とその無次元量
- θ_0 : 歯車モータの基準角変位 [rad]
- μ : ニューロンのシグモイド係数
- ν : 作動油の動粘度 [m²/s]
- ρ : 作動油の密度 [kg/m³]
- ω_n : サーボ弁の固有角周波数 [rad/s]

1.3 電気・油圧サーボ系

本節では、研究対象とする電気・油圧サーボ系の構成と作動原理、およびその諸元について叙述する。

1.3.1 電気・油圧サーボ系の構成と作動原理

ここでは、本研究で対象とする電気・油圧サーボ系の構成と、その作動原理について述べる。

(1) 電気・油圧サーボ系の構成

本研究で対象とする電気・油圧サーボ系の構成概略図を Fig. 1.1 に示す。

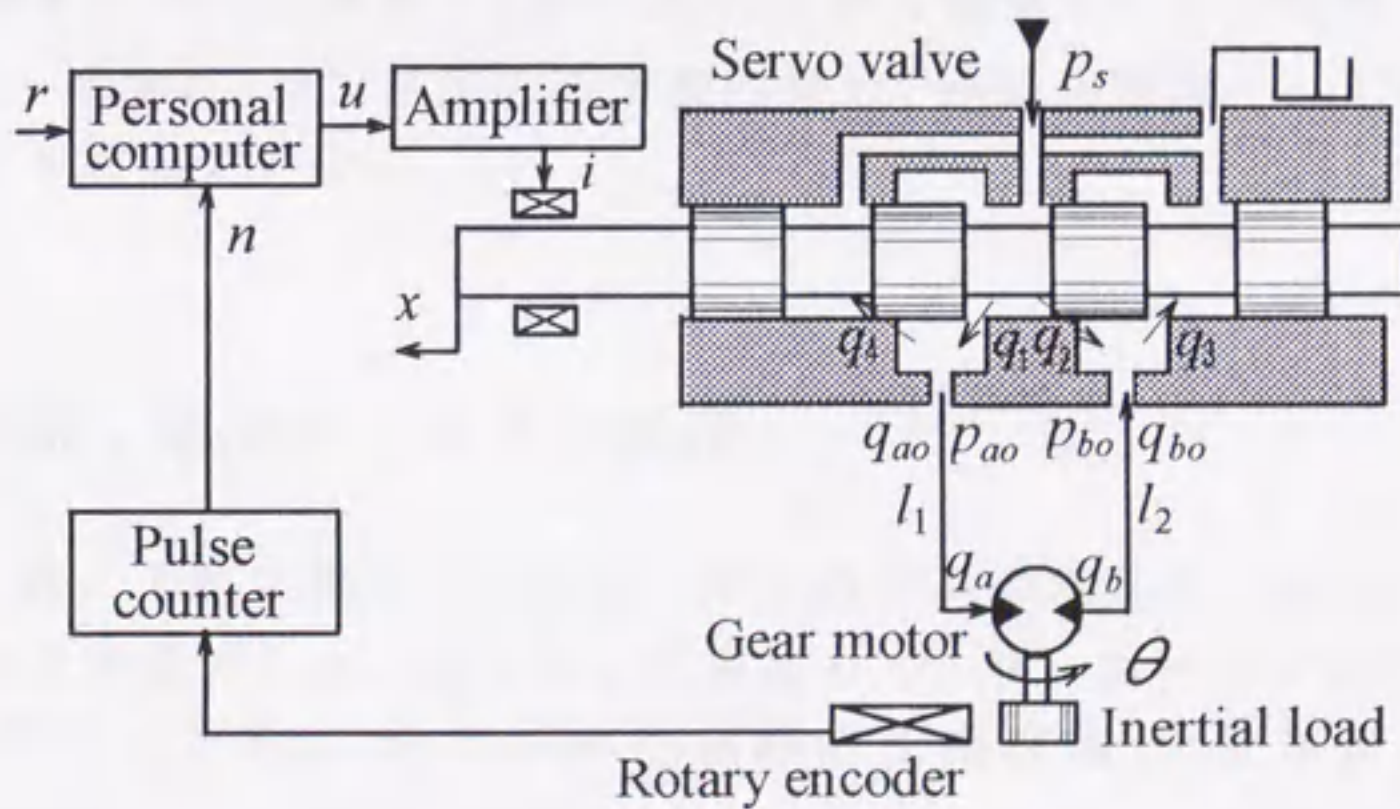


Fig. 1.1 Electro-hydraulic servo system

本システムは、電磁比例制御弁（以下、サーボ弁と呼ぶ）、歯車モータとそれに接続された慣性負荷（大、中、小の3種類がある）、ロータリエンコーダとパルスカウンタ、パーソナルコンピュータ（A/D変換器とD/A変換器が付属する）、サーボアンプなどを主要要素として構成されている。

(2) 電気・油圧サーボ系の作動原理

フィードバック量である歯車モータの回転数 n （制御量）は、ロータリエンコーダとパルスカウンタによって検出・計数された角変位 θ に基づき、これを差分近似することによってパーソナルコンピュータに取り込まれる。

パーソナルコンピュータの役割は主に3つあり、第1にファジィ制御器、第2にファジィあるいはニューロ自己調整器、そして第3は諸変数の計測ならびに目標値 r の設定などの役割を担う。このうち、ファジィ制御器としてのパーソナルコンピュータは、フィードバック量に基づきファジィ推論を実施し、演算された駆動電圧 u （制御入力）をサーボアンプに出力する。

この制御入力 u によってサーボ弁スプール（変位： x ）が変位し、サーボ弁ポートの開度に応じた流量 q_j （ $j=1\sim 4$ ）によって歯車モータが駆動される。

なお、サーボ弁は4ランド形の四方案内弁で、非線形要素としての正重合量 δ_j （ $j=1\sim 4$ ）を有している。

1.3.2 電気・油圧サーボ系の諸元

本研究では、上記の電気・油圧サーボシステムの諸元を、実験とシミュレーションにより測定した。以下に、代表として、サーボアンプのゲイン k_a 、サーボ弁のゲイン k_v 、サーボ弁各流路の正重合量 δ_j 及び流量係数 c_{sj} （ $j=1\sim 4$ ）と歯車モータに働く摩擦トルク（粘性減衰トルク係数 b_{mk} とクーロン摩擦トルク f_{mk} 、 $k=1\sim 3$ ）の測定方法、および実験装置とその諸元の測定結果について述べる。

(1) 代表的な諸元の測定方法と結果

以下に、代表的な諸元の測定方法と結果について述べる。

(a) サーボアンプのゲイン k_a

Fig. 1.2は、サーボアンプへの駆動電圧（制御入力） u を $\pm 5[V]$ の範囲で変化させ、そのときの出力電流 i を電流計により測定した静特性の結果である。図より u と i は $\pm 5[V]$ の範囲で比例関係にあることがわかる。この直線の傾きより、サーボアンプのゲイン k_a が以下のように求められた。

$$k_a = 63.8 \times 10^{-3} \text{ [A/V]}$$

(b) サーボ弁のゲイン k_v

サーボ弁のゲイン k_v （入力電流—スプール変位間の比例定数）の測定に際しては、制御実験と条件を同一にするため、測定時の油温を約 35°C にしておき、サーボ弁に供給圧力 $p_s = 2.94 \text{ [MPa]}$ を与えた。

この状態でサーボ弁への入力電流 i を $0 \rightarrow +319 \rightarrow -319 \rightarrow +319 \text{ [mA]}$ と静的に変化させ（実際には電圧 u を $0 \rightarrow +5 \rightarrow -5 \rightarrow +5 \text{ [V]}$ と変化させる）、そのときのスプール変位 x を差動トランスにより測定した。その結果、Fig. 1.3のような特性曲線が得られた。

図によればヒステリシスが存在しているが、本研究では、これを無視し、直線近似して特性を表現した。また、最小自乗法により、原点を通る一次直線を求め、その傾きを制御弁のゲイン定数とした。これによればサーボ弁のゲイン k_v は以下のように求められた。

$$k_v = 1.16 \times 10^{-3} \text{ [m/A]}$$

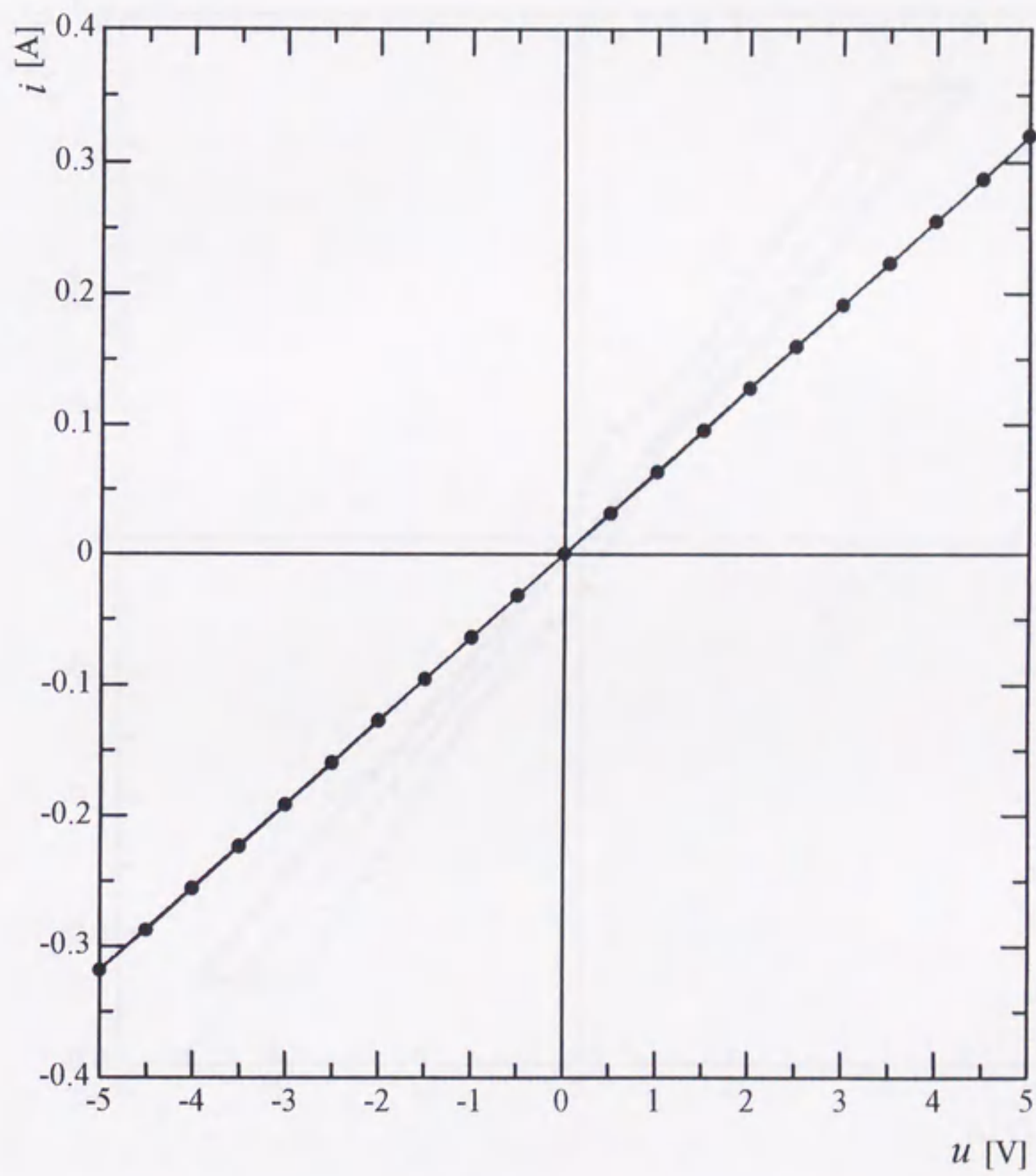


Fig. 1.2 Static characteristics of servo amplifier

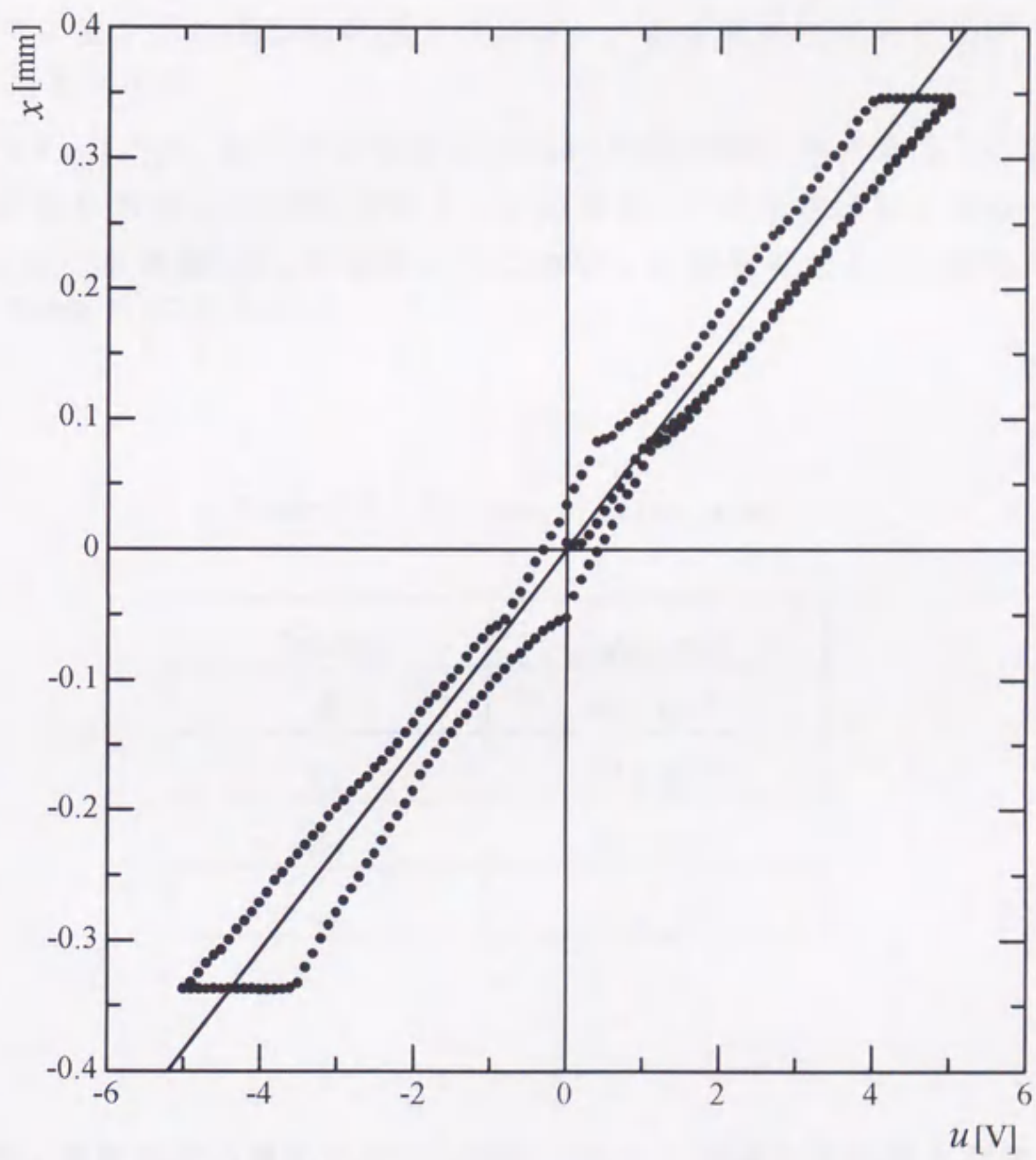


Fig. 1.3 Static characteristics of servo valve

(c) サーボ弁の正重合量 δ_j 及び流量係数 c_{sj}

サーボ弁の正重合量 δ_j は、本来、サーボ弁を分解し取り出して測るものであるが、ここでは、サーボ弁スプールの中立点を原点として徐々にスプールを移動させ、油が流れ出した時点でのスプール変位量を測定し、各ポートの正重合量 δ_j を定めた。

Fig. 1.4 と Fig. 1.5 は、スプール変位 x と流量 q の間の静特性である。これは弁に与える供給圧力を 2.94 [MPa] に保ち、入力電流 i を変化させたときのスプール変位 x とポート流量 q を、各流路ごとに測定した結果である。各流路の正重合量 δ_j を Table 1.1 にまとめる。

Table 1.1 Overlap of servo valve

Overlap	value [m]
δ_1	6.8×10^{-5}
δ_2	5.8×10^{-5}
δ_3	6.8×10^{-5}
δ_4	4.4×10^{-5}

このとき、流量係数の算出のため、同時にポート前後の圧力差も測定した。図より各流路にはオーバーラップに基づく不感帯が存在している。また、流量 q は x に対して、飽和特性を持つことがわかる。このような特性は、流量係数 c_s が x によって変化する特性に帰着させて等価的に扱うことができる。

すなわち、Fig. 1.4 と Fig. 1.5 の関係曲線を、変位 x に対する流量係数 c_{sj} の関係に置き換えれば、Fig. 1.6 と Fig. 1.7 が得られる。図示のような流量係数の変化曲線を、2つ、ないしは3つの区間に分けて、各区間を図中のような1次関数で近似した。

このサーボ弁の各流量係数 c_{sj} をいかに精確に把握できるかが、シミュレーションを行う上で特に重要となる。上記によって得られた流量係数 c_{sj} の関係式をまとめれば、次のようになる。

$$c_{s1} = \begin{cases} 10.071x - 0.193 & ; \delta_1 \leq x < 0.088 \\ -0.68x + 0.753 & ; 0.088 < x \end{cases} \dots\dots\dots(1.1)$$

$$c_{s2} = \begin{cases} -12.631x - 0.439 & ; -0.094 < x \leq \delta_2 \\ 0.504x + 0.789 & ; x \leq -0.094 \end{cases} \dots\dots\dots(1.2)$$

$$c_{s3} = \begin{cases} 5.79x + 0.414 & ; \delta_3 \leq x < 0.096 \\ -2.51x + 1.21 & ; 0.096 \leq x < 0.227 \\ -1.21x + 0.913 & ; 0.227 \leq x \end{cases} \dots\dots\dots(1.3)$$

$$c_{s4} = \begin{cases} -11.4x - 0.332 & ; -0.081 < x \leq \delta_4 \\ -0.907x + 0.515 & ; -0.146 < x \leq -0.081 \\ 0.976x + 0.79 & ; x \leq -0.146 \end{cases} \dots\dots\dots(1.4)$$

なお、本研究のニューロ自己調整（後述）では、ニューロ学習の計算を簡素化するため、自己調整のニューロ学習中における各流量係数 c_{sj} を近似的に定数（中間値）とした。各流量係数 c_{sj} の定数値を Table 1.2 に示す。

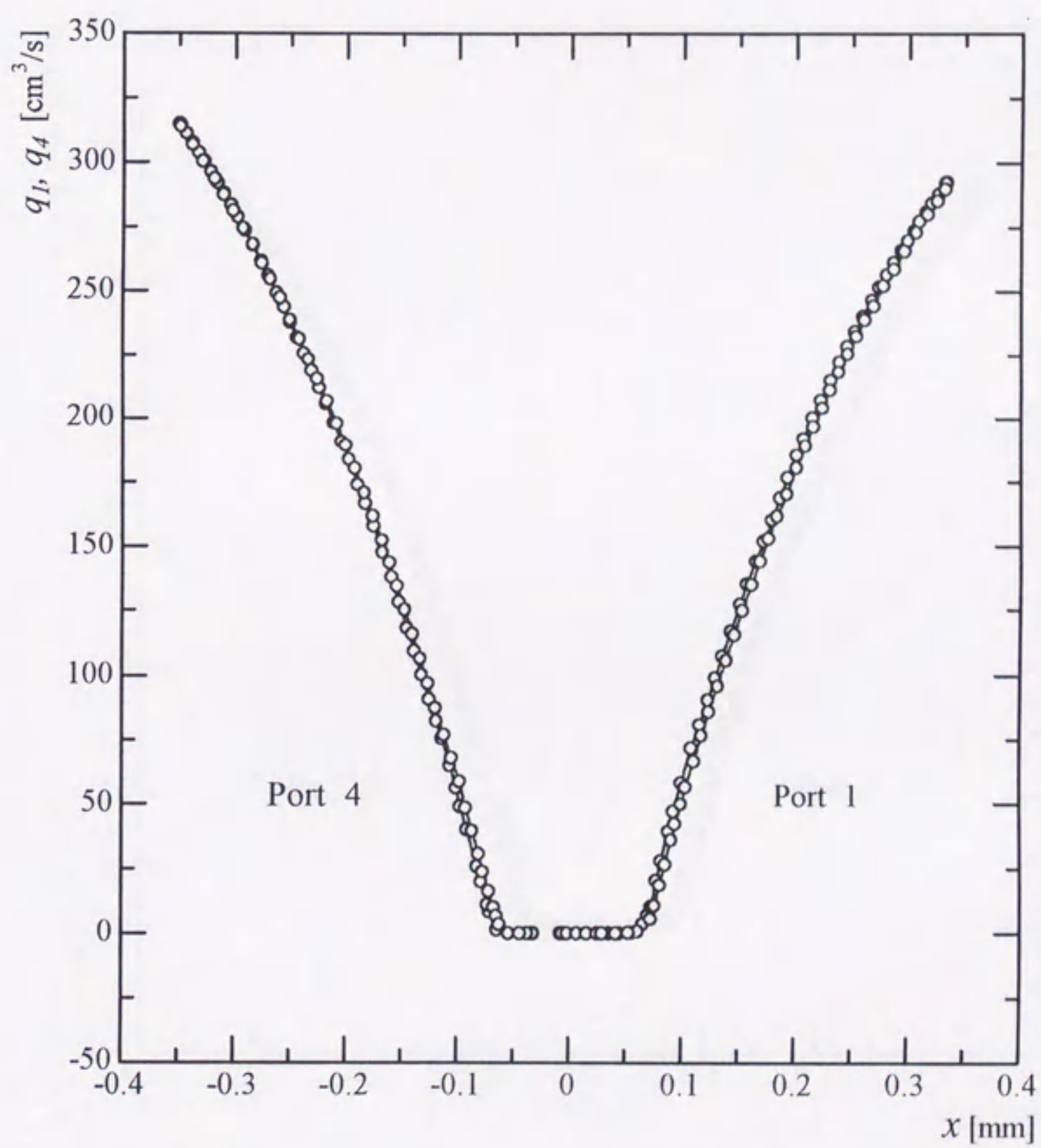


Fig. 1.4 Flow rates on port 1,4

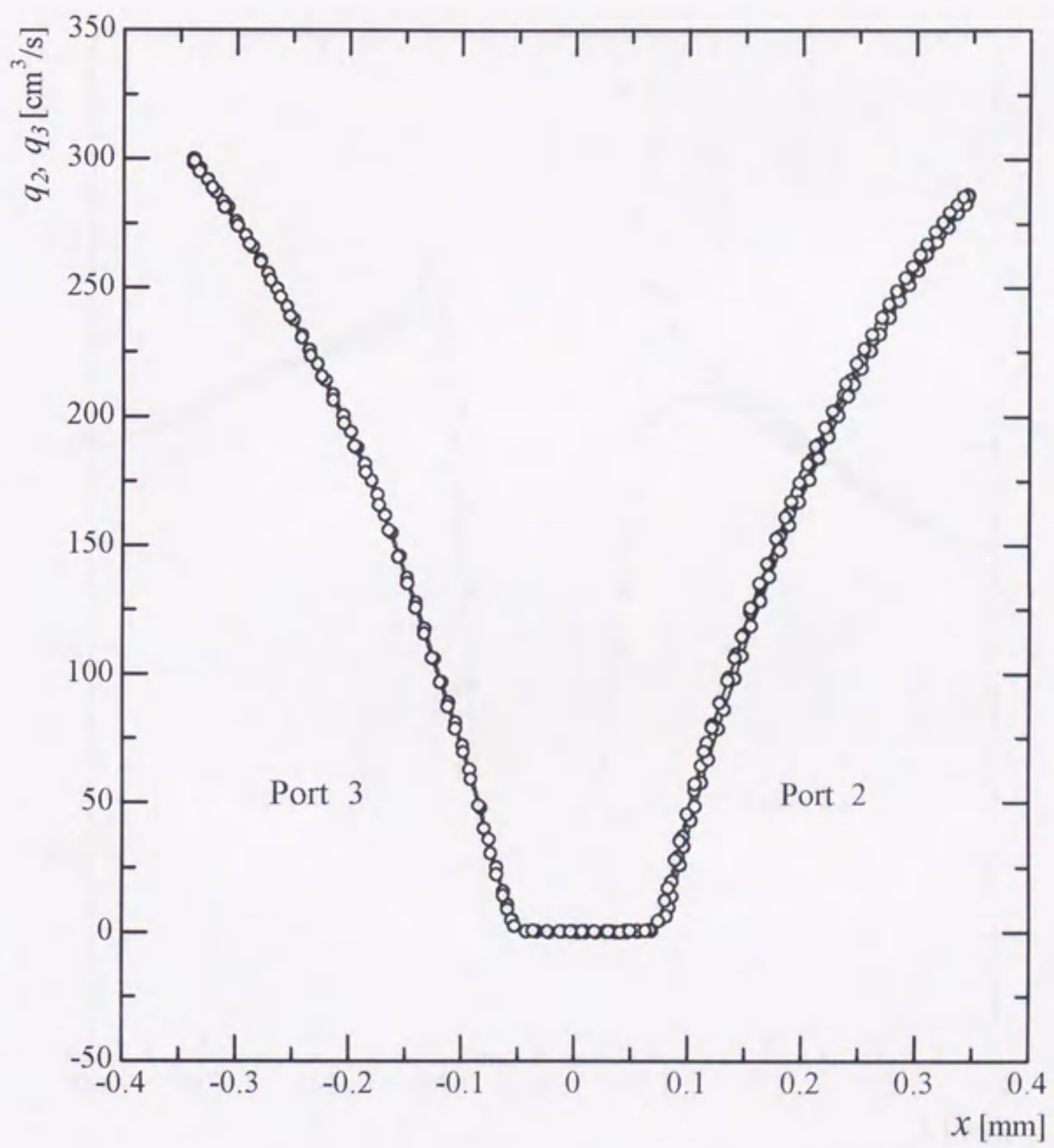


Fig. 1.5 Flow rates on port 2,3

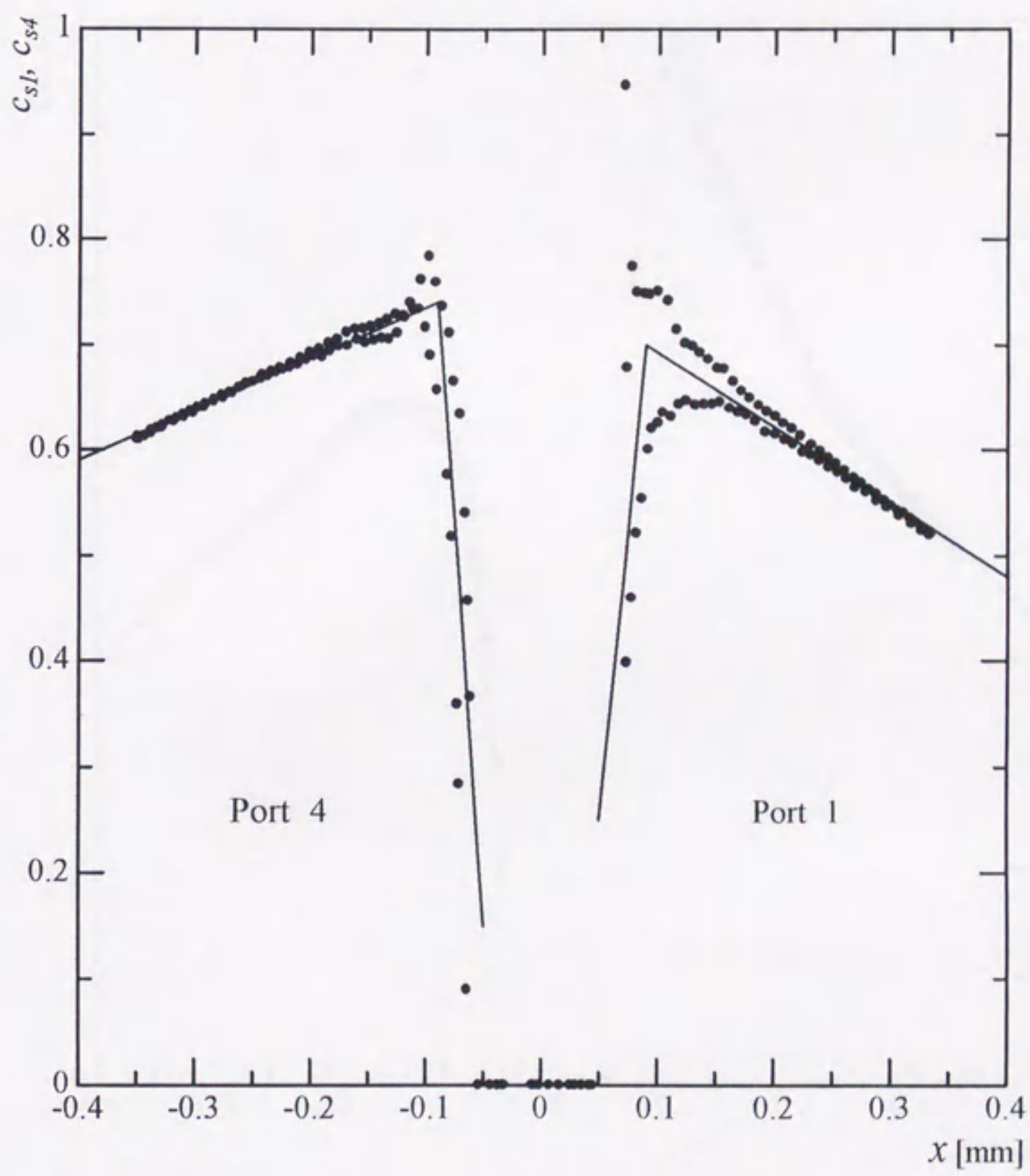


Fig. 1.6 Flow coefficients on port 1,4

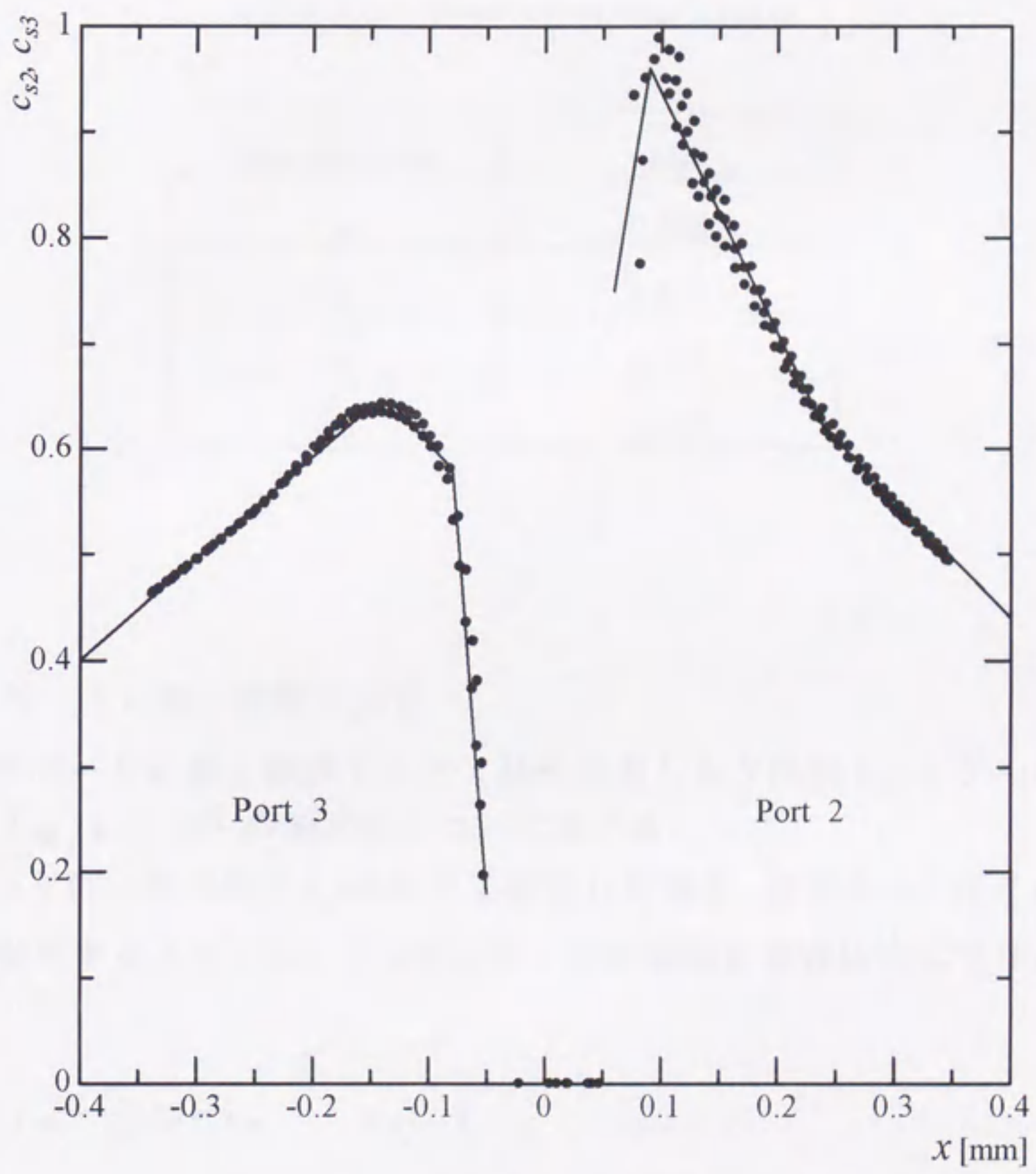


Fig. 1.7 Flow coefficients on port 2,3

Table 1.2 Flow coefficient values

Flow coefficient	value
c_{s1}	0.626
c_{s2}	0.595
c_{s3}	0.723
c_{s4}	0.549

(d) 歯車モータに働く摩擦トルク

次に歯車モータに働く摩擦トルク（粘性減衰トルク係数 b_{mk} とクーロン摩擦トルク f_{mk} , $k=1\sim 3$ ）の測定法について述べる。

歯車モータに一定の差圧 Δp を与えて駆動した場合、歯車モータはその間等速回転運動をすることから、 $\ddot{\theta}=0$ となる。その運動方程式は次式で与えられる。

$$b_{mk}\dot{\theta} + f_{mk} = \frac{v_m}{2\pi}\Delta p = T_m \quad ; k=1\sim 3 \dots\dots\dots (1.5)$$

そこで、歯車モータに与える差圧 Δp と回転数との関係を測定し、歯車モータの駆動トルク T_m と角速度 $\dot{\theta}$ を求める。その結果を Fig. 1.8 に示す。図の測定値を区分的に 1 次曲線で近似すれば、式 (1.5) より、粘性減衰トルク係数 b_{mk} が一次曲線の勾配より、クーロン摩擦トルク f_{mk} が同曲線と縦軸との切片よりそれぞれ算出できる。また、静止摩擦トルクは、歯車モータが静止状態から動き始めるときに必要とされる最大差圧を測定することにより得た。

本研究では、歯車モータの慣性負荷としては 3 種類（以下、簡略的に大、

中, 小の負荷と呼ぶ) を準備したが, 各負荷の下で行ったその測定結果を Table 1.3にまとめる.

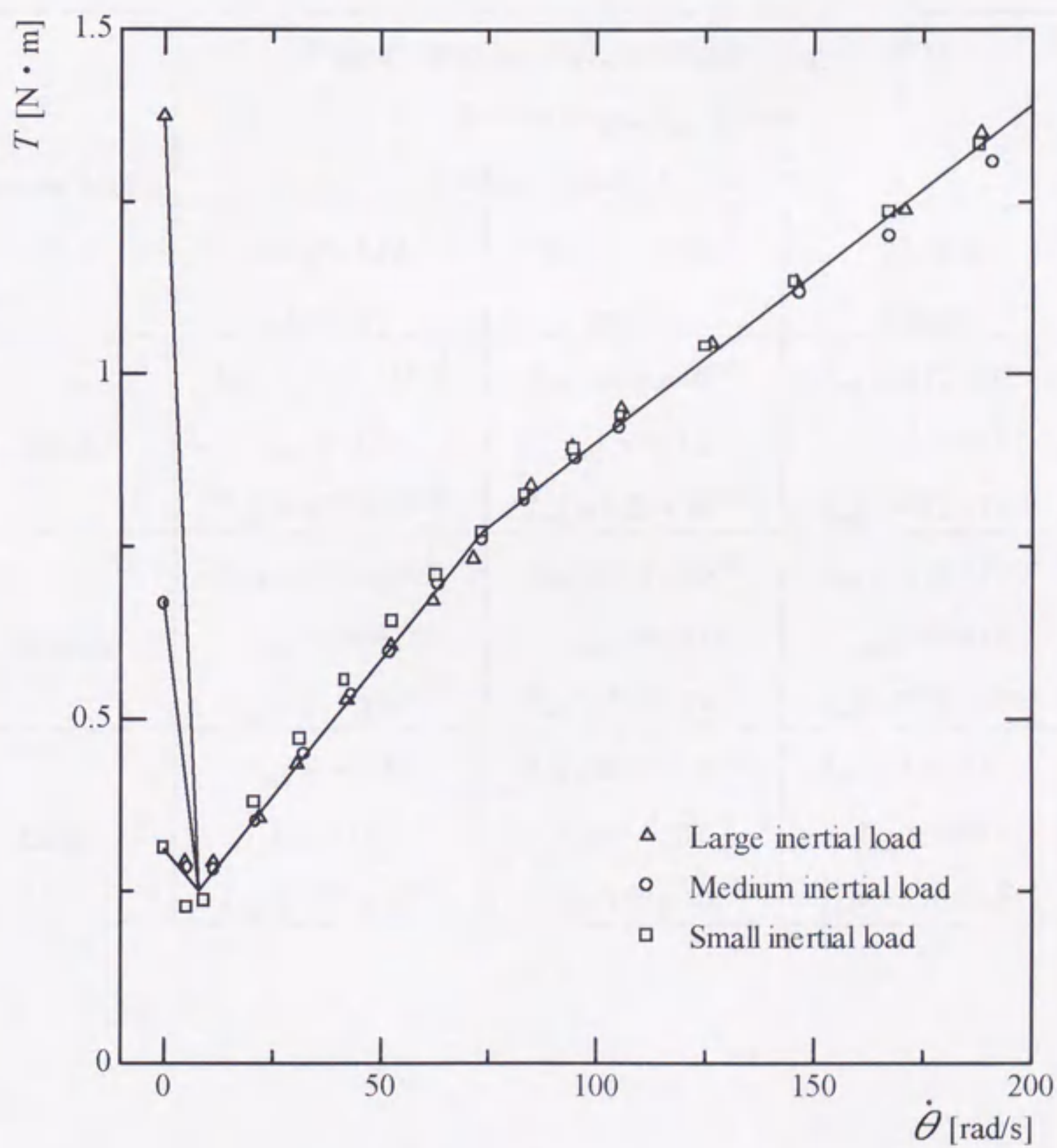


Fig. 1.8 Input/output shaft torque on gear motor

DA変換器	PIO-9035	
・ ロータリエンコーダ	小野測器製	RP-863Z-2000P/R
・ サーボアンプ	豊興工業製	ECAD-SD1-A
・ サーボ弁	豊興工業製	EHD1-V20-G3BCA-02
固有角周波数	$\omega_n = 1.28 \times 10^3$	[rad/s]
粘性減衰率	$\zeta = 0.7$	
弁ポートの円周長さ	$w = 0.0346$	[m]
・ 歯車モータ	豊興工業製	TCM2-L6.3-M1-A
歯数 (外)	11	[枚]
(内)	9	[枚]
押しのけ容積	$v_m = 6.3 \times 10^{-6}$	[m ³ /rev]
・ 作動油		
供給圧力	$p_s = 2.94 \times 10^6$	[Pa]
密度	$\rho = 855$	[kg/m ³]
動粘度	$\nu = 6.7 \times 10^{-5}$	[m ² /s]
体積弾性係数	$K = 1.6 \times 10^6$	[Pa]
・ 管路		
管路長	$l_1 = 41.0 \times 10^{-2}$	[m]
	$l_2 = 40.0 \times 10^{-2}$	[m]
管路直径	$d_1 = 9.4 \times 10^{-3}$	[m]
	$d_2 = 9.4 \times 10^{-3}$	[m]

1.4 数学モデルとシミュレーション

本研究では、自己調整器の設計支援ならびにその有効性の検証を主目的として、デジタルシミュレーションを実施する。本節では、システムの数学モデルならびにシミュレーションの方法等について述べる。

1.4.1 システムの数学モデル

シミュレーションなどに必要とされるシステムの数学モデルを構成するに際しては、主に以下の3点を前提とした³²⁾。

- ① サーボ弁における流量と弁開度に関する飽和特性を考慮に入れる。
- ② サーボ弁に存在する正重合量を考慮に入れる。
- ③ 管路要素としては、サーボ弁と歯車モータを結ぶ2本の管路が存在するが、それらの関係を1自由度の集中定数系で近似する。

また、油温と油圧源からの供給圧力を一定とする仮定を設ける。以下に、Fig. 1.1に示される電気・油圧サーボ系の各構成要素に対して、各関係式を導く。

(1) 基礎方程式

(a) サーボアンプ

サーボアンプの入出力特性は次式で表される。

$$i = k_a u \quad \dots\dots\dots (1.6)$$

(b) サーボ弁

サーボ弁スプールの運動方程式として次式が成り立つ。

$$\frac{d^2x}{dt^2} + 2\zeta\omega_n \frac{dx}{dt} + \omega_n^2 x = k_v \omega_n^2 i \dots\dots\dots(1.7)$$

サーボ弁内の各ポートの通過流量は、それぞれ次式で与えられる。

$$q_1 = c_{s1} w(x - \delta_1) \sqrt{\frac{2}{\rho}(p_s - p_{ao})} \quad ; x > \delta_1 \dots\dots\dots(1.8)$$

$$q_2 = c_{s2} w(|x| - \delta_2) \sqrt{\frac{2}{\rho}(p_s - p_{bo})} \quad ; x < -\delta_2 \dots\dots\dots(1.9)$$

$$q_3 = c_{s3} w(x - \delta_3) \sqrt{\frac{2}{\rho} p_{bo}} \quad ; x > \delta_3 \dots\dots\dots(1.10)$$

$$q_4 = c_{s4} w(|x| - \delta_4) \sqrt{\frac{2}{\rho} p_{ao}} \quad ; x < -\delta_4 \dots\dots\dots(1.11)$$

ただし、式中の条件式が満たさない時、 $q_j=0$ ($j=1\sim 4$)とする。流量係数 c_{sj} ($j=1\sim 4$)は弁開度の飽和特性を考慮して与えられるものとする。

(c) 管路

管路 l_1 , l_2 への流量に関し、次式が成り立つ。

$$q_{ao} = q_1 - q_4 \dots\dots\dots(1.12)$$

$$q_{bo} = q_3 - q_2 \dots\dots\dots(1.13)$$

各管路内における油の運動は、集中定数系近似によって次のように表される。

$$\rho l_1 \frac{dq_a}{dt} = a_1(p_{ao} - p_a) - \rho l_1 R_{f1} q_a \dots\dots\dots(1.14)$$

$$\rho l_2 \frac{dq_b}{dt} = a_2(p_b - p_{ao}) - \rho l_2 R_{f2} q_b \dots\dots\dots(1.15)$$

各管路内の容積効果は次式で表される。

$$q_{ao} - q_a = \frac{a_1 l_1}{K} \frac{dp_{ao}}{dt} \quad \dots\dots\dots (1.16)$$

$$q_b - q_{bo} = \frac{a_2 l_2}{K} \frac{dp_{bo}}{dt} \quad \dots\dots\dots (1.17)$$

(d) 歯車モータ

漏れ損失流量を無視すると、歯車モータへの流入出流量 q_a, q_b は次式で与えられる。

$$q_a = q_b = \frac{v_m}{2\pi} \frac{d\theta}{dt} \quad \dots\dots\dots (1.18)$$

歯車モータの回転数は次式で与えられる。

$$n = \frac{60}{2\pi} \frac{d\theta}{dt} \quad \dots\dots\dots (1.19)$$

歯車モータの運動方程式として次式が成り立つ。

$$I_{mk} \frac{d^2\theta}{dt^2} + b_{mk} \frac{d\theta}{dt} + f_{mk} = \frac{v_m}{2\pi} (p_{ao} - p_{bo}) \quad ; k=1 \sim 3 \quad \dots\dots\dots (1.20)$$

(2) 方程式の無次元化

(a) 無次元化用の諸量

まず、基礎方程式群を無次元化するに際して次の諸量を導入する。

$$A_1 = \frac{k_a u_0}{i_0}, \quad A_2 = \frac{2\zeta \omega_n t_0}{x_0}, \quad A_3 = \frac{(\omega_n t_0)^2}{x_0}, \quad A_4 = \frac{k_v (\omega_n t_0)^2 i_0}{x_0^2}$$

$$C_q = \frac{v_m \theta_0}{2\pi t_0 q_0}, \quad C_n = \frac{60 \theta_0}{2\pi t_0 r_0}, \quad G_j = \frac{c_{sj}}{c_{s0}}, \quad I = \frac{i}{i_0}, \quad J_h = \frac{a_h p_s t_0}{\rho l_h q_0}$$

$$L_h = \frac{4K q_0 t_0}{\pi d_h^2 l_h p_s}, \quad M_1 = \frac{b_{mk} t_0}{I_{mk}}, \quad M_2 = \frac{f_{mk} t_0^2}{I_{mk}}, \quad M_3 = \frac{v_m p_s t_0^2}{2\pi I_{mk}}$$

$$N = \frac{n}{r_0}, \quad P_{ao} = \frac{p_{ao}}{p_s}, \quad P_{bo} = \frac{p_{bo}}{p_s}, \quad q_0 = c_{s0} w x_0 \sqrt{\frac{2}{\rho} p_s}, \quad Q_a = \frac{q_a}{q_0}$$

$$Q_{ao} = \frac{q_{ao}}{q_0}, \quad Q_b = \frac{q_b}{q_0}, \quad Q_{bo} = \frac{q_{bo}}{q_0}, \quad Q_j = \frac{q_j}{q_0}, \quad R = \frac{r}{r_0}, \quad R_h = t_0 R_{fh}$$

$$T = \frac{t}{t_0}, \quad U = \frac{u}{u_0}, \quad X = \frac{x}{x_0}, \quad \Delta_j = \frac{\delta_j}{x_0}, \quad \Theta = \frac{\theta}{\theta_0}$$

$$h = 1 \sim 2, \quad j = 1 \sim 4, \quad k = 1 \sim 3$$

ただし, $c_{s0}, i_0, r_0, t_0, u_0, x_0, \theta_0$ は $c_{sj}, i, r, t, u, x, \theta$ の各基準量である. 各基準量の値は Table 1.4 に示す.

(b) 無次元化方程式群

以上の諸量を用いて上記の基礎方程式群を無次元表示すれば, 次の各式が得られる.

$$I = A_1 U \quad \dots \dots \dots (1.21)$$

$$\ddot{X} + A_2 \dot{X} + A_3 X = A_4 I \quad \dots \dots \dots (1.22)$$

$$Q_1 = G_1 (X - \Delta_1) \sqrt{1 - P_{ao}} \quad ; \quad X > \Delta_1 \quad \dots \dots \dots (1.23)$$

$$Q_2 = G_2 (|X| - \Delta_2) \sqrt{1 - P_{bo}} \quad ; \quad X < -\Delta_2 \quad \dots \dots \dots (1.24)$$

Table 1.4 Nominal values of parameters

Parameter	Value
flow coefficient	$c_{s0} = 0.5$
current	$i_0 = 0.315$ [A]
rotating velocity	$r_0 = 500$ [rpm]
time	$t_0 = 1.0 \times 10^{-3}$ [s]
voltage	$u_0 = 5.0$ [V]
displacement	$x_0 = 5.0 \times 10^{-4}$ [m]
angular displacement	$\theta_0 = 2\pi$ [rad]

$$Q_3 = G_3(X - \Delta_3)\sqrt{P_{bo}} \quad ; \quad X > \Delta_3 \dots\dots\dots (1.25)$$

$$Q_4 = G_4(|X| - \Delta_4)\sqrt{P_{ao}} \quad ; \quad X < -\Delta_4 \dots\dots\dots (1.26)$$

$$Q_{ao} = Q_1 - Q_4 \dots\dots\dots (1.27)$$

$$Q_{bo} = Q_3 - Q_2 \dots\dots\dots (1.28)$$

$$\dot{Q}_a = J_1(P_{ao} - P_a) - R_1 Q_a \dots\dots\dots (1.29)$$

$$\dot{Q}_b = J_2(P_b - P_{bo}) - R_2 Q_b \dots\dots\dots (1.30)$$

$$\dot{P}_{ao} = L_1(Q_{ao} - Q_a) \dots\dots\dots (1.31)$$

$$\dot{P}_{bo} = L_2(Q_b - Q_{bo}) \dots\dots\dots (1.32)$$

$$Q_a = Q_b = C_q \dot{\Theta} \dots\dots\dots (1.33)$$

$$N = C_n \dot{\Theta} \dots\dots\dots (1.34)$$

$$\ddot{\Theta} + M_1 \dot{\Theta} + M_2 = M_3(P_{ao} - P_{bo}) \dots\dots\dots (1.35)$$

ただし、ドット(dot)は T に関する微分を表す。

1.4.2 デジタルシミュレーション

上記で得られた無次元表示の基礎方程式群は、Fig. 1.9に示すようなブロック線図として表される³³⁾。ただし、図中の S は無次元時間 T に対するラプラス演算子を示す。

本研究では、自己調整器の設計支援ならびにその有効性の検証を主目的として、デジタルシミュレーションを実施する。Fig. 1.9のようなブロック線図が与えられれば、プラントに対する上記数学モデルと、各要素ならびに信号間の各関係式(後述)を連立させ、デジタルシミュレーションが実施されうる。なお、常微分方程式の解法には、Runge・Kutta・Gill法を採用する。

第 2 章 ファジィ制御

本章では、ファジィ制御に関する概要（原理と応用方法）、本研究に使われているファジィ制御器の構成、本研究で重要視するファジィ制御器の入出力ゲインについて叙述する。

2.1 ファジィ制御の概要

本節では、ファジィ制御の基本的な概念、ファジィ制御の主な仕組み、本研究で採用する非ファジィ化における高さ法などを紹介する。

2.1.1 ファジィ制御の概念

ここでは、ファジィ制御の基本的な概念（定義、アルゴリズム、応用）について紹介する。

(1) ファジィ制御とは

ファジィ理論の研究は、1965年にカリフォルニア大学のZadeh教授が、人間の主観的な思考や判断の過程をモデル化し、これを定量的に取り扱う表現手段として「ファジィ集合」を提唱したことに端を発する。そして、これを制御に応用しようとする試みは、1974年のMamdaniによるスチームエンジンの制御に始まるとされる。1980年代に入り、ファジィ制御はセメントキルンなどのプロセス分野において実用化されはじめ、近年ではメカトロニクス分野や自動車、さらには家電製品へと新たな発展のきざしを見せている。

ファジィ制御とは、人間の判断など、曖昧さを含む制御アルゴリズムをif-then形式で表現し、ファジィ推論を用いて計算機に実行させるものである。ファジィアルゴリズムには、ロバスト性があり、その実行のためにアル

ゴリズムの指示の正確な意味を知る必要がないということである。制御対象のモデル化が困難であったり、非線形性が強すぎて従来の線形制御理論では十分満足する性能が得られないときには、ファジィ制御は非常に効果的である。

(2) ファジィ制御のアルゴリズム

ファジィアルゴリズムについては、Zadehが次のように述べられている。

「もし x がおよそ 5 ならば、 y をおよそ 10 にせよ」

「 x が大きいなら、 y をいくらか増やせ、 x が小さいなら、 y をいくらか減らし、そうでなければ、 y はそのままにせよ。」

これらの制御規則は、制御対象についての大まかな知識や過去の経験をもとに、言葉で表現したものである。その主たるねらいは、マニュアル操作を自動化することによる省力化、制御性の向上、制御範囲の拡大であり、その効果は多くの実プロセスによりすでに確認されている。

(3) ファジィ制御の応用

主に公表されているものとして、仙台地下鉄の自動運転、トンネル掘削装置、ガラス溶融炉の温度制御、発酵プロセスの制御、エレベータ群の管理、原子炉出力の制御、プリント基板のはんだ付け工程、バッチ計量制御というようなプロセス制御での適用例が多い³⁴⁾。

最近では自動車の停止制御・障害物回避・燃料噴射制御、バス路線ダイヤ作成、エキスパートシステム、音声認識、医療診断など、プロセス制御以外の分野でも多くの実用化又は研究開発が進められており、それぞれに成果を挙げている³⁵⁾。

ヨーロッパで始められたファジィ制御は日本で名実ともに開花し、いまや広く海外でもその有用性が再認識されようとしている。

2.1.2 ファジィ制御器の仕組み

ここでは、ファジィ制御器の基本的な仕組み（構成法、推論法）について紹介する。

(1) ファジィ制御器の構成法

ファジィ制御器は、複数個のファジィ制御規則の集合とファジィ推論部から構成される。制御規則の前件部変数はファジィ制御器の入力、後件部変数は出力と呼ばれる。ファジィ推論部では、実際の入力が与えられたとき、適用可能な制御規則を用いてファジィ推論を行うことにより出力を計算する。

ファジィ推論はファジィ論理に基づくものだが、ファジィ制御では、ファジィ関係概念を用いない簡単な計算法が考案されている。これはファジィ論理における一般的ファジィ推論と異なって、ファジィ制御における推論では、推論の前提であるファジィ制御器への入力がファジィ値ではなく、普通の数値である。ファジィ推論結果も、ファジィ値ではなく数値で与えられる。

従って、ファジィ制御器における実際の入力をファジィ制御器に与えるとき、ファジィ化演算を行う必要があり、また、実際の出力は非ファジィ化演算したものでなければならない。

(2) ファジィ制御器の推論法

ここではファジィ制御器に入力が与えられたときの出力の求め方について、Mamdaniが提案した推論法に沿って説明する。

Fig. 2.1に示しているファジィ入力のメンバーシップ関数（Membership function. 以下、MSFと略称する）は、次式で表される。

$$A(x) = \frac{1}{a}(-|x-b|+a) \vee 0, \quad a > 0 \quad \dots\dots\dots(2.1)$$

ただし、 a はMSFの広がり（三角形底辺の半長）、 b はMSFのグレードが1になる x の値を意味する。また、 \vee はmax演算を表す。図中に示される七つのファジィ変数NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PBの意味はTable 2.1に表される。

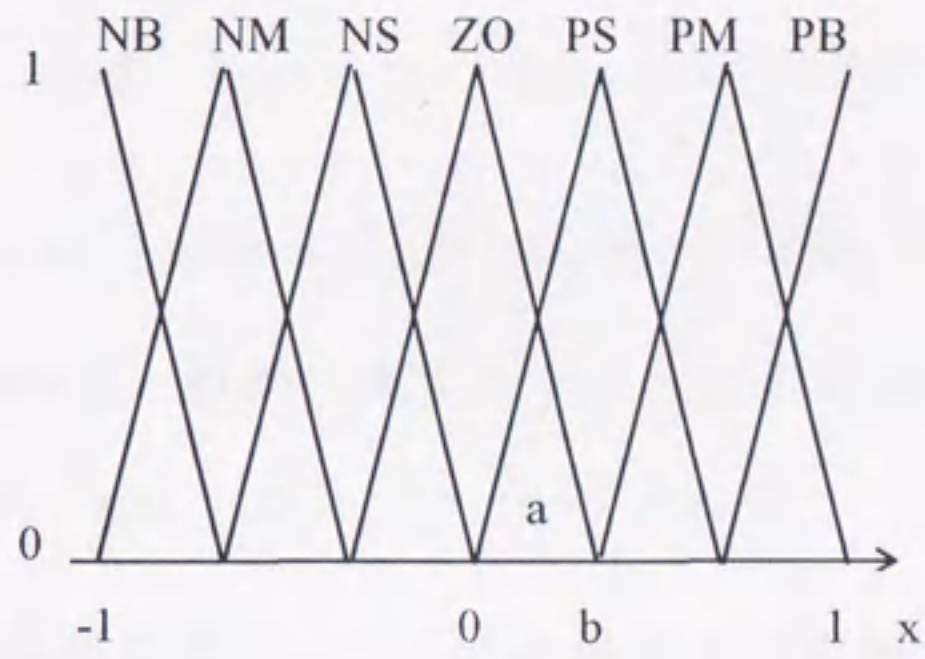


Fig. 2.1 Fuzzy membership function

Table 2.1 Fuzzy variables

Fuzzy variable	Meaning
NB	Negative Big
NM	Negative Medium
NS	Negative Small
ZO	Zero
PS	Positive Small
PM	Positive Medium
PB	Positive Big

プラント制御に必要なプラントの状態に関する情報を x_1, x_2 , プラントへの入力を y とすると, IF (前件部) - THEN (後件部) 型のファジィ制御規則とは次のように記述された制御アルゴリズムのことである.

if x_1 is small and x_2 is zero then y is medium

if x_1 is big and x_2 is medium then y is big

ファジィ制御規則 R を一般的に表すと, 次のようになる.

R_i : if x_1 is A_{i1} and x_2 is A_{i2} then y is B_i ($i=1, 2, \dots, n$)

ただし, i は制御規則の番号, x_1, x_2 は前件部入力変数, y は後件部入力変数, A_i, B_i はファジィ変数 (変数 x, y のとるファジィ値) である.

このとき, i 番目の制御規則のファジィ関係は次式で表される.

$$R_i = (A_{i1} \times A_{i2}) \times B_i \quad \dots\dots\dots (2.2)$$

規則全体のファジィ関係 R は, 個々のファジィ関係 R_1, R_2, \dots, R_n の和集合として表されると, 次式になる.

$$R = R_1 \cup R_2 \cup \dots \cup R_n = \bigcup_{i=1}^n R_i \quad \dots\dots\dots (2.3)$$

いま, ファジィ制御器に確定した数値 x_1^o, x_2^o が入力されたとすると, 出力のメンバーシップ関数 $B^o(y)$ は, 次式で表される.

$$B^o(y) = R(x_1^o, x_2^o, y) \quad \dots\dots\dots (2.4)$$

式(2.2), (2.3)を使うと, 式(2.4)の右辺は以下のようにかける.

$$R(x_1^o, x_2^o, y) = R_1(x_1^o, x_2^o, y) \vee R_2(x_1^o, x_2^o, y) \vee \dots \vee R_n(x_1^o, x_2^o, y) \quad \dots\dots\dots (2.5)$$

$$R_i(x_1^o, x_2^o, y) = A_{i1}(x_1^o) \wedge A_{i2}(x_2^o) \wedge B_i(y) \quad \dots\dots\dots (2.6)$$

ここで, \wedge は min 演算である.

$$\omega_i = A_{i1}(x_1^o) \wedge A_{i2}(x_2^o) \dots \dots \dots (2.7)$$

と定義すると，式(2.4)は次のような簡単な形になる．

$$B^o(y) = [\omega_1 \wedge B_1(y)] \vee [\omega_2 \wedge B_2(y)] \vee \dots \vee [\omega_n \wedge B_n(y)] = \bigvee_{i=1}^n [\omega_i \wedge B_i(y)] \dots \dots \dots (2.8)$$

ここで， ω_i は*i*番目の規則の適合度と呼ばれるもので，入力 x_1^o, x_2^o が*i*番目の規則の前件部にどの程度適合しているかを表すものである．

さて，式(2.8)において，*i*番目の項 $\omega_i \wedge B_i(y)$ は*i*番目の規則による推論結果である．ここで，次のメンバーシップ関数を持つファジィ集合 B_i^* を定義する．

$$B_i^* = \omega_i \wedge B_i(y) \dots \dots \dots (2.9)$$

Fig. 2.2に示すように， B_i^* は B_i をグレード ω_i のところまでカットしたものである．

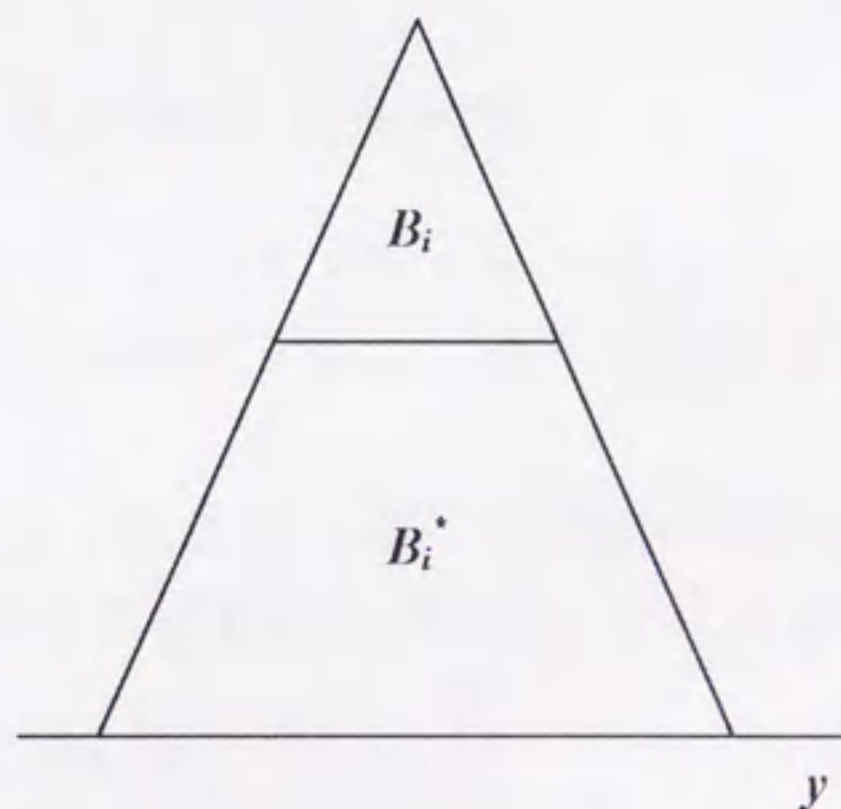


Fig. 2.2 Fuzzy set B_i and B_i^*

式(2.8)より B^o は次のように表される。すなわち、 n 個の推論結果 $B_1^* \sim B_n^*$ の和として表される。

$$B^o = B_1^* \cup B_2^* \cup \dots \cup B_n^* = \bigcup_{i=1}^n B_i^* \dots (2.10)$$

いわゆるファジィ推論とは B^o を求めるまでの推論過程をいうが、このままでは、制御時において、ファジィ集合 B^o をプラントの操作量として出力しても、プラントを動かすことはできない。このため B^o をある1つの数値 y^o に置き換える必要がある。通常、次式で示すように出力のファジィ集合のMSFの重心をとる。この方法を重心法という。

$$y^o = \frac{\int B^o(y) y dy}{\int B^o dy} \dots (2.11)$$

一般にはファジィ結果の非ファジィ化と呼ばれる手続きである。式(2.11)はファジィ集合 B のメンバーシップ関数 $B(y)$ の重心座標 y^o を与えるものである。つまり、台集合の要素 y の重み $B(y)$ による重み付き平均となっている。

2.1.3 非ファジィ化における高さ法

本研究では、非ファジィ化として重心法を用いず、次のように説明する高さ法を用いる。平工らの結果⁶⁾よれば、高さ法を採用したときの応答性能が最も良好であった。

B_i の代表点 z_i をファジィ集合 B_i^* の高さ h_i で加重平均を取り、これを代表点 y^o とする方法である。高さ法における代表点 y^o は次式で表される。

$$y^o = \frac{z_1 \cdot h_1 + z_2 \cdot h_2 + \dots + z_n \cdot h_n}{h_1 + h_2 + \dots + h_n} \dots (2.12)$$

これは重心法に置いて、ファジィ集合 B_i を限りなく細くしていき $B_i = z_i$ とした場合に相当する。また、この方法は、簡略化ファジィ推論と呼ばれることもある³⁶⁾。

2.2 ファジィ制御器の構成

本節では、本研究に使われているファジィ制御器の構成（ファジィ制御変数，ファジィ制御規則，ファジィ制御演算）について叙述する。

2.2.1 ファジィ制御変数

ここでは、本ファジィ制御器のメンバシップ関数，ファジィ変数について叙述する。

(1) メンバシップ関数

Fig. 1.1の電気・油圧サーボ系に対して，ファジィ制御法を次のように適用する。

まず，本研究では演算時間の短縮化などを考慮して，ファジィ推論を離散形ファジィ変数に基づいて実行するものとする。そこで，ファジィ制御法のメンバシップ関数(MSF)をFig. 2.3に示す。

図に示されるように，ファジィ変数の台集合として $\{10, 11, \dots, 129, 130\}$ の整数要素からなる離散集合を選ぶ。これに伴って，ファジィ集合のグレードも $\{0, 1, \dots, 99, 100\}$ の整数値をとることにする。

(2) ファジィ変数

次に，ファジィ変数の数は，簡略化の視点からMedium部を省略して，NB, NS, ZO, PS, PBの5個をとるものとする。

そして，ファジィ集合の前件部メンバシップ関数は，Fig. 2.3 (a)のような最も一般的な形で与え，また推論法としては前述した高さ法を採用する。このとき，後件部メンバシップ関数は，Fig. 2.3 (b)のような定数となるため，グレードは不要となる。

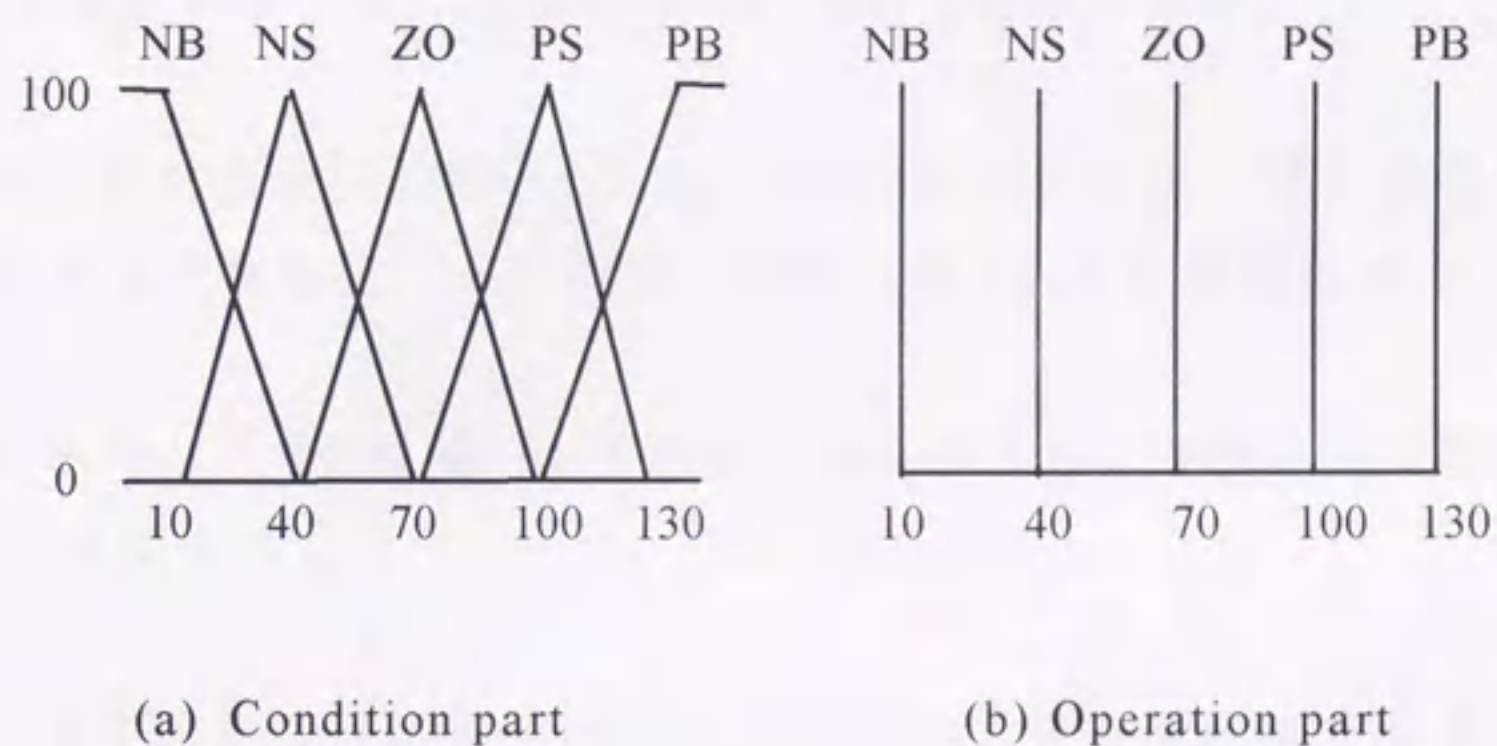


Fig. 2.3 Membership function for fuzzy controller

2.2.2 ファジィ制御規則

ここでは、本ファジィ制御器のファジィ制御推論の入出力と規則について叙述する。

(1) ファジィ推論の入出力

ファジィ推論入出力として、前件部では歯車モータの回転数偏差 $e (= r - n)$ とサンプリング時間ごとにおける偏差の微分 \dot{e} との2変数を、また後件部ではサンプリング時間ごとの制御入力の微分 \dot{u} を選ぶものとする。

(2) ファジィ推論の規則

このとき、常識的に考えられる制御規則の数例を列挙してみると、

- ① 回転数偏差 e がかなり大きな正の値で、かつ \dot{e} がゼロのときは、 u を大きな正の値で与え、制御入力 u をかなり増加させる。
- ② e がやや大きな正の値で、かつ \dot{e} がかなり大きな正の値であるときは、 u をやや大きな正の値で与え、制御入力 u を少し増加させる。
- ③ e が零で、かつ \dot{e} も零のときには、 u を零とし、制御入力 u をそのまましておく。
- ④ e がやや大きな負の値で、かつ \dot{e} がかなり大きな負の値であるときは、 u をやや大きな負の値で与え、制御入力 u を少し減少させる。

などが考えられる。

これらに基づいて構成したファジィ制御規則を Table 2.2 に示す。

Table 2.2 Fuzzy rules of fuzzy controller

$\dot{e}_0 \ e_0$	NB	NS	ZO	PS	PB
PB	NB	NB	NB	PS	PB
PS	NB	NB	NS	PS	PB
ZO	NB	NB	ZO	PB	PB
NS	NB	NS	PS	PB	PB
NB	NB	NS	PB	PB	PB

2.2.3 ファジィ制御演算

本ファジィ制御器では、ファジィ制御の演算を以下に述べるような手順により行う。

まず、ファジィ制御器に e と \dot{e} が入力された段階で、これらの値を台集合 $\{10, 11, \dots, 129, 130\}$ の整数値に規格化することが求められる。この規格化を次式により行う。

$$e_o = Ae + 70 \quad ; \quad 10 \leq e_o \leq 130 \dots\dots\dots (2.13)$$

$$\dot{e}_o = B\dot{e} + 70 \quad ; \quad 10 \leq \dot{e}_o \leq 130 \dots\dots\dots (2.14)$$

ここに、 A を偏差ゲイン、 B を偏差の微分ゲインと呼ぶことにする。

次に、規格化された e_o 、 \dot{e}_o がファジィ制御器に入力されれば、Table 2.2 の制御規則に基づいてファジィ推論が実行され、その推論結果として制御入力の微分 \dot{u} が得られる。

最後に、本研究の前半（ファジィ自己調整ファジィ制御）では、この \dot{u} の無次元量 \dot{U} にもとづき、 f 回目の自己調整制御過程における無次元制御入力 U_f は次式により求められる。

$$U_f = U_{f-1} + C\dot{U} \quad \dots\dots\dots (2.15)$$

また、本研究の後半（ニューロ自己調整ファジィ制御）では、この \dot{u} の無次元量 \dot{U} にもとづき、 m 番目のサンプリング時刻における無次元制御入力 U_m は次式により求められる。

$$U_m = U_{m-1} + C\dot{U} \quad \dots\dots\dots (2.16)$$

ここに、 C を制御入力ゲインと呼ぶことにする。

2.3 ファジィ制御器のゲイン

これら3つのゲイン A, B, C は、ファジィ制御結果に大きく影響することから、ファジィ制御器の設計に際して最適にゲイン調整することが求められる。

その最適ゲイン A, B, C の調整には、まず、第3章で述べるようなファジィ推論による自己調整法（ファジィ自己調整器）を採用する。次に、第4章で述べるようなニューロ推論による自己調整法（ニューロ自己調整器）を採用する。

第 3 章 ファジィ自己調整

本章では、自己調整制御の概要、ファジィ自己調整器、最適状態の判定法、実験及びシミュレーションの結果について叙述する。

3.1 自己調整制御の概要

本節では、自己調整制御の概念、自己調整制御器の構成と設計、自己調整制御の応用について説明する。

3.1.1 自己調整制御の概念

近年、自動制御理論が盛んに研究される一方で、実在のプラント制御への応用に関して、種々の障害が生じ、制御工学における理論と実際への応用とのギャップが指摘されてきた。これは、制御対象の“不確かさ”によることが多く、最近、この不確かさを陽に取り扱った制御系設計が行われるようになった。

これに関する設計手法は、「適応制御」と「ロバスト制御」に大別され、それぞれの研究が進められた。適応制御は、制御対象の不確かさを時々刻々推定し、この情報を制御系設計に取り込み、これに基づいて望ましい制御系設計を行う制御手法である。

また、適応制御は「モデル規範形適応制御」と「自己調整制御 (Self-tuning Control)」に大別されている。

自己調整制御では、適当な評価規範の最小化などに基づく確率系の制御理論とシステム同定論を融合させた制御系が構成される。また、主として離散時間確率系に対する制御系の設計が行われている。

3.1.2 自己調整制御器の構成と設計

ここでは、自己調整制御器の構成と設計について説明する。

(1) 自己調整制御器の構成

自己調整制御器の基本構成を Fig. 3.1 に示す。

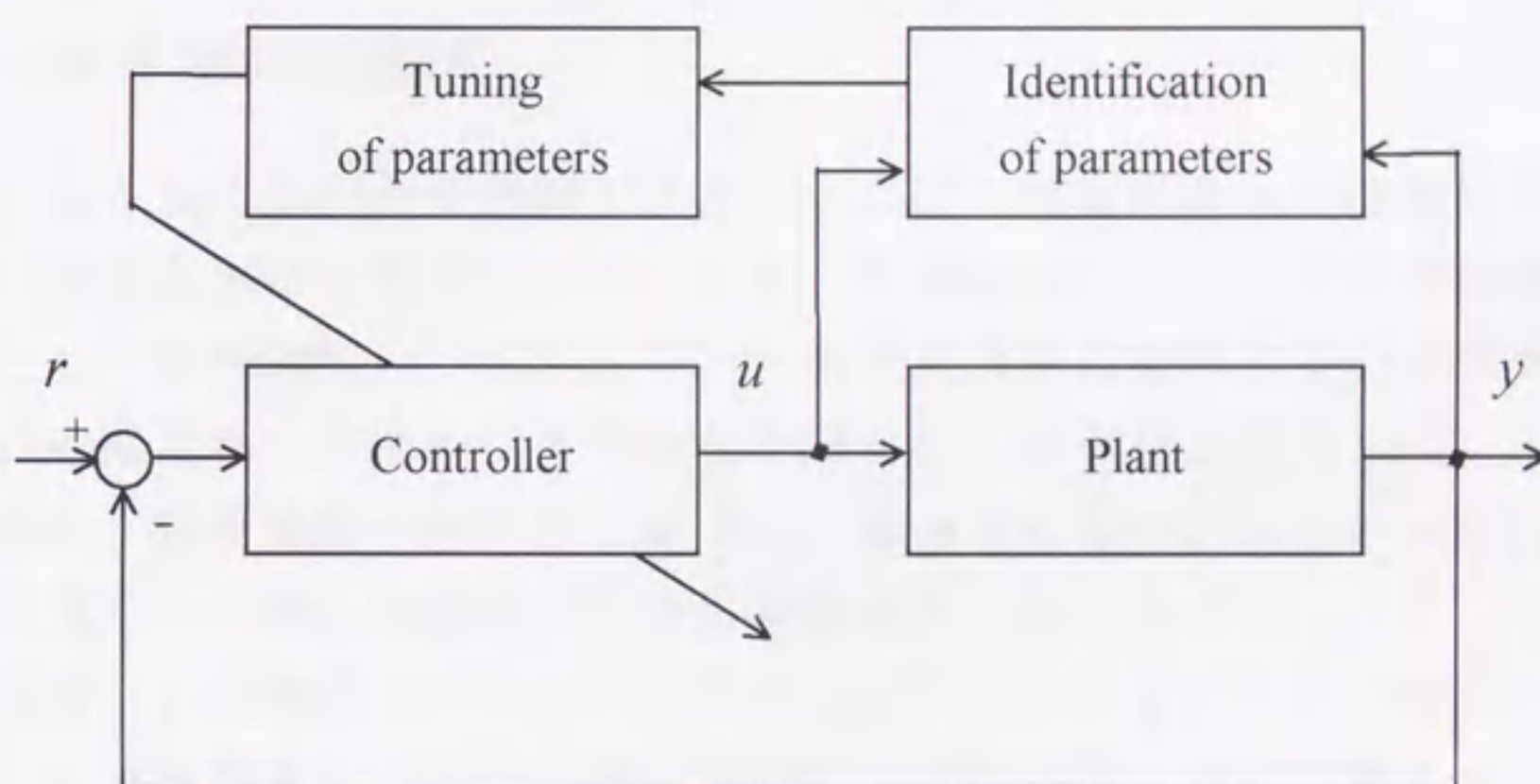


Fig. 3.1 Self-tuning controller

図中、 r はシステムの目標値、 u は制御入力、 y はシステムの出力である。図からわかるように、自己調整制御器は主に以下のような3つの部分から構成されている。

- ① パラメータ同定部：ここでは、制御対象の入出力データから入出力関係を同定する。
- ② パラメータ調整部：ここでは、推定パラメータを真のパラメータと

みなして (Certainty Equivalence Principle), システムのパラメータから制御器のパラメータに置き換えを行う。これは, システムのパラメータと制御器のパラメータとを関連づけた恒等式 (Diophantine 方程式) に基づいて行われる。

- ③ 制御器: 制御器のパラメータが計算されると, これを用いて制御入力が制御器を生成する。

(2) 自己調整制御器の設計

上述のような自己調整制御器の設計によれば, 制御対象の特性を把握したうえでの制御系設計が実現できる。また, 制御器のパラメータを可調整パラメータとして直接調整し, それを用いて制御入力を生成すると, パラメータ調整部が省略され, 計算時間の短縮化を図ることが可能となる。

制御則は, 評価規範の最小化に基づいて導出されるか, あるいは望ましい制御系の閉ループ特性を指定する方式が通常とられている。

本研究では, 制御器のパラメータ (3つの入出力ゲイン) を可調整パラメータとして直接調整し, パラメータ同定部を省略するものとする。また, 制御器としては, ファジィ制御器を設計する。自己調整器 (部) としては, 前半でのファジィ自己調整器と, 後半でのニューロ自己調整器の二様の調整器を構成する。

3.1.3 自己調整制御の応用

自己調整制御の応用については, 抄紙機の紙の水分制御に対する自己調整制御の適用³⁷⁾に見られる優れた研究以来, 種々の分野への自己調整制御の応用が試みられている。とくに, プロセス工業では, 動特性の変動が大きく, かつ制御対象の数学モデルを物理法則に基づいて正確に導出することが困難であるため, 自己調整制御の応用が適している分野である^{38), 39)}。

また, 最近, 自己調整PID制御, および, ニューラルネットワークを用いた自己調整制御などの応用例が報告されている⁴⁰⁾。

3.2 ファジィ自己調整器

本節では、ファジィ自己調整器の構成、応答波形の特徴量、自己調整用のファジィ推論、ファジィ制御器のゲインの更新法について叙述する。

3.2.1 ファジィ自己調整器の構成

ここでは、ファジィ自己調整器の構成と、その自己調整の手順について叙述する。

(1) ファジィ自己調整器の構成

ここでは、ファジィ自己調整器の設計法として学習に基づく反復調整法を採用する。これは、ファジィ制御が終了した時点で制御結果を評価することによって、ファジィ制御器の3つのゲイン A, B, C を調整する方法である。

Fig. 1.1の油圧サーボ系を制御対象(Plant)とするときのファジィ自己調整ファジィ制御システムを、ブロック線図によって Fig. 3.2に示す。

図示のように本ファジィ自己調整ファジィ制御システムは、プラント、ファジィ自己調整器、ファジィ制御器を主要な要素として構成されている。

(2) ファジィ自己調整の手順

本ファジィ自己調整は、以下の手順で行われる。

- ① ファジィ制御を行った後、ファジィ制御系の応答波形から、特徴量 D, H, F (後述)を抽出する。
- ② 抽出した特徴量から、(後述する)ファジィ推論によってファジィ制御器ゲイン A, B, C の修正率 a, b, c を算出する。

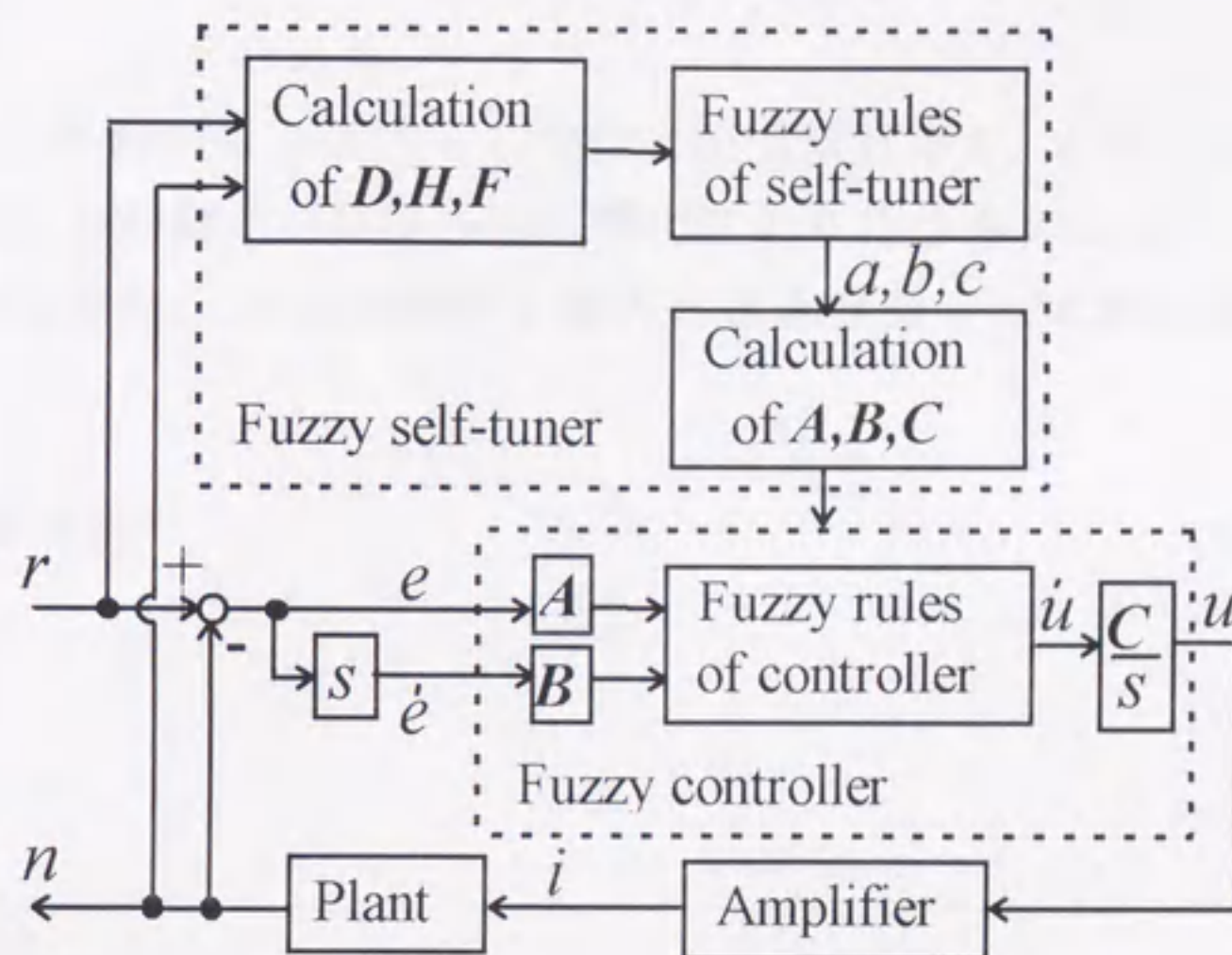


Fig. 3.2 Fuzzy self-tuning fuzzy control system

③ 算出した修正率 a, b, c から，新たなゲイン A, B, C の値を求める。

上記のプロセスをファジィ制御過程ごとに繰り返す（反復ゲイン調整する）ことによって最適ゲインの自己調整をはかる。

3.2.2 応答波形の特徴量

ここでは，本ファジィ自己調整器に使われている応答波形の特徴量について叙述する。

(1) 特徴量の導入

本ファジィ自己調整器の役割は、制御結果としての応答波形が理想的でないとき、制御量 n が目標値 r に高速・高精度で追従するように、ゲイン A, B, C を逐次調整していくことにある。

このとき、応答波形の評価法としては、振幅減衰率 D 、オーバシュート率 E 及び正規化立上り時間率 F の 3 つの基準⁴⁾により行うものとする。ここに、 D はシステムの安定性、 H は制御量の最大行き過ぎ量、 F は速応性を表す特徴量である。

(2) 特徴量の定義

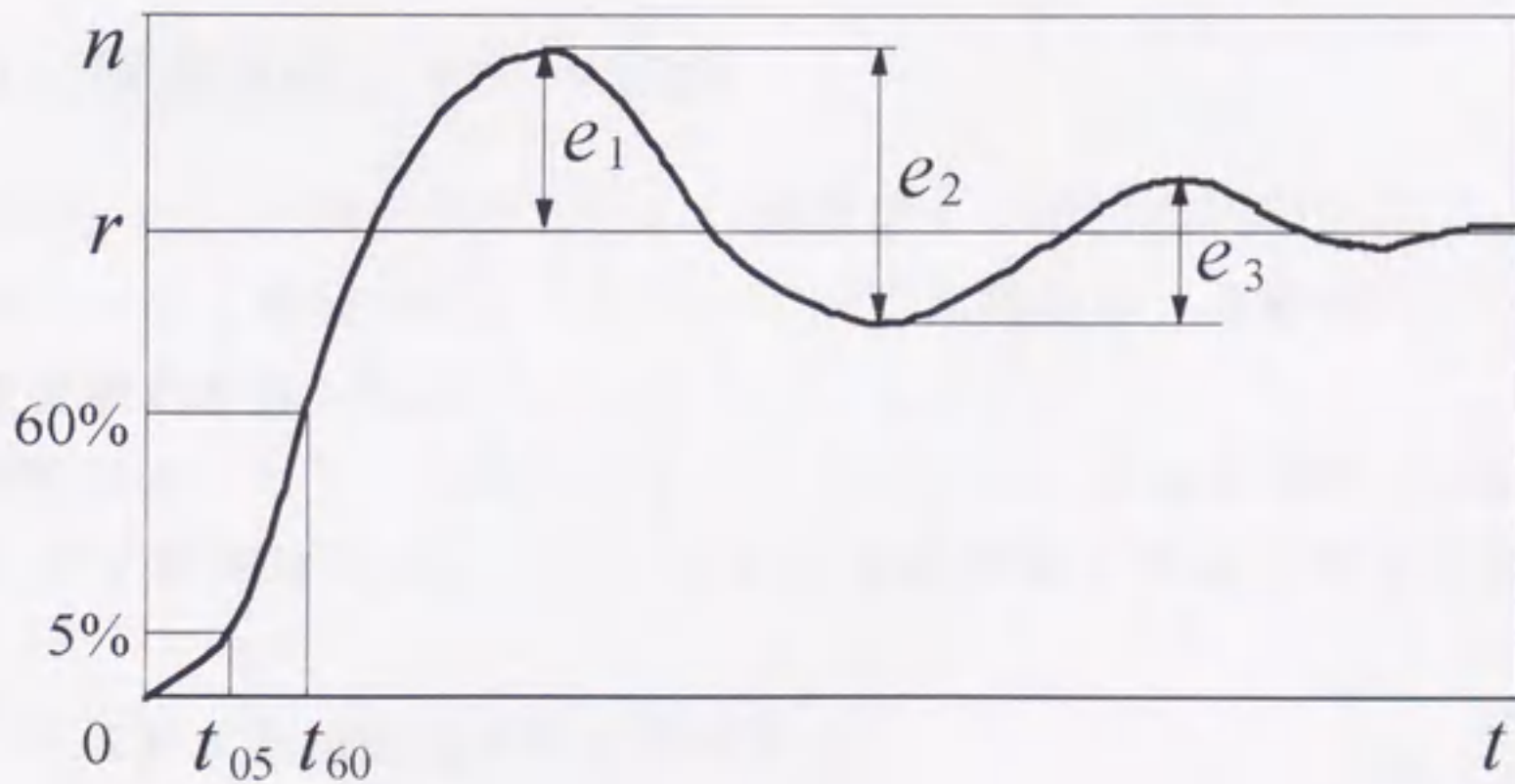


Fig. 3.3 Characteristic indexes of step response

Fig. 3.3に示されるような応答波形に基づき、特徴量 D, H, F を次式によって定義する。

$$D = \frac{e_3}{e_2} \dots\dots\dots(3.1)$$

$$H = \frac{e_1}{r} \dots\dots\dots(3.2)$$

$$F = \frac{t_f}{t_{f-1}} \dots\dots\dots(3.3)$$

ただし、 $t_f = t_{60} / t_{05}$ であり (f は自己調整制御過程の繰り返し回数)、また t_{60}, t_{05} はそれぞれ目標値の 60%, 5% 到達時間を表す。

3.2.3 自己調整用のファジィ推論

本研究では、Fig. 3.2中に示すように、最適ゲインの自己調整アルゴリズムに対してもファジィ推論を取り入れる。その主な理由は、調整のためのアルゴリズムを比較的簡潔に記述できることによる。

本自己調整用のファジィ推論法には、アルゴリズムを簡単化するため、前述したファジィ制御器用のそれ (Fig. 2.3) と可能な限り共通の方法を採用する。

以下に、先に対する変更点のみを叙述する。

(1) ファジィ推論の入力と出力

ファジィ制御系の応答波形から抽出された 3 つの特徴量 D, H, F を各ファジィ台集合 $\{10, 11, \dots, 129, 130\}$ の値に整合させるために、以下のように規格化する。

$$D_o = 120D + 10 \quad ; 10 \leq D_o \leq 130 \dots\dots\dots (3.4)$$

$$H_o = 400H + 10 \quad ; 10 \leq H_o \leq 130 \dots\dots\dots (3.5)$$

$$F_o = 180(F - 1) + 70 \quad ; 10 \leq F_o \leq 130 \dots\dots\dots (3.6)$$

自己調整用のファジィ推論入出力として、前件部では規格化された特徴量 D_o, H_o, F_o の 3 変数を、また後件部ではゲイン A, B, C に対する各修正率 a, b, c を選ぶものとする。

(2) ファジィ推論の規則

上記によれば、前件部変数は 3 個であり、したがって 3 次元の MSF を必要とすることになる。そこで、これに伴う煩雑さをさけるため、ファジィ推論の長所（経験に基づく調整）を活用して、次のような簡略的な扱いを取り入れることにする。

本来は 3 次元的に作成すべき（3 つのゲイン A, B, C に対する）各ファジィ調整規則を、2 次元に低次元化する（ゲイン A, B に対して実施）、またはそれのみでは不適切なときは、別個の 2 次元規則を付して補足する（ゲイン C に対して実施）。

このような扱いによって得られた各ファジィ規則を Table 3.1 に示す。同表の (a), (b) に示すように、ゲイン A, B に対しては、3 つの前件部変数から D_o と H_o の 2 個を選んで規則を作成した。また表 (c) に示すように、ゲイン C に対しては、 D_o と F_o による規則を主体としながらも、これのみでは不足となる部分を、 D_o と H_o の規則によって補足した。

これら前件部変数の選択および具体的ファジィ調整規則の作成は、実験とシミュレーションによって試行錯誤的に行ったが、さほどの手間を要しなかった。

Table 3.1 Fuzzy rules of fuzzy self-tuner

(a) Rules for *A*

<i>Ho</i> \ <i>Do</i>	PB	PS	ZO	NS	NB
PB	NS	NS	ZO	ZO	PS
PS	NS	NS	ZO	ZO	PS
ZO	ZO	ZO	ZO	ZO	PS
NS	ZO	ZO	ZO	ZO	PS
NB	ZO	ZO	ZO	ZO	PS

(b) Rules for *B*

<i>Ho</i> \ <i>Do</i>	PB	PS	ZO	NS	NB
PB	PB	PB	PS	PS	ZO
PS	PB	PB	PS	PS	ZO
ZO	PB	PB	PS	ZO	ZO
NS	PB	PB	PS	ZO	ZO
NB	PB	PB	PS	ZO	ZO

(c) Rules for *C*

<i>Fo</i> \ <i>Do</i>	PB	PS	ZO	NS	NB
PB	PB	PS	ZO	NS	NB
PS	PB	PS	ZO	ZO	NS
ZO	PB	PS	ZO	ZO	NS
NS	PB	PS	ZO	ZO	ZO
NB	PB	PS	ZO	PS	PS

<i>Ho</i> \ <i>Do</i>	PB	PS	ZO	NS	NB
PB	NB	NS	ZO	ZO	ZO
PS	NS	ZO	ZO	ZO	ZO
ZO	NS	ZO	ZO	ZO	ZO
NS	ZO	ZO	ZO	ZO	ZO
NB	ZO	ZO	ZO	ZO	PS

3.2.4 ゲインの更新法

上述した自己調整用のファジィ推論の規則によれば，ファジィ制御器のゲイン A, B, C に対する各修正率 a, b, c が算出される（それらの値は高さ法によって非ファジィ化されており，いずれも $[-1, 1]$ の範囲である）。

次いで，ゲイン A, B, C の値を次式に従って更新する。

$$A_f = A_{f-1} \alpha^a \quad \dots\dots\dots (3.7)$$

$$B_f = B_{f-1} \beta^b \quad \dots\dots\dots (3.8)$$

$$C_f = C_{f-1} \gamma^c \quad \dots\dots\dots (3.9)$$

ここに， f は自己調整制御過程の繰り返し回数であり， α, β, γ は更新の度合いに関わる係数である。

上式のように対数的な更新法を採用した理由は，更新の度合いを高めることにあり，このとき α, β, γ の値は，シミュレーションによる試行にもとづき，Table 3.2 に示すように設定した。

その他，ファジィ制御後，（後述の）ゲイン A, B, C 更新の補助機構を付加させた。

Table 3.2 Coefficients of modification for gain A, B, C

Coefficient of modification	value
α	2
β	4
γ	2

3.3 最適状態の判定

本節では、ファジィ自己調整の最適状態の判定、ファジィ制御器ゲイン更新の補助機構について叙述する。

3.3.1 自己調整最適状態の判定

自己調整最適状態の判定は、先ず最適応答波形の達成を経て、次に判定関数 I_e による判定の 2 段階によって行う。

(1) 最適応答波形

ファジィ自己調整を繰り返すことによって、ファジィ制御器の 3 つのゲイン A, B, C をファジィ制御の各過程ごとに逐次更新していく。その調整の目標としては、次の条件を満たすような最適応答波形を求める。

- ① 応答の定常偏差を減ずるために、定常偏差を目標値の 1% 以内に抑える。
- ② 応答の振動傾向を減ずるために、応答波形が目標値（ステップ入力）と交錯する回数を 4 回以内に抑える。
- ③ 応答が速く立ち上がるよう、立ち上がり時間を制御所要時間の 4 割以内に抑える。
- ④ 応答が速く整定するよう、整定時間を制御所要時間の 6 割以内に抑える。

上記の基準に基づき、制御の各過程ごとにその応答波形を分析して、最適応答波形になったか否かを判定する。

(2) 判定関数 I_e

ファジィ制御の各過程ごとに次式の判定関数 I_e を求める。

$$I_e = \int_0^t |N(t) - R(t)| dt \quad \dots\dots\dots (3.10)$$

ただし、 t は制御所要時間である。

応答波形が前記(1)によって最適応答波形になったと判定された後、次式によって判定関数 I_e のファジィ制御各過程ごとの差分値 J が許容誤差範囲内 (1%) に達したときを I_e の最小と判定する。このとき、自己調整の最適状態が達成されたものとして、ファジィ制御器ゲイン A, B, C のファジィ自己調整が終了する。

$$J = \frac{\nabla I_{ef}}{I_{e1}} \leq 1\% \quad \dots\dots\dots (3.11)$$

ただし、 ∇I_{ef} は f 回目ファジィ制御過程の判定関数 I_e の差分であり、 I_{e1} は 1 回目ファジィ制御過程の判定関数である。

3.3.2 ゲイン更新の補助機構

ファジィ制御系の応答波形が最適応答波形とかけ離れていると判定された場合、ファジィ自己調整に長時間を要することから、自己調整を加速させるため、以下の補助機構を付加させた。

- ① 応答が目標値に達しない場合は、立ち上げの加速に効果的なゲイン A, C をそれぞれ次式によって増大する。

$$A_{f+1} = A_f \times 3.0 \quad \dots\dots\dots (3.12)$$

$$C_{f+1} = C_f \times 3.0 \quad \dots\dots\dots (3.13)$$

- ② 応答波形と目標値との交錯回数が一定回数（10回）を越える場合は、ゲイン A, B, C をそれぞれ次式によって減少させる。

$$A_{f+1} = A_f \times 0.8 \dots\dots\dots (3.14)$$

$$B_{f+1} = B_f / 3.0 \dots\dots\dots (3.15)$$

$$C_{f+1} = C_f / 3.0 \dots\dots\dots (3.16)$$

- ③ 応答が整定した後、定常偏差が残る場合は、その定常偏差の度合いに応じてゲイン A を次式によって増大する。

$$A_{f+1} = A_f \times (1.0 + 5.0 \times |N - R|) \dots\dots\dots (3.17)$$

3.4 実験及びシミュレーションの結果

本節では、ファジィ制御器ゲイン A, B, C をファジィ自己調整器によって最適調整する本システムの実験とシミュレーションに関する方法、結果及び検討について述べる。

3.4.1 実験及びシミュレーションの方法

(1) 実験及びシミュレーションの手順

本研究では、供給圧力を $P_s=2.94[\text{MPa}]$ 、作動油温度を約 30°C とする条件下で、実験を行った。本ファジィ自己調整によるファジィ制御系の実験とシミュレーションを次のように行った。

- ① 初期条件として、ゲイン A, B, C の初期値（任意値）、目標値 R （ステップ入力）、歯車モータの慣性負荷（Table 1.3に示す大、中、小の3種類）、サンプリング時間（1 [ms]）、制御所要時間（ $t=1$ [s]）を設定する。
- ② 以上の初期条件を与えれば、制御量である歯車モータの回転数 N は、ロータリエンコーダにより検出され、A/D変換器を介してパーソナルコンピュータに取り込まれる。そして、回転数 N と目標値 R を基にする偏差 e と偏差微分 \dot{e} がファジィ制御器に入力され、ファジィ推論が実行され、制御入力 U が算出される。
- ③ 制御入力 U は、駆動電圧として、D/A変換器を介してサーボンプに与えられる。その結果、駆動電圧に比例する電流がサーボ弁に与えられて、サーボ弁スプールが変位する。その時、サーボ弁ポートの開度に応じた流量によって、歯車モータが回転する。

- ④ 制御後，システムの応答波形から特徴量 D, H, F が抽出され，ファジィ自己調整器に送られる．ファジィ推論によって，ファジィ制御器ゲイン A, B, C の修正率 a, b, c が算出される．そして，算出した修正率 a, b, c を用いて，新たなゲイン A, B, C の値を求める．

上記の自己調整過程（1秒間）が，応答波形と判定関数 I_e による最適状態の判定が満たされるまで自動的に繰り返される．このファジィ自己調整を繰り返すことによって，ファジィ制御システムの出力である歯車モータの回転数 N を目標値 R に追従させる．

(2) ファジィ自己調整のフローチャート

ここで，ファジィ制御器ゲイン A, B, C のファジィ自己調整のフローチャートを Fig. 3.4 に示す．

3.4.2 実験及びシミュレーションの結果とその検討

前述した実験及びシミュレーションの方法により，Fig. 3.5~3.12 に示すような結果を得た．

それらの図中の実線が実験結果，破線はシミュレーション結果を表す．図中には，最適調整されるまでの制御過程の内，代表的な4種の波形が示されている（繰り返し回数を No. 1 のように記す）．図の上端部には，各自己調整過程におけるゲイン A, B, C と判定関数 I_e の値が示されている．

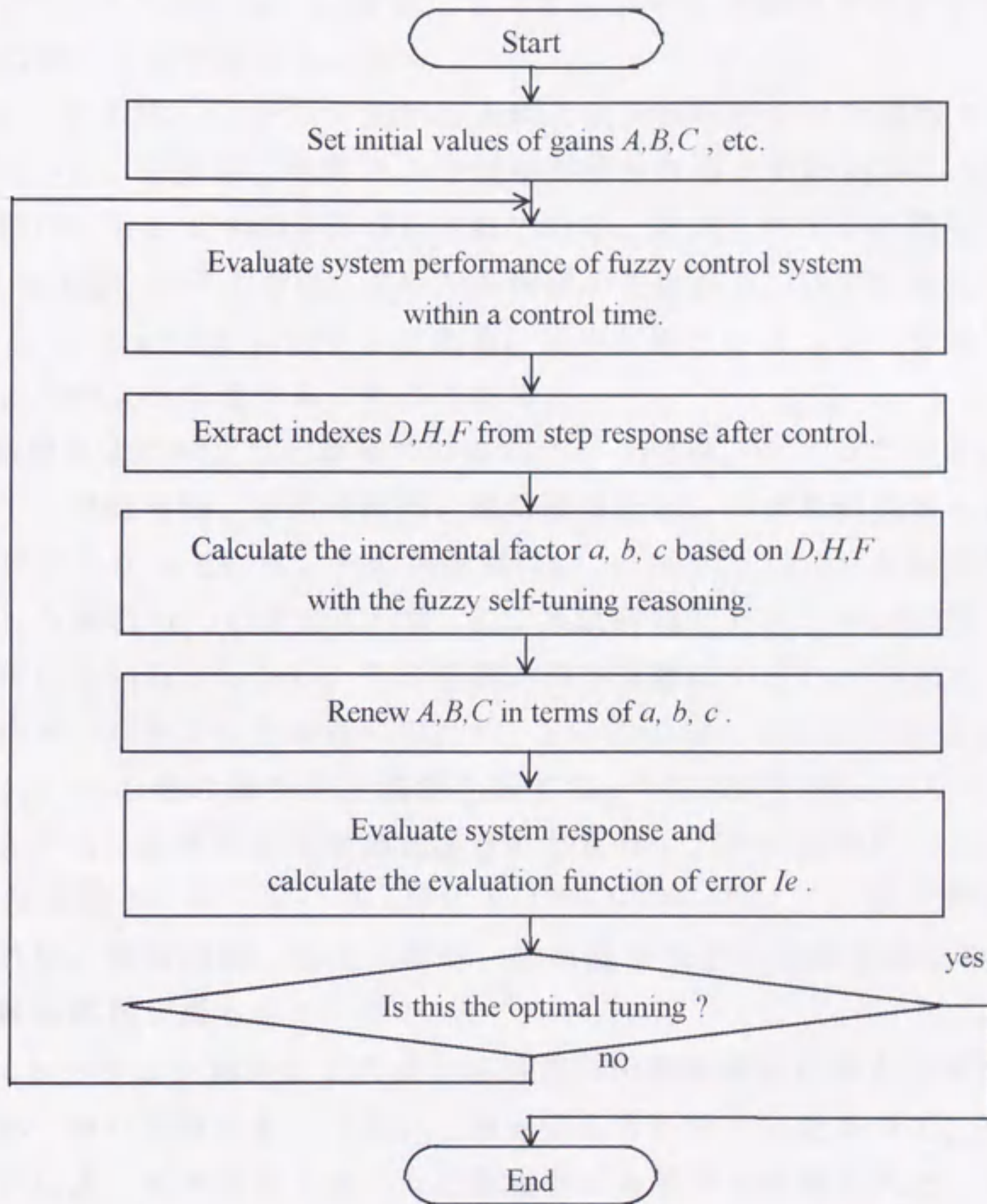


Fig. 3.4 Flowchart of fuzzy self-tuning fuzzy control system

(1) ゲイン初期値の影響

ここでは、慣性負荷を中 (Medium, $I_{m2}=3.15 \times 10^{-3}[\text{kgm}^2]$) に、目標値をも中 ($R=2$, $r=1000\text{rpm}$) に設定しておき、ゲイン初期値を変えて実施したときの結果について述べる。

まず、Fig. 3.5は、ステップ応答の実験とシミュレーション結果である。図に示すように、繰り返し回数No. 9で最適調整されるまでの過程のうち、代表的な4種 (No. 1, 3, 6, 9)の波形が示されている。なお、ゲインの初期値としては、No. 1の図に示すように、プラント保護の見地から、いずれも比較的小さな値 ($A=B=C=0.01$) に設定してある。図の実験とシミュレーション結果によれば、次のように述べることができる。

実験結果によれば、自己調整の開始時 (No. 1) では、ゲインが小さいことに起因して、無駄時間、立上り時間、定常偏差など、いずれの点からも不満足な応答波形となっている。その特徴量 ($Do=10$, $Ho=10$, $Fo=70$) を抽出して、自己調整した後のNo. 3の図によれば、主に無駄時間と立上り時間の面で顕著な変化が現れている。しかし、その補償がやや過度になされた結果として、少なからぬオーバーシュートが認められる。主にこの点に関する改善がNo. 6までになされ、その後の微小自己調整を経てNo. 9の波形に至っている。このとき、システムの応答波形が最適応答波形となって、自己調整終了の判定関数である I_e は最小となっている (差分値 $J=0.82\% < 1\%$)。最終調整後の波形によれば、無駄時間、立上り時間、定常偏差などの評価基準に照らして、ほぼ良好な応答が得られている。

シミュレーション結果によれば、応答波形の調整機能に関わる定性的傾向は、上記にみた実験のそれと良い一致を示している。したがって、シミュレーションによっても本ファジィ自己調整器の有効性が確認された。また、本システム数学モデルの妥当性も確認することができる。実験とシミュレーションの波形に若干の差が現れる原因としては、システムの数学モデルの同定誤差のほか、供給圧力や、作動油温度の変動などが考えられる。

そして、Fig. 3.5のNo. 1とNo. 9の応答波形に対するそれぞれの制御入力 U 、スプール変位 X 、歯車モータの入り口圧力 P_s 、出口圧力 P_b 、歯車モータ回転数 N の比較結果をFig. 3.6とFig. 3.7に示す。No. 1とNo. 9を比較してみる

と、No. 9の制御入力波形，圧力波形共に立ち上がりを早める方向に移行していることがわかる。また，No. 9は制御入力値がそれほど大きく立ち上がっていないが，これは供給圧力が大きい ($P_s=2.94[\text{MPa}]$) ため最大値まで立ち上がる必要がないためである。

次に，ゲインの初期値を先よりも大きくし， $A=0.1, B=0.5, C=0.05$ に設定した結果をFig. 3.8に示す。

この場合，ゲインの初期値が大きいことに起因して，No. 1で持続振動となっている。振動回数（応答波形が目標値と交わる回数）が10回以上の時は，自己調整用ファジィ推論を行わずに，ゲイン更新の補助機能が働いて，ゲイン A, B, C をそれぞれ弱める更新を行っている。No. 2も持続振動となっているが，ファジィ自己調整によりNo. 3では収束方向に修正され，No. 4では良好な応答波形が得られている。

以上の実験とシミュレーション結果によると，ゲインの初期値が変化しても，ファジィ自己調整によりほぼ良好なファジィ制御系応答が得られている。また，ゲイン初期値の影響としては，ゲインの初期値が大きければ，応答波形は持続振動となり，ゲインの初期値が小さければ，応答波形は立ち上がりが遅くなることがわかる。

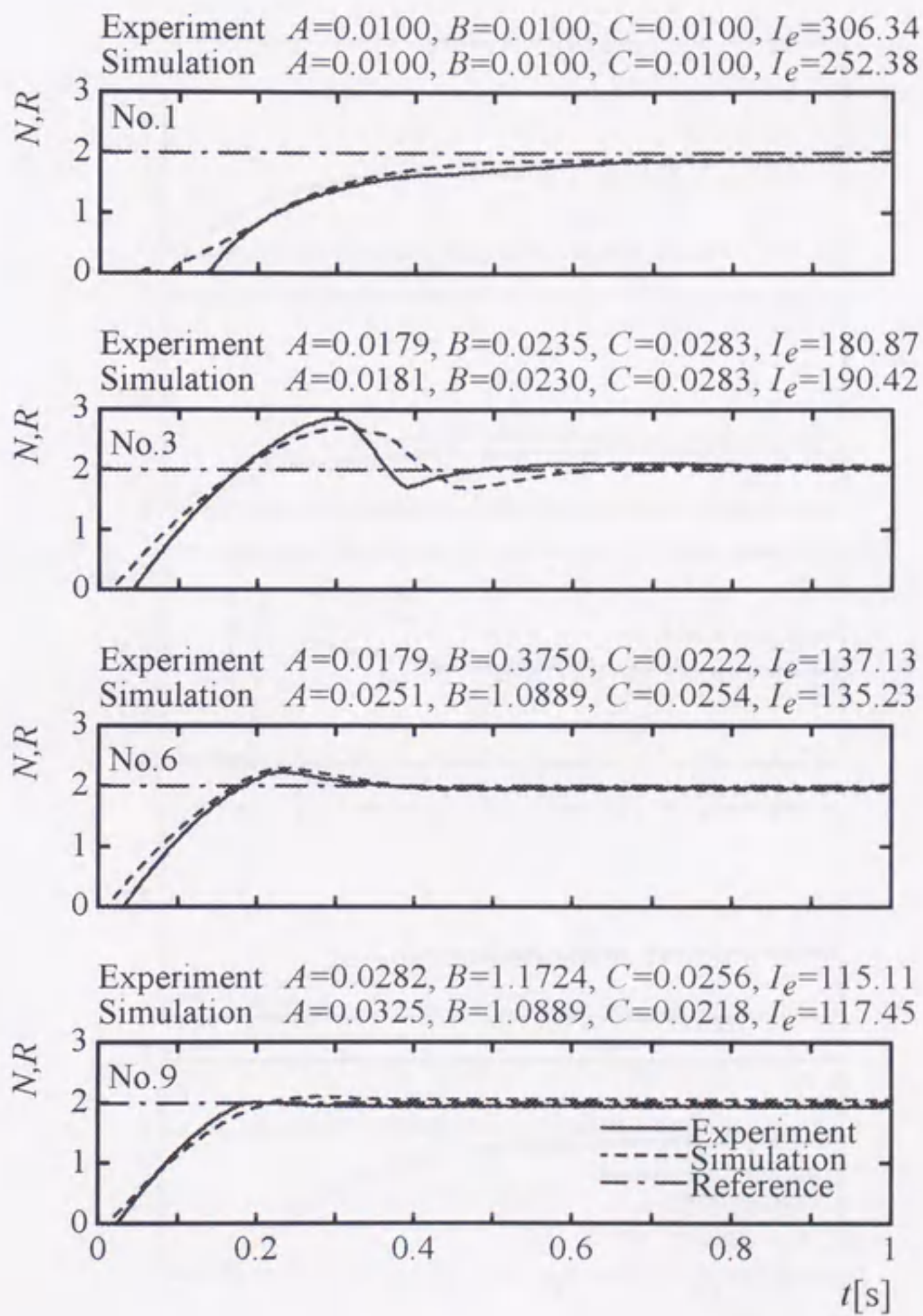


Fig. 3.5 Fuzzy self-tuning step responses ($r=1000\text{rpm}$, medium load, low gain)

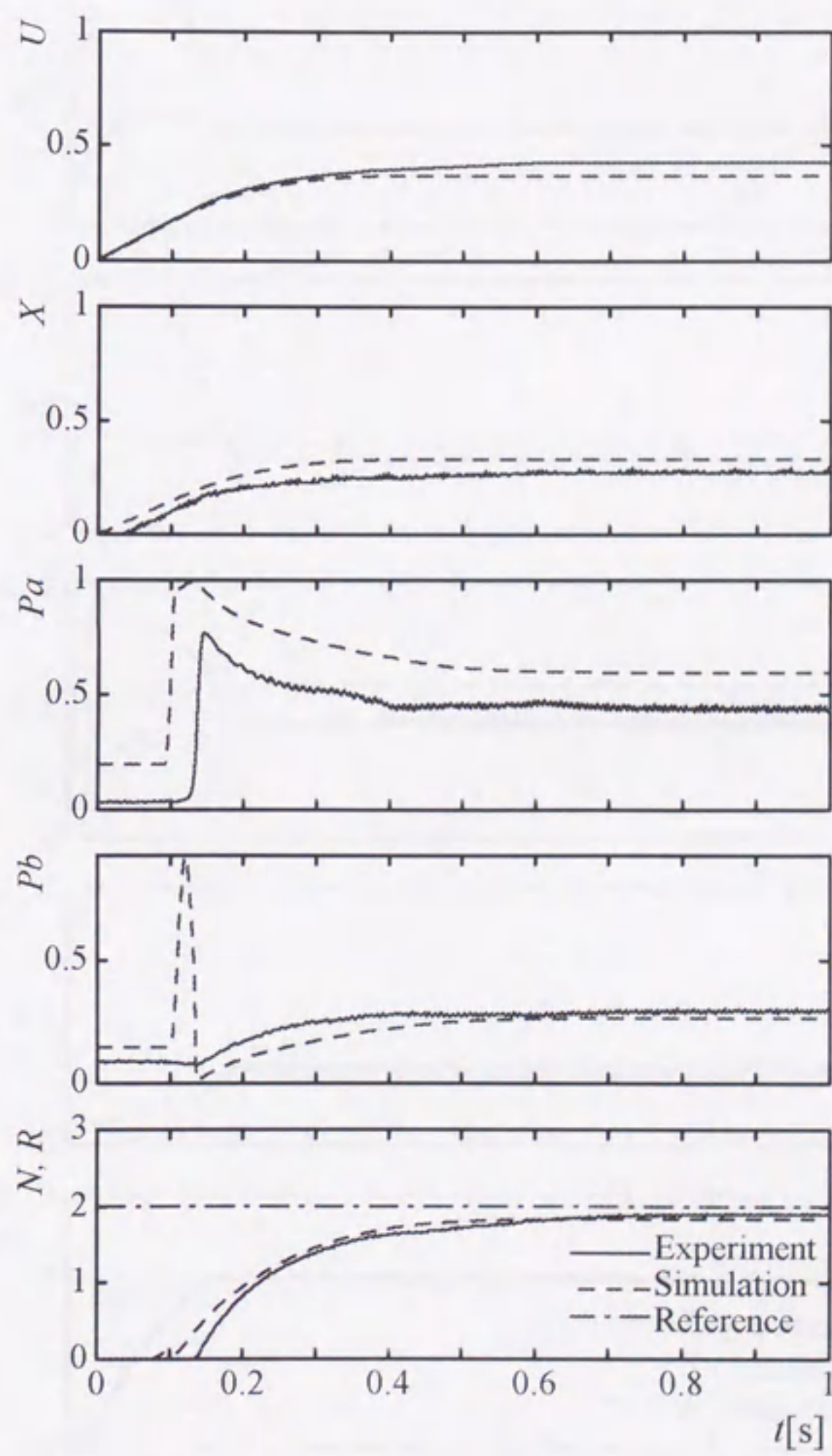


Fig. 3.6 Step responses of No.1

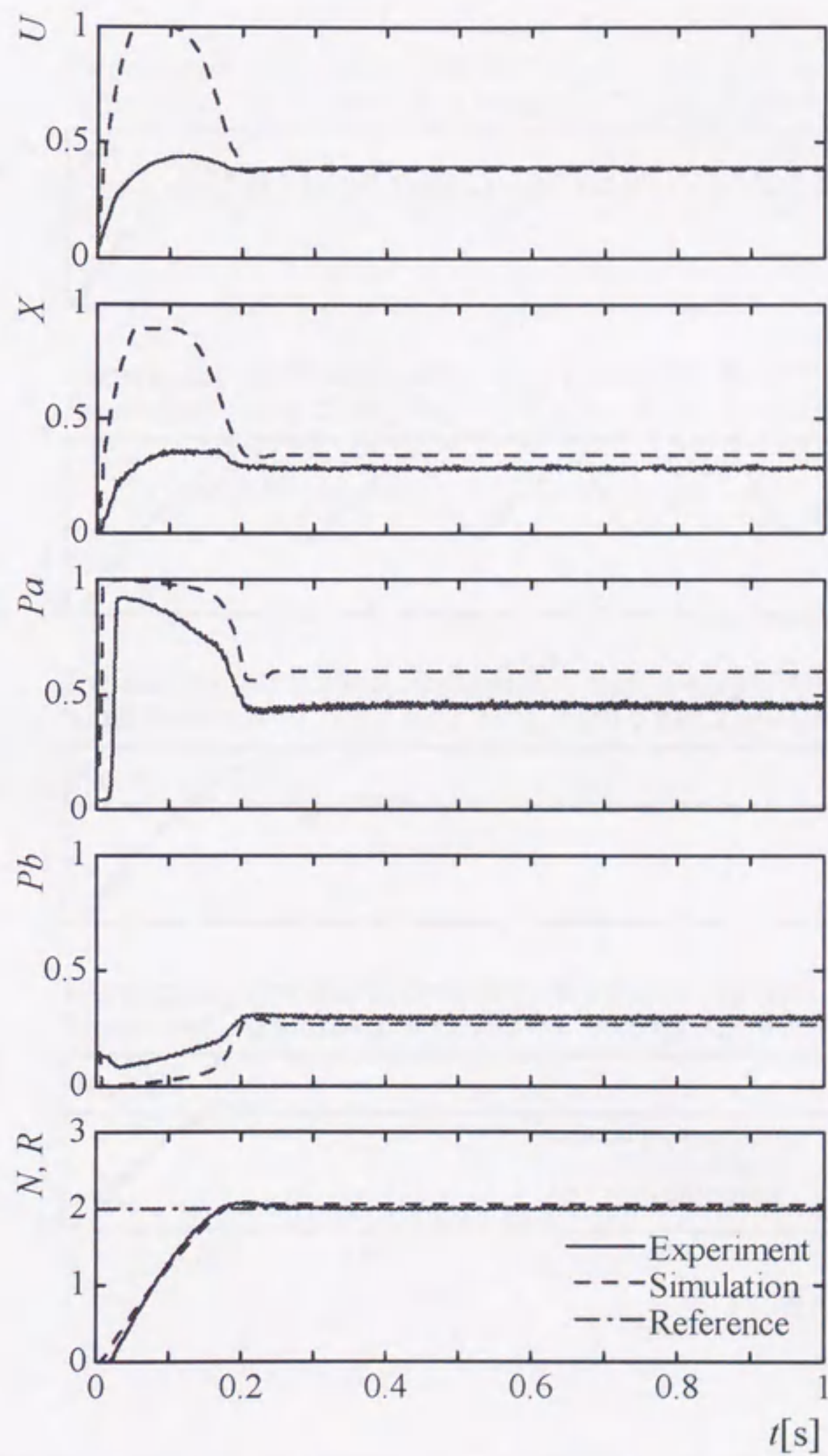


Fig. 3.7 Step responses of No.9

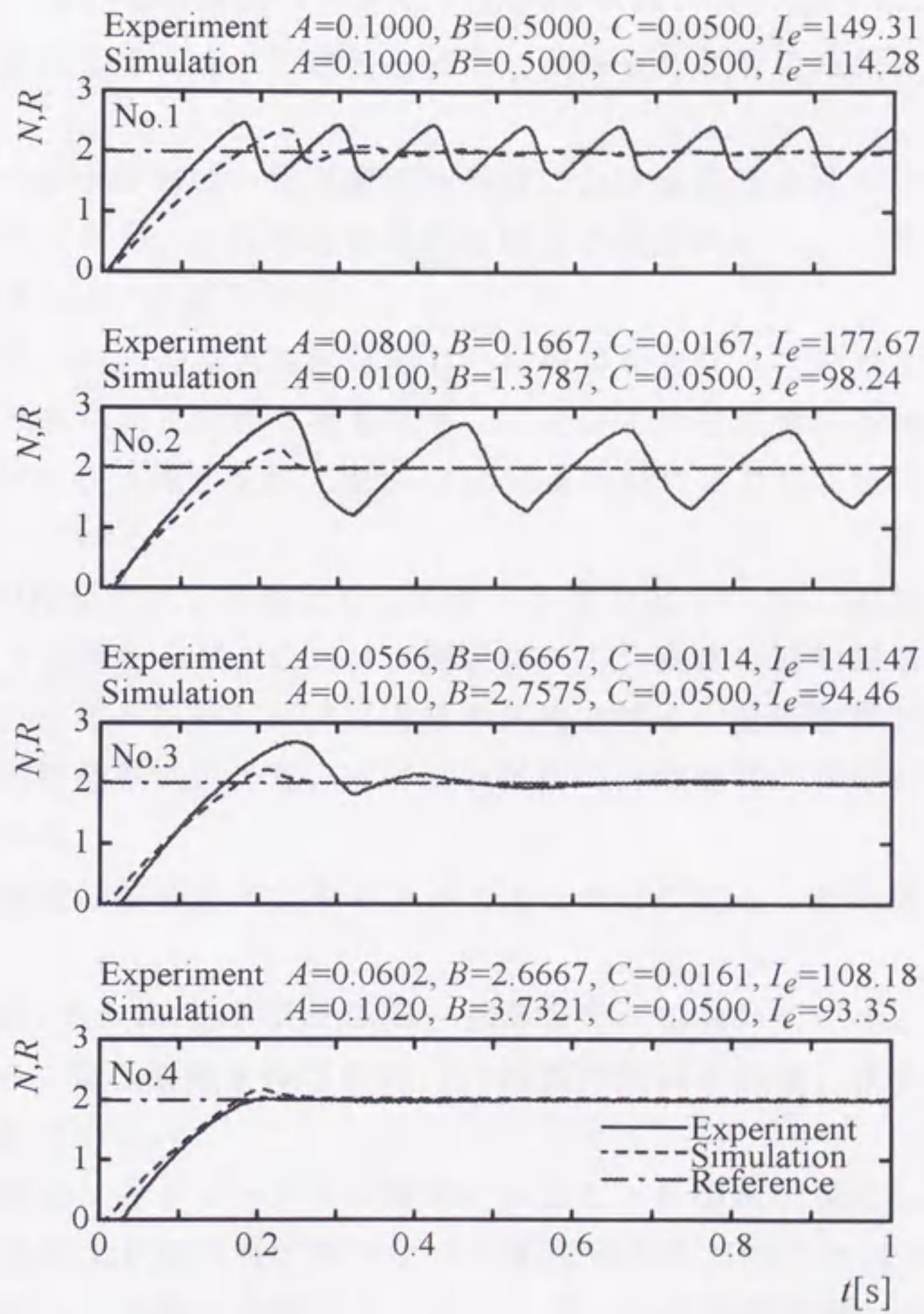


Fig. 3.8 Fuzzy self-tuning step responses ($r=1000\text{rpm}$, medium load, high gain)

(2) 目標値の影響

ここでは、先の慣性負荷（中）とゲイン初期値（ $A=0.1, B=0.5, C=0.05$ ）をそのままに設定しておき、目標値を変えて実施したときの結果について述べる。

まず、先の2つの例は、自己調整開始時における応答波形が比較的緩慢となる場合であったが、それとは対照的な場合の検討例をFig. 3.9に示す。このとき、目標値を $R=1$ に変えた。

図によれば、No. 1の応答波形は激しい持続振動を伴って現れている。このような過酷ともいえる条件に対しても、ファジィ自己調整の機能は順調に作動し、ファジィ自己調整を終えたNo. 7の応答波形によれば、ほぼ良好な応答性能が得られている。

また、この結果では、実験とシミュレーションとでのNo. 2の応答波形が大きく違うように見えるが、これは、実験はゲイン更新の補助機構が働いているのに対し、シミュレーションは通常の方法でゲイン更新されているからである。この比較結果によると、本ゲイン更新の補助機構が有効的に働いていることがわかる。

次に、目標値初期値を先よりも大きくし、 $R=3$ に設定した結果をFig. 3.10に示す。

図によれば、No. 1の応答波形は緩い振動を伴って現れている。ファジィ自己調整により、自己調整を終えたNo. 9の応答波形によれば、ほぼ良好な応答性能が得られている。

以上の実験とシミュレーション結果によると、目標値が変化しても、ファジィ自己調整によりほぼ良好なファジィ制御系応答が得られている。また、目標値の影響としては、目標値が大きければ、応答波形は緩い振動となり、目標値が小さければ、応答波形は激しい持続振動となることがわかる。

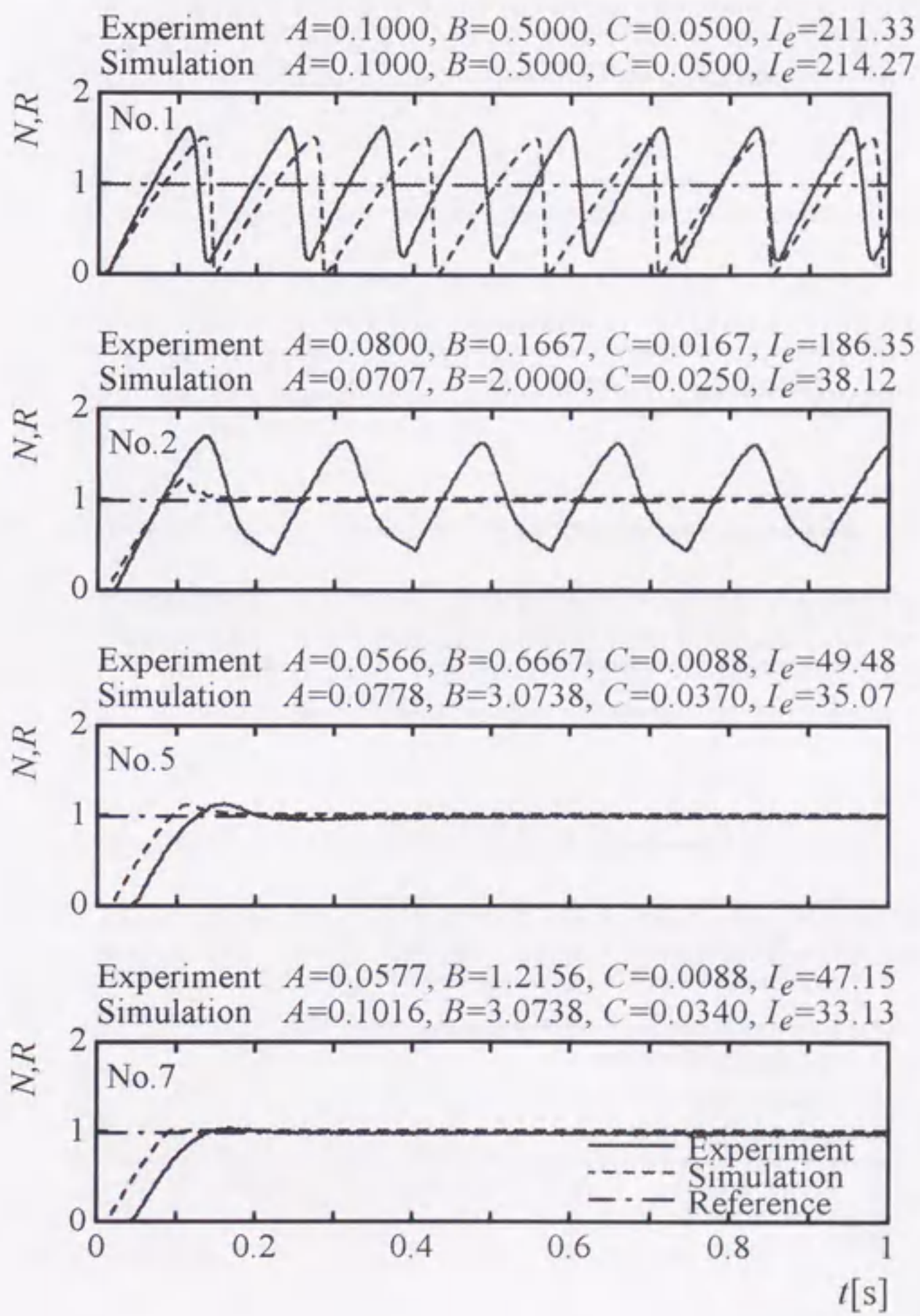


Fig. 3.9 Fuzzy self-tuning step responses($r=500\text{rpm}$, medium load)

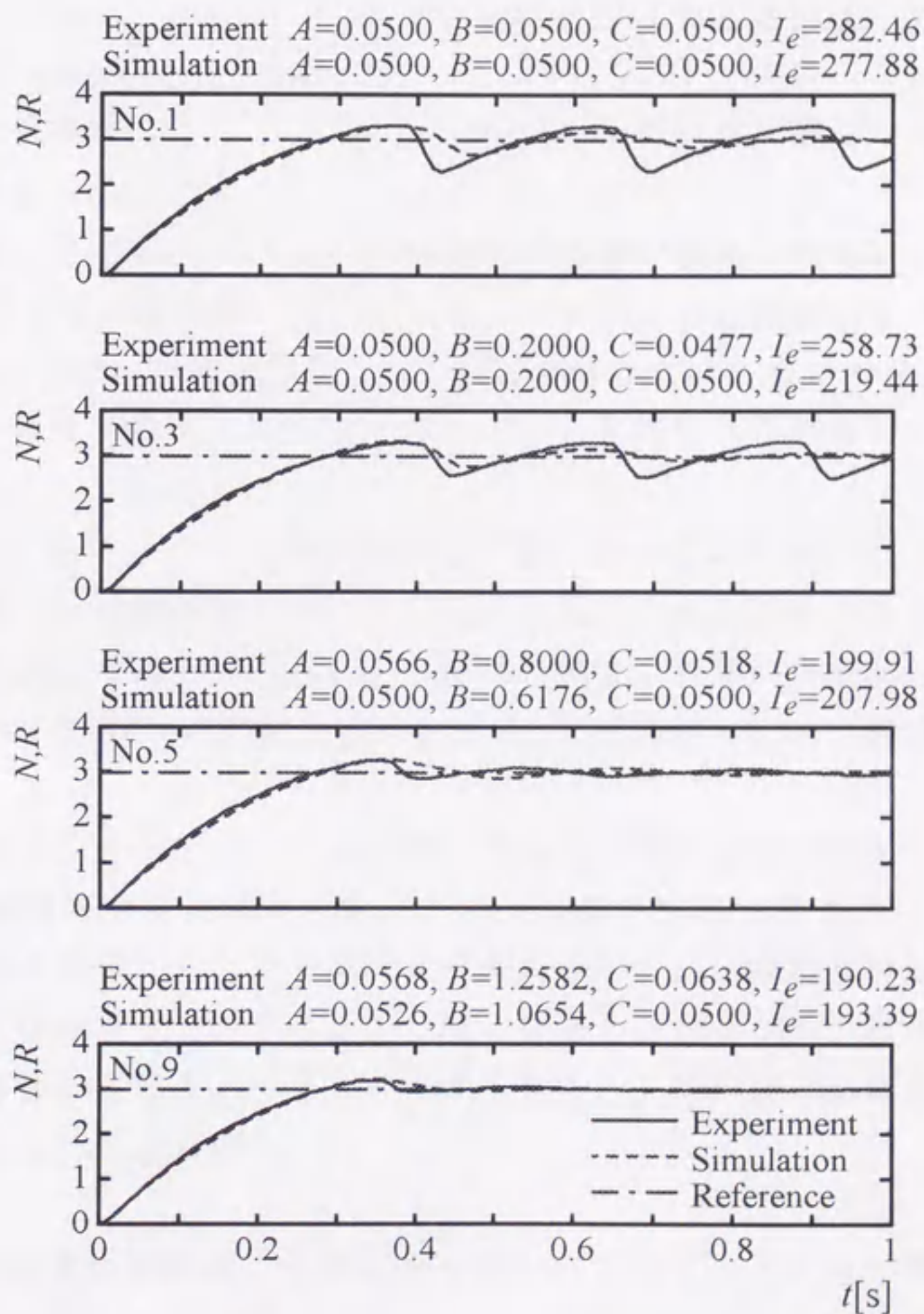


Fig. 3.10 Fuzzy self-tuning step responses ($r=1500\text{rpm}$, medium load)

(3) 慣性負荷の影響

ここでは、ゲイン初期値を先の値 ($A=0.1, B=0.5, C=0.05$)，目標値を中 ($R=2, r=1000\text{rpm}$) に設定しておき、慣性負荷 (大あるいは小) を変えて実施したときの結果について述べる。

まず、大の慣性負荷 ($I_{m3}=5.73 \times 10^{-3}[\text{kgm}^2]$) を用いた実験とシミュレーション結果を Fig. 3.11 に示す。

図によれば、この場合も、No. 1 の応答波形は緩い振動を伴ない、また、応答の立ち上がりはかなり遅くなっている。ファジィ自己調整により、自己調整を終えた No. 8 の応答波形によれば、ほぼ良好な応答性能が得られている。

次に、小の慣性負荷 ($I_{m1}=4.25 \times 10^{-4}[\text{kgm}^2]$) を用いた実験とシミュレーション結果を Fig. 3.12 に示す。

図によれば、応答の立ち上がりはかなり速くなっているが、No. 1 の応答波形は非常に激しい持続振動を伴って現れている。このような非常に過酷ともいえる条件に対しても、ファジィ自己調整の機能は有効に作動し、ファジィ自己調整を終えた No. 9 の応答波形によれば、ほぼ良好な応答性能が得られている。

以上の実験とシミュレーション結果によると、慣性負荷が変化しても、ファジィ自己調整によりほぼ良好なファジィ制御系応答が得られている。また、慣性負荷の影響としては、慣性負荷が大きければ、応答波形は緩い振動となるが、応答の立ち上がりはかなり遅くなることがわかる。慣性負荷が小さければ、応答の立ち上がりはかなり速くなるが、応答波形は非常に激しい持続振動となることがわかる。

以上の検討結果によれば、さまざまな条件下で本ファジィ自己調整器が有効に作動し、最適といえるゲインのファジィ自己調整をなしうることを確認された。また、本ファジィ自己調整ファジィ制御システムの有効性が確認された。

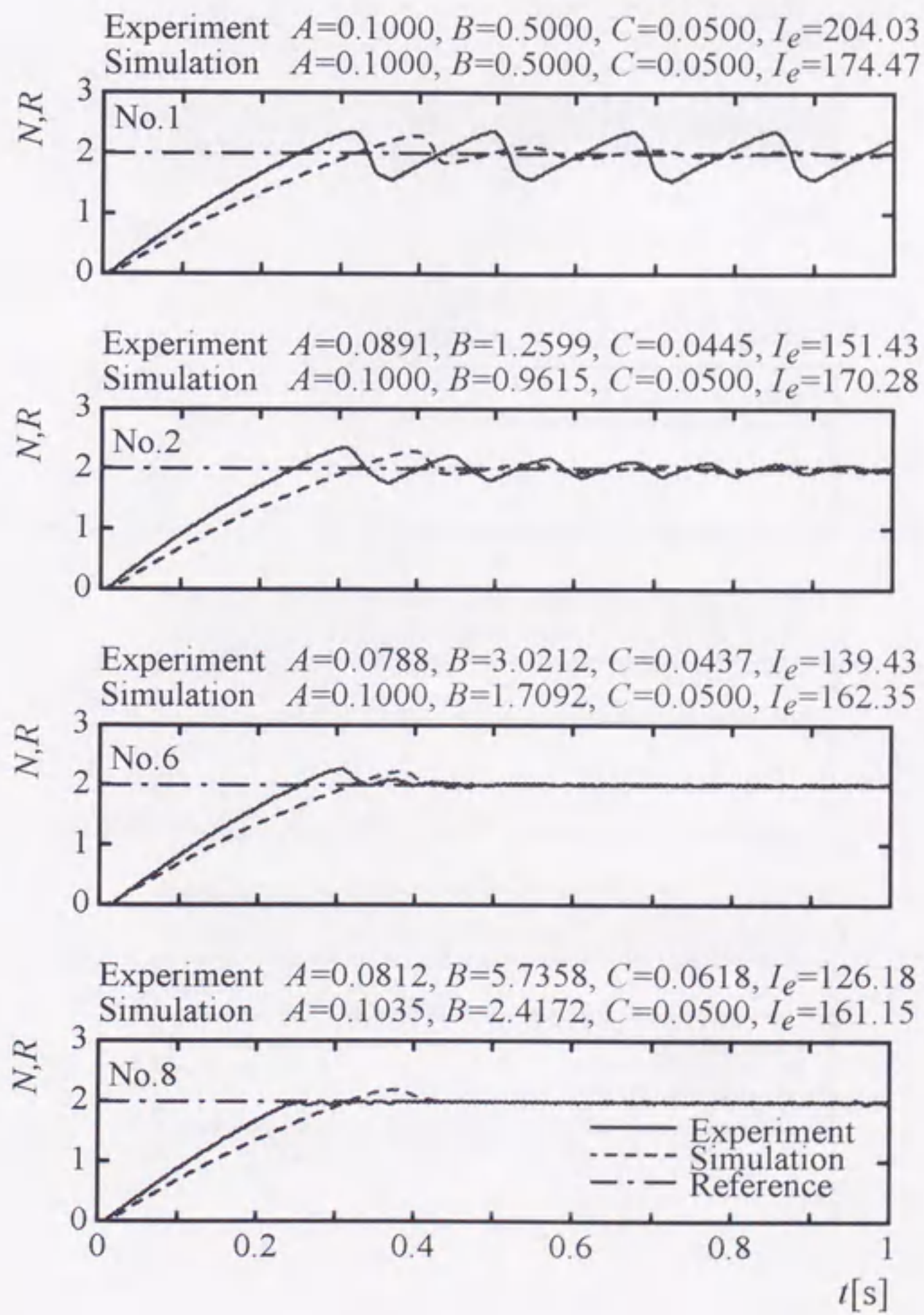


Fig. 3.11 Fuzzy self-tuning step responses($r=1000\text{rpm}$, large load)

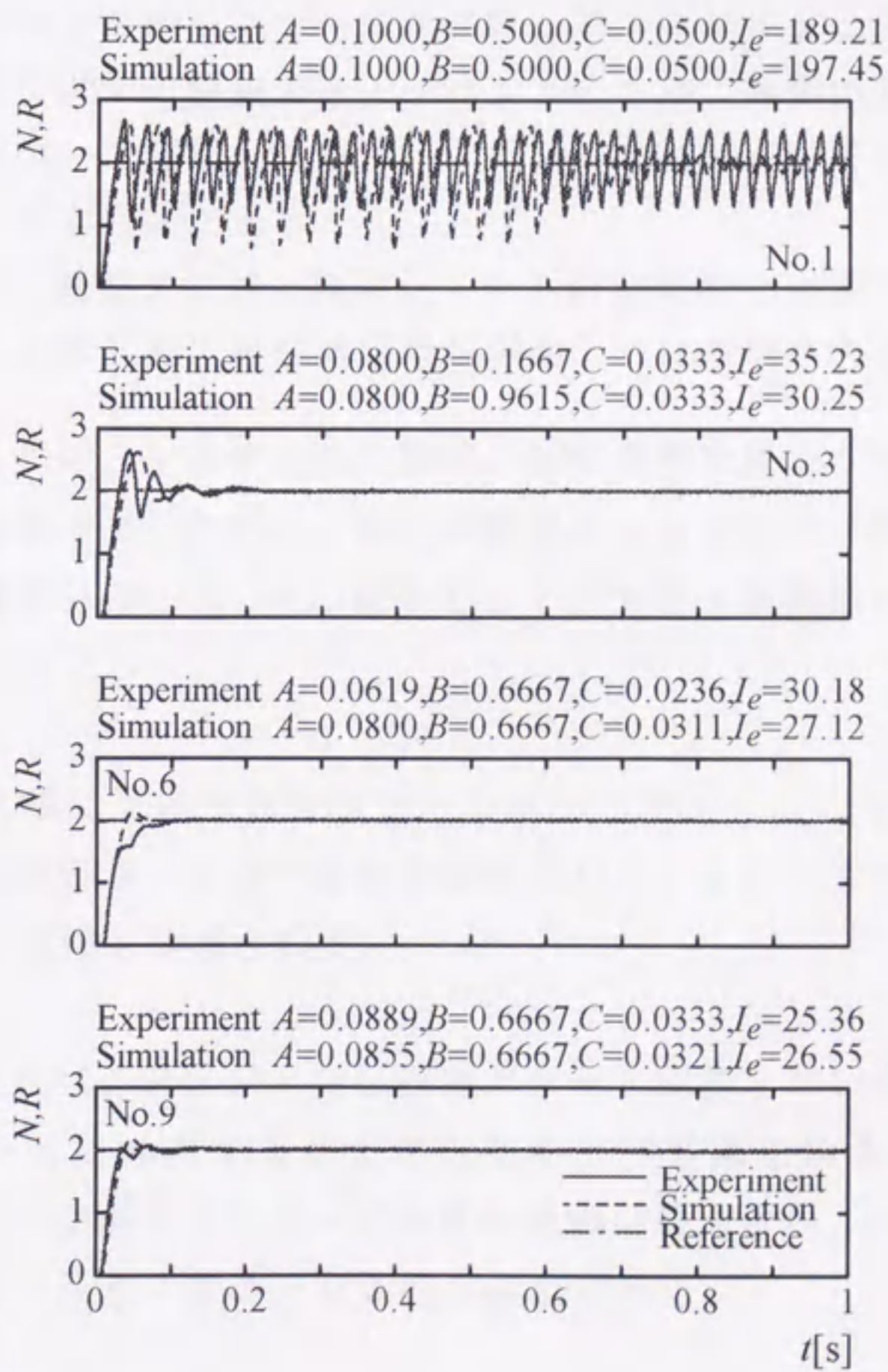


Fig. 3.12 Fuzzy self-tuning step responses ($r=1000\text{rpm}$, small load)

3.5 結論

本章では、ファジィ制御器において重要視される3個のゲインに対して、それらを最適調整するためのファジィ自己調整器を設計し、それを電気・油圧サーボ系に適用した結果について述べた。本ファジィ自己調整器は、システムの応答波形に関する特徴量をオーバシュート率、振幅減衰率、正規化立上り時間率に基づいて評価しながら、ファジィ推論によって最適な状態に自己調整しようとするものである。

本ファジィ自己調整ファジィ制御システムの有効性を実験とシミュレーションの両面から検討した。その結果は以下のように要約される。

- ① 実験によれば、システムの目標値、慣性負荷を変化させたときなどの広範な条件下で、ファジィ自己調整器によるファジィ制御器ゲインの最適調整がはかられ、その結果としてファジィ制御系の良好な応答性能がえられた。
- ② 上記の実験に対応する検討をシミュレーションによっても行ったところ、実験結果を支持する結果がえられた。また、本システム数学モデルの妥当性も確認された。
- ③ 以上によれば、ファジィ自己調整ファジィ制御を用いれば、電気・油圧システムに存在するさまざまな非線形要素に阻害されることなく、広範な条件下で高速・高精度な制御が達成され、ファジィ自己調整によるファジィ制御の有効性が確認された。

第 4 章 ニューロ自己調整

本章では、ニューロ推論の概要、ニューロ自己調整器、最適状態の判定法、実験及びシミュレーションの結果について叙述する。

4.1 ニューロ推論の概要

本節では、ニューラルネットワークの概念、ニューロンモデル、ニューロ推論について説明する。

4.1.1 ニューラルネットワークの概念

ここでは、ニューラルネットワークに関する定義、研究、応用について説明する。

(1) ニューラルネットワークとは

人間の脳は140億個以上のニューロン（神経細胞）から成る情報処理装置である。この膨大な数のニューロンは複雑に結合しあってニューラルネットワーク（神経回路網）を形成し、高度な並列分散処理を実現している。ニューロコンピュータは、この脳をモデルとして、真に“柔らかい”情報処理を実現しようとするアプローチである。

すなわち、ニューラルネットワークとは、学習能力がありしかも適応可能な汎化能力がある神経回路網である。

(2) ニューラルネットワークに関する研究

まず、情報処理の立場からのニューラルネットワークの研究は、McCullochとPittsが1943年に提案したニューロンのモデルがある。このモデル

は出力が0と1の値をとり，入力があるしきい値を越えると，出力が0から1にステップ的に変わるものである。

次に，1950年代終わりから1960年代にかけてRosenblattはこのニューロンを層状に結合した構造のパーセプトロン(Perceptron)を開発して，パターン認識の研究を進めた。

さらに，MinskyとPapertがパーセプトロンの限界を示したことにより，ニューラルネットの研究は一時下火になった。1982年Hopfieldが，ニューロンを相互に結合し，ニューロンの動特性をエネルギーが時間とともに減少するように定義したモデルを提案し，1986年Rumelhart等は多層ニューラルネットの重みの学習をする逆伝播法(back propagation)を発表するなどの新しい展開により，ニューラルネットの研究が新しい段階を迎えた。

(3) ニューラルネットワークの応用

新しいニューラルネットのモデルの開発とともに，パターン認識，システムモデリング，各種システム制御，最適予測化問題などの分野への応用展開が活発化し，実システムに 응용して効果を出している事例も多く報告されている^{42),43)}。

今後は，ニューラルネットワークの汎化能力(generalization ability)をさらに高めるとともに，その他の手法との融合とによりさらに高い機能を実現することが期待されている⁴⁴⁾。

本研究では，ニューラルネットワークの柔軟な学習特性をファジィ制御に活用することを試みる。

4.1.2 ニューロンモデル

ここでは，ニューロンモデルの構成とシグモイド関数について説明する。

(1) ニューロンモデルの構成

実際の神経細胞間では，神経細胞の情報の伝達は相手の電気レベルを上げる興奮性の電気信号と，相手の電気レベルを下げる抑制性の電気信号とで行

われる。McCullochとPittsが提案したニューロンモデルは、このような神経細胞の動作を模擬するものである。

ニューロンモデルの構成をFig. 4.1に示す。

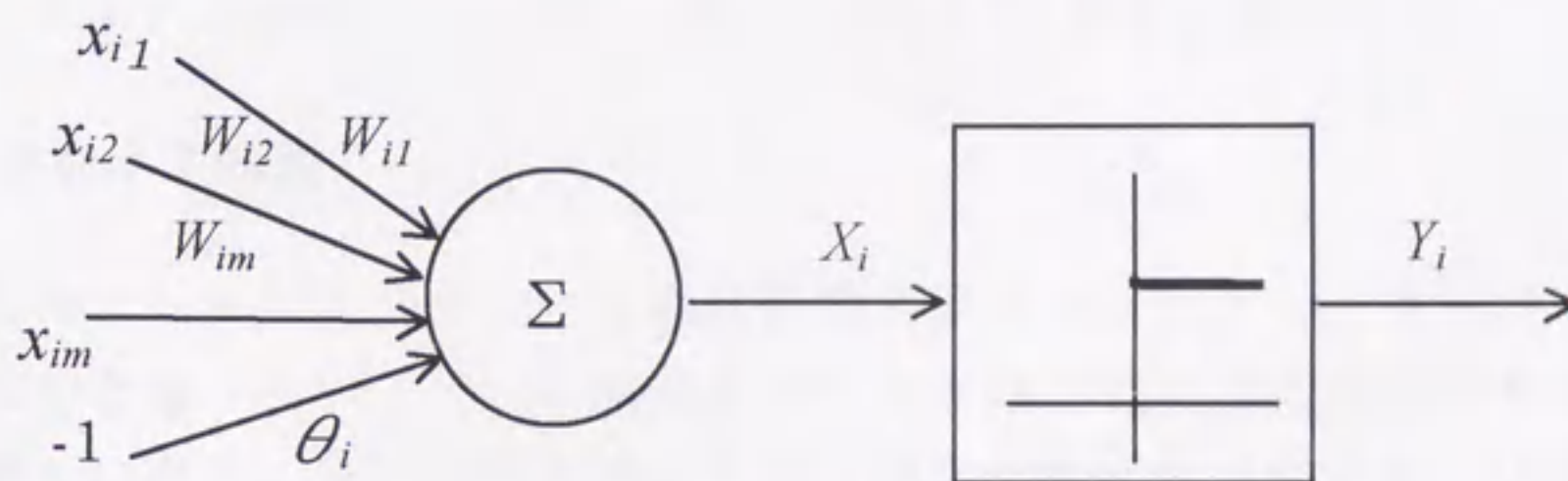


Fig. 4.1 Neuron model

このニューロンモデルを数式で表現すると、以下のようになる。

$$Y_i(n+1) = f(X_i) = f\left(\sum_{j=1}^m W_{ij} x_j(n) - \theta_i\right) \dots \dots \dots (4.1)$$

ここで、 x_{ij} はニューロンの時刻 n での入力である。 $Y_i(n+1)$ は i 番目のニューロンの時刻 $n+1$ での出力で、1あるいは0の値をとる。 W_{ij} は j 番目のニューロンから i 番目のニューロンへの結合荷重であり、符号が正のときは興奮性を示し、負のときは抑制性を示す。 θ_i は i 番目のニューロンのしきい値(threshold)である。 $f(X)$ はニューロンのステップ出力関数(output function)である。

すなわち,

$$f(X) = \begin{cases} 1, & X > 0 \\ 0, & X \leq 0 \end{cases} \dots\dots\dots (4.2)$$

となる.

これよりニューロン i において $Y_j(n)$ と W_{ij} との積の和がしきい値 θ_i より大きいとき $Y_i(n+1)$ の値が 1 をとり, そうではないとき 0 の値をとる.

(2) シグモイド関数

上述したニューロンモデルは, 離散状態を扱うニューラルネットワークにおけるものとなっているが, 連続量を扱うときは不連続関数は数学的な取り扱いが難しいため, 出力関数を微分可能で飽和特性のあるシグモイド関数を用いる. このシグモイド関数を Fig. 4.2 に示す.

シグモイド関数を数式で表現すると以下のようなになる.

$$f(X) = \frac{1 - \exp(-\mu X)}{1 + \exp(-\mu X)} \dots\dots\dots (4.3)$$

ここで μ はシグモイド係数と呼ばれる. 本研究でも, このシグモイド関数を採用する (ただし, $\mu=0.8$ とする).

4.1.3 ニューロ推論

ニューラルネットワークは複数個のニューロンモデルから構成される. ニューロ推論とは, ニューロンモデルに入力 x_{ij} を与えると, 結合荷重 W_{ij} とシグモイド関数により $Y_i(n+1)$ を算出し (順方向処理ともいう), また学習によってニューロン間の結合荷重 W_{ij} を更新する (逆方向処理ともいう) ことである⁴⁵⁾.

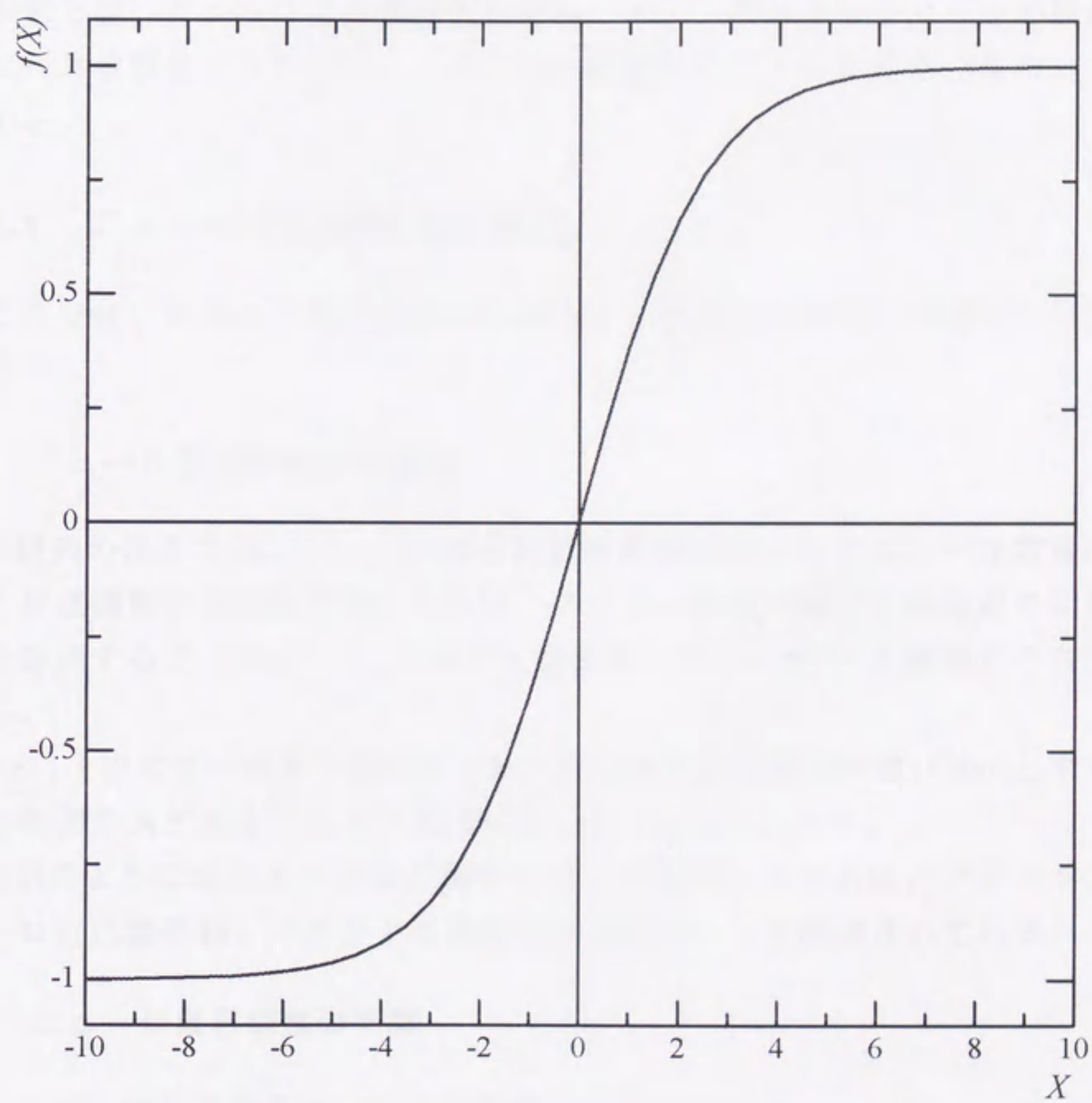


Fig. 4.2 Sigmoid function

4.2 ニューロ自己調整器

本節では、ニューロ自己調整器の構成、ニューラルネットワークの構成、ニューロ学習のアルゴリズム、ファジィ制御器のゲインの更新法について叙述する。

4.2.1 ニューロ自己調整器の構成

ここでは、ニューロ自己調整器の構成と、その自己調整の手順について叙述する。

(1) ニューロ自己調整器の構成

本研究の後半では、ニューロ自己調整器の設計法としてニューロ学習に基づく反復調整法を採用する。これは、ファジィ制御が終了した時点で制御結果を評価することによって、ファジィ制御器のゲイン A, B, C を調整する方法である。

Fig. 1.1 中のサーボ弁・油圧モータ・駆動負荷系を制御対象(Plant)とするときの制御システムをブロック線図によって Fig. 4.3 に示す。

図示のように本ニューロ自己調整ファジィ制御システムは、プラント、ニューロ自己調整器、ファジィ制御器を主要な要素として構成されている。

(2) ニューロ自己調整の手順

本ニューロ自己調整は、以下の手順で行われる。

- ① ファジィ制御中、サンプリング時間ごとにファジィ制御系の応答から、回転数 N 、偏差 E 、偏差の微分 \dot{E} を抽出する。
- ② 抽出した N, E, \dot{E} から、(後述する)ニューロ推論法によってファジィ制御器ゲイン A, B, C の修正率 a, b, c を算出する。

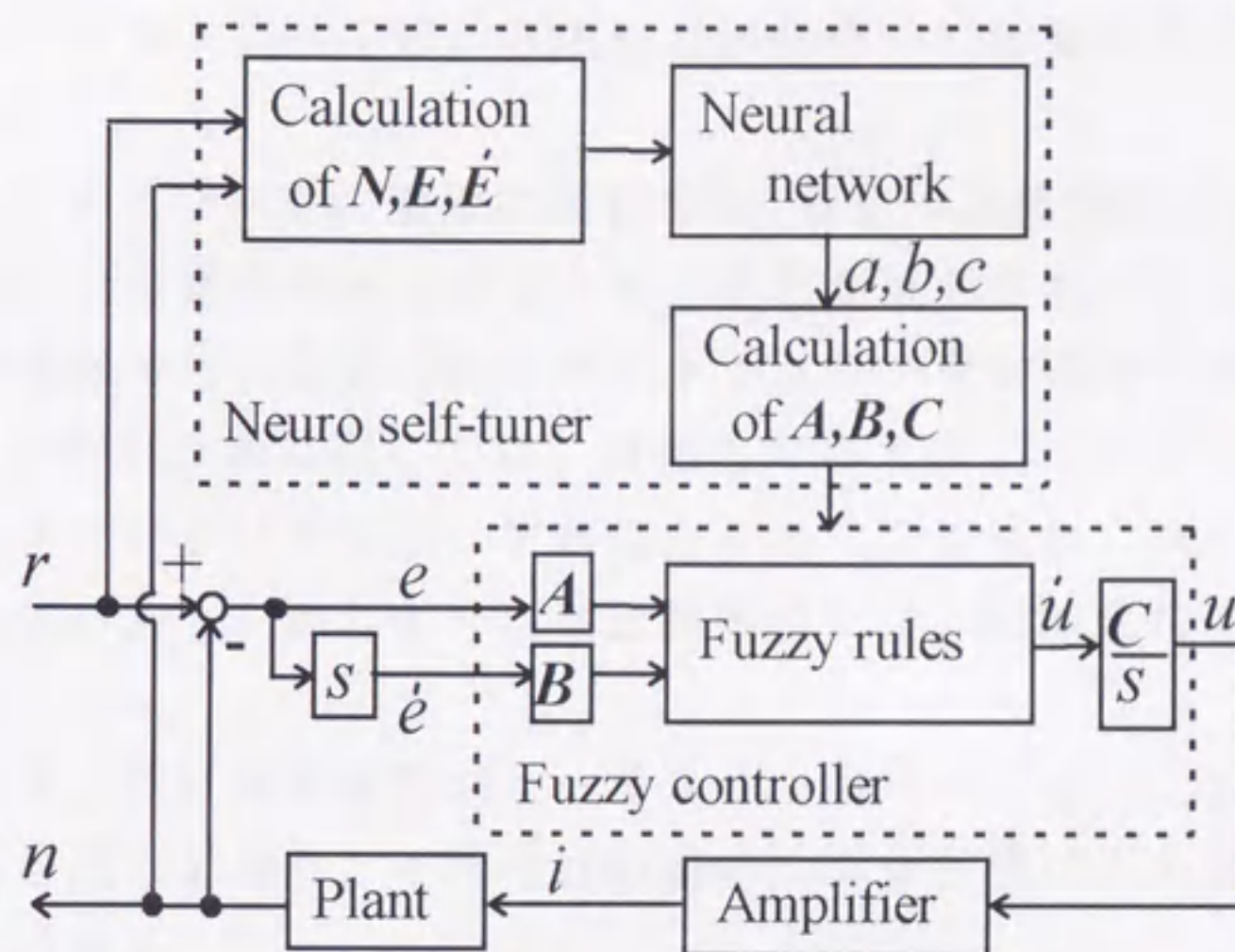


Fig. 4.3 Neuro self-tuning fuzzy control system

③ 算出した修正率 a, b, c から，新たなゲイン A, B, C の値を求める．

上記のプロセスをサンプリング時間ごとに繰り返す（反復ゲイン調整する）ことによって最適ゲインの自己調整をはかる．

4.2.2 ニューラルネットワークの構成

ここでは，本ニューロ自己調整器に使われているニューラルネットワークの構成について叙述する．

(1) ニューラルネットワークの構成

本ニューロ自己調整器では、階層型ニューラルネットワークを採用する。しかし、ニューラルネットワークを構成する際、ニューラルネットワーク層数、中間層ニューロン数は学習の収束性と汎化能力に影響を与えるので、考慮が必要である。

ニューラルネットワークの層数に関しては、任意の連続関数が3層ニューラルネットワークで任意の精度で実現できることが証明されているため、本ニューロ自己調整器でも、3層ニューラルネットワークを採用する。

中間層のニューロン数に関しては、直感的に言えばニューロン数を多くすれば、学習しやすいといえるが、学習能力が高くなる反面、汎化能力が悪くなるといわれている⁴⁶⁾。本ニューロ自己調整器では、経験的に中間層のニューロン数を4とする。

Fig. 4.4に示すように本階層型ニューラルネットワークは、入力層、中間層、出力層の3層を成しており、それぞれの層のユニット数は入力層3、中間層4、出力層3である。

(2) ニューラルネットワークの入出力

Fig. 4.3に示すように、本ニューラルネットワークへの入力としては、重要度の順に、制御量である回転数 N 、偏差 E 、偏差の微分 \dot{E} の3変数を選ぶものとする。出力としては、ファジィ制御器ゲイン A, B, C の各修正率 a, b, c を算出する。

(3) ニューロ推論

ニューロ推論は、各層のニューロン間が結合荷重(weight)を介して完全に結合されている順方向処理(feed forward)である。また、ニューロ学習は、逆方向処理(feed back)であり、学習時にはBP法を用いる。

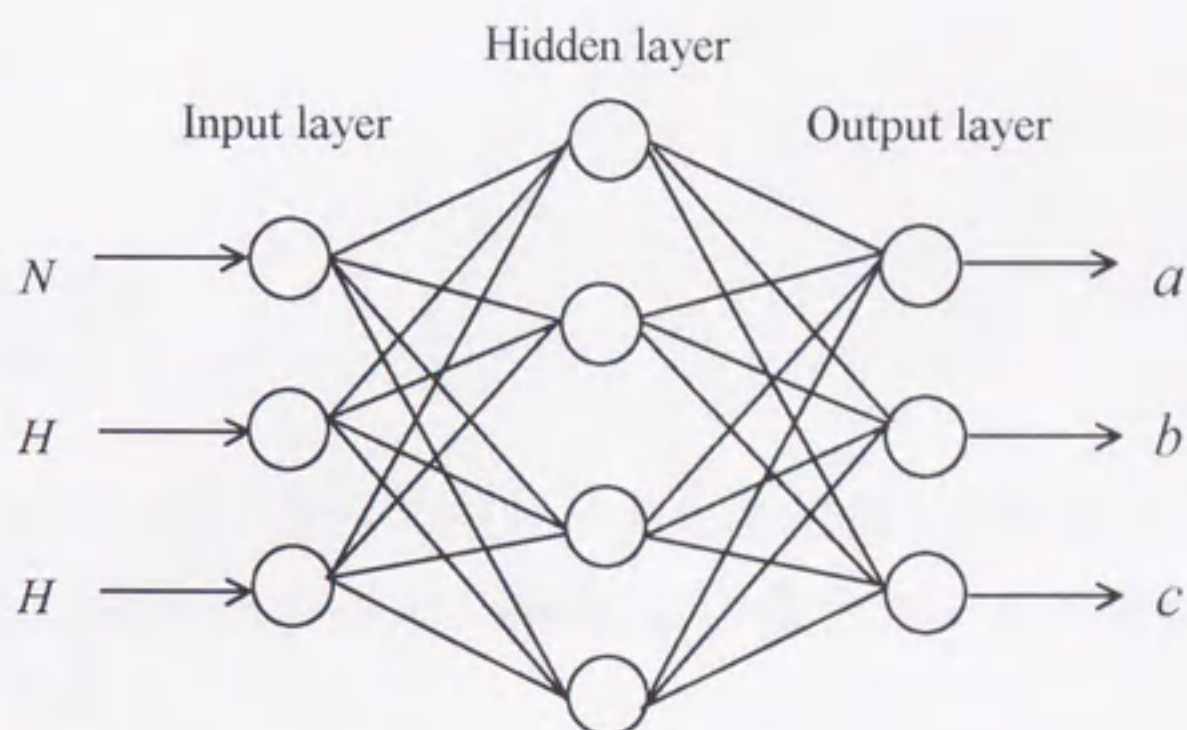


Fig. 4.4 Neural network

4.2.3 ニューロ学習のアルゴリズム

Fig. 4.4 に示すニューラルネットワークの推論には次のアルゴリズムを用いる（以下、 $i=1\sim 3, j=1\sim 4, k=1\sim 3$ とする）。

(1) 順方向処理

まず入力層については、その入力 X_i^I (N, E, \dot{E}) と出力 Y_i^I は等しいものとする。すなわち、

$$Y_i^I = X_i^I \quad \dots\dots\dots (4.4)$$

次に中間層については、その入力 X_j^H と出力 Y_j^H が次の各式で表されるもの

とする.

$$X_j^H = \sum_{i=1}^3 W_{ij}^{IH} \cdot Y_i^I \quad \dots\dots\dots (4.5)$$

$$Y_j^H = f(X_j^H) \quad \dots\dots\dots (4.6)$$

$$f(z) = \frac{1 - \exp(-\mu z)}{1 + \exp(-\mu z)} \quad \dots\dots\dots (4.7)$$

ここで, W_{ij}^{IH} は入力層 i 番目のユニットと中間層 j 番目のユニットとの結合荷重, $f(z)$ は出力関数 (シグモイド関数), μ はシグモイド係数 (本研究では $\mu=0.8$ とする) である.

中間層と同様にして, 出力層の入力 X_k^O と出力 Y_k^O (a, b, c) を次の各式で表す.

$$X_k^O = \sum_{j=1}^4 W_{jk}^{HO} Y_j^H \quad \dots\dots\dots (4.8)$$

$$Y_k^O = f(X_k^O) \quad \dots\dots\dots (4.9)$$

ここで, W_{jk}^{HO} は中間層 j 番目のユニットと出力層 k 番目のユニットとの結合荷重である.

(2) 逆方向処理

目標値 R に対して望ましい制御量 N が得られるように, ニューロン間の結合荷重を変化させながら学習を行う. その学習には, 次の 2 式に基づく BP 法を採用する.

$$W_{jk}^{HO}(m) = W_{jk}^{HO}(m-1) - \eta \frac{\partial E_n}{\partial W_{jk}^{HO}} \quad \dots\dots\dots (4.10)$$

$$W_{ij}^{IH}(m) = W_{ij}^{IH}(m-1) - \eta \frac{\partial E_n}{\partial W_{ij}^{IH}} \dots\dots\dots (4.11)$$

このとき、次式の評価関数 E_n を用い、それが最小となるように結合荷重を修正する。

$$E_n = \frac{1}{2}(N-R)^2 \dots\dots\dots (4.12)$$

なお、式(4.10)、(4.11)中の η は、結合荷重の学習速度に関する学習定数(本研究では $\eta=100$ を用いた)である。

以下に、式(4.10)、(4.11)中の各偏微分項の関係式を求める。先ず、式(4.8)、(4.9)、(4.12)を用いれば、式(4.10)中の偏微分項は次のように変形できる。

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_n}{\partial W_{jk}^{HO}} &= \frac{\partial E_n}{\partial N} \frac{\partial N}{\partial Y_k^O} \frac{\partial Y_k^O}{\partial X_k^O} \frac{\partial X_k^O}{\partial W_{jk}^{HO}} \\ &= (N-R) \frac{\partial N}{\partial Y_k^O} f'(X_k^O) Y_j^H \dots\dots\dots (4.13) \end{aligned}$$

次に、式(4.4)、(4.6)、(4.8)、(4.9)、(4.12)を用いれば、式(4.11)中の偏微分項は次のように変形できる。

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_n}{\partial W_{ij}^{IH}} &= \frac{\partial E_n}{\partial Y_j^H} \frac{\partial Y_j^H}{\partial X_j^H} \frac{\partial X_j^H}{\partial W_{ij}^{IH}} \\ &= \sum_{k=1}^3 \left(\frac{\partial E_n}{\partial N} \frac{\partial N}{\partial Y_k^O} \frac{\partial Y_k^O}{\partial X_k^O} \frac{\partial X_k^O}{\partial Y_j^H} \right) \frac{\partial Y_j^H}{\partial X_j^H} \frac{\partial X_j^H}{\partial W_{ij}^{IH}} \\ &= \sum_{k=1}^3 \left((N-R) \frac{\partial N}{\partial Y_k^O} f'(X_k^O) W_{jk}^{HO} \right) f'(X_j^H) Y_i^I \dots\dots\dots (4.14) \end{aligned}$$

ここで式(4.13)、(4.14)中の偏微分 $\partial N / \partial Y_k^O$ を次のように表す。

$$\frac{\partial N}{\partial Y_k^O} = \frac{\partial N}{\partial U} \frac{\partial U}{\partial Y_k^O} \dots\dots\dots (4.15)$$

上式中の $\partial N / \partial U$ は、式(1.21), (1.22), (1.23), (1.26), (1.27), (1.31), (1.33), (1.34)を用いれば、次のように変形できる。

$$\begin{aligned} \frac{\partial N}{\partial U} &= \frac{\partial N}{\partial \dot{\theta}} \frac{\partial \dot{\theta}}{\partial Q_a} \frac{\partial Q_a}{\partial Q_{ao}} \frac{\partial Q_{ao}}{\partial X} \frac{\partial X}{\partial I} \frac{\partial I}{\partial U} \\ &= C_n \frac{1}{C_q} (G_1 \sqrt{1 - P_{ao}} - G_4 \sqrt{P_{ao}}) \frac{A_4}{A_3} A_1 \dots\dots\dots (4.16) \end{aligned}$$

ただし、 $G_1 = \begin{cases} \frac{c_{s1}}{c_{s0}} & ; X > \Delta_1 \\ 0 & ; X \leq \Delta_1 \end{cases}$, $G_4 = \begin{cases} \frac{-c_{s4}}{c_{s0}} & ; X < -\Delta_4 \\ 0 & ; X \geq -\Delta_4 \end{cases}$

次に式(2.16), 後述する式(4.21)より、次式が得られる。

$$\begin{aligned} \frac{\partial U}{\partial Y_k^O} &= \frac{\partial U}{\partial Y_3^O} = \frac{\partial U}{\partial c} = \frac{\partial U}{\partial C} \frac{\partial C}{\partial c} \\ &= \dot{U} C_{m-1} c \gamma^{c-1} \dots\dots\dots (4.17) \end{aligned}$$

式(4.16), (4.17)を式(4.15)に代入すれば、同式は次のように変形できる。

$$\frac{\partial N}{\partial Y_k^O} = \frac{C_n A_1 A_4}{C_q A_3} (G_1 \sqrt{1 - P_{ao}} - G_4 \sqrt{P_{ao}}) \dot{U} C_{m-1} c \gamma^{c-1} \dots\dots\dots (4.18)$$

結局、式(4.18)を式(4.13)または式(4.14)に代入すれば式(4.10), (4.11)中の各偏微分項が求まり、これより、式(4.10), (4.11)による学習が可能となる。

4.2.4 ゲインの更新法

ファジィ自己調整器と同じように、本ニューロ自己調整器の出力は、ファジィ制御器のゲイン A, B, C ではなく、ゲイン A, B, C の修正率 a, b, c である。それらの値はニューロ自己調整器のシグモイド関数によって規格化されており、いずれも $[-1, 1]$ の範囲である。

次いで、ゲイン A, B, C の値を次式に従って更新する。

$$A_m = A_{m-1} \alpha^a \quad \dots\dots\dots (4.19)$$

$$B_m = B_{m-1} \beta^b \quad \dots\dots\dots (4.20)$$

$$C_m = C_{m-1} \gamma^c \quad \dots\dots\dots (4.21)$$

ここに、 m はサンプリング時間回数であり、 α, β, γ は更新の度合いに関わる係数である。 α, β, γ の値は、シミュレーションによる試行にもとづき、Table 3.2 に示すように設定した。

その他、(後述の)ゲイン A, B, C 更新の補助機構を付加させた。

本研究では、ファジィ自己調整とニューロ自己調整という2つの方法を用いて、ファジィ制御器のゲイン A, B, C を更新している。その二方法での更新手順の差異としては、以下のような点がある。

ファジィ自己調整では、ファジィ制御後、各制御過程ごとにゲイン A, B, C の更新を行う。ニューロ自己調整では、ファジィ制御中、各サンプリング時間ごとにゲイン A, B, C の更新を行う。

4.3 最適状態の判定

本節では，ニューロ自己調整の最適状態の判定，ファジィ制御器ゲイン更新の補助機構について叙述する．

4.3.1 自己調整最適状態の判定

本章における自己調整最適状態の判定は，第 3 章と同様，最適応答波形を求めることと，判定関数 I_e により行う．

(1) 最適応答波形

ニューロ自己調整を繰り返すことによって，ファジィ制御器の 3 つのゲイン A, B, C をファジィ制御各過程ごとに逐次更新していく．その調整の目標としては，次の条件を満たすような最適応答波形を求める．

- ① 応答の定常偏差を減ずるために，定常偏差を目標値の 1% 以内に抑える．
- ② 応答の振動傾向を減ずるために，応答波形が目標値と交わる回数を 4 回以内に抑える．
- ③ 応答が速く立ち上がるよう，立ち上がり時間を制御所要時間の 4 割以内に抑える．
- ④ 応答が速く整定するよう，整定時間を制御所要時間の 6 割以内に抑える．

上記の基準に基づき，制御の各過程ごとにその応答波形を分析して，最適応答波形になったか否かを判定する．

(2) 判定関数 I_e

また、ファジィ制御の各過程ごとに次式の判定関数 I_e を求める。

$$I_e = \int_0^t |N(t) - R(t)| dt \quad \dots\dots\dots (4.22)$$

ただし、 t は制御所要時間である。

ファジィ制御系の応答波形が最適応答波形になったと判定された後、次式によって判定関数 I_e のファジィ制御各過程ごとの差分値 J が許容誤差範囲内 (1%) に達したときを I_e の最小と判定する。このとき、自己調整の最適状態が達成されたものとして、ファジィ制御器ゲイン A, B, C のニューロ自己調整が終了する。

$$J = \frac{\nabla I_{ef}}{I_{e1}} \leq 1\% \quad \dots\dots\dots (4.23)$$

ただし、 ∇I_{ef} は f 回目ファジィ制御過程の判定関数 I_e の差分であり、 I_{e1} は 1 回目ファジィ制御過程の判定関数である。

4.3.2 自己調整の補助機構

ファジィ制御系の応答波形が最適応答波形とかけ離れていると判定された場合、ニューロ自己調整による長時間を要することから、自己調整を加速させるため、ファジィ自己調整と同様、以下の補助機構を付加させた。

- ① 応答が目標値に達しない場合は、立ち上げの加速に効果的なゲイン A 、 C をそれぞれ次式によって増大する。

$$A_{f+1} = A_f \times 3.0 \quad \dots\dots\dots (4.24)$$

$$C_{f+1} = C_f \times 3.0 \quad \dots\dots\dots (4.25)$$

- ② 応答波形と目標値と交錯回数が一定回数（10回）を越える場合は，ゲイン A, B, C をそれぞれ次式によって減少させる．

$$A_{f+1} = A_f \times 0.8 \dots\dots\dots (4.26)$$

$$B_{f+1} = B_f / 3.0 \dots\dots\dots (4.27)$$

$$C_{f+1} = C_f / 3.0 \dots\dots\dots (4.28)$$

- ③ 応答が整定した後，定常偏差が残る場合は，その定常偏差の度合いに応じてゲイン A を次式によって増大する．

$$A_{f+1} = A_f \times (1.0 + 5.0 \times |N - R|) \dots\dots\dots (4.29)$$

4.4 実験及びシミュレーションの結果

本節では、ファジィ制御器ゲイン A, B, C をニューロ自己調整器によって最適調整する本システムの実験とシミュレーションに関する方法、結果及び検討について述べる。

4.4.1 実験及びシミュレーションの方法

(1) 実験及びシミュレーションの手順

本研究では、供給圧力を $P_s=2.94$ [MPa]、作動油温度を約 30°C とする条件下で、実験を行った。本ニューロ自己調整によるファジィ制御系の実験とシミュレーションを次のように行った。

- ① 初期条件として、ゲイン A, B, C の初期値（任意値）、目標値 R （ステップ入力）、歯車モータの慣性負荷（Table 1.1に示す大、中、小の3種類）、サンプリング時間（1 [ms]）、制御所要時間（ $t=1$ [s]）を設定する。
- ② 以上の初期条件を与えれば、制御量である歯車モータの回転数 N は、ロータリエンコーダにより検出され、A/D変換器を介してパーソナルコンピュータに取り込まれる。そして、回転数 N と目標値 R を基にする偏差 e と偏差微分 \dot{e} がファジィ制御器に入力され、ファジィ推論が実行され、制御入力 U が算出される。
- ③ 制御入力 U は、駆動電圧として、D/A変換器を介してサーボンプに与えられる。その結果、駆動電圧に比例する電流がサーボ弁に与えられて、サーボ弁スプールが変位する。その時、サーボ弁ポートの開度に応じた流量によって、歯車モータが回転する。

- ④ 同時に、回転数 N 、偏差 E (無次元量) と偏差微分 \dot{E} (無次元量) は、サンプリング時間ごとにニューロ自己調整器に送られる。ニューロ推論によって、ファジィ制御器ゲイン A, B, C の修正率 a, b, c が算出される。そして、算出した修正率 a, b, c を用いて、新たなゲイン A, B, C の値を求める。

上記の自己調整過程が、応答波形と判定関数 I_e による最適状態の判定が満たされるまで自動的に繰り返される。このニューロ自己調整を繰り返すことによって、ファジィ制御システムの出力である歯車モータの回転数 N を目標値 R に追従させる。

(2) ニューロ自己調整のフローチャート

ここで、ファジィ制御器ゲイン A, B, C のニューロ自己調整のフローチャートを Fig. 4.5 示す。

4.4.2 実験及びシミュレーションの結果とその検討

前述した実験及びシミュレーションの方法により、Fig. 4.6, Fig. 4.11~4.14 に示すような結果を得た。

それらの図中の実線が実験結果、破線はシミュレーション結果を表す。各図中には、最適調整されるまでの繰り返し回数の内、代表的な 4 種の波形が示されている。各図の上端部には、各自己調整過程におけるゲイン A, B, C と判定関数 I_e の値が示されている。

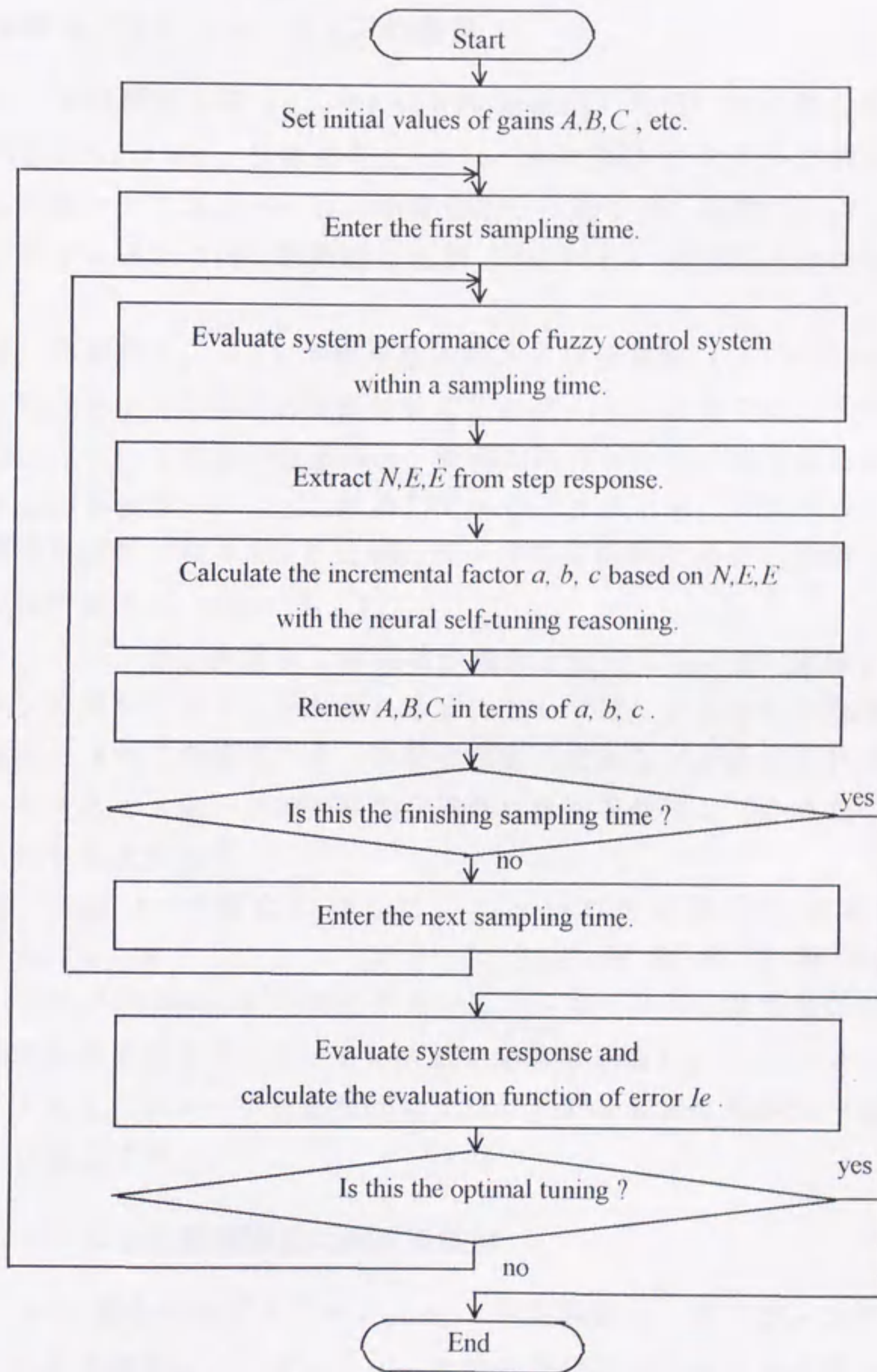


Fig. 4.5 Flowchart of neuro self-tuning fuzzy control system

(1) 実験及びシミュレーションの結果

まず、中の慣性負荷 ($I_{m2} = 3.15 \times 10^{-3} [\text{kgm}^2]$) を用いたときの結果について述べる。Fig. 4.6は、目標値を $R=2$ ($r=1000\text{rpm}$) のステップ波形で与えたときの実験とシミュレーション結果であり、繰り返し回数No. 12で最適調整されるまでの過程の内、代表的な4種 (No. 1, 4, 8, 12) の波形が示されている。

図は、初期ゲイン A, B, C の値を比較的大きな任意値 ($A=B=C=0.05$) に設定した場合である。図示の実験結果によれば、No. 1に見られるオーバシュートが起こっている振動的な波形は、調整の進行とともに徐々に安定化し、ほぼ良好な応答波形No. 12へと収束している。このとき、システムの応答波形が最適応答波形となって、自己調整終了の判定関数である J_e は最小となっている (差分値 $J=0.29\% < 1\%$,)。

シミュレーション結果も上記実験の傾向を支持している。実験とシミュレーションの波形に若干の差が現れる原因としては、システムの数学モデルの同定誤差のほか、供給圧力や、作動油温度の変動などが考えられる。また、ニューラルネットワークの初期結合係数は乱数を使用しているため、それによる誤差も考えられる。

次に、Fig. 4.6の場合に対して、ニューロ自己調整前の初期ゲイン ($A=B=C=0.05$) と、ニューロ自己調整後の最適ゲイン ($A=0.0165, B=0.0043, C=0.0076$) を用いて、ニューロ自己調整を行わずにファジィ制御系の応答を求めた。その実験の応答波形をFig. 4.7に示す。図の比較結果によると、ニューロ自己調整によりファジィ制御性能が充分向上していることが確認できる。

(2) ニューロ自己調整機能に関する検討

Fig. 4.6の場合におけるゲイン A, B, C 、判定関数 J_e 、およびニューラルネットワーク結合荷重について、ニューロ自己調整に伴うそれらの値の変化状況をFig. 4.8~4.10に示す。各図の横軸には、繰り返し回数 (No.) が取って示されている。

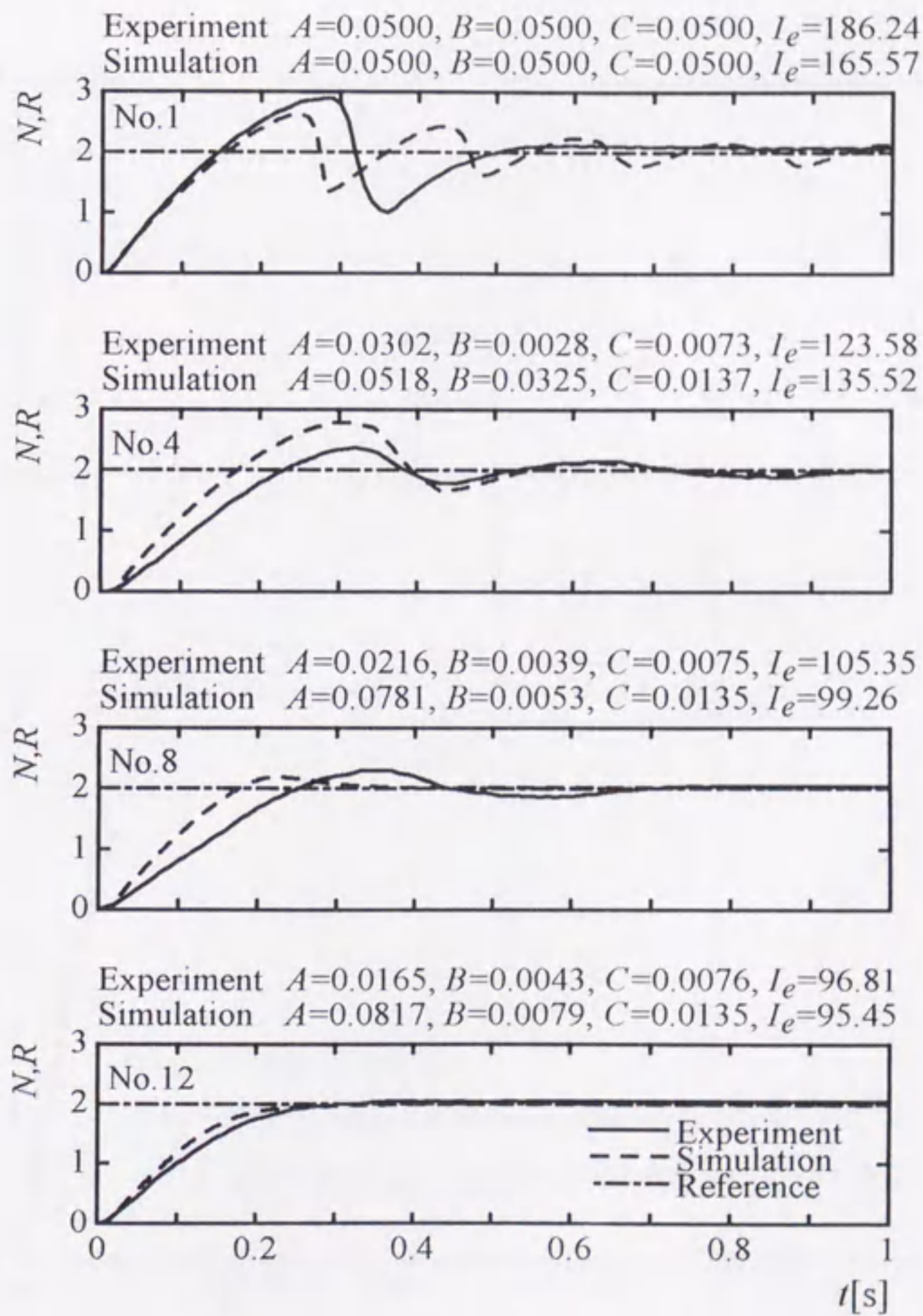


Fig. 4.6 Neuro self-tuning step responses ($r=1000\text{rpm}$, medium load, high gain)

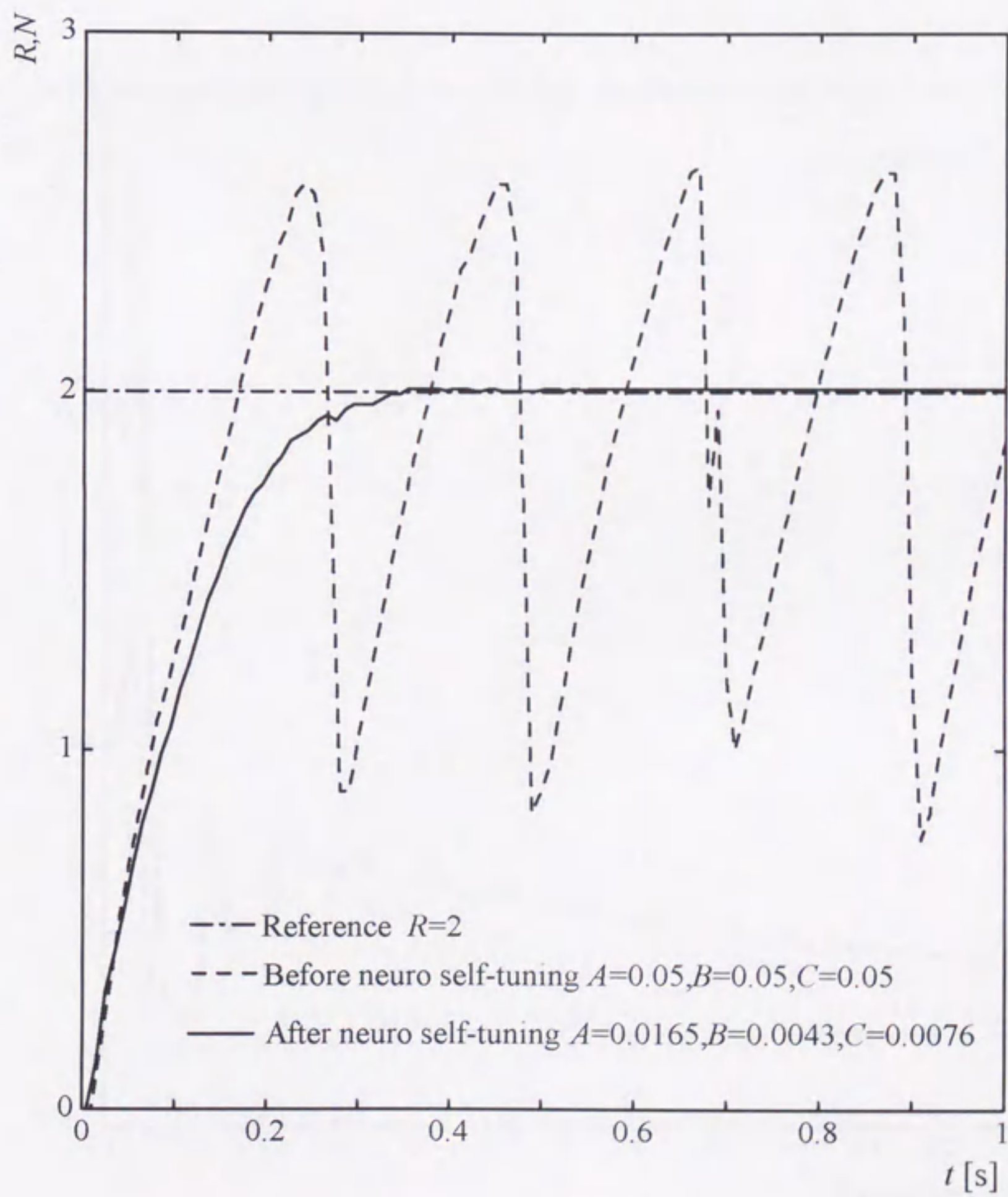


Fig. 4.7 Step responses without neuro self-tuning

先ず，実験によるゲイン A, B, C の変化状況を Fig. 4.8 に示す．図によれば，ニューロ自己調整に連れて各ゲイン A, B, C は一定の値に収束している．

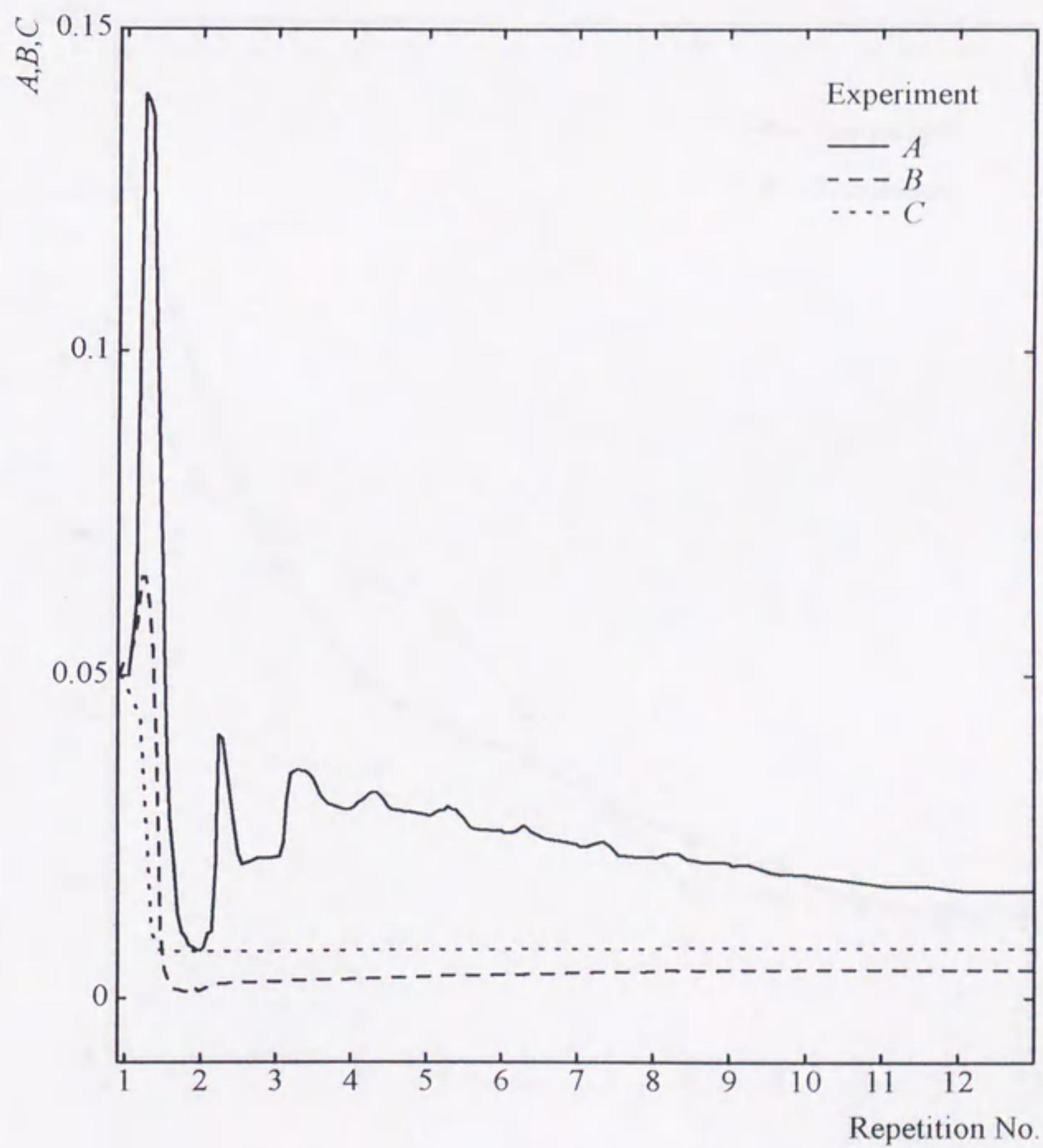


Fig. 4.8 Variation of gains

次に, Fig. 4.9は,判定関数 I_e に関する同様な変化状況を示す. 図によれば, 実験とシミュレーション結果ともに, I_e は最小値へと漸近している.

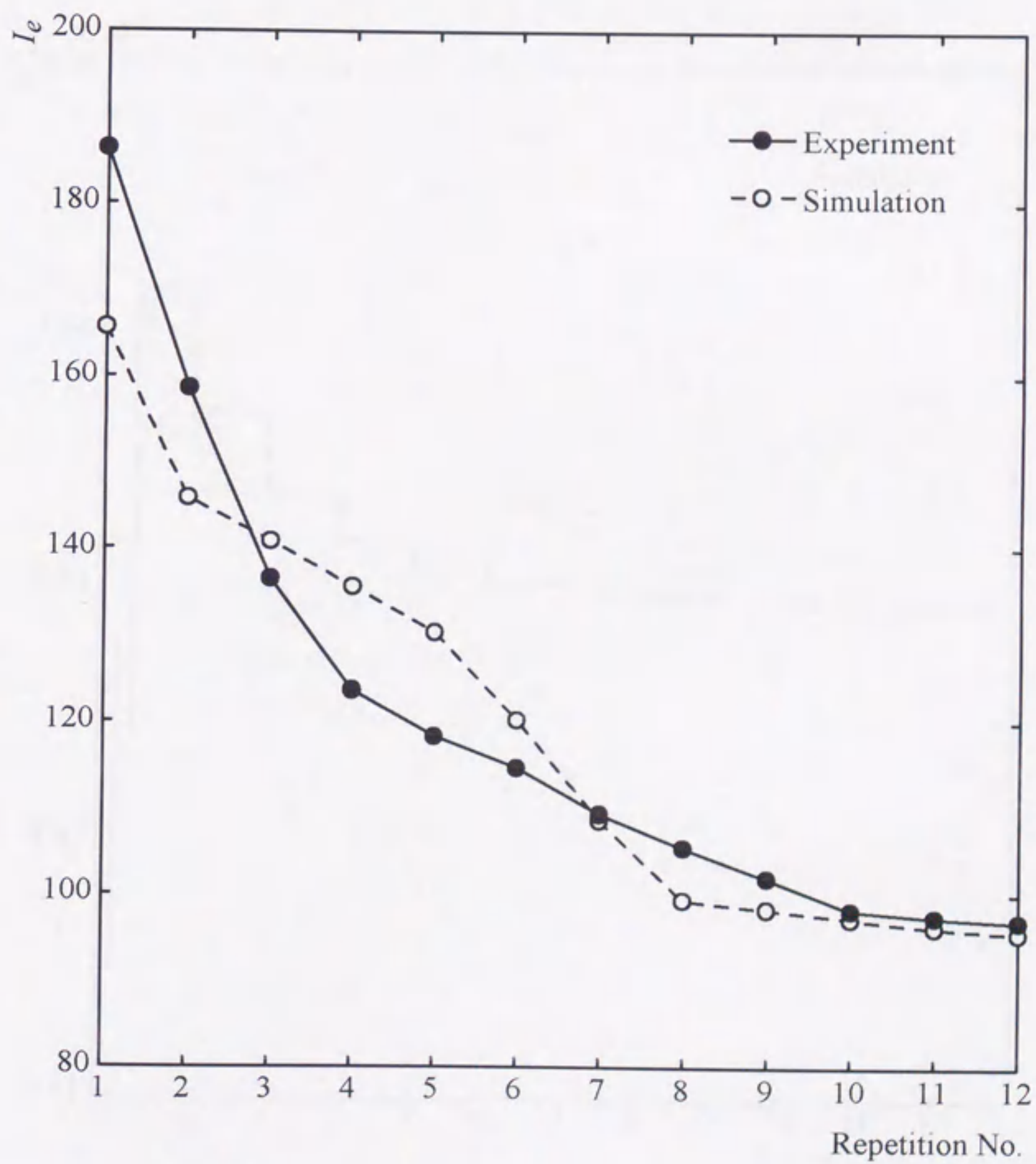


Fig. 4.9 Variation of evaluation function I_e

さらに，ニューラルネットワーク結合荷重に関する変化状況を代表例としての w_{12}^H のシミュレーション結果に基づき，Fig. 4.10に示す。

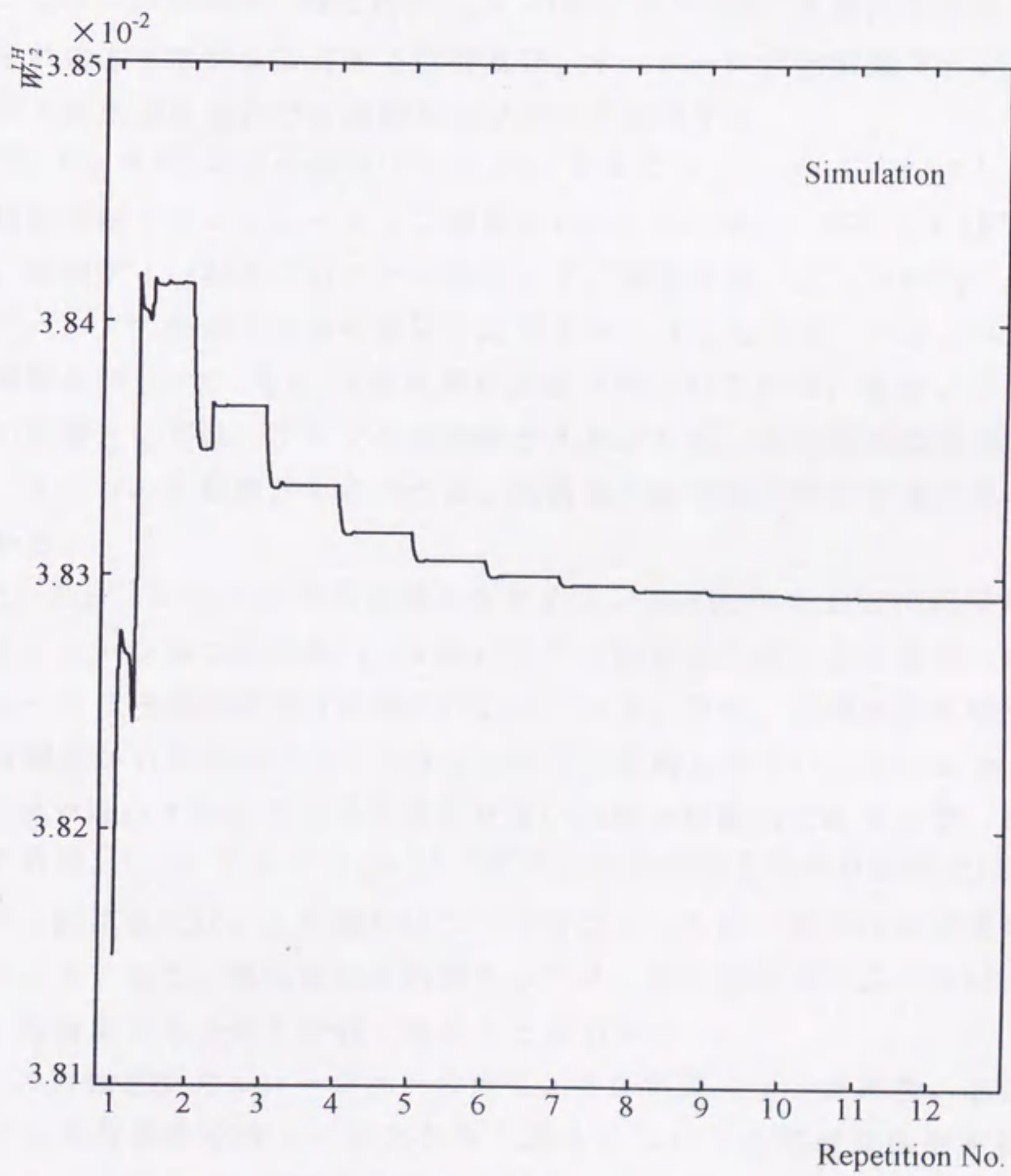


Fig. 4.10 Variation of neural weight

Fig. 4.8~4.10の結果によれば、調整に連れていずれの値もほぼ一定値に収束しており、ニューロ自己調整の機能が有効に働いていることがわかる。

(3) 主なシステムパラメータの影響

ここでは、目標値 R 、慣性負荷 I_{mk} 、初期ゲイン A, B, C を変化させたとき、それぞれのシステムに対する影響及び、本ニューロ自己調整ファジィ制御システムが広範な条件でも制御可能かどうか検証する。

まず、Fig. 4.6における初期ゲイン A, B, C を変えて、 $A=B=C=0.01$ としたときの同様な実験とシミュレーション結果をFig. 4.11に示す。図によれば、No. 1では、初期ゲインが小さいことに起因して、無駄時間、立上り時間、定常偏差など、いずれの点からも不満足な応答波形となっている。一方、ニューロ自己調整を経たNo. 5では、ほぼ良好な応答が得られている。また、ゲイン初期値の影響としては、ゲインの初期値が大きければ、応答波形は持続振動となり、ゲインの初期値が小さければ、応答波形は立ち上がりが遅くなることがわかる。

次に、Fig. 4.11における目標値 R を変えて、 $R=1$ としたときの同様な実験とシミュレーション結果をFig. 4.12に示す。図によれば、この場合についてもニューロ自己調整はほぼ良好に行われている。また、目標値の影響としては、目標値が小さければ小さいほど、応答は振動しやすいことがわかる。

上記まではいずれも中の慣性負荷を用いた場合の結果であったが、次に大の慣性負荷 ($I_{m3}=5.73 \times 10^{-3} [\text{kgm}^2]$) に変えたときの先と同様な結果をFig. 4.13に示す。図によれば、この場合についてもニューロ自己調整はほぼ良好に行われている。また、慣性負荷の影響としては、慣性負荷が大きければ大きいほど、応答の立ち上がりが遅くなることがわかる。

以上の実験とシミュレーションの他に、小の負荷を用いた場合、および初期ゲインや目標値を種々に変化させた場合についても同様な検討を行なったところ、上記までの傾向を支持する結果が得られた。

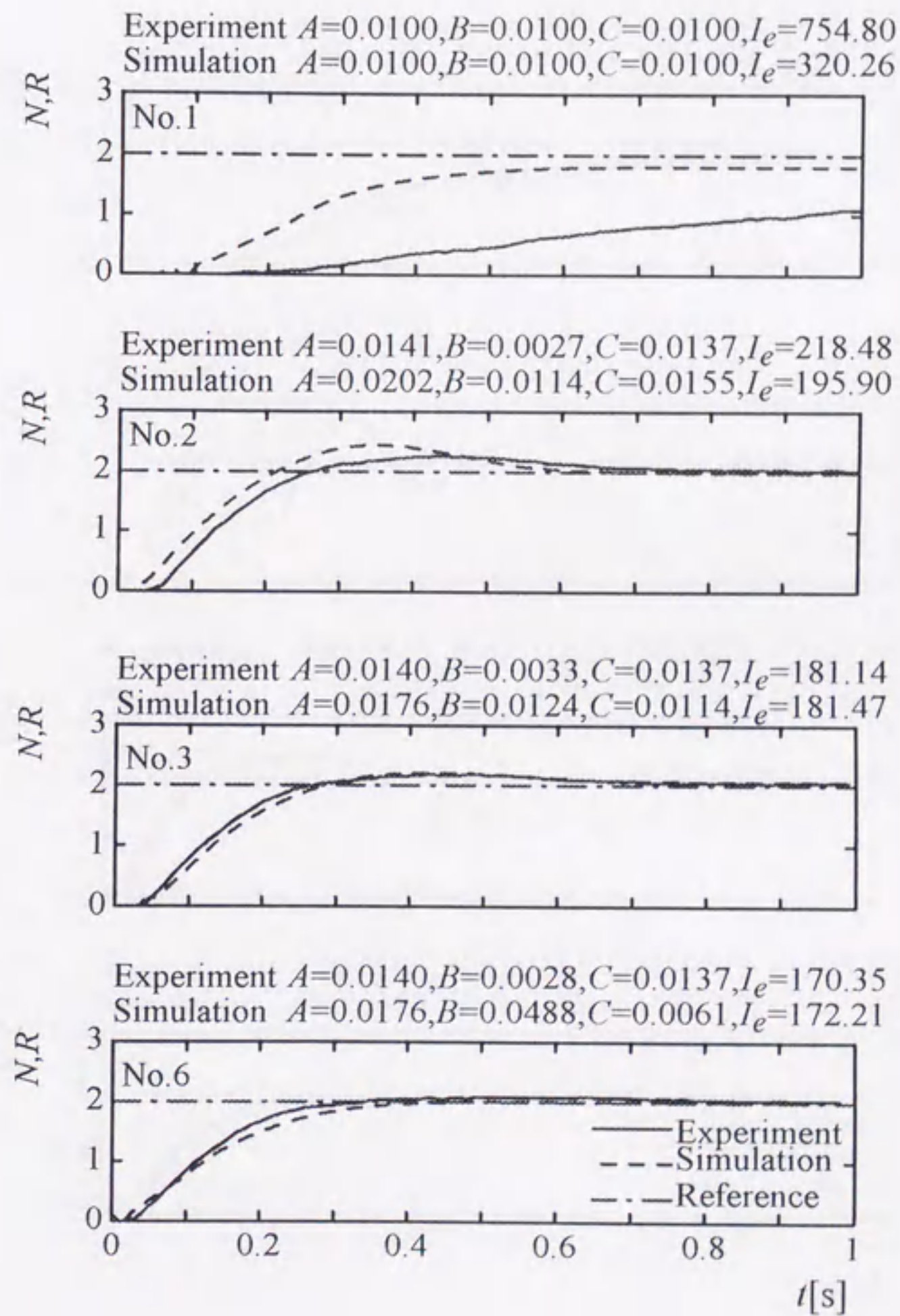


Fig. 4.11 Neuro self-tuning step responses ($r=1000\text{rpm}$, medium load, low gain)

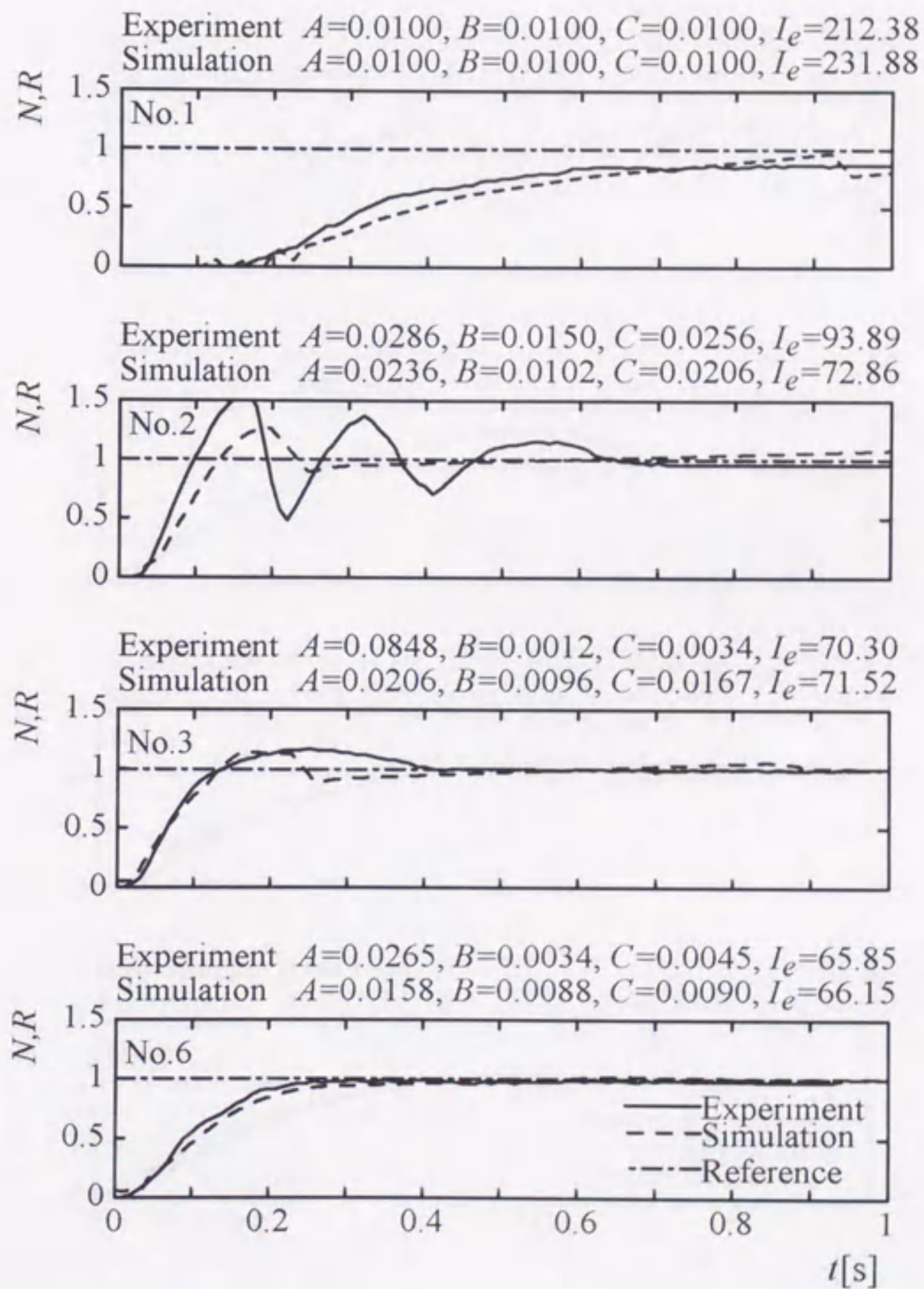


Fig. 4.12 Neuro self-tuning step responses($r=500\text{rpm}$, medium load)

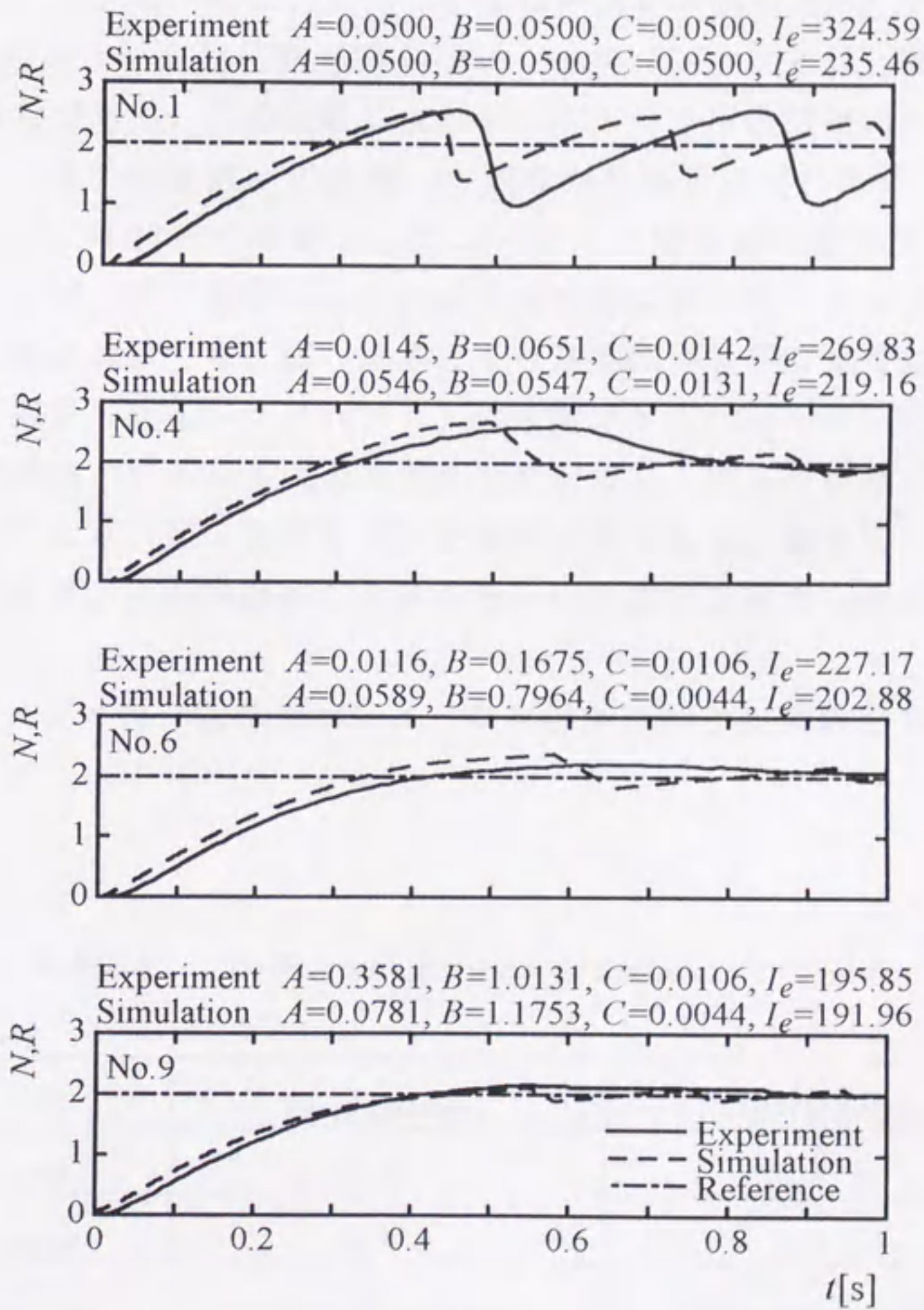


Fig. 4.13 Neuro self-tuning step responses($r=1000\text{rpm}$, large load)

(4) ニューロとファジィ自己調整の比較

最後に、本ニューロ自己調整器と先のファジィ自己調整器（第3章）について、両者の調整経緯を比較したシミュレーション結果をFig. 4.14に示す。図中、実線がニューロ自己調整器（NST）、破線がファジィ自己調整器（FST）を用いた場合である。図の比較によれば、ニューロ自己調整の方が速い調整機能を有し、その効果は、初回No. 1の調整から顕著に現れている。

その理由は、本研究で設計したニューロ自己調整器の計算アルゴリズムが、先のファジィ自己調整器のそれよりも有効に働いたことによる。ファジィ自己調整器においても、試行錯誤により最適調整を繰り返せば、本ニューロ調整器と同等（あるいはそれ以上）の性能が得られる可能性もあるが、そのためには調整のための多大な労力を必要とする。ニューロ自己調整器によれば、学習により最適な調整ゲインを獲得できるため、調整にともなう労力が不必要であり、比較的簡便に本研究で示したような最適な自己調整器を構成できる。

また、ファジィ自己調整器とニューロ自己調整器との差異をTable 4.1に示す。

Table 4.1 Differences between fuzzy/neuro self-tuner

	Fuzzy self-tuner	Neuro self-tuner
Input	D, H, F	E, \dot{E}, N
Output	a, b, c	a, b, c
Tuning time	Every controlling time	Every sampling time
Reasoning	Fuzzy rules	Neural network

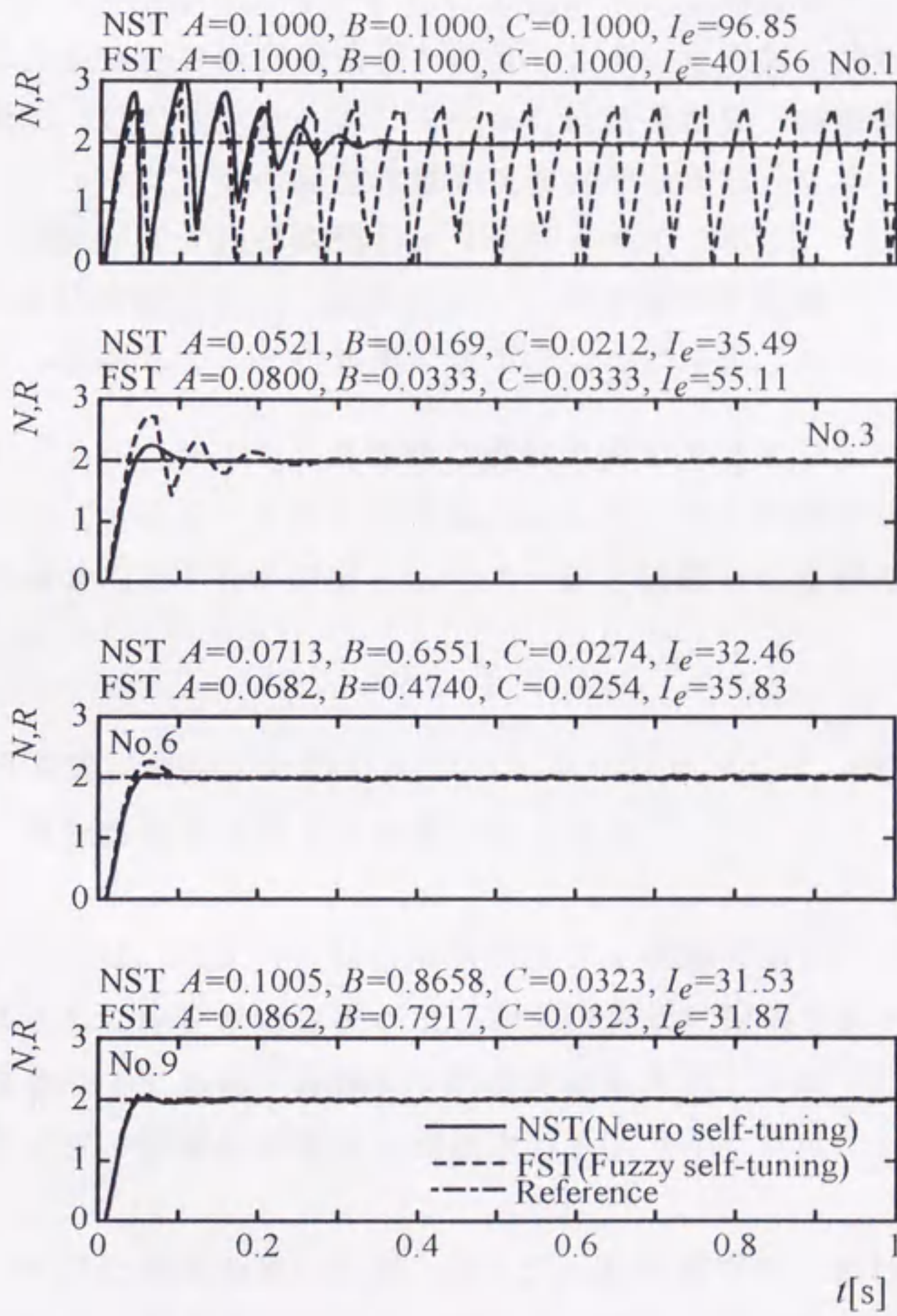


Fig. 4.14 Comparison of NST with FST ($r=1000$ rpm, medium load)

4.5 結論

本章では、ニューラルネットワークによるファジィ制御器ゲインの自己調整機能を備えたニューロ自己調整器を設計し、それを電気・油圧サーボ系に適用した結果について述べた。本ニューロ自己調整器は、評価関数に基づいてニューラルネットワークの結合荷重を学習させながら、ニューロ推論によって最適な状態にゲイン自己調整しようとするものである。

本ニューロ自己調整ファジィ制御システムの有効性を実験とシミュレーションの両面から検討した。その結果は以下のように要約される。

- ① 実験によれば、システム目標値や慣性負荷の大きさなどの条件変化にも関わらず、ニューロ自己調整器によるファジィ制御器ゲインの最適調整がはかられ、その結果としてファジィ制御系の良好な応答性能が得られた。
- ② 上記の実験に対応する検討をシミュレーションによっても行ったところ、実験結果を支持する結果がえられた。
- ③ 以上によれば、ニューロ自己調整ファジィ制御を用いれば、電気・油圧システムに存在するさまざまな非線形要素に阻害されることなく、広範な条件下で高速・高精度な制御が達成され、ニューロ自己調整によるファジィ制御の有効性が確認された。
- ④ ニューロ自己調整を用いれば、ファジィ自己調整器における設計と計算上の難点が軽減されるばかりでなく、調整の高速化がはかられた。

第 5 章 結言

本章では，本研究の結論と今後の課題について述べる。

5.1 結論

5.1.1 ファジィ自己調整ファジィ制御について

本研究の前半では，ファジィ制御器において重要視される 3 個のゲインに対して，それらを最適調整するためのファジィ自己調整器を設計し，その電気・油圧サーボ系への適用を試みた。

本ファジィ自己調整器は，システムの応答波形に関する特徴量をオーバシユート率，振幅減衰率，正規化立上り時間率に基づいて評価しながら，ファジィ推論によって最適な状態にゲイン自己調整しようとするものである。

ファジィ自己調整ファジィ制御システムの有効性を実験とシミュレーションの両面から検討した。その結果は以下のように要約される。

- ① 実験によれば，システムの目標値や慣性負荷の大きさなどの条件変化にも関わらず，ファジィ自己調整器によるファジィ制御器ゲインの最適調整がはかられ，その結果としてファジィ制御系の良好な応答性能がえられた。
- ② 上記の実験に対応する検討をシミュレーションによっても行ったところ，実験結果を支持する結果がえられた。また，本システム数学モデルの妥当性も確認された。
- ③ 以上によれば，ファジィ自己調整ファジィ制御を用いれば，電気・油

圧システムに存在するさまざまな非線形要素に阻害されることなく、広範な条件下で高速・高精度な制御が達成され、ファジィ自己調整によるファジィ制御の有効性が確認された。

5.1.2 ニューロ自己調整ファジィ制御について

本研究の後半では、ニューラルネットワークによるファジィ制御器ゲインの自己調整機能を備えたニューロ自己調整器を設計し、その電気・油圧サーボ系への適用を試みた。

本ニューロ自己調整器は、評価関数に基づいてニューラルネットワークの結合荷重を学習させながら、ニューロ推論によって最適な状態にゲイン自己調整しようとするものである。

ニューロ自己調整ファジィ制御システムの有効性を実験とシミュレーションの両面から検討した。その結果は以下のように要約される。

- ① 実験によれば、システムの目標値や慣性負荷の大きさなどの条件変化にも関わらず、ニューロ自己調整器によるファジィ制御器ゲインの最適調整がはかられ、その結果としてファジィ制御系の良好な応答性能がえられた。
- ② 上記の実験に対応する検討をシミュレーションによっても行ったところ、実験結果を支持する結果がえられた。
- ③ 以上によれば、ニューロ自己調整ファジィ制御を用いれば、電気・油圧システムに存在するさまざまな非線形要素に阻害されることなく、広範な条件下で高速・高精度な制御が達成され、ニューロ自己調整によるファジィ制御の有効性が確認された。
- ④ ニューロ自己調整器を用いれば、ファジィ自己調整器における設計と計算上の難点が軽減されるばかりでなく、自己調整の高速化がはかられた。

5.2 今後の課題

本研究に関する今後の課題として、以下の点が挙げられる。

- ① 目標値については、ステップ入力だけではなく、加減速や停止などの目標値に対して自己調整ファジィ制御の有効性を検討する。
- ② 自己調整については、ファジィ制御器のゲインだけではなく、ファジィ変数やファジィ規則などに対して自己調整ファジィ制御の有効性を検討する。
- ③ ニューロの活用に関する課題として、自己調整ファジィ制御の代わりに、ニューラルネットワークによる最適予測適応制御を適用することが考えられる。
- ④ 本研究では、歯車モータの回転数を制御対象としたが、このほかにピストンの位置制御や速度制御などについても検討することが望ましい。

参考文献

- (1) 市川常雄, 日比昭: 油圧工学, 朝倉書店 (1981)
- (2) Meritt H. E.: Hydraulic Control Systems, John Wiley & Sons, Inc. New York (1966)
- (3) 佐藤俊雄: 油圧サーボ制御の設計, 株式会社大河出版 (1980)
- (4) 坂和正敏: ファジィ理論の基礎と応用, 森北出版株式会社(1989)
- (5) H. -J. Zimmermann: Fuzzy Set Theory and Its Applications (Second, Revised Edition), Kluwer Academic Publishers, Boston/Dordrecht/London (1991)
- (6) 平工賢二, 武藤高義, 山田宏尚: 電気・油圧サーボシステムのファジィ制御, 日本機械学会論文集(C編), 58-555, 3285/3290 (1992)
- (7) 川合毅, 人見和弘, 鈴木龍司, 安田昌司, 関矢遼一: パッケージエアコンにおける冷房流量のファジィ制御, 日本機械学会 [No.920-87] 第2回 FAN シンポジウム講演論文集, 407/408 (1992)
- (8) 野口真児, 鏡原和明, 多田正光, 鎌野琢也, 鈴木茂行, 安野卓: ファジィ推論を用いた油圧アクチュエータのモデリング, 平成7年電気学会産業応用部門全国大会, 103/1104 (1995)
- (9) M. C. Shih and M. C. Wu: Position Control of Servo Hydraulic Cylinder Using a Neuro-Fuzzy Controller with On-Line Searched Parameters, JSME International Journal (Series C), 39-3, 534/540 (1996)
- (10) 前田幹夫, 村上周太: 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 (1988)

- (11) 片山立, 梶谷雄治, 鍛田海平, 西田行輝: 適応型修正ゲインアルゴリズムにもとづくファジィ制御系の高速自動チューニング手法, 7th Fuzzy System Symposium (Nagoya), 21/24 (1991)
- (12) Q. Wang, A. Luo and Y. Lu: Intelligent Control for Electrohydraulic Proportional Cylinder, Fluid Power, Edited by T. Maeda, 309/313 (1993)
- (13) 野村政英, 斉藤忠良, 横川信幸, 高橋進, 菅野彰: ファジィ推論を応用した PID コントローラ用オートチューニングシステム, 日立評論, 71-8, 115/122 (1989)
- (14) 山崎東, 菅野道夫: 自動学習ファジーコントローラ, 計測自動制御学会論文集, 20-8, 720/726 (1988)
- (15) 岩崎隆至, 森田温, 丸山寿一: ファジィ推論による制御対象の同定とオートチューニングへの応用, 日本機械学会論文集(C編), 58-554, 2997/3002 (1992)
- (16) 武藤高義, 于平, 武田善晴, 山田宏尚: 電気・油圧サーボ系の自己調整ファジィ制御, 油圧と空気圧, 27-4, 550/557 (1996)
- (17) T. Muto, P. Yu, Y. Takeda and H. Yamada: Self-tuning Fuzzy Control of Electro-hydraulic Servo System, Proceedings of the Third JHPS International Symposium on Fluid Power Yokohama'96, 189/194 (1996)
- (18) Junhong Nie and Derek A. Linkens: Fuzzy-Neural Control Principles, Algorithms and Applications, Prentice-Hall, Europe (1995)
- (19) Stephen T. Welstead: Neural Network and Fuzzy Logic Applications in C/C++, John Wiley & Sons, Inc., Canada (1982)
- (20) 星島弘明, 橋本強二, 今枝正夫, 吉留勲: セルフチューニング型ニューラルコントローラを用いた空気圧モータ駆動系の位置制御, 平成7年春季油空圧講演会, 141/144 (1995)

- (21) 勝間田浩一, 石田義久, 遠藤勝久, 能登山俊一: ニューラルネットワークを用いた空気圧シリンダのモデル規範型 I-PD 制御, 油圧と空気圧, 26-4, 504/509 (1995)
- (22) 勝間田浩一, 藤原篤, 石田義久, 能登山俊一: ニューラルネットワークを用いた空気圧シリンダの LQI 制御の一方法, 油圧と空気圧, 27-3, 403/409 (1996)
- (23) 青島伸一, 武田幸喜, 藪田哲朗: 小口径トンネルロボットのニューラル形最適ゲインオートチューニング, 日本機械学会論文集(C 編), 58-546, 499/505 (1992)
- (24) 青島伸一, 武田幸喜, 藪田哲朗: 小口径トンネルロボットのニューラル形最適ファジィ変数オートチューニング法, 日本機械学会論文集(C 編), 58-553, 2728/2735 (1992)
- (25) 渡辺桂吾, 湯軍, 中村政俊: ファジィ・ガウシアン・ニューラルネットワークを用いた移動ロボット車の制御, 日本機械学会 [No.920-87] 第2回 FAN シンポジウム講演論文集, 261/266 (1992)
- (26) 堀川慎一, 古橋武, 大熊繁, 内川嘉樹: ニューラルネットワークによる学習型ファジィ制御器, 計測自動制御学会論文集, Vol.27, No.2 (1991)
- (27) 于平, 山田宏尚, 武藤高義: 電気・油圧サーボ系の自己調整ファジィ制御(第2報, ニューラルネットワークによる自己調整), 油圧と空気圧, 掲載予定(1998)
- (28) 中山淳, 大日方五郎, 武居勇一, 大好直: 教師信号を陽に与えないニューラルネットワークの学習について, 日本機械学会論文集(C 編), 59-567, 3405/3410 (1993)
- (29) 市川紘: 階層型ニューラルネットワーク非線形問題解析への応用, 共立出版株式会社 (1993)

- (30) 松浦克昌, 梅北和弘, 大槻治明, 関口治: 直交学習方式ニューラルネットワークの収斂性, 日本機械学会論文集(C編), 56-527, 1755/1761 (1990)
- (31) 松村茂憲, 大松繁, 樋笠博正: ニューラルネットワークによる電気自動車実験装置の走行負荷トルク制御, T.IEE Japan, 113-C-6, 430/439 (1993)
- (32) 社団法人日本油空圧学会: 油空圧便覧, オーム社 (1989)
- (33) Benjamin C. Kuo: Automatic Control Systems (Fourth Edition), Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, New York (1982)
- (34) 菅野道夫: ファジィ制御, 日刊工業新聞社 (1988)
- (35) 日本ファジィ学会: ファジィ制御, 日刊工業新聞社 (1993)
- (36) 増田達也, 夜久正司: ニューラルネットワークによるファジィ制御則の獲得とその応用, 日本機械学会 [No.920-87] 第2回FANシンポジウム講演論文集, 217/222 (1992)
- (37) T. Cegrell and T. Hedqvist: Successful Adaptive Control of Paper Machines, Automatica, 11,53/59 (1975)
- (38) W. P. Heath: Self-Tuning Control for Two-Dimensional Processes, Research Studies Press Ltd., England (1991)
- (39) L. Keviczky, J. Hetthessy, M. Hilger and J. Kolostri: Self-Tuning Adaptive Control of Cement Raw Material Blending, Automatica, 14-6, 525/532 (1978)
- (40) 大松繁, 山本透: セルフチューニングコントロール, 社団法人計測自動制御学会 (1996)
- (41) 日立製作所: ファジィ推論によるPID調節計の設計法, 日立製作所報

告(1993)

- (42) 高橋安人：ニューラルネットワークによる非線形系と非定常系の最適予測適応制御，科学技術社（1992）
- (43) Duc Truong Pham and Liu Xing：Neural Networks for Identification, Prediction and Control, Spring-Verlag London Limited, Great Britain (1995)
- (44) 阿部重夫：ニューラルネットとファジィシステム——理論と応用——，近代科学社（1995）
- (45) 中野馨，飯沼一元，ニューロンネットグループ，桐谷滋：入門と実習ニューロコンピュータ，技術評論者（1988）
- (46) F. Ventriglia：Neural Modeling and Neural Networks, Pergamon Press Ltd., Great Britain (1994)

謝辞

本学位論文を結ぶにあたり、終始ご懇篤なるご指導とご鞭撻を賜りました岐阜大学工学部機械システム工学科 武藤高義教授に深甚なる謝意を捧げます。

また、本研究について数々の有益なご教示とご助言を賜りました岐阜大学工学部機械システム工学科 丸井悦男教授，同 川崎晴久教授，同 山田宏尚助教授に深く感謝申し上げます。

本研究の遂行にあたり、多くのご協力をいただきました岐阜大学工学部機械システム工学科武藤研究室博士後期課程2年生福森淳治氏を始め、共同研究者の武田善晴氏（修士課程卒業生，現アイシン精機株式会社），修士課程1年生松岡祐介氏，並びに研究室の皆様から心から感謝いたします。

また、在日留学中に奨学金の授与ならびに暖かい支援をしていただきました財団法人ロータリー米山記念奨学会，財団法人日本国際教育協会などに深く感謝申し上げます。在日生活中に大変お世話になりました福井県鯖江市山本治元市長を始めとする福井県の皆様，岐阜栄商会藤井栄社長を始めとする岐阜県の皆様，岐阜城ロータリークラブ藤田鋳三会長エレクトを始めとする国際ロータリー第2630地区の皆様から心から感謝いたします。

1998年1月

子平



Inches 1 2 3 4 5 6 7 8
cm 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19

Kodak Color Control Patches

© Kodak, 2007 TM: Kodak



Blue Cyan Green Yellow Red Magenta White 3/Color Black

Kodak Gray Scale



© Kodak, 2007 TM: Kodak

A 1 2 3 4 5 6 M 8 9 10 11 12 13 14 15 B 17 18 19

