



212

学位論文

ニューラルネットワークを用いた
適応型発電機制御による電力系統の安定化

指導教官 横山 明彦 助教授

東京大学大学院

工学系研究科 電気工学専攻 17088

小林 武則

目次

1	序論	1
1.1	本研究の背景	1
1.2	本研究の目的	4
1.3	本論文の構成	6
2	ニューラルネットワークの基礎	8
2.1	なぜニューラルネットワークか	8
2.2	ニューラルネットワークと電力系統	10
2.2.1	ニューラルネットワーク研究の流れ	10
2.2.2	電力系統におけるニューラルネットワーク応用の動向	12
2.3	ニューラルネットワークのモデル	14
2.3.1	ニューロンモデル	14
2.3.2	ニューラルネットワークのアーキテクチャ	16
2.3.3	階層型ニューラルネットワークのバックプロパゲーション学習	16
3	適応型発電機ニューロ制御系	22
3.1	電力システムのモデル	22
3.1.1	本論文で対象とする電力システムの安定度	22
3.1.2	電力系統の基本式	23
3.1.3	発電機とその制御系のモデル	24
3.2	適応型ニューロ制御系 (ANCS)	27
3.2.1	全状態フィードバック型 ANCS	27

3.2.2	出力フィードバック型 ANCS	27
3.2.3	ニューラルネットワークモデル	28
3.3	オンライン制御アルゴリズム	34
3.4	収束計算を考慮した内部結合荷重の更新	37
3.5	まとめ	40
4	一機無限大母線系統の安定化制御への適用	41
4.1	概要	41
4.2	モデル系統	42
4.3	ANCS の設定	45
4.4	ANCS のプリチューニング	47
4.5	全状態フィードバック型 ANCS による安定化制御	49
4.5.1	異なる運用状態に対する安定化効果	49
4.5.2	線形最適レギュレータとの比較	51
4.5.3	ANCS の適応性について	53
4.6	出力フィードバック型 ANCS による安定化制御	58
4.6.1	異なる運用状態に対する安定化効果	58
4.6.2	異なる外乱に対する安定化効果	60
4.6.3	過渡安定極限電力の評価	60
4.6.4	事故中の ANCS ロックの影響	61
4.6.5	収束型アルゴリズムによる制御効果	66
4.7	まとめ	71
5	セルフチューニングレギュレータとの安定度向上性能の比較	72
5.1	概要	72
5.2	セルフチューニングレギュレータ (STR)	74
5.2.1	STR の概要	74
5.2.2	電力系統の同定モデル	74
5.2.3	最小 2 乗法によるパラメータ推定	74
5.2.4	評価指標に基づくフィードバックゲインの決定	76

5.3	一機無限大母線系統への適用による性能比較	78
5.3.1	モデル系統	78
5.3.2	ANCS および STR の設定	78
5.3.3	ANCS による制御効果	80
5.3.4	STR による制御効果	81
5.3.5	STR におけるパラメータ推定の評価	86
5.3.6	評価指標を用いた比較・検討	86
5.3.7	全状態量が入手不可能な場合について	93
5.4	まとめ	94
6	多機系統の安定化制御への適用	95
6.1	概要	95
6.2	多機系統への適用における検討事項	96
6.3	4機串型モデル系統	98
6.4	ANCS の設定とプリチューニング	101
6.4.1	ANCS の設定	101
6.4.2	プリチューニング	101
6.5	ANCS の出力制御信号による比較	104
6.5.1	AVR のみ補償制御の場合	104
6.5.2	AVR/GOV 同時補償制御の場合	105
6.6	複数発電機への ANCS 設置による検討	110
6.6.1	ANCS 設置箇所による安定化効果の比較	110
6.6.2	重負荷運用状態への変更	111
6.6.3	ANCS の出力信号波形	112
6.6.4	評価指標中の重み行列の変更	112
6.7	系統構成の大規模な変更に対する安定化効果	119
6.7.1	送電線インピーダンスの変更	119
6.7.2	山側送電線新規投入	119
6.7.3	山側送電線新規投入+負荷配分変更	121
6.8	まとめ	124

7 結論	125
謝辞	129
参考文献	131
発表文献一覧	134
A 一機無限大母線系統におけるシミュレーション波形集	137

第 1 章

序論

1.1 本研究の背景

電力系統は、膨大な数の発電機、送電線、変電設備、負荷などによって構成される巨大な人工システムであり、電気エネルギーの生産から流通、そして消費までのプロセスを担う、現代社会において最も重要なシステムのひとつである。今日の我々の社会活動が電気エネルギーによって支えられていることは疑うべくもなく、近年の情報化社会の進展や都市機能の高度化に伴い、その重要性はますます高まってきている。このことはすなわち、電力系統の高信頼度運用に対する社会的ニーズの増大にほかならない。

もとより、時々刻々と変化し続ける負荷に対して良質の電気エネルギーを安定供給することは、電力系統に課せられた責務であり、その安定運用を維持するための努力は絶えず行なわれてきた。今日の電力系統は、それらの研究開発努力の成果である各種制御装置によって、日々運用されている。しかし年々増加の一途をたどる電力需要に対して、用地の確保難による電源の遠隔地化・偏在化とそれに伴う送電線の重潮流化によって、電力系統の安定運用は今後いっそう困難な局面を迎えることが予想されている。

このように新規電源／送電設備の取得が困難な現状において電力系統の信頼性を維持・向上するためには、様々な新技術を取り入れることにより、既存設備の能力を高度化していくことが有力な方策となる。なかでも、系統内の周波数や電圧を適正值に維持するための各種制御装置の性能向上は、系統安定度の向上に対しても大きな効果が期待できる。

電力系統の安定度問題として大きな比重を占めているのは、系統内の同期発電機間の位

相角動揺に基づく、いわゆる同期安定度である。同期安定度の維持には発電機制御系の性能が大きく影響してくることが一般に知られており、すでに古典制御理論に基づく調速機、自動電圧調整装置、系統安定化装置などが発電機に導入されている。しかしこれらの制御系は、本来非線形である電力系統を線形化したモデルに対して設計されるため、設計者が想定していない運用状態や動揺モードに対しては必ずしも十分な効果が得られないといった問題がある。

そのため、従来の発電機制御系の能力向上を目的とした様々な検討が意欲的に行なわれており、例えば、現代制御理論の多変数最適制御を用いた適応型発電機制御システム (TAGEC) は現在実用試験段階にあり [1][2]、ファジィ制御システムについてもその適用効果がシミュレータ試験により確認されている [3][4]。また、適応制御のセルフチューニングレギュレータを適用した検討も行なわれている [5][6]。

これらに加えて近年、並列処理能力、学習能力、非線形特性などから注目を集めているニューラルネットワークを、発電機の安定化制御に適用した研究も報告されるようになってきた [7][8][9][10]。これらは、PID コントローラや最適レギュレータ等の既存制御系の動作パターンや設定パラメータをニューラルネットワークに学習させることによって、よりロバストで適応的な制御性能をニューロコントローラに獲得させようとする試みといえる。しかしこれら従来の検討では、ニューラルネットワークのオフライン学習に基づいて制御系が設計される場合が多く、未学習の系統運用状態に対する適応制御性能の検討も十分になされていなかった。

一方、広く制御工学分野においてもニューラルネットワークへの期待は大きい [11]。最近では、不確かさを有する非線形プラントを制御対象として想定した場合の、ニューラルネットワークを用いた非線形レギュレータ [12] や非線形オブザーバ [13][14] の設計法に関する興味深い検討が行なわれている。また、ニューラルネットワークを用いた非線形適応制御に関する検討も、近年注目されはじめている [15]。しかしながらこれらの制御工学分野における応用事例は、いずれも比較的簡単な差分方程式によって表現される非線形システムが適用対象であるため、さらに実際的なプラントへの適用を指向した検討が望まれている。

このことは、前述の電力系統の発電機制御への適用研究に関しても同様にいえる。従来のニューラルネットワークを利用した発電機制御手法は、いずれも、一機無限大母線系統

を適用対象とするに留まっているのが現状である¹。それゆえ、現実的な観点からニューラルネットワークの発電機制御への適用可能性を評価する意味からも、多機系統への適用を指向した研究が強く望まれている。

¹最近になって、多機系統への適用を試みた検討がようやく報告された [16]。

1.2 本研究の目的

本研究では、大規模電力システムの安定度をよりフレキシブルな形で向上させることを目的として、ニューラルネットワークを用いた適応型発電機制御手法を提案し、その系統安定化効果について論じる。

具体的には、自動電圧調整装置や調速機等の従来発電機制御系に対する補助制御信号の生成機構を、ニューラルネットワークを用いて構築する。そして、ニューラルネットワークの有用な諸特性をそれら従来発電機制御系に付加することにより、従来制御系の性能の高度化を目指す。

本研究で提案する適応型発電機ニューロ制御系の概念図を図 1.1 に示す。適応型発電機ニューロ制御系においては、ニューラルネットワークを用いて構成される従来制御系への補助制御信号生成機構を、特に適応型ニューロ制御系 (Adaptive Neuro-Control System: ANCS) と呼んでいる。

本研究では、1.1 節で述べたような背景から、発電機制御にニューラルネットワークを適用するにあたって以下の点に特に留意している。

- 電力システムの運用状態や構成の変化に対して、適応的に動作する発電機制御系をニューラルネットワークを用いて構築すること。
- 制御系を構成するニューラルネットワークの学習/更新をオンラインで実現すること。
- ニューラルネットワークの諸特性、特に並列情報処理能力、適応学習能力、非線形特性を有効に活用すること。またその効果をできるかぎり明示的に示すこと。
- 多機システムへの適用を通じて、提案する制御手法の現実的な有用性を示すこと。

これらの留意事項をふまえて、本論文では、提案する適応型発電機ニューロ制御系による電力システムの安定化効果とその諸特性について、詳細な検討を行なう。そして計算機上でのデジタルシミュレーションによる解析結果を通じて、提案制御手法の適用可能性を明らかにする。

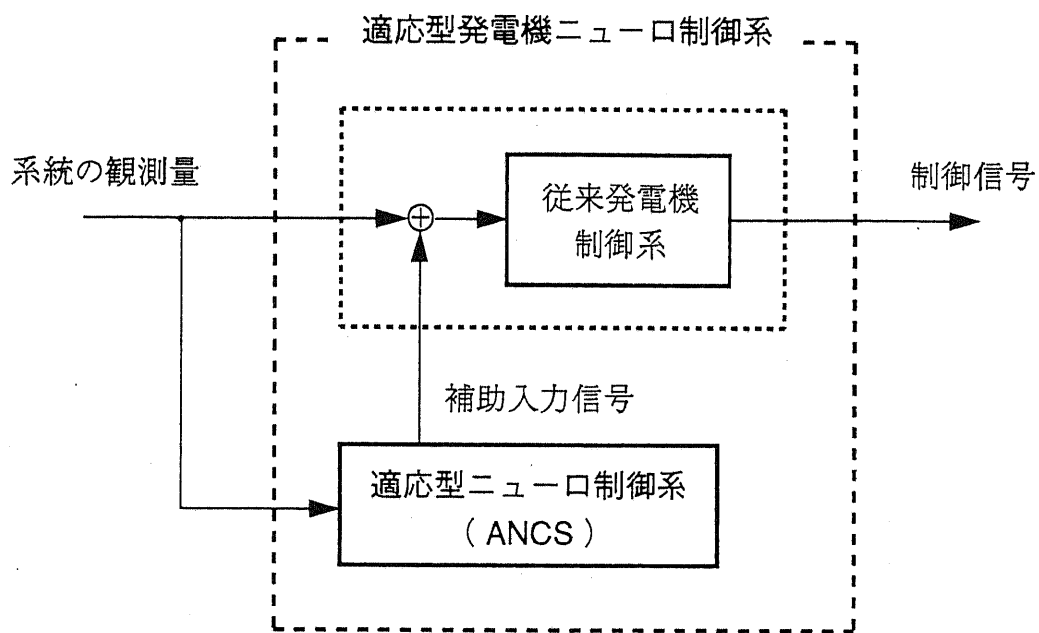


図 1.1: 適応型発電機ニューロ制御系の概念図

1.3 本論文の構成

本論文は、全7章により構成される。

第1章は序論である。ここでは本研究の背景および目的について述べる。

第2章は、近年、工学の様々な分野において世界的に活発な研究が進められているニューラルネットワークについて概説する。まず、ニューラルネットワーク研究の歴史的背景について述べた後、電力系統分野におけるその応用動向を概観する。さらに、ニューラルネットワークの基礎理論として、一般に利用されているニューラルネットワークのモデルを簡単に説明する。

第3章では、本研究で提案する適応型発電機ニューロ制御系について説明する。まず、本論文で使用する電力系統の安定度解析モデルを定式化する。そして、適応型ニューロ制御系(ANCS)の構成とそのオンライン制御アルゴリズムを提示する。ここではANCSの制御方式として、すべての状態変数が測定可能と仮定した場合の全状態フィードバック型ANCSと、それを一般の観測変数へと拡張した場合の出力フィードバック型ANCSの2種類を示す。オンライン制御アルゴリズムに関しては、収束計算を考慮したアルゴリズムも含めて詳述する。

第4章では、適応型発電機ニューロ制御系を、最も基本的な例題系統である一機無限大母線系統の発電機励磁制御に適用する。そして提案制御手法による系統安定化効果を、デジタルシミュレーションの結果を通じて明らかにする。まず、第4章前半では、直観的にも理解しやすい全状態フィードバック型ANCSを用いて、ANCSの基本的な制御性能の評価を試みる。また、線形最適レギュレータとの制御性能の比較も行なう。第4章後半では、より現実的な適用方式である出力フィードバック型ANCSを用いて、ANCSのオンライン運用時における諸制御特性や問題点について、詳細な検討を行なう。

第5章では、ANCSの制御系構成が適応制御におけるセルフチューニングレギュレータ(STR)によく類似していることに注目し、安定度向上性能に関するANCSとSTRの比較を行なう。まず、ANCSが比較の対象とするSTRとして、電力系統の線形1次同定モデルに基づき、ANCSと同等の評価指標に従って動作する線形STRの設計方法を示す。そしてANCSとSTRを、一機無限大母線系統の発電機励磁制御へと適用し、安定度向上性能の観点から両者の制御性能の比較を行なう。ここでは特に、ANCSにおけるニューラル

ネットワークの非線形特性が制御効果に与える影響を中心に検討する。

第6章では、一機無限大母線系統における検討結果をふまえて、適応型発電機ニューロ制御系を多機系統の安定化制御に適用する。ここでは実用的な観点から、出力フィードバック型 ANCS の適用を考える。具体的な検討に先立ち、まず、ANCS を多機系統に適用する際に必要となる検討事項をまとめる。そして4機串型系統を例題系統としたオンライン制御シミュレーションを通じて、出力フィードバック型 ANCS が、多機系統においても一機無限大母線系統の場合と同様に良好な安定度向上効果を示すことを確認する。また、ANCS による励磁/調速系の同時補償制御方式の有効性を示し、それらを複数の発電機に設置した場合の制御効果についても検討する。さらに、多機系統において特に問題となってくる系統の運用状態や構成の大規模変更ケースについても検討を行なう。

第7章は結論である。本論文で得られた結果をまとめ、今後の課題と展望を述べる。

第 2 章

ニューラルネットワークの基礎

2.1 なぜニューラルネットワークか

人間の脳におけるニューロン (neuron; 神経細胞) の数は 10^{10} 個ともいわれる。これら多数のニューロンは互いに密に結合し、ニューラルネットワーク (neural networks; 神経回路網) を形成する。我々の脳の働き—学習, 知覚, 記憶, 情報の並列処理, 運動の制御, そして論理的および直感的判断など—は, すべてこのニューラルネットワークによって実現されている。

人間のように思考する機械を創造することは, 昔から多くの科学者の抱いた夢であったが, 近年の計算機技術の急速な進歩によって, 徐々に実現性を帯びはじめてきている。特にアルゴリズム原理に基づいて逐次的な集中情報処理を行う現在のフォンノイマン型コンピュータ上では, 人間の論理的な思考パターンの記述が比較的容易であるため, いわゆるエキスパートシステムとしてすでに実用化の域に達してきている。

そのようなエキスパートシステムの成功に触発されて, 人間の直感的な思考や学習し成長する思考をも人工的に実現しようとする欲求が, 以前にまして強まってきた。しかしそのような直観的な思考プロセスを, フォンノイマン型コンピュータ上で実用化することはかなり困難の多いことがだんだんと明らかになっており, それゆえ, 人間の脳の仕組みにヒントを得た新しい計算機アーキテクチャの開発が強く望まれている。

そして現在, 人間の脳が自然に実現している並列分散型の知的情報処理の研究が, 世界的に活発化してきている。そのひとつが, 人工ニューラルネットワーク (artificial neural

newtworks) の研究である。

人工ニューラルネットワークは、従来のフォンノイマン型コンピュータ上では実現が困難な人間の直感的処理能力やパターン認識能力を、脳のニューラルネットワークを工学的にモデル化することで実現しようとする試みである。また同時に、脳に近い思考プロセスを行なう人工ニューラルネットワークを実現することによって、逆に人間の脳の神秘的な仕組みを解明する糸口にしようとする工学的アプローチでもある。

2.2 ニューラルネットワークと電力系統

本論文の以下では、特に断らない限り、人工ニューラルネットワークのことを単に「ニューラルネットワーク」と記す。

2.2.1 ニューラルネットワーク研究の流れ

ニューラルネットワークに関する研究は、1936年に Turing が脳を計算機的一种として考えたことに始まるとされている。

その後1940年から1960年にかけて、脳とコンピュータを学際的に研究し、その知的情報処理の基本的な原理を解明しようとする試みが、活発に行われるようになった。1943年に McCulloch と Pitts は、単純なニューラルネットワークを電気回路で構成することを考え、形式ニューロンを提案した。また、脳細胞の学習モデルが Hebb によって提案された。

この時代における主たる研究目的は、学習する機械の創造にあった。1957年には Rosenblatt が、単純パーセプトロンを用いた学習システムの具体的な設計指針を示し、パターン認識問題へと適用した。今日的な意味でのニューラルネットワークの原型は、Rosenblatt のパーセプトロンにあるともいわれている。また1959年には、強力な学習則を備えた ADALINE (ADaptive LINEar Element) が Widrow により開発された。

しかし、1969年に Minsky と Papert がパーセプトロンの能力の限界を明らかにしたことによって、1960年代の機械学習のブームに終止符が打たれ、ニューラルネットワークの研究も一部の研究者を除いて衰退していった。

それにとって代るように、生物の脳の働きにはとらわれない立場から知識ベースによる問題解決の実現を目指す、いわゆる「人工知能」(Artificial Intelligence; AI) の研究が脚光を浴びはじめた。1980年代に入ると、これらの AI 研究のひとつの成果として、各産業分野においてエキスパートシステムが実用化されるようになった。しかし、ルールベースに基づいて設計されるエキスパートシステムには、与えられた知識の範囲外における性能劣化や、直感的知識の表現の難しさといった欠点が存在していた。このようなエキスパートシステムの限界は、1980年代半ば頃から指摘されるようになっていった。

そこで従来のエキスパートシステムの欠点を克服し、人間の知能により近い働きをする知的なシステムの構築を模索する機運が、世界的に高まっていった。その中でも、後述す

る Hopfield や Rumelhart らの業績にも影響を受け、新しい知能システムの有力な候補として特に注目されたのが、ニューラルネットワークであった。自然界の生み出した知能システムである人間の脳に、研究者たちの関心が再び寄せられたのである。ただし、計算機技術の進歩による一般への高速計算機の普及や、並列あるいは超並列計算機に対する要求・関心の高まりなど、ニューラルネットワークを取り巻く研究者の環境は、1960年代とは全く異なってきた。

さて、Minsky と Papert 以来冬の時代が続いていたニューラルネットワーク研究に転機が訪れたのは、それよりも少し前、1980年代前半にさかのぼる。その最初のきっかけは、1983年の米国国防総省高等研究企画庁（DARPA）によるニューラルネットワークプロジェクトの開始であった。そしてそれに続くようにして、現在のニューラルネットワークの基礎理論ともいべき有力な成果が、1980年代に次々と発表されていった。

まず、Hopfield による相互結合型ニューラルネットワークを用いた最適化問題解法の提案である。Hopfield は、それまで厳密に解くことは不可能に近いと思われていた巡回セールスマン問題に、ニューラルネットワークを適用してかなりよい解を求めることに成功した。これによってニューラルネットワーク分野に、数多くの研究者が参入を促された。

さらに、今日のニューラルネットワークブームの最大の火付け役となったのが、Rumelhart らによる多層型ニューラルネットワークの学習アルゴリズム、いわゆるバックプロパゲーション法（一般化デルタルール）の提案である。Rumelhart らは、この効率的な計算アルゴリズムによって、多層型ニューラルネットワークが非線形な入出力関係を容易に獲得できることを示し、ニューラルネットワークの新たな適用可能性を提示した。

また、競合学習に基づく自己組織化ニューラルネットワークとして、Kohonen による自己組織化特徴マップが提案されたのもこの時期である。

その後に行われたニューラルネットワーク研究の多くは、これら先人の業績を基礎としている。最適化問題を解くための Hopfield ネットワークの流れを汲むものとしては、シミュレーテッド・アニーリング手順を導入したボルツマンマシンや、カオスゆらぎを利用したカオスニューラルネットワークなどがある。また、ネットワーク内部にフィードバック構造を持たせることで時系列パターンの認識を可能にしたリカレント型ニューラルネットワークでは、バックプロパゲーション法に準じた学習アルゴリズムが提案されている。多層型ニューラルネットワークの学習則に関しても、バックプロパゲーション法の改良や拡張を

中心に、様々な着眼に基づいた検討が行われている。

1990年代に入ると、ニューラルネットワーク技術は信号処理、制御、パターン認識、意志決定支援といった工学の様々な分野で、注目され、適用され、有用な成果が報告されるようになっていった。現在では、ニューラルネットワークが適用されている分野はきわめて多岐にわたっており、エキスパートシステムの欠点であった自己学習機能や直観的知識による処理機能の実現についても、かなりの期待がもたれている。

しかし、現在までに報告された多くの適用成功事例にもかかわらず、ニューラルネットワークの応用技術はその初期段階にある。現状においては、ニューラルネットワークの基本的な特性のすべてが理論的に明らかにされたとは言い難く、その適用対象や適用方式に関する技術的な指針も確立してはいない。

このようにニューラルネットワーク技術は、現在も発展途上の分野であり、我々の解決すべき課題は数多く残されている。したがって、ニューラルネットワーク技術の本質を解明し、その潜在的可能性を最大限に引き出す研究努力が引き続き必要とされている。

2.2.2 電力系統におけるニューラルネットワーク応用の動向

電力系統分野におけるニューラルネットワークの適用研究は、歴史的には比較的古い。おそらく、1975年に自己学習機械を負荷予測問題に適用したのがその最初の研究といえよう。しかしその後10数年間は、電力系統分野においてニューラルネットワークが注目されることはなかった。

ニューラルネットワークの電力系統への適用研究が本格的に報告されはじめたのは1988年以降である。それらの研究は、やはり、HopfieldやRumelhartらの業績に触発されたものであった。ただしその背景として、人工知能や知識工学の適用による、1980年代初めからの電力系統分野におけるエキスパートシステム研究の隆盛を見逃すことはできない。これによって電力系統研究者の間に、新しい情報処理技術を積極的に利用していこうとする土壌が、すでに準備されていたのである。

その後、電力系統分野においては、ブームと言ってよいほど多数の研究発表が行われるようになった。そして1991年には、第1回電力系統へのニューラルネットワーク応用国際会議(The first International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems; ANNPS '91)が米国シアトルで開催されるまでに至っている。

電力系統におけるニューラルネットワークの適用は、次に示すように様々な分野への適用検討が行われている。

- 監視・診断（安定度判定，故障区間判定，信頼性評価，事故解析，アラーム処理，診断など）
- 予測（負荷予測，出水予測）
- 制御（発電機制御，系統安定化制御，電圧制御など）
- 計画（発電機補修計画）
- 解析（状態推定，高調波解析）

これら最新の研究動向については，文献 [17] によくまとめられている。詳しくはそちらを参照されたい。

電力系統分野におけるこれまでのニューラルネットワーク適用研究の動向を筆者なりに概観すると，1988 年以降の約 5 年間は，ニューラルネットワーク技術が電力系統のどのような問題に適用できるのかを探るための段階であったように思われる。そこでは，適用効果の有無がまず最初の関心事となり，適用可能な対象問題を掘り起こすことが研究の重要な目的であり成果であった。

しかし，今後の電力系統分野におけるニューラルネットワークの適用研究では，これまでの成果をふまえて，将来の実用化も見据えた次の一步が要求されてきている。ニューラルネットワーク適用技術のいっそうの深耕化への期待は大きく，そこでは，ニューラルネットワークの諸特性がどれだけ有効に利用されているのか，その適用によってどれだけ優れた効果が得られるのかを，より明解に示すことが最重要の課題となってくる。本研究も，電力系統における発電機制御問題へのニューラルネットワーク応用に関するそのような視点からのアプローチとして，位置付けられることを意図するものである。

2.3 ニューラルネットワークのモデル

2.3.1 ニューロンモデル

ニューラルネットワークを構成する基本要素であるニューロンは、簡単に表現すれば多入力-1出力の非線形素子であるといえる。そしてその数学モデルとして、実際のニューロンの非線形特性をどのようにモデル化するかに応じて、様々なモデルが考えられている(図 2.1)。

ここでは最も単純で広く利用されているニューロンモデルとして次式を示す。

$$y = f\left(\sum_{i=1}^N w_i x_i - \theta_i\right) \quad (2.1)$$

ここに、 $y(t+1)$: ニューロンの出力 (他のニューロンへの入力) 値, f : 入出力関数, w_i : i 番目入力のシナプス結合荷重 (結合係数), $x_i(t)$: i 番目入力 (他のニューロンからの出力) 値, θ_i : バイアス値 (しきい値)

入出力関数 f としては、次のロジスティック関数

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{u}{\varepsilon}}} \quad (2.2)$$

が用いられることが多い。ここで、 ε は入出力関数の非線形性を定める非負のパラメータである。

いま、 $\varepsilon \rightarrow +0$ のとき (2.2) 式は単位ステップ関数となる。この場合、(2.1) 式は McCulloch-Pitts の形式ニューロンモデルに等しい。形式ニューロンでは、その出力は 0 または 1 の二値であり、各々、ニューロンの静止 (非発火) 状態、興奮 (発火) 状態に対応する。

また、 $\varepsilon \neq 0$ の場合は、ニューロンの出力は 0 と 1 の間の連続値をとり、関数 f はシグモイド関数となる。シグモイド関数とは、すべての実数値入力で定義され、いたるところで正の導関数をとる有界で微分可能な実数関数である。最も代表的なシグモイド関数は、(2.2) 式で、 $\varepsilon = 1$ とした場合である。シグモイド関数としては、(2.2) 式の代わりに、

$$f(u) = \frac{1 - e^{-\frac{u}{\varepsilon}}}{1 + e^{-\frac{u}{\varepsilon}}} \quad (2.3)$$

などが用いられることもある。

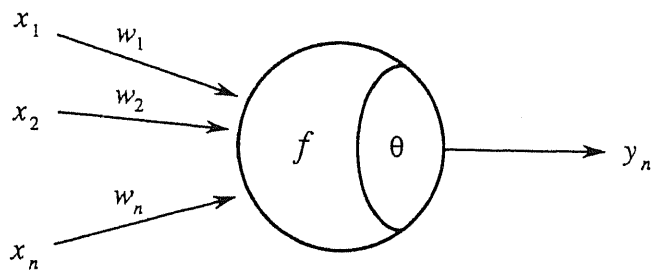
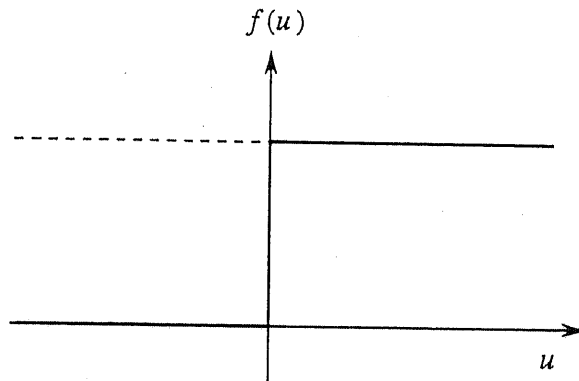
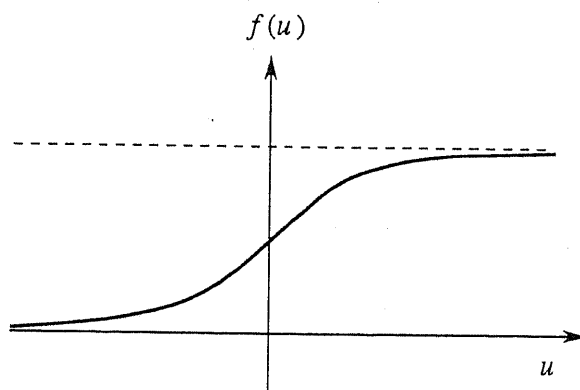


図 2.1: ニューロンモデル



(a) 単位ステップ関数 ($\varepsilon \rightarrow +0$ の場合)



(b) シグモイド関数 ($\varepsilon \neq 0$ の場合)

図 2.2: ニューロンの非線形入出力関数

本論文では、ニューラルネットワークにおけるニューロンモデルのことを、単に「ユニット」と呼ぶことにする。なお、文献によっては、処理エレメント (processing element) などと呼ぶ場合もある。

2.3.2 ニューラルネットワークのアーキテクチャ

ニューロンは、シナプス結合を介して、他のニューロンと相互作用を行なう。正のシナプス結合荷重は興奮 (協調) 性の作用を、負のシナプス結合荷重は抑制 (競合) 性の作用をそれぞれ表している。

実際の脳のニューラルネットワークは、大変に複雑な構造をしている。しかしニューラルネットワークモデルの典型的なアーキテクチャは、それらを単純化することにより、信号が入力層から出力層へ一方向的に伝搬するフィードフォワード型ニューラルネットワークと、ニューロン間にフィードバック構造が存在するフィードバック型ニューラルネットワークとに分類されている。

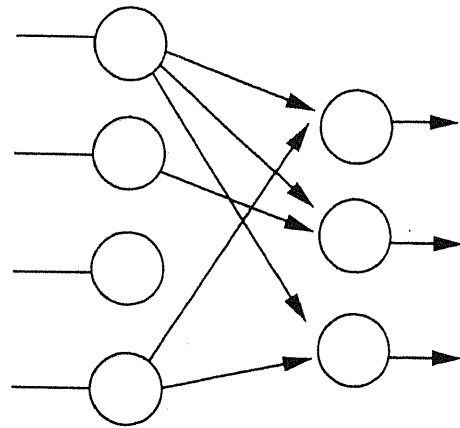
フィードフォワード型ニューラルネットワークのことを階層型あるいは多層型ニューラルネットワーク、また、フィードバック型ニューラルネットワークのことをリカレント型ニューラルネットワークと呼ぶ場合もある。またフィードバック型のうち、特にすべてのニューロンが相互に結合している場合を、相互結合型ニューラルネットワークと呼んでいる。

ニューラルネットワーク代表的なアーキテクチャとして、階層型ニューラルネットワークと相互結合型ニューラルネットワークの構造を図 2.3 に示す。それぞれのニューラルネットワークモデルでは、その基本的な構成要素であるニューロンモデルが同一であっても、ネットワーク全体としての機能や動作原理は全く異なったものとなっている。

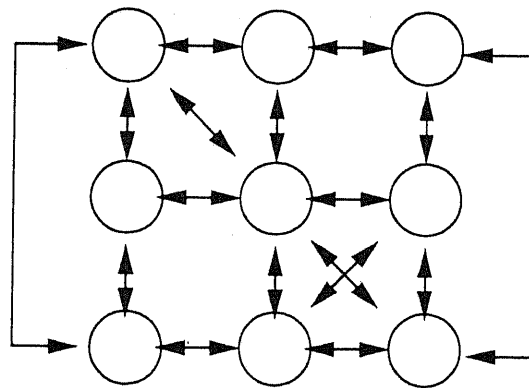
2.3.3 階層型ニューラルネットワークのバックプロパゲーション学習

本論文ではニューラルネットワークモデルとして、階層型ニューラルネットワークが用いられる。そこで本節では、階層型ニューラルネットワークの動作原理と、その標準的な学習アルゴリズムであるバックプロパゲーション法を簡単に説明する。

階層型ニューラルネットワークでは、図 2.4 に示すように、各ユニットがいくつかの層 (レイヤ; layer) にグループ化され、データの流れに沿って入力層、中間層 (1~複数段)、出



階層型ネットワーク



相互結合型ネットワーク

図 2.3: ニューラルネットワークの代表的アーキテクチャ

力層の順に並べられている。

入力層のユニットは、入力されたデータを第1中間層の各ユニットに分配する。中間層、出力層のユニットは多入力1出力であり、ユニット入力には前段の層に属するユニットの出力が接続される。注目するユニットの番号を i とすると、ユニット i の内部状態 u_i は各入力の重み付け総和

$$u_i = \sum_{j \in K} w_{ij} o_j \quad (2.4)$$

(K はユニット i の前段層)

で表される。このときユニット i の出力 o_i は

$$o_i = f(u_i) \quad (2.5)$$

となる。ただし $f(u_i)$ はユニットの入出力関数である。入出力関数としてはステップ関数、シグモイド関数、区分線形関数などの非線形関数がいられる。ここではシグモイド関数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.6)$$

を入出力関数として定義する。

このユニット入出力関数と各ユニットの結合状態に従って、ニューラルネットワーク全体の入出力関係 F が定められる。

$$O = F(I) \quad (2.7)$$

$I = [i_1, \dots, i_m]^T$: ネットワークの入力ベクトル

$O = [o_1, \dots, o_n]^T$: ネットワークの出力ベクトル

従って F の入出力特性はネットワーク中の結合荷重 $\{w_{ij}\}$ を変更することによって決定される。

中間層の構成やユニット数が決定された階層型ニューラルネットワークに対して望ましい入出力関係 F を定めるには、ユニット間の結合荷重 w_{ij} を調節すればよい。このように結合荷重を望ましい値に調節することを、ニューラルネットワークの学習と呼ぶ。以下では、階層型ニューラルネットワークの学習法としてよく用いられるバックプロパゲーション法について説明する。

いま、入力ベクトル I をニューラルネットワークに与えた結果、出力ベクトル O が得られたとする。 O と求める出力との差異を次の評価関数で表す。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (t_k - o_k)^2 \quad (2.8)$$

$T = (t_1, \dots, t_n)$: 希望する出力ベクトル (教師信号という)

この関数 E を誤差関数と呼ぶ。誤差関数 E を小さくするようにニューラルネットワークの入出力特性を変化させるには各結合荷重 w_{ij} に修正値

$$\Delta w_{ij} \propto -\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\frac{\partial E}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial w_{ij}} \quad (2.9)$$

を加えてやれば、出力は望ましい値に近づく。繰り返し計算によって修正を重ねてゆけば、教師信号に十分近い入出力特性を示すようにネットワークが収束する。

ここでユニットに対する誤差信号

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial o_j} \quad (2.10)$$

を定義する。出力層ユニットの誤差信号は式 2.8 より

$$\delta_j = t_j - o_j \quad (2.11)$$

と求められる。次に第 l 層の中間層ユニットの誤差信号を既知と仮定するとき、第 l 層に属するユニットの誤差信号を

$$\{\delta_i | i \in K_l\}, K_l = \{i_1, i_2, i_3, \dots, i_n\} \quad (2.12)$$

とすると第 $l-1$ 層 (第 l 層の前段層) の誤差信号は

$$\begin{aligned} \delta_j &= \frac{\partial E}{\partial o_j} \\ &= \sum_{k \in K_l} \frac{\partial o_k}{\partial o_j} \frac{\partial E}{\partial o_k} \\ &= \sum_{k \in K_l} w_{jk} \delta_k \end{aligned} \quad (2.13)$$

$(j \in K_{l-1})$

として後段 l 層の誤差信号の重みづけ総和で表される。そこで、評価関数 E を減少させるような学習則

$$\Delta w_{ij} = -\epsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (2.14)$$

(ϵ は係数) は誤差信号を用いて

$$\Delta w_{ij} = -\epsilon \delta_j o_i (1 - o_j) o_j \quad (2.15)$$

のように表される。誤差信号はまず出力層で求まり、2.14 に従って順に前段層の誤差信号が求まってゆく (誤差の逆伝播)。誤差信号の求まったユニットの結合荷重から順次修正が行なわれる結果、ネットワーク全体の結合状態が評価関数の小さくなる方向へ変化する。学習データ全部に対してこの動作を何度も繰り返して、学習が進む。

しかし実際に式 2.15 に基づいて多数のデータを繰り返し学習させていくと、各回の結合荷重修正の方向が全くランダムで学習が収束しない場合が多くある。

また、学習は評価関数 E のみを基準として計算されるため、評価関数に (最小ではない) 極小が存在する場合は、評価関数が極小値 (ローカルミニマム; Local Minimum) の近傍に陥った時点で学習が停止してしまう問題がある。

これらの問題に対して、式 2.15 に慣性項を加えて多数のデータの学習に一定の方向性を与えるという手法が有効であることが経験的に知られている。慣性項を含めた結合荷重修正式は

$$\Delta w_{ij}(n+1) = \epsilon \delta_j o_i (1 - o_j) o_j + \alpha \Delta w_{ij}(n) \quad (2.16)$$

(ϵ, α は係数, $n+1, n$ は繰り返し計算のインデックス)

として表される。ここで右辺第 2 項は繰り返し計算の収束を安定化させるための慣性項である。学習係数 ϵ および慣性項係数 α は問題毎に適当な値を選んでやる必要がある。

誤差信号 δ_j は出力層, 第 N 中間層, 第 $(N-1)$ 中間層... のように出力から入力の方へ順次計算されるので、この学習アルゴリズムはバックプロパゲーション (逆伝播) 法と呼ばれる。バックプロパゲーション法には繰り返し計算が含まれるため、結合荷重が収束して学習が終了するまでに比較的時間を要する。また学習パラメータが不適切だと収束しない可能性もある。しかしひとたび学習を終えてしまえば (中間層 + 出力層) 段の計算で出力を高速に求めることができる。

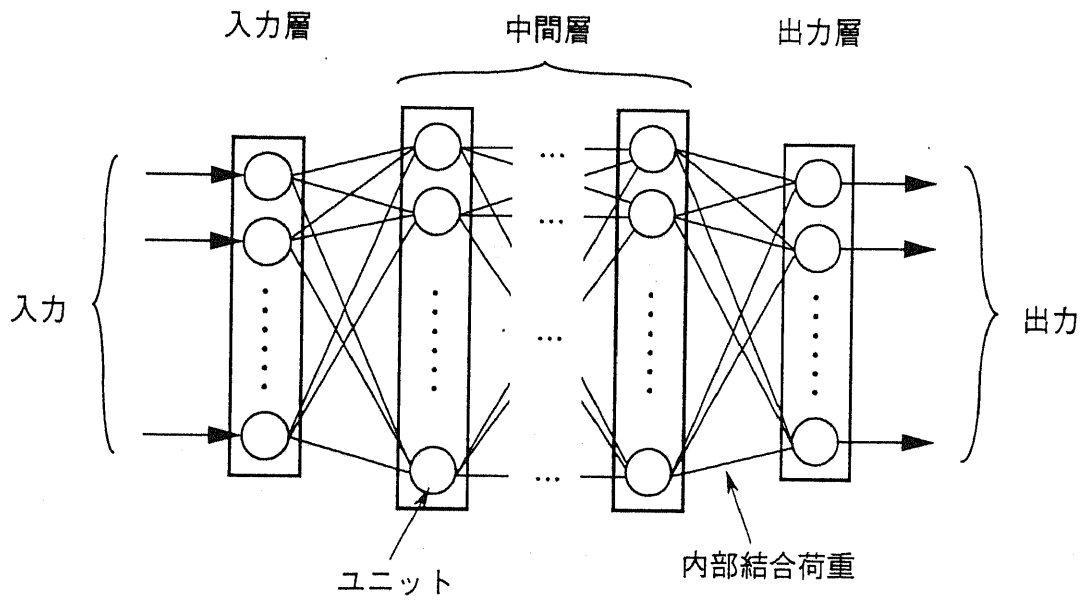


図 2.4: 階層型ニューラルネットワーク

第 3 章

適応型発電機ニューロ制御系

3.1 電力システムのモデル

3.1.1 本論文で対象とする電力システムの安定度

電力システムがひとたび不安定な状態に陥ると、大きな停電となって我々の社会生活を混乱させる可能性があるため、その安定性維持への要求はきわめて厳しい。そのため電力システムの安定性については古くから研究が行われており、系統安定化のための様々な機器や設備が開発され、実際に運用されている。

電力システムにおいて発生する不安定現象には様々な形態があるが、大きく次の2つの安定性の問題に帰着されることが多い。

同期安定性

系統内に存在する多くの同期発電機は、すべて電氣的に一定の回転速度で回転することにより、同期平衡状態が保たれている。この平衡状態が維持されることを同期安定性という。擾乱によって同期安定性が失われると、発電機は脱調状態に陥り、運転を継続できなくなる。

電圧安定性

負荷の漸増や系統故障後に、負荷端の電圧が低下せず基準電圧から一定の範囲に収まっているかどうかを、電圧安定性という。電圧安定性は系統の供給可能電力と負荷

の動特性によって大きく影響を受ける。送電線の重潮流化や定電力負荷の増加に伴い、電圧安定性が失われて負荷端電圧が異常低下する現象が各国で観測されている。

本論文で検討の対象とするのは前者の同期安定性である。電圧安定性の問題は比較的最近になって顕在化してきたものであり、従来は、電力系統の安定度というと単に同期安定度のことを指すことが多かった。そこで本論文でも、特に断らない限り、電力系統の同期安定度のことを単に「安定度」と呼ぶことにする。

3.1.2 電力系統の基本式

一般の電力系統の発電機動特性、励磁制御系、調速制御系および連系系統の動/静特性をまとめた非線形状態/出力方程式として、次式を考える。

$$\frac{\underline{X}}{dt} = F(\underline{X}, \underline{U}) \quad (3.1)$$

$$\underline{Y} = G(\underline{X}) \quad (3.2)$$

ここに、 \underline{X} : 系統の状態変数、 \underline{Y} : 系統の観測変数、 \underline{U} : 系統への制御入力。記号 $\underline{\quad}$ はベクトルを表す。

ここで制御入力 \underline{U} は、例えば励磁制御系に入力される PSS 信号のように、系統観測量から特別な計算等によって求められる操作量である。ここで励磁制御信号や調速制御信号は、系統の状態変数 \underline{X} の中に含め \underline{U} には含めないとする。

いま系統の定常値が既知であるとして、それらを \underline{X}_0 、 \underline{Y}_0 、 \underline{U}_0 と記す。ただし以下では簡単のため $\underline{U}_0 = 0$ とする。このとき、

$$\begin{cases} \underline{x} \triangleq \underline{X} - \underline{X}_0 \\ \underline{y} \triangleq \underline{Y} - \underline{Y}_0 \\ \underline{u} \triangleq \underline{U} - \underline{U}_0 (= \underline{U}) \end{cases} \quad (3.3)$$

と書き直せば、 \underline{x} 、 \underline{y} 、 \underline{u} はそれぞれの定常値からの変動分となる。したがって事故等の外乱に際して、 \underline{x} 、 \underline{y} の値をできるだけ速やかに零へと収束させるような制御入力 \underline{u} ($= \underline{U}$)を生成することにより、この電力系統の安定化が実現できると考えられる。

本章で提案する適応型発電機ニューロ制御系の目的は、ニューラルネットワークを用いてそのような \underline{u} をオンラインで適応的に生成することにある。

3.1.3 発電機とその制御系のモデル

先に述べたように、本論文で対象としている電力システムの安定性は、発電機の同期運転に関わる同期安定度である。したがって発電機および発電機制御系のモデル化は重要であり、検討目的や検討対象に応じて適当なモデルを選択する必要がある。本節では、本論文で使用する発電機とその制御系のモデルを説明する。

発電機

デジタル計算機が使用される以前の安定度解析では、過渡リアクタンス x'_d の背後電圧を一定とした簡易モデルが用いられてきた。しかし現在では、中間領域以後の安定度についても検討する必要から、いわゆる Park の式に従って次過渡効果まで考慮した詳細モデルがよく利用されている。

しかしながら本論文では、ニューラルネットワークの発電機制御への適用可能性を検討するという研究の位置付けから、発電機モデルとして Park の 3 次モデル（過渡モデル）[18] を採用する。

このとき本論文で使用する発電機モデルの動特性は、次のように表現することができる。

$$\frac{d\delta}{dt} = \omega_b(\omega - 1) \quad (3.4)$$

$$\frac{d\omega}{dt} = \frac{1}{M} \{P_m - D(\omega - 1) - P_g\} \quad (3.5)$$

$$\frac{de'_q}{dt} = \frac{1}{T'_{d0}} \{e_{fd} - e'_q - (x_d - x'_d)i_d\} \quad (3.6)$$

ここに、 ω_b : 基準角速度、 δ , ω : 発電機の内部位相角および回転角速度、 e'_q : 界磁鎖交磁束数に比例した電圧、 e_{fd} : 励磁電圧、 P_m , P_g : 発電機の機械入力および電氣的出力、 i : 発電機電流、 M , D : 慣性および制動係数、 x , x' : 同期および過渡リアクタンス、 T'_{d0} : 開路時定数、下添字 d , q は直軸および横軸成分

なお、発電機の 3 次モデルとしては、一般に次のような特徴が知られている [19]。

- 次過渡効果は無視されているが、突極性および過渡突極性が考慮されている。
- 発電機の動特性が 3 つの状態変数によって決定されるので、その挙動が比較的簡単に理解できる。

- 励磁制御や調速制御などの発電機制御系の動特性が考慮できる。
- q 軸リアクタンスを過渡領域で x_q と大きく考えているため、安定度計算の結果は一般に不安定側に出る。

自動電圧調整装置 (AVR)

自動電圧調整装置 (Automatic Voltage Regulator; AVR) は、励磁電圧制御により発電機の端子電圧を一定値に維持することを主たる目的とする。しかし系統の電力動揺の抑制や電圧安定度の向上などの目的から、制御入力信号として、発電機端子の電圧偏差に加えて何らかの補助入力信号を適用する場合もある。補助入力信号を生成するための制御装置としては、電力系統安定化装置 (Power System Stabilizer; PSS) などがある。

本論文では、図 3.1 の 1 次遅れ系で表現された AVR を発電機の励磁制御系として使用する。ここで Δ は、定常値からの偏差であることを示している。図 3.1 のブロック図は、時間領域の状態方程式として次式のように書き直される。

$$\frac{de_{fd}}{dt} = \frac{1}{T_A} \{K_A(V_g^0 - V_g) + e_{fd}^0 - e_{fd}\} \quad (3.7)$$

ここに、 V_g : 発電機端子電圧、 K_A 、 T_A : AVR のゲインおよび時定数、上添字 0 は基準値

なお、本論文で使用する AVR モデルでは、図 3.1 に示す出力段でのリミッタ (0~10[pu]) を考慮しているが、乱調防止回路は考慮していない。

調速機 (GOV)

調速機 (Speed Governor; GOV) は、発電機回転子の回転速度が一定となるように、発電機への機械入力を制御する。通常、調速機への制御入力信号には回転速度が用いられるが、系統の長周期動揺を抑制したり、あるいは、調速機の応答性能を改善するために、回転速度信号に加えて補助入力信号が用いられる場合もある。

本論文では、図 3.2 の 1 次遅れ系で表現されたモデルを調速機のモデルとして使用する。図 3.2 のブロック図を時間領域の状態方程式として書き直せば次式を得る。

$$\dot{P}_m = \frac{1}{T_G} \{K_G(1 - \omega) + P_m^0 - P_m\} \quad (3.8)$$

ここに、 K_G 、 T_G : GOV のゲインおよび時定数、上添字 0 は基準値

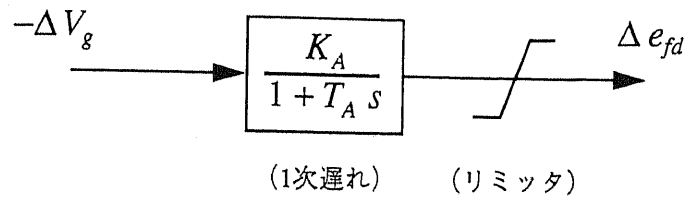


図 3.1: 励磁制御系モデル

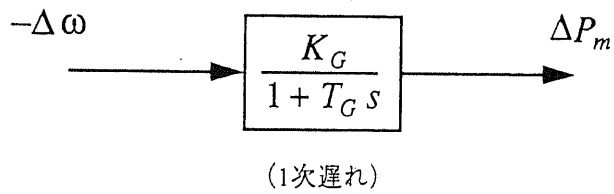


図 3.2: 调速機モデル

3.2 適応型ニューロ制御系 (ANCS)

適応型ニューロ制御系 (ANCS) は、本論文で提案する適応型発電機ニューロ制御系の中核となる制御信号生成機構であり、ニューラルネットワークを用いて構成・運用される。本節では ANCS の構成について説明する。

3.2.1 全状態フィードバック型 ANCS

まずはじめに、系統内の全ての状態量が入手可能であると仮定した場合の、全状態フィードバック型ニューロ制御系の構成を図 3.3 に示す。図中の各変数は離散時間系として表現されており、下添字 k は第 k ステップにおける値であることを表している。

ここで、NI, NC は、ともにユニット伝達関数としてシグモイド関数を用いたフィードフォワード型ニューラルネットワークで、後述するように、それぞれ同定器 (Neuro-Identifier), 制御器 (Neuro-Controller) の役割を担っている。

図中では、それらの内部結合荷重をそれぞれベクトル w^I , w^C として表し、また、NI による推定値を記号 “ $\hat{\cdot}$ ” を用いて表している。なお以下では、NI, NC に関する変数であることを、それぞれ上添字 I , C を用いて表すことにする。

3.2.2 出力フィードバック型 ANCS

しかしながら全状態量が測定可能であるとする仮定が成り立たない場合には、オブザーバを設計して状態量を推定したり、あるいは出力フィードバック制御を行なうなどの方法が必要となる。そこで NI, NC の入出力変数として観測量を用いた場合の、出力フィードバック型ニューロ制御系の構成を図 3.4 に示す。ここで観測量 y と状態量 x との関係は、

$$y_k = g(x_k) \quad (3.9)$$

によって与えられるとする。

図 3.4 では、状態変数 x と観測変数 y の関係を非線形写像 g を用いて表しているが、特に写像 g が恒等写像であるとき、

$$y_k = x_k \quad (3.10)$$

となり、図 3.4 の ANCS は図 3.3 の全状態フィードバック型に等価となる。すなわち、全状態フィードバック型 ANCS は、出力フィードバック型 ANCS の特別な場合として位置付けることができる。

3.2.3 ニューラルネットワークモデル

ANCS はニューロ同定器 NI とニューロ制御器 NC の 2 つのニューラルネットワークによって構成されている。例として出力フィードバック型 ANCS における NI と NC を、模式的に図 3.5 に示す。

ニューロ制御器 NC は、ANCS の出力信号を生成するためのニューラルネットワークである。第 k ステップにおける電力系統の観測量 \underline{y}_k を入力として、同ステップにおける ANCS としての出力信号 \underline{u}_k を出力する。そしてこの \underline{u}_k が、既存制御系を含めた電力系統への補助制御入力信号として用いられる。

ニューロ同定器 NI は、既存制御系を含めた電力系統の離散時間動特性を模擬するためのニューラルネットワークである。第 k ステップにおける電力系統の観測量 \underline{y} と NC の出力（すなわち ANCS の出力） \underline{u}_k を入力として、次ステップ（第 $k+1$ ステップ）における観測量 \underline{y}_{k+1} の予測値 $\hat{\underline{y}}_{k+1}$ を出力する。

これら NI および NC が、ユニット入出力関数としてシグモイド関数を用いたフィードフォワード型ニューラルネットワークであるとすれば、各ニューラルネットワークは可微分な写像関数を実現しているとみなせる。したがって NI, NC それぞれの、出力変数と入力変数および内部結合荷重との関係は、可微分関数 h^I , h^C を用いて、

$$\hat{\underline{y}}_{k+1} = h^I(\underline{y}_k, \underline{u}_k, \underline{w}_k^I) \quad (3.11)$$

$$\underline{u}_k = h^C(\underline{y}_k, \underline{w}_k^C) \quad (3.12)$$

と表現できる。

本論文における以下の検討では、NI, NC として、図 3.6 に示すような 3 層フィードフォワード型ニューラルネットワークを使用する。図 3.6 のニューラルネットワークでは、入力層を除く各層のユニット入出力関数として、シグモイド関数:

$$f(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad (3.13)$$

を用いることにする。また入力層のユニットには、入力された変数を中間層の各ユニットへとそのまま分配させるため、線形ユニットを用いている。

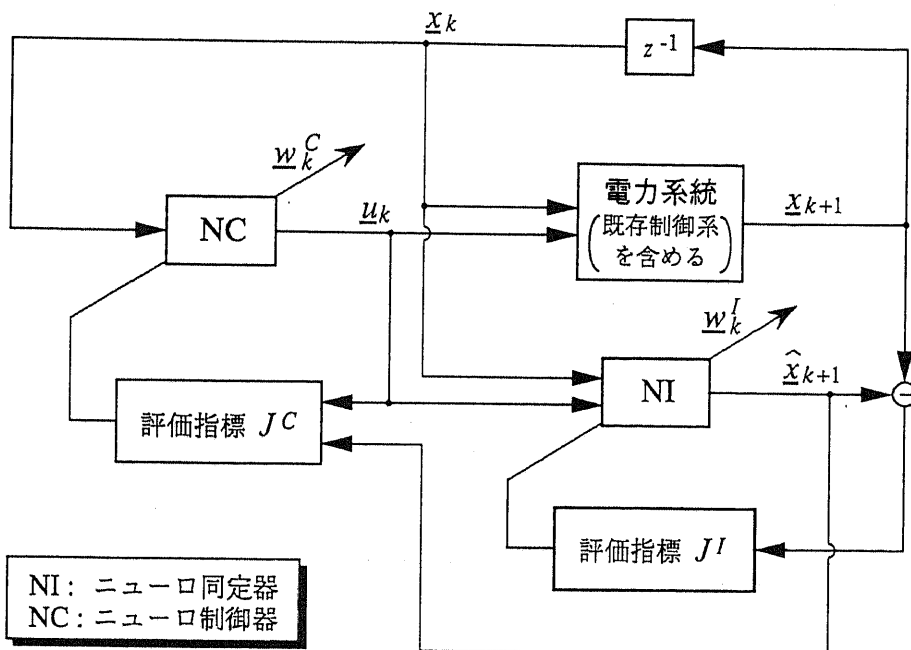


図 3.3: 全状態フィードバック型 ANCS の構成

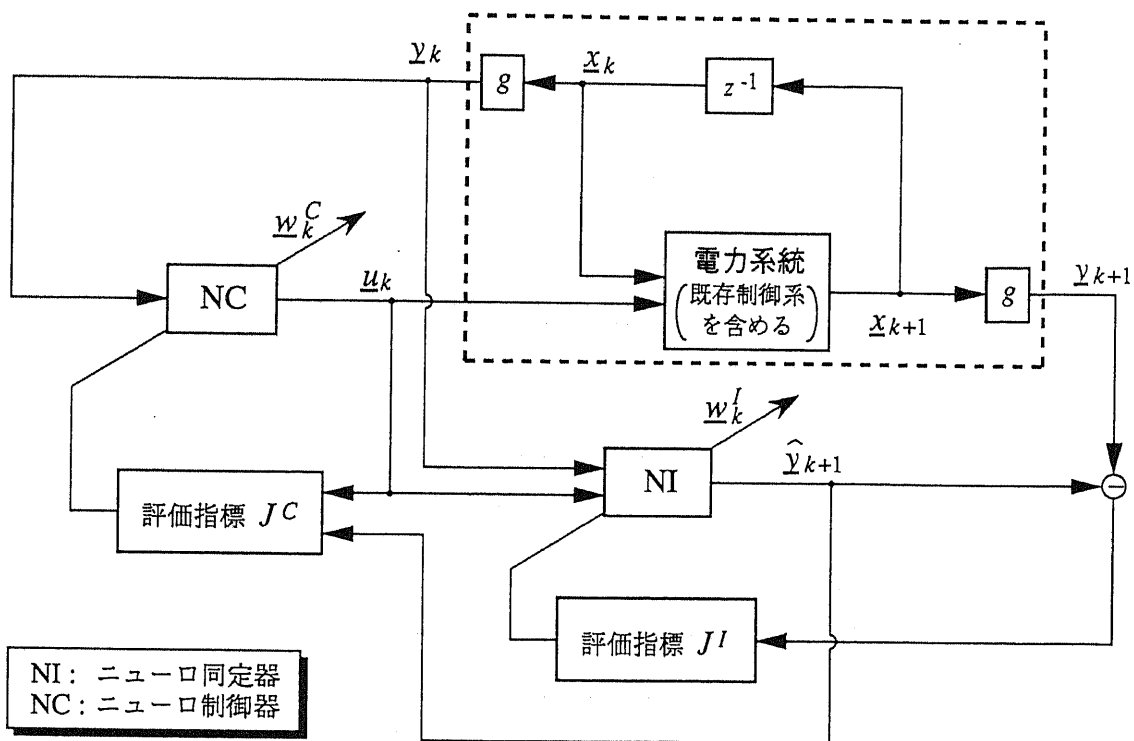


図 3.4: 出力フィードバック型 ANCS の構成

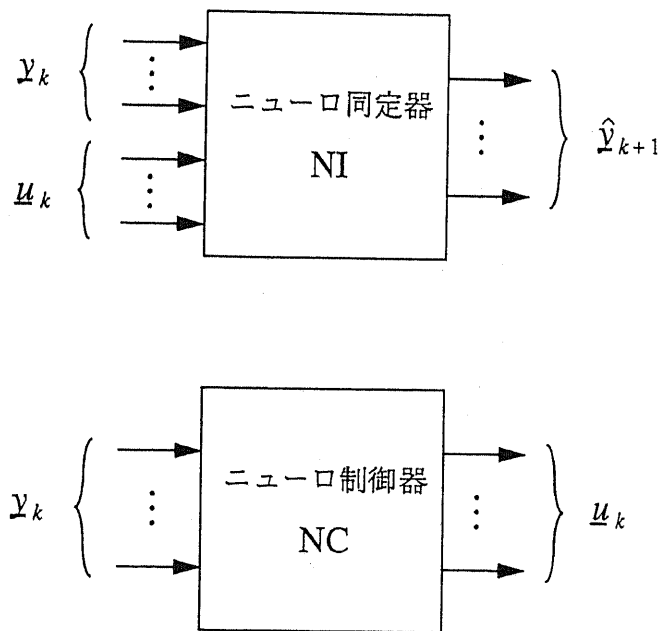


図 3.5: ニューロ同定器 (NI) とニューロ制御器 (NC)

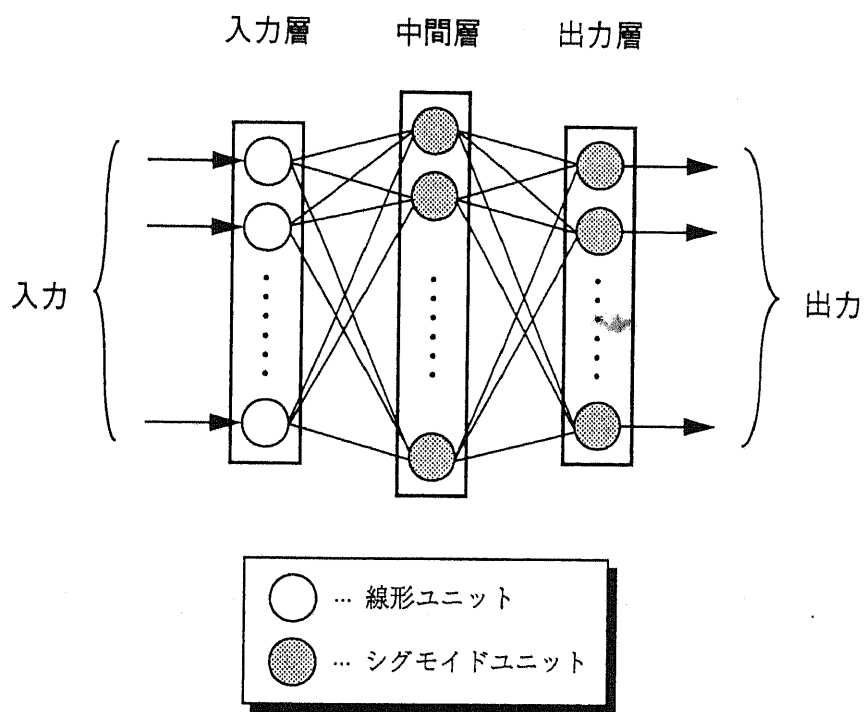


図 3.6: 本論文で使用するニューラルネットワークモデル

3.3 オンライン制御アルゴリズム

次に、ANCSのオンライン制御アルゴリズムについて説明する。

ANCSは、ニューロ同定器NIとニューロ制御器NCが動的に相互作用することにより、制御系として所望の機能を発揮する。NIとNCのそれぞれのニューラルネットワークは、図3.3, 3.4中に示した2つの評価指標, J_k^I, J_k^C に基づいて動作する。以下では、図3.4の出力フィードバック型ANCSの場合を例にとって説明する。

図3.4の出力フィードバック型ANCSの目的は、事故等の外乱に際して y の値をできるだけ速やかに零へと収束させるような制御入力 u を適切に生成し、システムの安定度をより向上させることにある。そこで第 k ステップにおけるNI, NCの評価指標として、次の J_k^I, J_k^C を考える。

$$J_k^I \triangleq \frac{1}{2} (\underline{y}_{k+1} - \hat{\underline{y}}_{k+1})^T P (\underline{y}_{k+1} - \hat{\underline{y}}_{k+1}) \quad (3.14)$$

$$J_k^C \triangleq \frac{1}{2} (\hat{\underline{y}}_{k+1}^T Q \hat{\underline{y}}_{k+1} + \underline{u}_k^T R \underline{u}_k) \quad (3.15)$$

ここに、 J_k^I, J_k^C はそれぞれNI, NCに関する評価指標、 P, Q, R はいずれも正定行列

ここで指標 J_k^I は、NIによる予測同定誤差の度合を表しておりまた指標 J_k^C は、NIが予測した次ステップにおけるシステムの(定常値からの)変動度合を表している。

これらの指標 J_k^I, J_k^C の値を減少させるように、各時間ステップ k において、NI, NCの内部結合荷重を更新することを考える。

いま、NI, NCは、可微分な写像関数 h^I, h^C を用いて(3.11), (3.11)式のように表現されている。したがって、

$$\frac{\partial \hat{\underline{y}}_{k+1}}{\partial \underline{w}_k^I} = \frac{\partial}{\partial \underline{w}_k^I} h^I(\underline{y}_k, \underline{u}_k, \underline{w}_k^I) \quad (3.16)$$

$$\frac{\partial \underline{u}_k}{\partial \underline{w}_k^C} = \frac{\partial}{\partial \underline{w}_k^C} h^C(\underline{y}_k, \underline{w}_k^C) \quad (3.17)$$

は解析的な計算により求められるので[12],

$$\frac{\partial J_k^I}{\partial \underline{w}_k^I} = -(\underline{y}_{k+1} - \hat{\underline{y}}_{k+1})^T P \frac{\partial \hat{\underline{y}}_{k+1}}{\partial \underline{w}_k^I} \quad (3.18)$$

$$\frac{\partial J_k^C}{\partial \underline{w}_k^C} = (\hat{y}_{k+1}^T Q \frac{\partial \hat{y}_{k+1}}{\partial \underline{u}_k} + \underline{u}_k^T R) \frac{\partial \underline{u}_k}{\partial \underline{w}_k^C} \quad (3.19)$$

の値も容易に計算できる。

したがって、慣性項を考慮した最急降下法:

$$\Delta \underline{w}_k^I = -\varepsilon^I \frac{\partial J_k^I}{\partial \underline{w}_k^I} + \mu^I \Delta \underline{w}_{k-1}^I \quad (3.20)$$

$$\Delta \underline{w}_k^C = -\varepsilon^C \frac{\partial J_k^C}{\partial \underline{w}_k^C} + \mu^C \Delta \underline{w}_{k-1}^C \quad (3.21)$$

ここに、 ε^I , ε^C : 学習係数, μ^I , μ^C : 慣性項係数。

を用いて、各ステップごとに J_k^I , J_k^C の値を減少させるように内部結合荷重 \underline{w}^I , \underline{w}^C をオンラインで更新していけば、系統動揺の抑制制御が、系統状態の変化に応じて適応的に実現できる。

なお、(3.23) 式の右辺第 2 項は、系統状態が定常値に近づいた時に制御信号 \underline{u}_k を零に漸近させるために重要な項である。

以上の内部結合荷重の更新手順を、図 3.7 に示すフローチャートに従って繰り返し実行することにより、NI, NC の更新がオンラインで行なわれ、系統安定化のための適応同定・制御が実現される。ただし本論文では、NI, NC の出力は瞬時に行なえろとし、また情報の伝送時間遅れは無視できると仮定している。

図 3.3 の全状態フィードバック型 ANCS の場合には、(3.14), (3.15) 式において、(3.10) 式を考慮することにより、評価関数 J_k^I , J_k^C として、

$$J_k^I \triangleq \frac{1}{2} (\underline{x}_{k+1} - \hat{\underline{x}}_{k+1})^T P (\underline{x}_{k+1} - \hat{\underline{x}}_{k+1}) \quad (3.22)$$

$$J_k^C \triangleq \frac{1}{2} (\hat{\underline{x}}_{k+1}^T Q \hat{\underline{x}}_{k+1} + \underline{u}_k^T R \underline{u}_k) \quad (3.23)$$

を用いればよい。その後のオンライン制御についても、(3.10) 式を考慮しながら、出力フィードバック型 ANCS の場合と同様に (3.18)~(3.21) 式を実行すればよい。

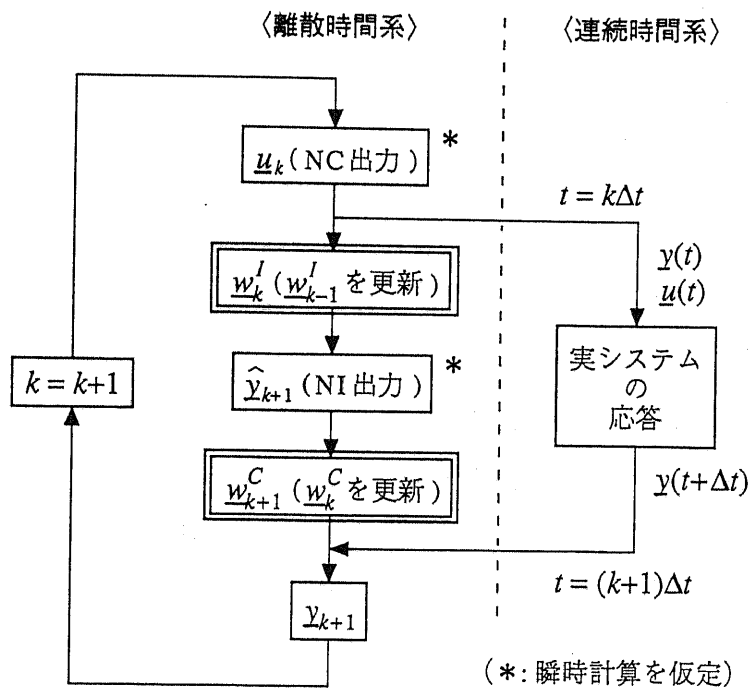


図 3.7: 出力フィードバック型 ANCS のフローチャート

3.4 収束計算を考慮した内部結合荷重の更新

さて、NI, NC の内部結合荷重 w^I , w^C の更新は、図 3.7 の二重枠線部においてそれぞれ (3.20), (3.21) 式を適用することにより行なわれる。特に断らない限り、本論文では各時間ステップにおいて、NI, NC のそれぞれに対して (3.20), (3.21) 式を 1 回ずつ適用した場合（後述する標準型アルゴリズム）について検討を行なう。

しかしながら計算の高速化さえ実現されれば、各時間ステップ中で (3.20), (3.21) 式を複数回適用することも、当然考えられる。

そこで、(3.20), (3.21) 式の複数回の適用を考慮した場合の、 w^I , w^C の詳細な更新アルゴリズムをそれぞれ図 3.8, 3.9 に示す。図 3.8, 3.9 では、(3.20), (3.21) 式の適用時に、評価指標 J_k^I , J_k^C の値を用いて収束判定を行なう場合（以下単に「収束計算あり」と呼ぶ）と、収束判定を行わない場合（以下「収束計算なし」と呼ぶ）の 2 通りについて示している。図 3.8, 3.9 中の N_{\max}^I , N_{\max}^C は、それぞれの反復計算に対する最大打ち切り回数である。また、 J_{tol}^I は指標 J_k^I に対する収束判定値、 ΔJ_{tol}^C は指標 J_k^C の修正量に対する収束判定値である。

本論文では、収束計算なしで $N_{\max}^I = N_{\max}^C = 1$ とした場合の内部結合荷重の更新方法を「標準型アルゴリズム」と呼ぶ。これに対して収束計算ありの場合の内部結合荷重の更新方法を「収束型アルゴリズム」と呼ぶ。収束型アルゴリズムの場合、各時間ステップにおいて J_k^I , J_k^C の値を極小とするような w^I , w^C が決定されることになる。

本論文では、先に述べた通り特に断らない場合、標準型アルゴリズムが使用されている。

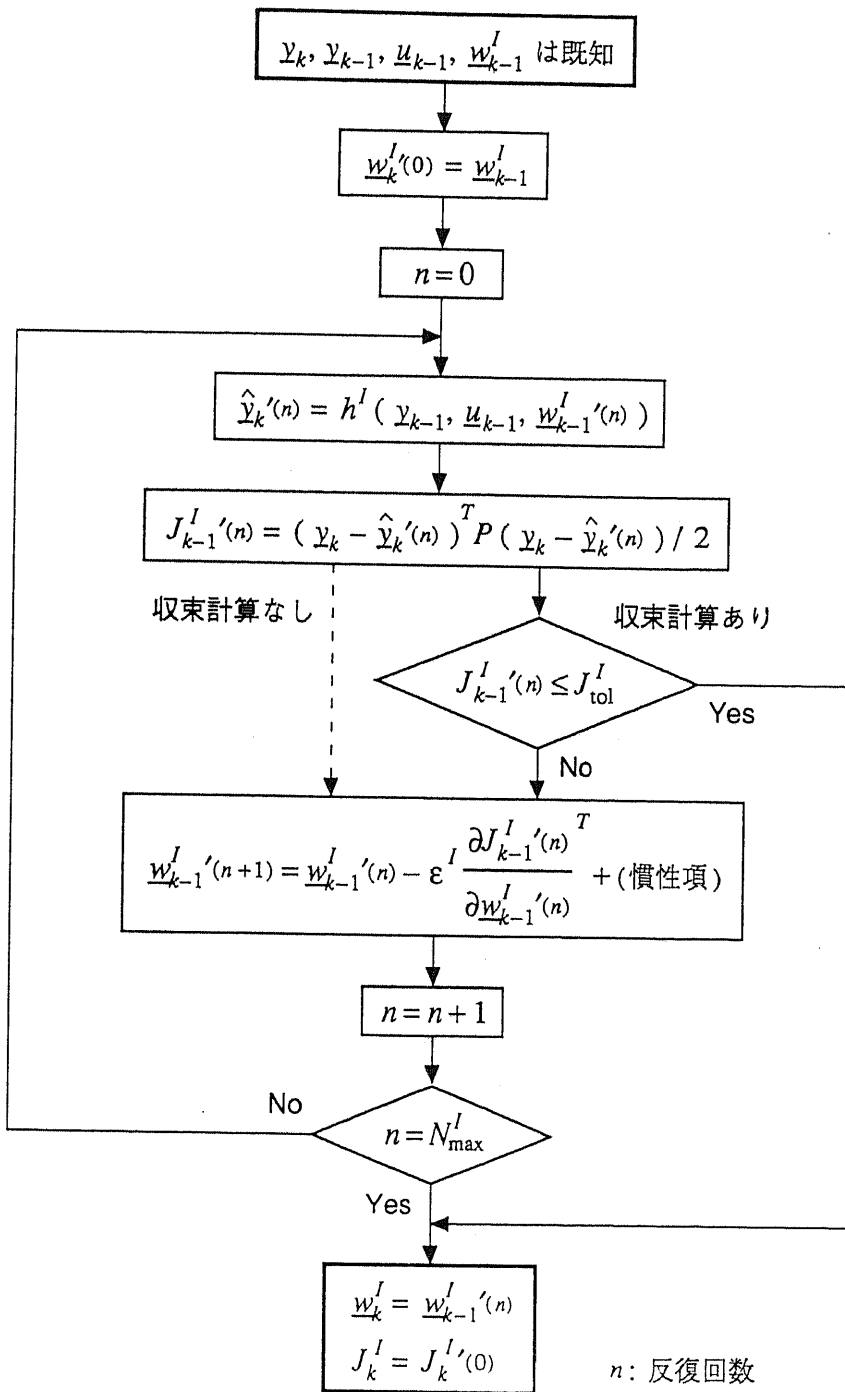


図 3.8: 収束計算を考慮した内部結合荷重 w^I の更新 (NI)

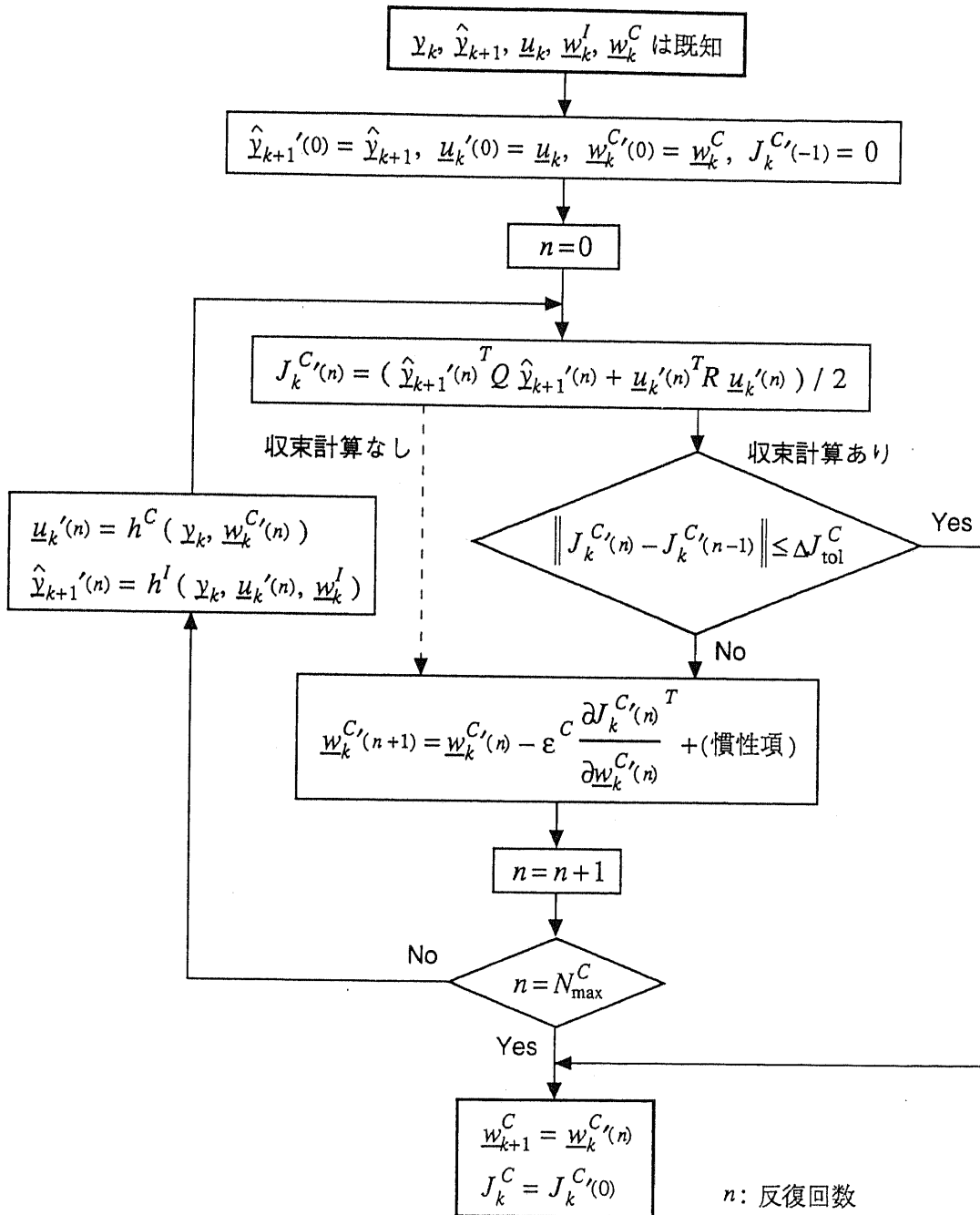


図 3.9: 収束計算を考慮した内部結合荷重 w^C の更新 (NC)

3.5 まとめ

本章で示した適応型ニューロ制御系 (ANCS) は、ニューラルネットワークの並列情報処理能力、適応学習能力、非線形特性などの諸性能を、AVR、GOV 等の従来発電機制御系に付加するための補助制御信号生成機構である。そして ANCS と従来発電機制御系とを組み合わせることにより、適応型発電機ニューロ制御系が構成される。

ANCS としては、全状態量が観測可能であると仮定した場合の全状態フィードバック型 ANCS と、もっと一般的に一部の状態量のみが入手可能な場合の出力フィードバック型 ANCS の 2 種類の構成を示した。前者の方が直観的な理解は容易であるが、後者の方が現実的であり、制御効果が確認された場合の有用性も高いと考えられる。

ANCS のオンライン制御アルゴリズムとしては、ANCS 内のニューロ同定器 (NI) およびニューロ制御器 (NC) の内部結合荷重を、各時間ステップにおいてそれぞれ 1 回だけ更新する標準型アルゴリズムと、複数回の更新により収束計算を行なう収束型アルゴリズムとを示した。

本論文で提案している ANCS を用いた適応型発電機制御手法の特徴は、次のようにまとめることができる。

- (i) ANCS は、制御器と同定器のそれぞれに対応する 2 つのニューラルネットワークによって構成されており、全体として多変数による非線形発電機制御を実現する。
- (ii) 系統の運用状態や構成の変化に対して、その過渡動揺をより抑制するように 2 つのニューラルネットワークの内部結合荷重をオンラインで更新し、適応的な制御特性を示す。
- (iii) PSS のように、AVR や GOV 等の従来制御系を残した上でそれらの制御性能をさらに向上させることが可能なため、実用性が高い。また万一 ANCS 自体に何らかの問題が発生した場合でも、ANCS の動作をロックすることだけで従来通りの制御系に復帰することができる。

次章以降では、様々な観点からの解析および検討を通じて、適応型発電機ニューロ制御系を用いた電力系統安定化手法の詳細について明らかにしていく。

第 4 章

一機無限大母線系統の安定化制御への適用

4.1 概要

本章では，第 3 章で提案した適応型発電機ニューロ制御系を，最も基本的な例題系統である一機無限大母線系統に適用し，その安定度向上性能に関する基礎的な検討を行なう。

ANCS としては，3.2 節で示した全状態フィードバック型と出力フィードバック型の 2 種類の制御方式を考え，それぞれの場合について系統安定化効果を様々な観点から検証する。

まず，直観的にも理解しやすい全状態フィードバック型 ANCS を用いて，ANCS の基本的な制御性能の評価を中心とした検討を行なう。また，出力フィードバック型 ANCS に関しては，より実際的な観点から，ANCS をオンラインで運用する場合に問題となりうる種々の事項についての検討を行なう。そして ANCS を用いた提案制御手法のオンライン運用時における諸特性とその問題点について，詳細に論じていく。

4.2 モデル系統

本章で検討の対象とする一機無限大母線系統を図 4.1 に示す。いま，3.1.3 節で述べた発電機モデルを用いれば，図 4.1 のモデル系統は 5 つの状態変数によって表現される動的システムとなる。表 4.1 に使用する機器定数を示す。

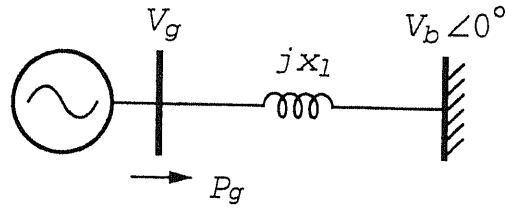
本章では，図 4.2 に示すように，ANCS を用いて AVR への補助入力信号 u_c を生成することを考える。なお，ANCS を動作させずに従来制御系のみを用いた場合（すなわち NC の出力 u を常に零とした場合）を，単に「制御なし」と呼ぶことにする。

モデル系統の初期運用状態としては，特に断らない限り，

(i) 発電機出力 $P_g^0=1.6[\text{pu}]$ の場合

(ii) 発電機出力 $P_g^0=2.0[\text{pu}]$ の場合

の 2 通りの運用状態を考える。また，対象事故としては発電機至近端における 3 相地絡事故（3LG 事故，継続時間 $t_f=0.06[\text{s}]$ 後に解消）を想定する。制御なしの場合，(a) は弱ダンピングケース，(b) は不安定脱調ケースとなる。それらの過渡動揺波形を図 4.3 に示す。



$$V_G^0 = 1.1 \text{ [pu]} \quad V_b = 1.0 \text{ [pu]}$$

図 4.1: 一機無限大母線系統

表 4.1: 機器定数

$M = 9.48 \text{ s}$	$D = 0.0$	$T'_{d0} = 5.0 \text{ s}$	$\omega_b = 100\pi \text{ rad/s}$
$x_d = 1.68$	$x_q = 1.68$	$x'_d = 0.273$	$x_l = 0.30$
$K_A = 25.0$	$T_A = 0.10 \text{ s}$	$K_G = 25.0$	$T_G = 0.30 \text{ s}$

(注) 単位は 100MVA ベースの PU 値

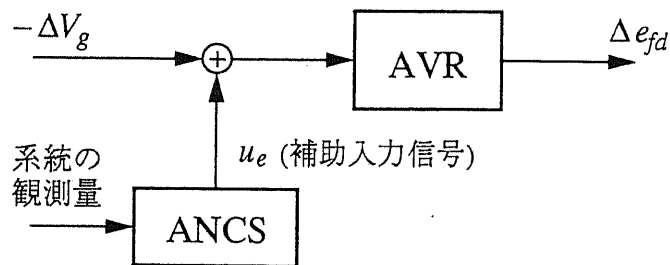
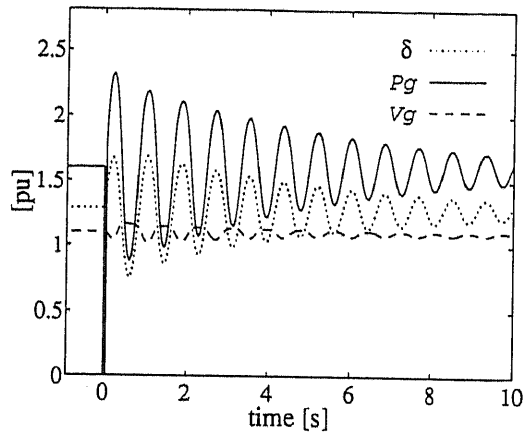
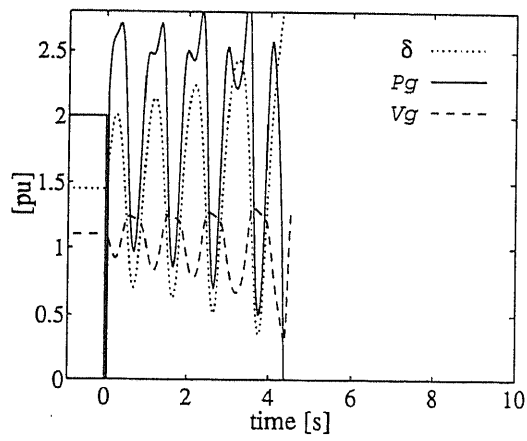


図 4.2: ANCS と AVR



(a) $P_g^0=1.6[\text{pu}]$



(b) $P_g^0=2.0[\text{pu}]$

図 4.3: モデル系統の無制御時の過渡的挙動

4.3 ANCS の設定

NI, NC として用いられる 3 層フィードフォワード型ニューラルネットワークにおける, 各層ユニット数, 入出力変数, および (3.20), (3.21) 式中の更新パラメータ値を, 表 4.2 にまとめて示す。

また, NI, NC の内部では, モデル系統の諸変数 x , y , u をいずれも $[0,1]$ の値に収まるように正規化しておく必要がある。諸変数の正規化に関する設定を表 4.3 に示す。表 4.3 中では, 各変数の定常値からの変動分を $\Delta\delta$ などと表している。

NC の制御信号出力間隔 Δt は, 1 サイクル程度の間隔であればリアルタイムの演算・制御が実際に可能であると考えられるため, $0.02[s]$ に設定する [1]。

NI, NC の結合荷重の更新は, 特に断らない限り, この Δt の間に (3.20), (3.21) 式をそれぞれ 1 回ずつ適用する標準型アルゴリズムによって行なう。

表 4.2: ニューラルネットワークの設定

		全状態		出力	
		フィードバック型		フィードバック型	
		NI	NC	NI	NC
ユ ニ ツ ト 数	入力層 (入力変数)	6 (x_k, u_k)	5 (x_k)	5 (\hat{y}_k, u_k)	4 (y_k)
	中間層	30	20	30	20
	出力層 (出力変数)	5 (\hat{z}_{k+1})	1 (u_k)	4 (\hat{y}_{k+1})	1 (u_k)
学習係数 ε		1.2	0.8	1.2	0.8
慣性項係数 μ		0.1	0.05	0.1	0.05

表 4.3: 諸変数の正規化

	実際の値	正規化された値
$\Delta\delta$	-0.90 ~ +0.90	0.20 ~ 0.80
$\Delta\omega$	-0.02 ~ +0.02	0.20 ~ 0.80
$\Delta e'_q$	-0.30 ~ +0.30	0.20 ~ 0.80
Δe_{fd}	-1.25 ~ +1.25	0.25 ~ 0.45
ΔP_m	-0.50 ~ +0.50	0.20 ~ 0.80
ΔP_g	-0.90 ~ +0.90	0.20 ~ 0.80
ΔV_g	-0.30 ~ +0.30	0.20 ~ 0.80
u_e	-0.20 ~ +0.20	0.20 ~ 0.80

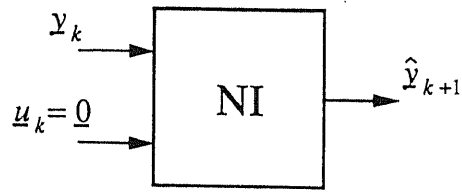
4.4 ANCS のプリチューニング

さて、(3.22), (3.23) 式からも明らかな通り, ANCS が所望の制御効果を得るためには, ニューロ同定器 NI が実システムをできるだけ正しく同定している必要がある。

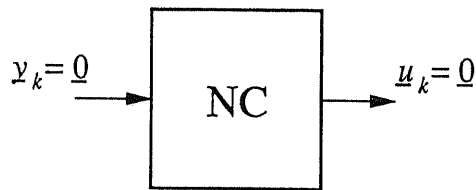
そこで, ANCS によるオンライン制御を行なうに先だって, ニューラルネットワーク NI, NC のプリチューニング (事前学習) を, 図 4.4 のようにオフラインで実行する。NI のプリチューニングは, ルンゲクッタ法で求めた無制御時の系統動揺データを学習用データとして, \underline{u} を常に零としながら (3.18), (3.20) 式を用いて行なう。NC のプリチューニングは, 定常状態 $\underline{x}=0$ においてその出力 \underline{u} の大きさが零になるように (3.19) 式を用いて調整する。

ANCS はプリチューニングの終了後, はじめてオンライン制御系として運用される。プリチューニングからオンライン制御の実行までのシーケンスを図 4.5 に示す。

プリチューニングのための想定事故としては, 発電機出力 $P_g^0=1.6[\text{pu}]$ 時における発電機至近端の 3LG 事故 (継続時間 $t_f=0.06[\text{s}]$, 図 4.3(a) 参照) を用いる。NI のプリチューニングは, 事故除去後約 10 秒間分 (サンプリング時間 $0.02[\text{s}]$) の無制御時想定事故データを 1 セットとして, そのランダム提示学習を計 80 セット行なう。NC については, 定常状態 $\underline{x}=\underline{y}=0$ においてその出力 \underline{u} の大きさが 10^{-5} 以下となるように調整しておく。



無制御時の適当な事故データを学習



定常状態で零出力となるように調整

図 4.4: NI, NC のプリチューニング

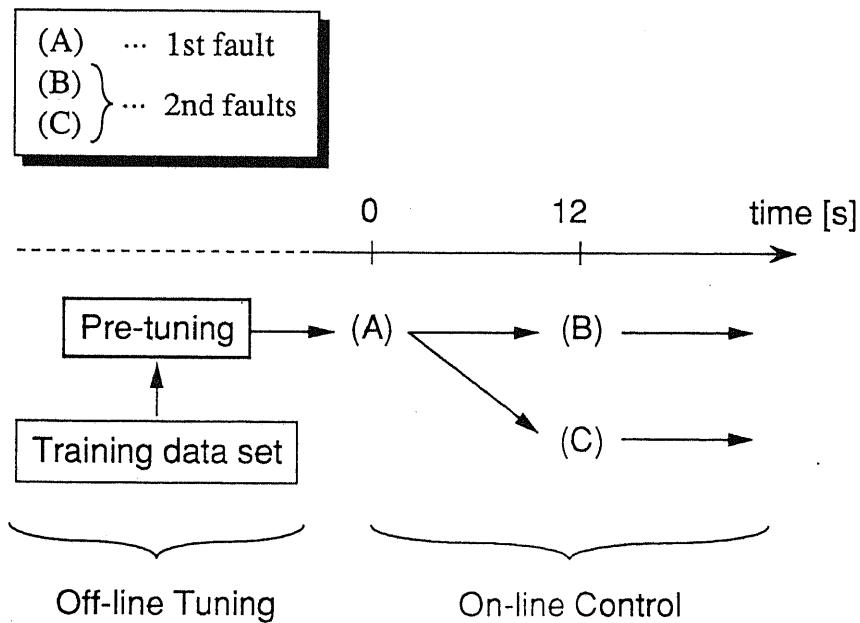


図 4.5: ANCS によるシミュレーションシーケンス

4.5 全状態フィードバック型 ANCS による安定化制御

まずはじめに、最も理想的なケースとして全状態量が入手可能であると仮定し、

$$\begin{cases} \underline{x} \triangleq [\Delta\delta, \Delta\omega, \Delta e'_q, \Delta e_{fd}, \Delta P_m]^T \\ \underline{y} = \underline{x} \\ \underline{u} \triangleq [u_e] \end{cases} \quad (4.1)$$

とした場合を考える。このとき ANCS としては、図 3.4 の全状態フィードバック型 ANCS を用いることができる。

評価指標 (3.22), (3.23) 式中の重み行列は、試行錯誤を繰り返し、適当な正定対角行列として $P = \text{diag}(1.0, 1000.0, 10.0, 0.01, 1.0)$, $Q = \text{diag}(1.0, 100.0, 10.0, 0.1, 1.0)$, $R = \text{diag}(20.0)$ とした。

以下の検討では、理想的な状況を考えて、3LG 事故継続中 (0.06 秒間) は ANCS の内部結合荷重の更新および制御信号の出力は行わず、 $\underline{u} = 0$ に固定 (ロック) しておく。現実には事故の発生および除去を瞬時に検出することは困難であるが、本研究で提案している ANCS の系統安定化効果を純粹に評価するため、3LG 事故継続中の ANCS のロックが可能であると仮定する。

なお、事故継続中の ANCS のロックが制御結果に与える影響については、後述の 4.6.4 節において、簡単な検討を行なっている。

4.5.1 異なる運用状態に対する安定化効果

まず、プリチューニング終了時点の NI, NC の結合荷重 w^I , w^C を初期状態として、プリチューニングに用いたのと同じ 3LG 事故 ($P_g^0 = 1.6[\text{pu}]$) を最初の事故として起こした場合の制御結果を図 4.6 に示す。シミュレーションは、事故発生後 12 秒間について行なうこととする。

図 4.6 から、本論文で提案している ANCS が、無制御時に比べて系統動揺のダンピングを著しく向上させていることが見てとれる。はじめの約 2 秒間、NC の出力 u_e が大きく変動しているのは、主として、プリチューニングの際には考慮されていなかった u_e に対する NI のチューニングが行なわれているためである。

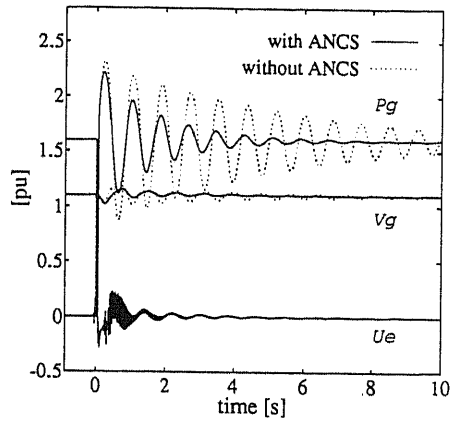


図 4.6: 全状態フィードバック型 ANCS による制御効果 ($P_g^0=1.6[\text{pu}]$, 1 回目)

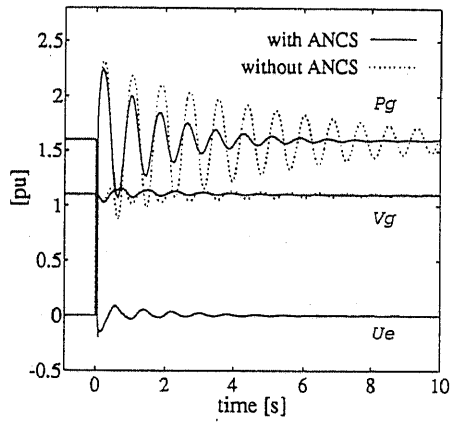


図 4.7: 全状態フィードバック型 ANCS による制御効果 ($P_g^0=1.6[\text{pu}]$, 2 回目)

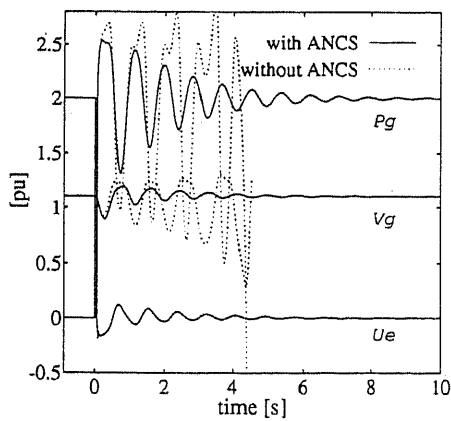


図 4.8: 全状態フィードバック型 ANCS による制御効果 ($P_g^0=2.0[\text{pu}]$, 2 回目)

さらに、図 4.6 のシミュレーション終了時点の w^I , w^C を用いて、再び同一の 3LG 事故を 2 回目の事故として起こした図 4.7 では、そのような u_e の変動は一切見られず、系統動揺も速やかに定常値へと収まっている。

また、図 4.6 のシミュレーション終了後、今度は重負荷状態での 3LG 事故 ($P_g^0=2.0[\text{pu}]$) を 2 回目の事故として起こした場合の制御効果を調べたのが図 4.8 である。無制御時ならば発電機が脱調してしまうようなこのケースでも、ANCS により動揺が抑えられ、系統の過渡/中間領域安定度が大きく向上している。

なお、3 回目以降の事故に対しては、いずれの場合も 2 回目の結果 (図 4.7, 4.8) とほぼ同一のものであった。

4.5.2 線形最適レギュレータとの比較

ニューラルネットワークを用いた提案手法では、最適制御理論における線形最適レギュレータ (Linear Optimal Regulator; LOR) の評価指標によく類似した制御評価指標 (3.23) 式が用いられている。そこで提案手法の有効性を検証する意味から、LOR を用いて u を生成した場合と比較した、制御性能の評価を行なった。

比較に用いる LOR は、全状態フィードバックの仮定の下で状態方程式 (3.4)~(3.8) を定常値近傍で線形化・離散時間化し、リカッチ方程式を解くことにより求められる [20]。ただし、LOR の評価関数 J^{LOR} は、(3.23) 式中の正定行列 Q , R をそのまま評価重み行列に用いて、

$$J^{\text{LOR}} = \sum_{k=0}^{\infty} (\underline{x}_k^T Q \underline{x}_k + \underline{u}_k^T R \underline{u}_k) / 2 \quad (4.2)$$

とした。比較のため、事故継続中は LOR は動作させないとし、また離散時間化のサンプリング間隔は、ANCS の制御信号出力間隔と同じ $0.02[\text{s}]$ とした。

まず、 $P_g^0=1.6[\text{pu}]$ における発電機至近端 3LG 事故に対するシミュレーション結果を図 4.9 に示す。最適フィードバックゲインには、 $P_g^0=1.6[\text{pu}]$ の運用状態に対して計算した値を用いた。また $P_g^0=2.0[\text{pu}]$ に対するシミュレーション結果を図 4.10 に示す。ここでは最適ゲインとして、 $P_g^0=1.6[\text{pu}]$ に対して計算した値 (LOR(a)) と $P_g^0=2.0[\text{pu}]$ に対して計算した値 (LOR(b)) の 2 ケースが示されている。さらに表 4.4 は、ANCS と LOR の制御性能を、

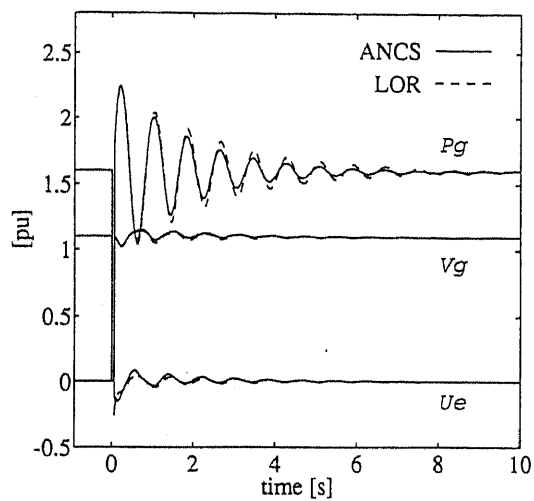


図 4.9: ANCS と LOR の比較 ($P_g^0=1.6$ [pu])

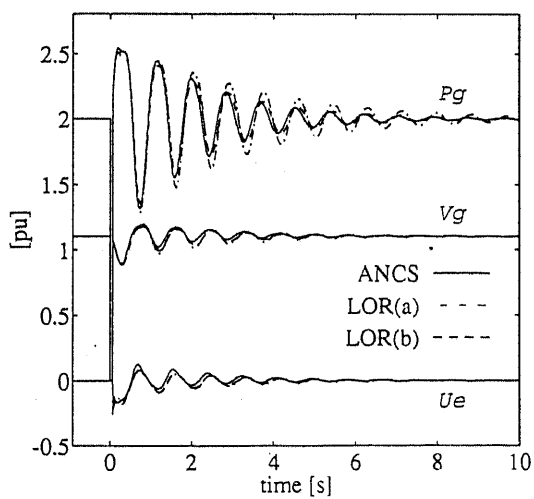


図 4.10: ANCS と LOR の比較 ($P_g^0=2.0$ [pu])

シミュレーションを行なった全時間を通して定量的に比較したものである。表中の記号のうち、 $\Sigma(\cdot)$ は、

$$\Sigma(\delta) = \sum_{k=0}^{\infty} (\Delta\delta)^2 \quad (4.3)$$

などと計算される量であり、各変数ごとの定常値からの変動度合を表している。また、ANCS と LOR の制御性能に関する評価指標 J^{Σ} として、

$$J^{\Sigma} = \sum_{k=0}^{\infty} (\underline{x}_k^T Q \underline{x}_k + \underline{u}_k^T R \underline{u}_k) / 2 \quad (4.4)$$

を導入する。(4.4) 式は、ANCS と LOR の制御効果を全時間を通して積分評価するもので、 J^{Σ} の値が小さいほど動揺抑制効果が大きいとみなせる。なお、 $J^{\Sigma} = J^{\text{LOR}}$ である。

図 4.9, 4.10 および表 4.4 から、ANCS は、同一の重み行列 Q, R を用いた LOR と比較して、全時間を通しての最適性 (J^{Σ} の値の最小化) こそ達成されないものの、系統の動揺ダンピングの向上という点では、優れた制御性能を適応的に示し得ることが確認できる。

4.5.3 ANCS の適応性について

次に、NI と NC の時々刻々の更新が、制御効果にどのような影響を与えているのかを明らかにするため、

- (i) NI の結合荷重の更新だけを行なった場合
- (ii) NC の結合荷重の更新だけを行なった場合

について調べてみた。NI, NC の初期状態として図 4.6 のシミュレーション終了時点の結合荷重を用いた場合の、異なる 2 つの運用状態における発電機至近端の 3LG 事故に対する系統の挙動を表 4.5, 4.6 にまとめる。これらの結果から、ANCS の効果は、主として、NC の結合荷重が適応的に更新されることによって実現されることがわかる。また NI の更新によるオンライン同定が、運用状態の変化に対して有効な制御結果を与えていることが確認できる。

また、制御実行過程における NI, NC の内部結合荷重の変化の様子についても調べてみた。ただし NI, NC とともにユニット数が多いため、それぞれの内部結合荷重をベクトル化することを考える。

いま、第 k ステップ時点における第 i 層から第 j 層への結合荷重ベクトルををまとめて、 $\underline{w}_k^{s,j-i}$ 、ただし $s \in \{I, C\}$ 、 $(i, j) \in \{(1, 2), (2, 3)\}$ と表す。このとき、これらの結合荷重の変化は、

$$\begin{cases} \|\underline{w}_k^{s,j-i}\| \\ \cos \Theta_k^{s,j-i} = \frac{\underline{w}_0^{s,j-iT} \cdot \underline{w}_k^{s,j-i}}{\|\underline{w}_0^{s,j-i}\| \|\underline{w}_k^{s,j-i}\|} \end{cases} \quad (4.5)$$

によってある程度知ることができる。ただし $\underline{w}_0^{s,j-i}$ は初期値である。

図 4.7 のシミュレーションに対応する NI, NC の結合荷重変化の様子を図 4.11, 4.12 に示す。図中の記号 “*” はそれぞれの初期値である。図 4.11, 4.12 より、系統動揺の大きい初期段階において、NC の更新が特に活発に行なわれていることが分かる。またシミュレーションの前後で、定常入力 $\underline{x}=0$ に対し定常出力 $\underline{u}=0$ を与える NC の入出力非線形写像が、異なる結合荷重 \underline{w}^C の値によって実現されていることが確認できる。

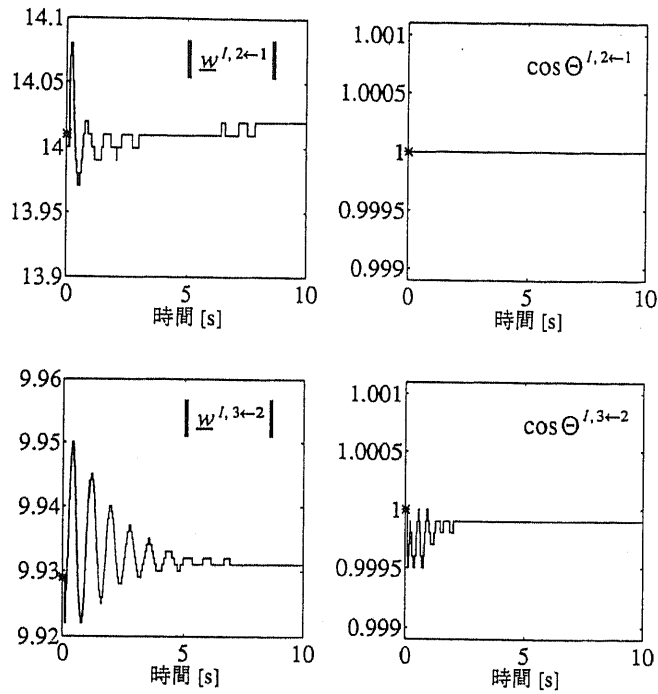


図 4.11: NI の内部結合荷重の時間的变化 ($P_g^0=1.6[\text{pu}]$, 2 回目)

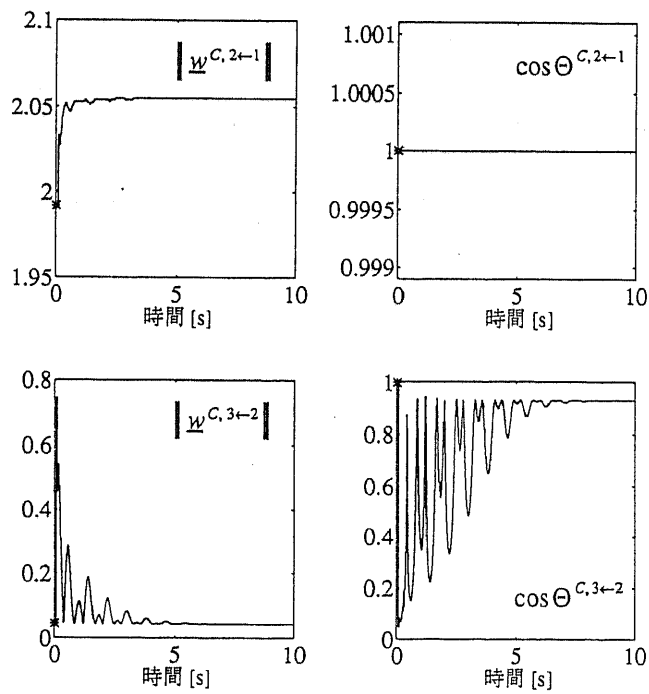


図 4.12: NC の内部結合荷重の時間的变化 ($P_g^0=1.6[\text{pu}]$, 2 回目)

表 4.4: 評価関数による ANCS と LOR の比較

	ANCS (図 4.7)	LOR (図 4.9)	ANCS (図 4.8)	LOR(a) (図 4.10)	LOR(b) (図 4.10)
P_g^0	1.6[pu]		2.0[pu]		
$\Sigma(\delta)$	4.785	5.855	10.341	13.287	10.307
$\Sigma(\omega)$	0.003	0.004	0.005	0.006	0.005
$\Sigma(e'_q)$	0.254	0.077	0.424	0.128	0.078
$\Sigma(e_{fd})$	186.732	146.828	172.231	162.627	133.824
$\Sigma(P_m)$	0.265	0.334	0.545	0.715	0.533
$\Sigma(u_e)$	0.339	0.286	0.741	0.709	0.859
J^Σ	16.659	13.859	23.829	23.183	21.322

表 4.5: NI/NC のオンライン更新の効果 ($P_g^0=1.6[\text{pu}]$)

	無制御 (図 4.3(a))	NI & NC (図 4.7)	NI のみ	NC のみ
$\Sigma(\delta)$	17.006	4.785	17.017	4.789
$\Sigma(\omega)$	0.010	0.003	0.010	0.003
$\Sigma(e'_q)$	0.552	0.254	0.554	0.195
$\Sigma(e_{fd})$	383.748	186.732	383.989	191.444
$\Sigma(P_m)$	0.986	0.265	0.987	0.271
$\Sigma(u_e)$	—	0.339	0.000	0.321
J^Σ	31.432	16.659	31.463	16.432

表 4.6: NI/NC のオンライン更新の効果 ($P_g^0=2.0[\text{pu}]$)

	無制御 (図 4.3(b))	NI & NC (図 4.8)	NI のみ	NC のみ
$\Sigma(\delta)$	148.831	10.341	149.134	10.810
$\Sigma(\omega)$	0.051	0.005	0.052	0.005
$\Sigma(e'_q)$	7.294	0.424	7.303	0.365
$\Sigma(e_{fd})$	3336.372	172.231	3336.551	184.562
$\Sigma(P_m)$	6.092	0.545	6.100	0.584
$\Sigma(u_e)$	—	0.741	0.000	0.699
J^Σ	283.322	23.829	283.533	24.006

4.6 出力フィードバック型 ANCS による安定化制御

本節では、より実際的なケースとして、全状態量の測定が困難である場合を考え、(4.1)式の代わりに、

$$\begin{cases} \underline{x} \triangleq [\Delta\delta, \Delta\omega, \Delta e'_q, \Delta e_{fd}, \Delta P_m]^T \\ \underline{y} \triangleq [\Delta\delta, \Delta\omega, \Delta P_g, \Delta V_g]^T \\ \underline{u} \triangleq [u_e] \end{cases} \quad (4.6)$$

とする。このとき、観測量 \underline{y} のみが入手可能であるとして、出力フィードバック型 ANCS を用いた場合の制御効果について検討する。

評価指標 (3.14), (3.15) 式中の重み行列には、試行錯誤を繰り返し、適当な正定対角行列として、 $P = \text{diag}(1.0, 1000.0, 1.0, 10.0)$, $Q = \text{diag}(1.0, 100.0, 1.0, 10.0)$, $R = \text{diag}(20.0)$ とした。

4.6.1 異なる運用状態に対する安定化効果

まず、異なる運用状態に対する出力フィードバック型 ANCS の効果を調べるため、全状態フィードバック型 ANCS の場合 (4.5.1節) と同様のシミュレーションを行なった。プリチューニング終了後、1 回目の事故として $P_g^0 = 1.6[\text{pu}]$ における 3LG 事故 (プリチューニングの想定事故と同じ) を起こした場合の制御結果を図 4.13 に示す。そして 12 秒間のシミュレーションの後、2 回目の事故として、再び同じ 3LG 事故を起こした場合の制御結果を図 4.14 に、また、系統状態を $P_g^0 = 2.0[\text{pu}]$ に変更して 3LG 事故を起こした場合の制御結果を図 4.15 に示す。

図 4.13~4.15 から、出力フィードバック型 ANCS を用いた場合においても、全状態フィードバック型 ANCS の場合 (図 4.6~4.8) とほぼ同等の制御性能が達成されていることが確認できる。これらの結果は、全状態量の測定が不可能な場合においても、適切な観測量さえ入手できれば、出力フィードバック型 ANCS を用いることで、系統の過渡/中間領域安定度を大きく向上できることを示している。すなわち、一般の多機系統においても、ANCS の適用が可能であり、その効果も期待できることを示唆する結果といえる。

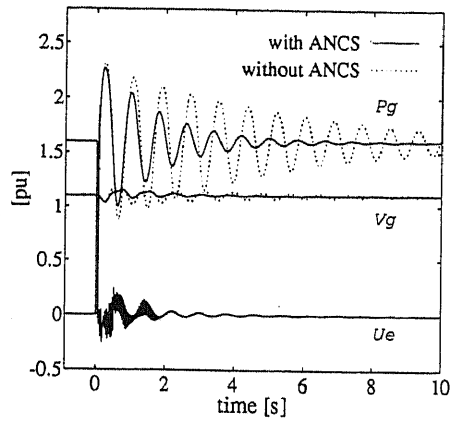


図 4.13: 出力フィードバック型 ANCS による制御効果 ($P_g^0=1.6[\text{pu}]$, 1 回目)

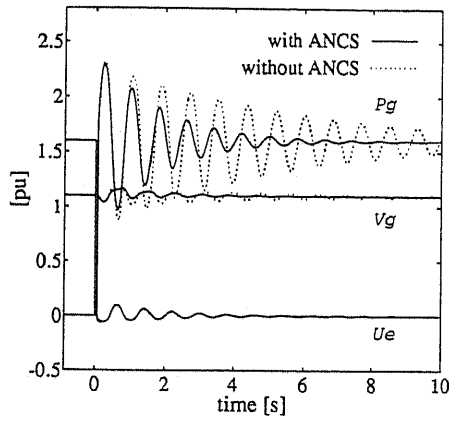


図 4.14: 出力フィードバック型 ANCS による制御効果 ($P_g^0=1.6[\text{pu}]$, 2 回目)

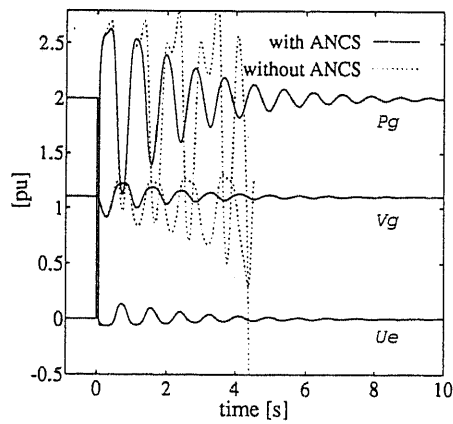


図 4.15: 出力フィードバック型 ANCS による制御効果 ($P_g^0=2.0[\text{pu}]$, 2 回目)

4.6.2 異なる外乱に対する安定化効果

これまでの検討では、モデルシステムに対する事故外乱として、常に継続時間 $t_f=0.06[s]$ の発電機至近端 3LG 事故を考えてきた。しかし実際の電力システムにおいては様々な外乱が発生する可能性があるため、想定外の種類の外乱に対する ANCS の適応性についても検討しておく必要がある。

そこで 3LG 事故に対してチューニングされた NI, NC に対して、送電線リアクタンス x_l の 30% ステップ増加という外乱を与えた場合の、ANCS の制御効果を調べてみた。図 4.13 のシミュレーション終了時点 NI, NC の初期状態とした場合の制御結果を図 4.16 に示す。なおこの場合、ANCS で設定するシステムの定常状態 X_0, Y_0, U_0 としては、送電線リアクタンス増加前の値を用いている。

図 4.16 より、無制御時にはシステム動揺が持続してしまう送電線リアクタンスのステップ増加外乱に対しても、NI, NC の適応同定・制御アルゴリズムがうまく機能して、システム状態が新たな定常値へと速やかに収束していることが確認できる。この結果は、本論文で提案している適応型発電機ニューロ制御系が、ダンピングの向上という点において、運用状況の変化に対し適応的な制御性能を有することを示している。なお本ケースでは、モデルシステムの構造パラメータが変化しているため、システムの最終定常値と制御系の設定定常値とは一致しない。それにも関わらずシステムの動揺が収まっているのは、(3.19) 式などで示されるように、ANCS が、システム内諸量の変動分の微分項 ($\partial J_k^c / \partial w_k^c$) に対して動作しているためである。

4.6.3 過渡安定極限電力の評価

前節までは、主として ANCS のシステム動揺抑制効果とその運用状況変化に対する適応能力を中心に検討を行ってきた。本節では少し視点を変えて、ANCS の過渡安定極限電力向上効果について調べてみる。

発電機出力 P_g^0 を変化させた場合の、発電機至近端の 3LG 事故に対する ANCS の制御結果を図 4.17 に示す。図 4.17 から、ANCS には、これまでの検討で明らかにされてきたシステムのダンピングの向上効果に加えて、過渡安定限界発電機出力に関してもある程度向上（本ケースで 10% 程度）させていることがわかる。

しかしながら、第1波抑制という点での制御効果は全く認められず、逆に第1波動揺をわずかに助長させる結果となっている。いくつかのシミュレーション結果から、ANCSは、第1～2波で脱調してしまうような極めて厳しい事故に対してはほとんど効果のないことが確認されている。

なお、図4.17(b)では、 $P_g^0=2.25[\text{pu}]$ のときに第4波めで発電機が脱調している。この場合の不安定発生の仕組みについて、詳しく検討してみる。

$P_g^0=2.25[\text{pu}]$ における制御結果とその際のNIによる同定状況を図4.18に示す。同図(b)から、NI内部のシグモイドユニットにおける出力飽和が原因で、NIによる系統動特性の正しい同定が不可能となり、この場合の不安定が発生していることが確認できる。そこでNIの出力飽和を回避するために、表4.7のように正規化係数を変更し、再び同一条件でのシミュレーションを行なった。その結果、図4.19に示すように、 $P_g^0=2.25[\text{pu}]$ においても安定化に成功した。図4.19中の波形における高周波変動は、正規化係数をプリチューニングを経ずに突然変更したために、新しい正規化係数に対するNI、NCのチューニングがオンラインで行なわれたことを示している。このことから、ANCSは、パラメータ設定の変更に対してもその適応能力によってある程度まで対応できることがわかる。

表4.7の正規化係数の変更によって、過渡安定限界発電機出力は最終的には $P_g^0=2.264[\text{pu}]$ まで向上された。このように、ANCSの運用時においては、NIによる系統動特性の同定状況をオンラインで監視し、出力飽和などの異常の有無をチェックすることも重要であろうと考える。

4.6.4 事故中のANCSロックの影響

これまでの検討では、3LG事故が瞬時に検知できる理想的な状況を想定して、事故継続中はANCSの動作をロックしてシミュレーションを行なってきた。これは3LG事故継続中の異常状況をNIが同定してしまうことによってANCSの制御性能が劣化し、ANCSの制御効果が正しく評価できない可能性があったためである。しかし現実には、事故の発生・除去を瞬時に知ることは一般に困難であり、事故中のANCSをロックしない場合の検討および対策が必要となる。

そこで本節では、事故継続中のANCSの動作をロックすることの効果について検討を行なう。

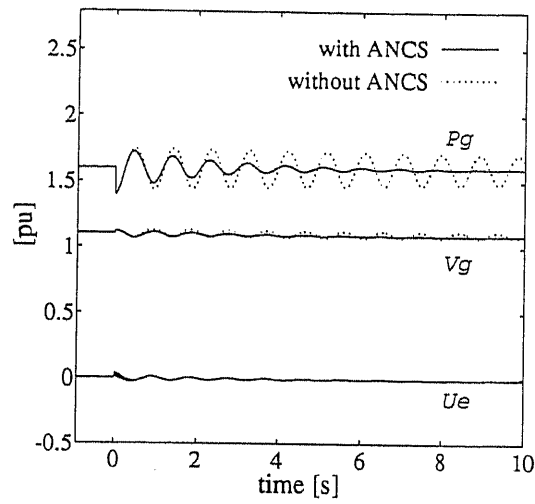
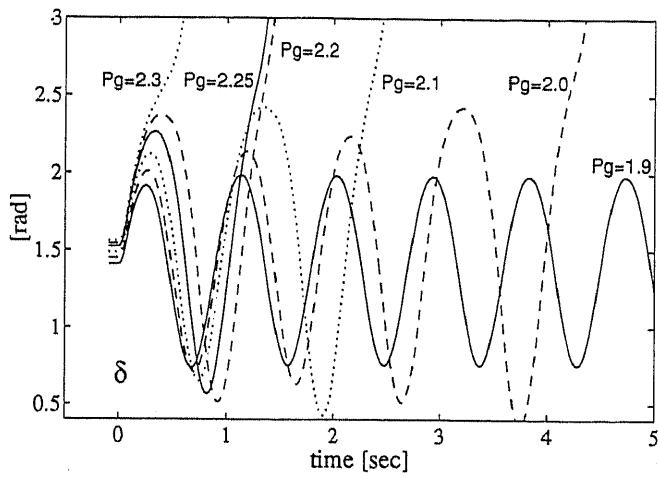


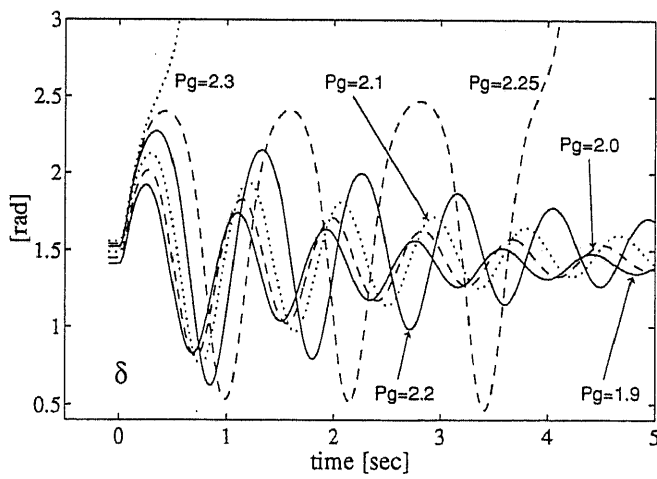
図 4.16: 想定外事故に対する出力フィードバック型 ANCS の制御効果 ($P_g^0=1.6$ [pu], 2 回目)

表 4.7: 正規化係数の変更 (図 4.19 参照)

	実際の値	正規化された値
$\Delta\delta$	-1.20 ~ +1.20	0.20 ~ 0.80
$\Delta\omega$	-0.025 ~ +0.025	0.20 ~ 0.80
ΔP_g	-1.20 ~ +1.20	0.20 ~ 0.80
ΔV_g	-0.40 ~ +0.40	0.20 ~ 0.80

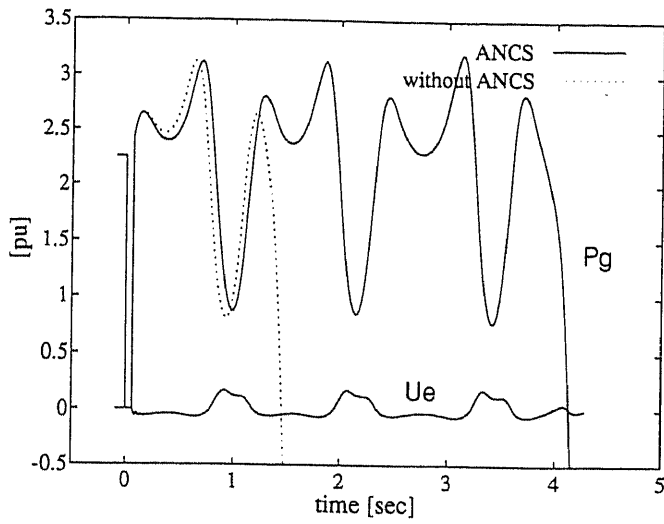


(a) ANCS なし

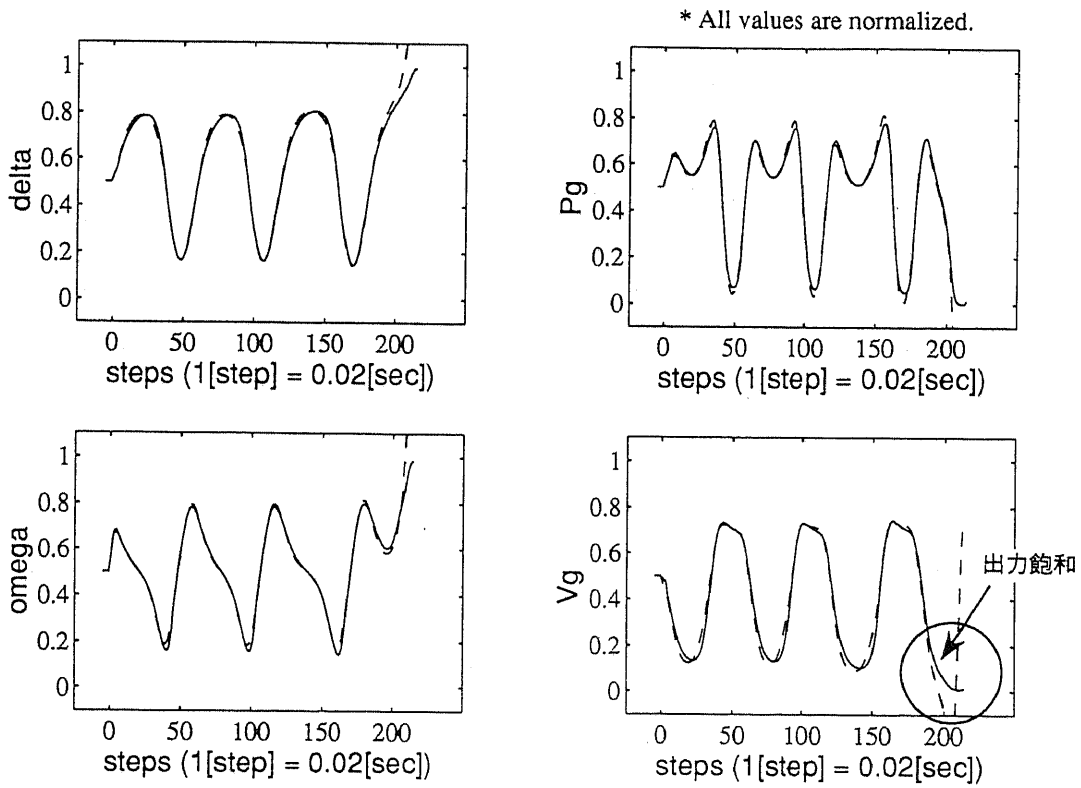


(b) ANCS あり

図 4.17: 過渡安定極限電力の評価

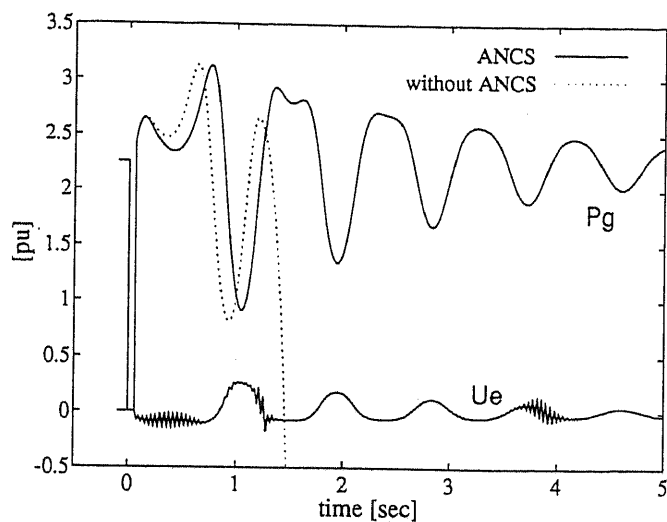


(a) 制御結果

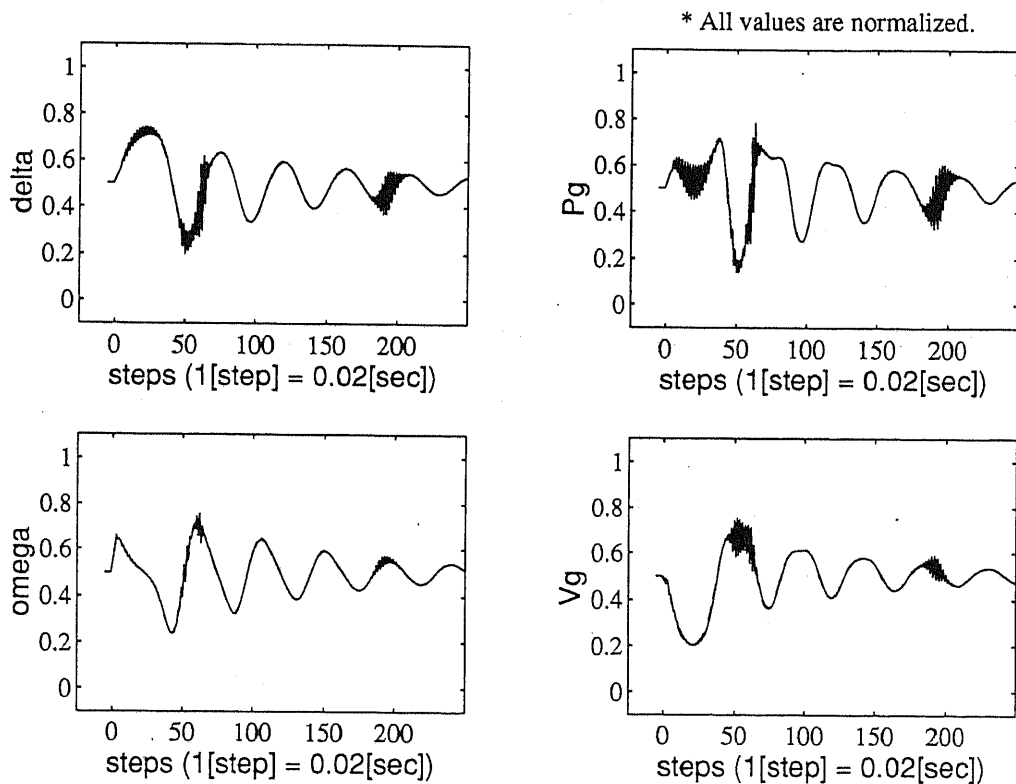


(b) NI による同定状況 (破線: 観測値, 実線: 同定値)

図 4.18: ニューロ同定器 NI の出力飽和による不安定の発生 ($P_g^0=2.25[\text{pu}]$)



(a) 制御結果



(b) NI による同定状況 (破線: 観測値, 実線: 同定値)

図 4.19: 正規化係数の変更による不安定の回避 ($P_g^0=2.25$ [pu])

ANCSをロックしない場合（アンロックの場合）の制御結果を図4.20に示す。 $P_g^0=1.6[\text{pu}]$ のケース（図4.20(a)）では、アンロックによる影響はほとんどみられないが、重潮流の $P_g^0=2.2[\text{pu}]$ のケース（図4.20(b)）では、事故継続中のアンロックのために制御後半におけるダンピングが劣化している。

このようにANCSをロックしない場合、事故継続中の異常な系統状態によってNIが更新が行なわれ、その内部結合荷重 w^I が不適当な値となるため、その後のANCSのダンピング向上能力を劣化させる可能性が生じる。そしてその影響は事故が重大であるほど大きく、危険といえる。アンロックケースでのこのような不都合を回避するためには、 w^I の1回の更新量に対して制限を加えるなどの対策が必要と考える。

なお、アンロックケースで事故継続中に出力されている u_e が、その時点での系統動揺にほとんど影響を与えていないのは、AVRの時定数によるフィルタリング効果による。

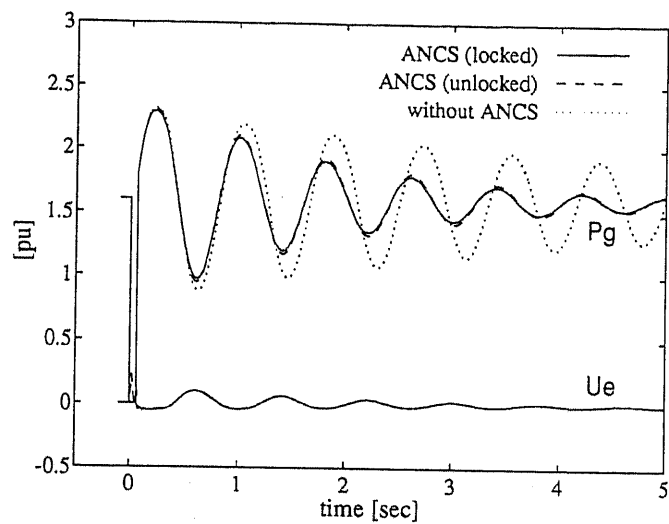
4.6.5 収束型アルゴリズムによる制御効果

最後に、ANCSのオンライン制御アルゴリズムとして、3.4節で示した収束型アルゴリズムを用いた場合の制御効果について検討する。収束型アルゴリズムでは、NI、NCの内部結合荷重 w^I 、 w^C の更新（図3.7の二重枠線部）の際に収束計算が行なわれるため、理論的には、各時間ステップにおいて J_k^I 、 J_k^C の値を極小にするような w^I 、 w^C が決定される。

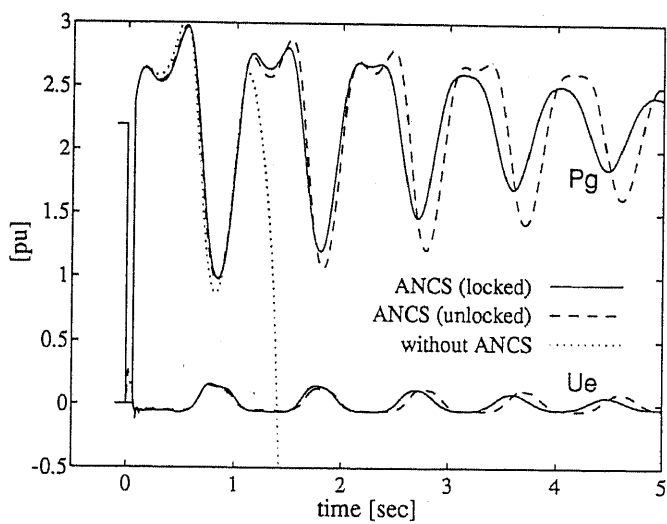
プリチューニング終了時点での w^I 、 w^C をNI、NCの初期状態とした図4.13と同一のケースについて、収束計算型アルゴリズムによる制御結果を図4.21に示す。ここで収束判定値として、 $J_{\text{tol}}^I = \Delta J_{\text{tol}}^C = 10^{-5}$ を用いた。

図4.21(b)、(c)より、収束型アルゴリズムによってANCSの出力 u_e から高い周波数の変動が消え、ほぼ滑らかな波形が得られていることが確認できる。しかし、電力動揺のダンピング特性に関しては、わずかではあるが劣化が認められる（図4.21(a)）。

この理由は次のように説明される。すなわち、 w^C の更新に収束計算を用いた場合、ANCSは各時間ステップにおいて評価指標 J_k^C の値を極小化するように動作する。そのため(3.15)式中の正定行列 Q 、 R の設定によっては制御信号の変動を重視した極小化が行なわれ、本ケースのような制御結果が生じる。したがって、3.4節の収束型アルゴリズムの効果を正確に評価するためには、行列 Q 、 R の決定方法とも併せて、さらに詳細な検討が必要であると考える。

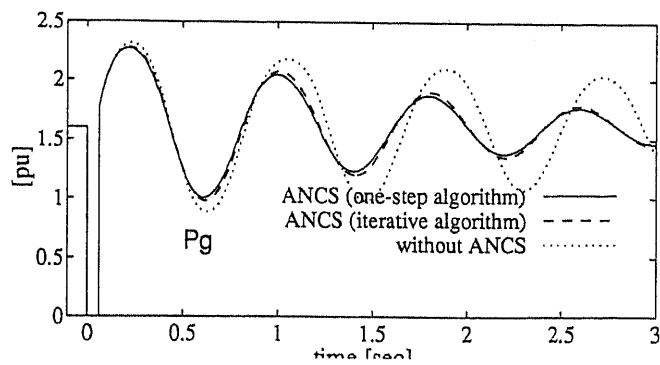


(a) $P_g^0=1.6$ [pu]

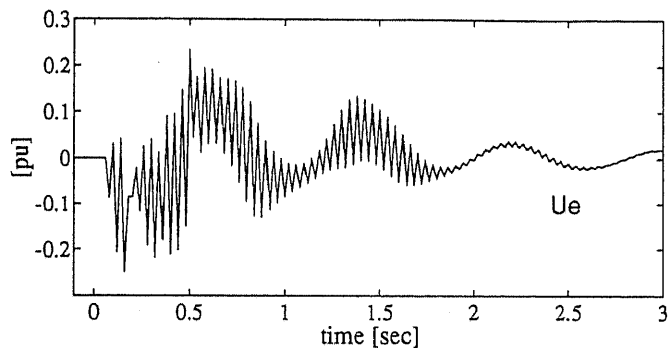


(b) $P_g^0=2.2$ [pu]

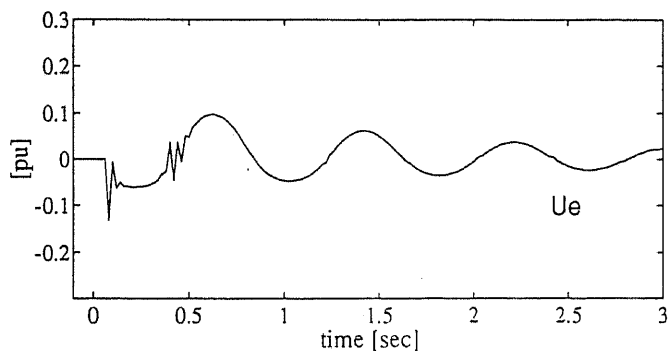
図 4.20: 3 相地絡事故継続中の ANCS アンロックの影響



(a) 発電機出力 P_g

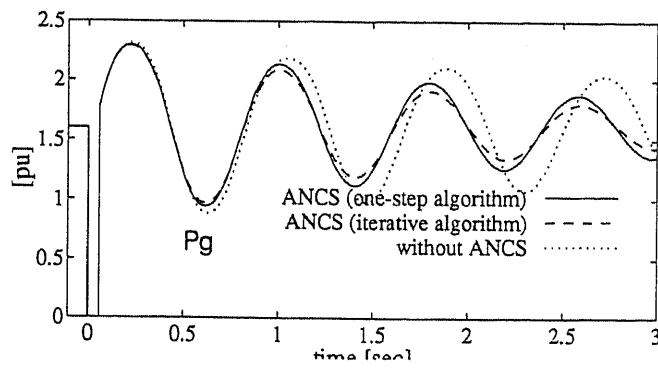


(b) ANCS 出力 u_e (標準型アルゴリズム, $N_{\max}^I = N_{\max}^C = 1$)

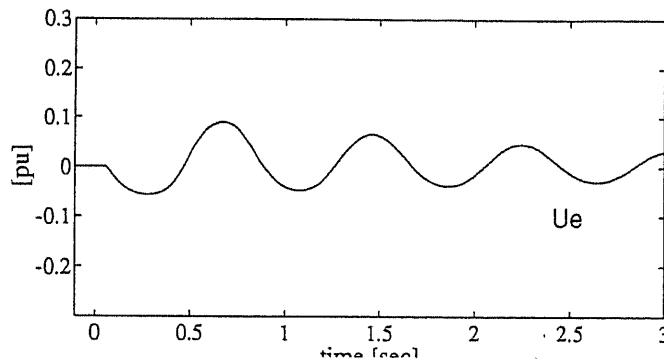


(c) ANCS 出力 u_e (収束型アルゴリズム, $N_{\max}^I = N_{\max}^C = 25$)

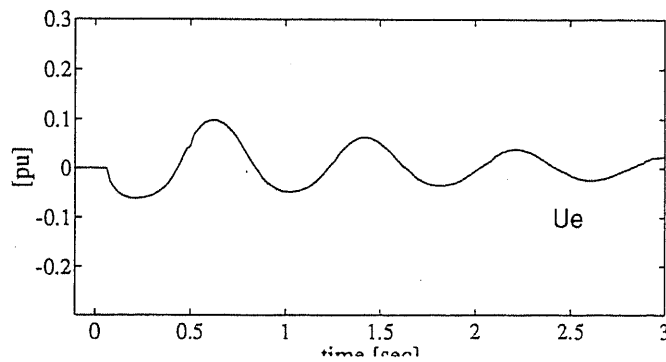
図 4.21: 収束型アルゴリズムによる効果 (I: ANCS 出力波形の平滑化)



(a) 発電機出力 P_g



(b) ANCS 出力 u_e (標準型アルゴリズム, $N_{\max}^I = N_{\max}^C = 1$)



(c) ANCS 出力 u_e (収束型アルゴリズム, $N_{\max}^I = N_{\max}^C = 25$)

図 4.22: 収束型アルゴリズムによる効果 (II: パラメータ設定不具合の吸収)

また、収束型アルゴリズムには、ANCSのパラメータ設定の不具合を吸収する効果があることも確認されている。一例として、ニューロ制御器NCの更新パラメータを表4.2の値から変更して、 $\varepsilon^C=0.08$ 、 $\mu^C=0.0$ とした場合の制御結果を図4.22に示す。この場合、学習係数 ε^C が小さすぎて、標準型アルゴリズムでは十分なダンピングが得られないのに対し、収束型アルゴリズムでは複数回の結合荷重修正によってダンピングが向上されている。

このように、収束型アルゴリズムの効果として、ANCSのパラメータ設定が不適切な場合にもそれを補償し、一定の制御性能を維持する働きが挙げられる。しかし現状では、その効果が図4.22のように明確に現れるのは限られたケースに留まっており、この点に関しても今後さらに詳細な検討が必要である。

4.7 まとめ

本章では、適応型ニューロ制御系 (ANCS) を用いた電力系統安定化手法の具体的かつ基本的な例題として、一機無限大母線系統の発電機励磁制御への適用検討を行なった。そして、第3章で提案した適応型発電機ニューロ制御系が、一機無限大母線系統のダンピング特性を著しく向上させることを、デジタルシミュレーションの結果を通じて示した。また、ANCS をオンラインで運用する際に問題となると思われるいくつかの事項についても、検討を行なった。

本章ではまず、ANCS による有効なオンライン制御を行なうために、対象系統の動特性の概略をオフラインでニューラルネットワークに学習させるプリチューニングの手法を示した。

ANCS によるオンライン制御を実行した結果、全状態フィードバック型および出力フィードバック型のいずれの制御方式においても、ANCS は良好な制御効果を得ることが確認された。ANCS では、異なる系統運用状態や異なる事故外乱に対しても、制御系を構成するニューラルネットワークがその内部荷重結合を変化させることにより、適応的に制御動作が行なわれる。すなわち制御系全体として、一種の非線形セルフチューニングレギュレータのように機能していると考えられる。

また、ANCS と線形最適レギュレータとの比較についても検討を行なった。その結果、ANCS では全時間を通しての最適性は達成されないものの、ダンピングの向上という点からは、最適レギュレータよりも優れた適応制御性能を示すことが確認された。

しかしながら ANCS は、第1波抑制という点での制御効果はほとんどなく、第1波で脱調してしまうようなきわめて厳しい事故に対してはほとんど機能しない。したがって、第1波の抑制効果の大きい PSS などと ANCS とを組み合わせた利用法は、将来的に検討を行なう価値があり、有望であると考えられる。

また本論文では、事故継続中は ANCS の動作をロックすることを基本としているが、事故継続中に ANCS のロックを行なわない場合には系統のダンピングにいくらかの劣化が生じる。このようなアンロックケースの不都合を回避するための検討も今後は必要であろう。

第 5 章

セルフチューニングレギュレータとの 安定度向上性能の比較

5.1 概要

従来の発電機制御系の能力向上のための試みのひとつとして、適応制御理論 [21] の適用が挙げられる。適応制御は、環境条件や動作条件によって制御対象プラントの動特性が変動したり、あるいはプラントの動特性が未知または不確かな場合においても、コントローラのパラメータを現時点のプラントの特性に自動的に適応させることにより、所望の性能を常に維持する制御方式である。適応制御の方式として現在理論的に体系化されているものには、モデル規範型適応制御 (Model Reference Adaptive Control; MRAC) とセルフチューニングレギュレータ (Self-Tuning Regulator; STR) の 2 つがある。発電機制御に関しては、すでに STR を中心にその適用成果が報告されているが [5][6][22]、現状ではまだ研究途上の分野であり、手法として確立し実用化されるまでには至っていない。

一方、本論文で提案している適応型ニューロ制御系 (ANCS) は、適応制御における STR に類似の制御系構成をとり、最適制御における線形最適レギュレータ (LOR) の評価関数に類似の評価指標を利用することによって、システムの運用状態の変化に対する適応的なダンピング向上制御を実現している。ANCS と LOR に関しては、すでに 4.5.2 節において、制御特性の比較検討から ANCS の適応能力の優位性がすでに示されている。

近年、本論文で扱っているようなニューラルネットワークを用いた適応型の制御手法を、

適応制御理論の枠組みの中から捉えることの必要性が、制御工学の分野で特に指摘されるようになってきている [15][23]。ニューラルネットワークを用いた制御系の安定性を適応制御理論の観点から評価し、また従来の適応制御系の欠点をニューラルネットワークの諸特性を効果的に利用することで補完しようとする試みは、まだ始まったばかりではあるが、今後重要な研究課題として大きく発展していく可能性がある。

そのような背景から本章では、特に紙幅を割いて、ANCS と STR の基本的な制御性能の違いに関する比較検討を行なう。以下では、まず、ANCS が比較の対象とする STR の設計方法を示す。そして全状態量が観測可能であるという仮定のもとで、一機無限大母線系統の発電機励磁制御に ANCS と STR を適用し、デジタルシミュレーションを通じて両者の制御性能の比較を行なう。

5.2 セルフチューニングレギュレータ (STR)

本節では、ANCS が比較の対象とする STR の設計方法を示す。

5.2.1 STR の概要

STR では、はじめに制御対象とするプラントの動特性モデルの構造は既知であるとして、適当な制御方策のもとに所要のコントローラの構造が決定される。実際の制御にあたっては、まずプラントモデルの未知パラメータが適当な同定法を用いて逐次推定され、この値を真値とみなしてコントローラのパラメータが決定・調整される。

図 5.1 に、STR の一般的な構成を示す [21]。図 5.1 中のパラメータ同定機構およびコントローラが、それぞれ、3.2 節で示した ANCS における NI, NC に対応しており、ANCS と STR が原理上非常によく似た構成であることがわかる。

5.2.2 電力系統の同定モデル

まず、制御対象である電力系統（既存の制御系を含む）の入出力動特性を、簡単に次の線形 1 次回帰モデル:

$$\underline{y}_k = A\underline{y}_{k-1} + B\underline{u}_{k-1} + e_k \quad (5.1)$$

ここに、 \underline{y} : 系統の観測変数の定常値からの変動分、 \underline{u} : 系統への制御入力、 e : モデル化誤差、 A, B : 未知パラメータ行列

で表現することを考える。この (5.1) 式が、以下で設計する STR の同定モデルとなる。通常の STR では、制御対象の同定モデルを線形回帰モデルで表現する場合に、説明変数として高次の情報 $\underline{y}_{k-1}, \underline{y}_{k-2}, \dots, \underline{u}_{k-1}, \underline{u}_{k-2}, \dots$ を利用することが多いが、ここでは ANCS との比較のため、ANCS と同じく 1 次の情報 $\underline{y}_{k-1}, \underline{u}_{k-1}$ のみを用いる。

5.2.3 最小 2 乗法によるパラメータ推定

次に、(5.1) 式中の未知パラメータ行列 A, B の推定法について述べる [24]。

(5.1) 式は、

$$\begin{cases} \underline{z}_k^T \triangleq [\underline{y}_{k-1}^T, \underline{u}_{k-1}^T] \\ \Theta^T \triangleq [A, B] \end{cases} \quad (5.2)$$

とおくことにより,

$$\underline{y}_k = \Theta^T \underline{z}_k + \underline{e}_k \quad (5.3)$$

と書き直せる。いま, 第 k ステップまでの測定データ $\{\underline{y}_i, \underline{y}_{i-1}, \underline{u}_{i-1}\}$, $i = 1, \dots, k$ が得られているとすると, モデル化誤差の 2 乗和を最小化するような Θ の推定値 $\hat{\Theta}_k$ は, 最小 2 乗法を用いて,

$$\hat{\Theta}_k = (\underline{z}_k^T \underline{z}_k)^{-1} \underline{z}_k^T \underline{y}_k \quad (5.4)$$

ただし,

$$\begin{cases} \underline{y}_k^T \triangleq [\underline{y}_1, \dots, \underline{y}_k] \\ \underline{z}_k^T \triangleq [\underline{z}_1, \dots, \underline{z}_k] \end{cases} \quad (5.5)$$

のように計算できる。さらに (5.4) 式は, 次の逐次計算表現:

$$\hat{\Theta}_k = \hat{\Theta}_{k-1} + \frac{\mathcal{P}_{k-1} \underline{z}_k}{1 + \underline{z}_k^T \mathcal{P}_{k-1} \underline{z}_k} (\underline{y}_k^T - \underline{z}_k^T \hat{\Theta}_{k-1}) \quad (5.6)$$

$$\mathcal{P}_k = \mathcal{P}_{k-1} - \frac{\mathcal{P}_{k-1} \underline{z}_k \underline{z}_k^T \mathcal{P}_{k-1}}{1 + \underline{z}_k^T \mathcal{P}_{k-1} \underline{z}_k} \quad (5.7)$$

ただし,

$$\mathcal{P}_k \triangleq \left(\sum_{i=1}^k \underline{z}_i \underline{z}_i^T \right)^{-1} \quad (5.8)$$

に変換される。

(5.4) 式では $\hat{\Theta}_k$ をバッチ処理で求めているが, 測定データが新たに追加されると再計算を行なう必要がある。したがって本論文で扱っているようなパラメータのオンライン推定問題には, 逐次計算による (5.6), (5.7) 式の方が適するといえる。そこで本章では, STR のパラメータ同定機構として (5.6), (5.7) 式を採用する。

5.2.4 評価指標に基づくフィードバックゲインの決定

STRの制御方策としては、通常、出力の分散を最小に保つ最小分散制御や、制御系としての極や零点を望ましい位置に指定する極零指定制御などが行なわれている。しかし、ここではANCSとSTRの制御性能を比較することを目的としているため、STRの制御評価指標として、ANCSのニューロ制御器NCに対する(3.15)式と同等の評価指標:

$$J_k^{\text{STR}} \triangleq (\hat{y}_{k+1}^T Q \hat{y}_{k+1} + \underline{u}_k^T R \underline{u}_k) / 2 \quad (5.9)$$

ここに、 J_k^{STR} はSTRに関する制御評価指標、 Q 、 R は正定行列を考える。(5.9)式において、次ステップの予測観測量 \hat{y}_{k+1} は、未知パラメータ行列 A 、 B の推定値 \hat{A} 、 \hat{B} を用いて、

$$\begin{aligned} \hat{y}_{k+1} &\triangleq \hat{O}_k^T z_{k+1} \\ &\triangleq \hat{A}_k y_k + \hat{B}_k \underline{u}_k \end{aligned} \quad (5.10)$$

によって与えられる。また行列 Q 、 R は(3.15)式と共通とする。

このとき、評価指標 J_k^{STR} の値を最小にするような第 k ステップにおけるSTRの制御出力 \underline{u}_k は、 $\partial J_k^{\text{STR}} / \partial \underline{u}_k = 0$ を \underline{u}_k について解くことにより、次のように求められる。

$$\underline{u}_k = -K_k^{\text{STR}} y_k \quad (5.11)$$

ただし、

$$K_k^{\text{STR}} \triangleq (\hat{B}_k^T Q^T \hat{B}_k + R^T)^{-1} \hat{B}_k^T Q^T \hat{A}_k \quad (5.12)$$

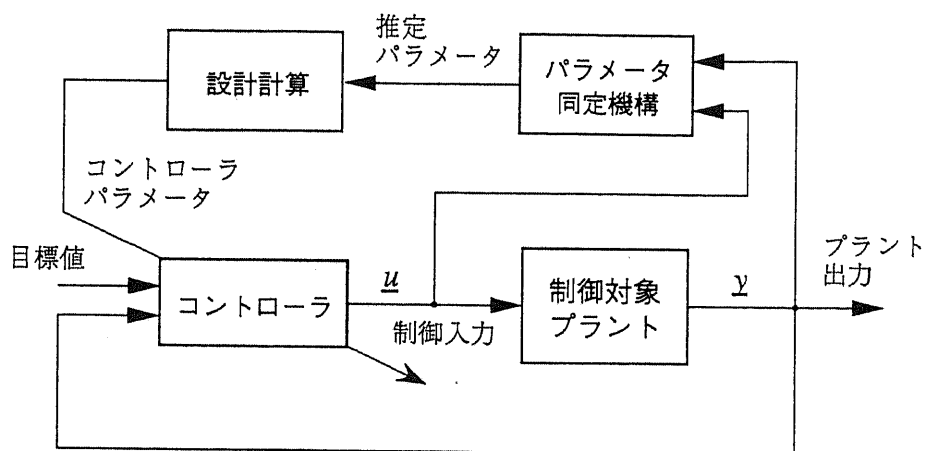


図 5.1: セルフチューニングレギュレータ (STR)

5.3 一機無限大母線系統への適用による性能比較

5.3.1 モデル系統

本章で ANCS と STR が適用対象とする一機無限大母線系統を図 5.2 に示す。これは第 4 章の検討で用いたモデル系統と同一である。記号および定数の設定等も第 4 章と同一としているので、そちらを参照されたい。

以下では、図 5.3 に示すように、AVR への補助入力信号 u_e を ANCS あるいは STR を用いて生成する。また、理想的な状況として次のことを仮定する。

仮定: 「制御対象であるモデル系統の次数は既知であり、その全状態量は測定可能である。」

したがって、

$$\begin{cases} \underline{x} \triangleq [\Delta\delta, \Delta\omega, \Delta e'_q, \Delta e_{fd}, \Delta P_m]^T \\ \underline{y} = \underline{x} \\ \underline{u} \triangleq [u_e] \end{cases} \quad (5.13)$$

ここに、 δ 、 ω : 発電機の内部位相角および回転角速度、 e'_q : 界磁鎖交磁束数に比例した電圧、 e_{fd} : 励磁電圧、 P_m : 発電機の機械入力

のすべての変数が入手可能であるとする。

このとき、STR における系統の同定モデル (5.1) 式は、

$$\underline{x}_k = A\underline{x}_{k-1} + B\underline{u}_{k-1} + \underline{e}_k \quad (5.14)$$

と書き直されるが、これは、離散時間系で表現されたモデル系統の線形状態方程式に等しい。ここで \underline{e}_k は線形化による誤差項で、2 次以上の非線形項を合わせたものとみなせる。したがって、前述の仮定に基づく電力系統の同定モデル (5.14) 式は、少なくとも初期定常値近傍では十分に有効であるとみなすことができる。

5.3.2 ANCS および STR の設定

ANCS

STR が比較の対象とする ANCS には、4.5 節で用いた全状態フィードバック型 ANCS を使用する。したがって ANCS の設定は、4.3 節の該当箇所を参照されたい。

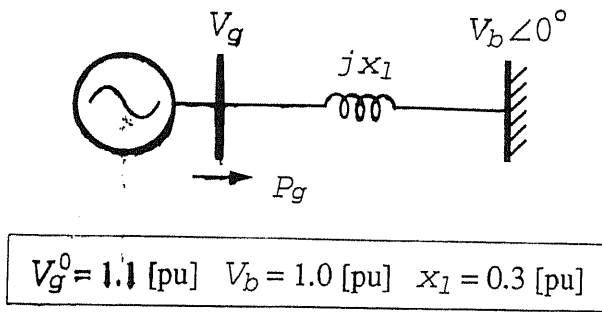


図 5.2: 一機無限大母線系統

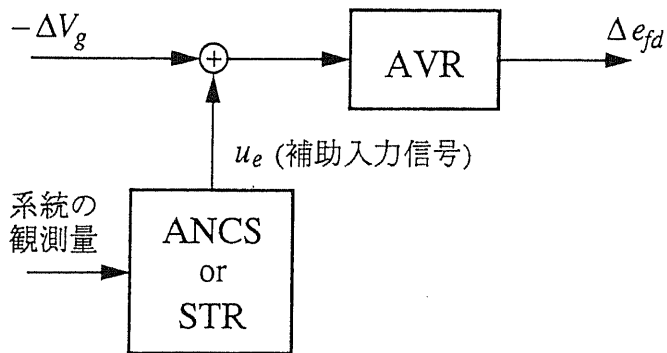


図 5.3: ANCS/STR と AVR

(3.20), (3.21) 式中の更新パラメータは, $\varepsilon^I=1.2$, $\varepsilon^C=0.8$, $\mu^I=0.1$, $\mu^C=0.05$ とし, (3.14), (3.15) 式中の P , Q , R としては, 対角行列 $P=\text{diag}(1.0, 1000.0, 10.0, 0.01, 1.0)$, $Q=\text{diag}(1.0, 100.0, 10.0, 0.1, 1.0)$, $R=\text{diag}(20.0)$ を用いる。

また, NC の制御信号出力間隔 Δt は $0.02[\text{s}]$ とする。

STR

STR が (5.6), (5.7) 式を用いてパラメータの逐次推定計算を行なうためには, 初期値 $\hat{\theta}_0$ および P_0 が必要となる。これらの初期値としては, 特に断らない限り, $\hat{\theta}_0$ はすべての要素を 10^{-5} , $P_0 = 10^5 \times I$ のように選んだ [24]。ここで, I は単位行列を表す。また, STR の制御評価指標 (5.9) 式中の行列 Q , R , および制御信号出力間隔 Δt には, ANCS と共通の設定値を用いる。

5.3.3 ANCS による制御効果

第 4 章と同様に, 発電機出力 $P_g^0=1.6[\text{pu}]$ における発電機至近端 3LG 事故 (継続時間 $t_f=0.06[\text{s}]$) を想定事故として, NI, NC のプリチューニングを事前にオフラインで実施する。そしてプリチューニングに用いたのと同じの 3LG 事故に対して, 1 回目のオンライン制御シミュレーションを実行しておく。なお第 4 章と同様に, 3LG 事故継続中は ANCS および STR の動作はロックする。

ここでは, ANCS のオンライン制御アルゴリズムとして, 3.4 節で説明した標準型アルゴリズムと収束型アルゴリズムのそれぞれを用いた場合について検討する。

標準型アルゴリズム

はじめに, 標準型アルゴリズムを用いて NI, NC の結合荷重の更新を行なった場合の制御結果を示す。

まず 2 回目の事故として, 発電機出力 $P_g^0=1.6[\text{pu}]$ における 3LG 事故を起こした場合の, 標準型アルゴリズムによる制御結果を図 5.4 に示す。図 5.4 から, ANCS によって系統の動揺ダンピングが大きく向上していることが確認できる。

また, 発電機出力 $P_g^0=2.0[\text{pu}]$ における 3LG 事故に対する, 標準型アルゴリズムの制御

結果を図 5.5 に示す。AVR と GOV だけでは発電機が脱調してしまうようなこのケースでも、ANCS により系統の過渡動揺が抑えられ、安定度が大きく向上していることがわかる。

なお以下の図中では、 n 回目の事故に対する制御結果であることを、図 5.4, 5.5 のように、簡単に“# n ”と記すことにする。

収束型アルゴリズム

次に、収束型アルゴリズムを用いて NI, NC の結合荷重の更新を行なった場合の制御結果を示す。ここでは、計算打ち切り回数は $N_{\max}^I = N_{\max}^C = 25$ とし、収束判定値には $J_{\text{tot}}^I = \Delta J_{\text{tot}}^C = 10^{-5}$ とする。

2 回目の事故として、 $P_g^0 = 1.6$ [pu] において 3LG 事故 ($t_f = 0.06$ [s]) を起こした場合の制御結果を図 5.6 に、また、発電機出力を $P_g^0 = 2.0$ [pu] に変更して 3LG 事故 ($t_f = 0.06$ [s]) を起こした場合の制御結果を図 5.7 に示す。図 5.6, 5.7 から、収束型アルゴリズムを用いた場合でも、標準型アルゴリズムの場合とほぼ同様に ANCS が系統の過渡/中間領域安定度を向上させていることがわかる。ただし後述のように電力動揺のダンピングに関しては、わずかではあるが収束型アルゴリズムの方が劣っている。そしてこれらの結果は、最大打ち切り回数をさらに増加させた場合でもほとんど変わることはない。

図 5.6 ($P_g^0 = 1.6$ [pu]) の際の収束型アルゴリズムの実行状況を、図 5.8 に示す。ここでは、各時間ステップにおける w^I , w^C の更新計算の反復回数 n をそれぞれ時間軸に沿ってプロットしている。図 5.8 から、系統動揺の大きい初期段階においては特に w^C に対する計算反復回数が多く、動揺が収まるにつれて w^I , w^C とともに反復回数が減少していることがわかる。この傾向は、発電機出力を $P_g^0 = 2.0$ [pu] とした図 5.7 の場合に関しても同様であったが、更新計算の実行回数については全時間の合計で約 2 割程度増加していた。

5.3.4 STR による制御効果

次に、5.2 節で設計した STR による制御結果を示す。

ここで用いる STR では、パラメータ推定機構に逐次計算方式を採用しているため、制御試行数が多いほどその推定精度も向上すると考えられる。そこでまず、5.3.2 節のパラメータ初期値に対して、ANCS のプリチューニングに用いたのと同じ 3LG 事故 ($P_g^0 = 1.6$ [pu], $t_f = 0.06$ [s]) に対する 12 秒間の制御シミュレーションを、繰り返し 10 回行なった。ただし

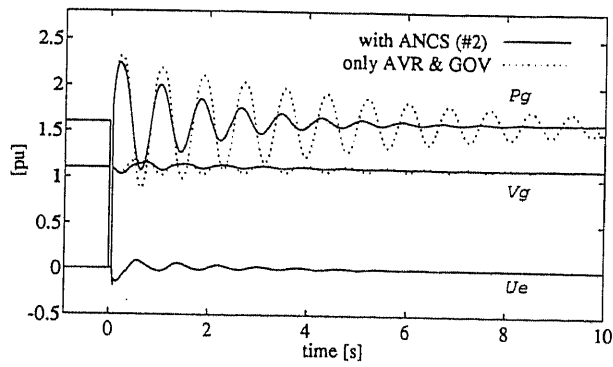


図 5.4: 想定事故に対する ANCS の効果 (標準型アルゴリズム, 2 回目)

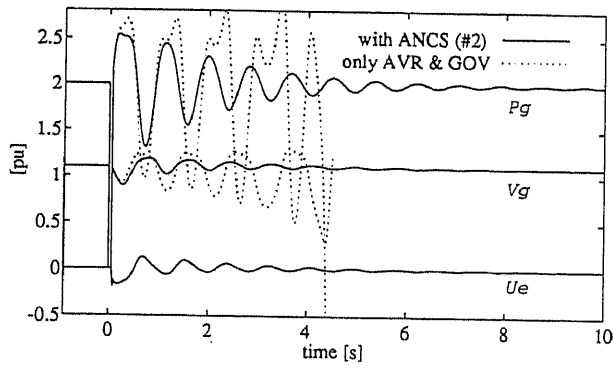


図 5.5: 異なる運用状態に対する ANCS の効果 (標準型アルゴリズム, 2 回目)

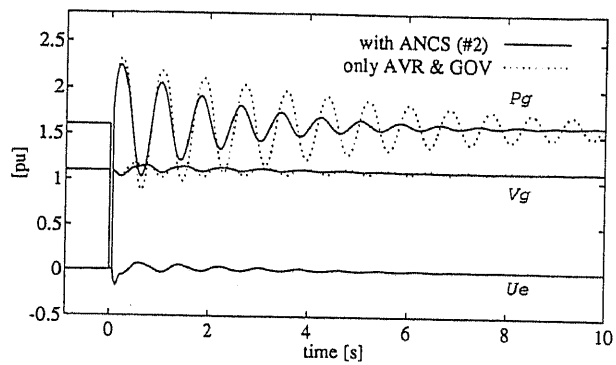


図 5.6: 想定事故に対する ANCS の効果 (収束型アルゴリズム, 2 回目)

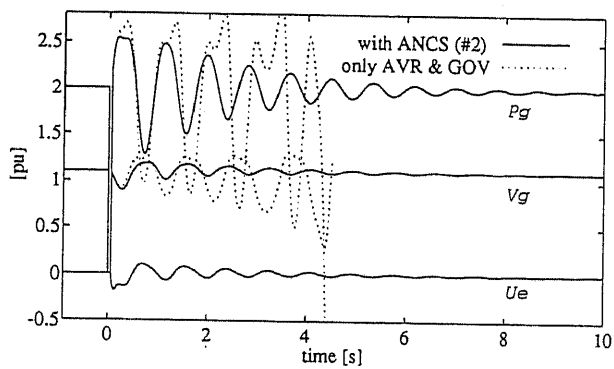
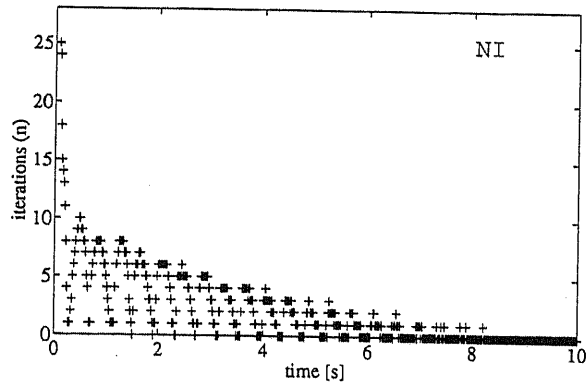
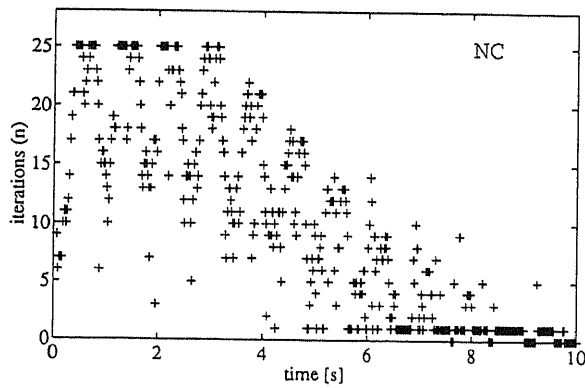


図 5.7: 異なる運用状態に対する ANCS の効果 (収束型アルゴリズム, 2 回目)

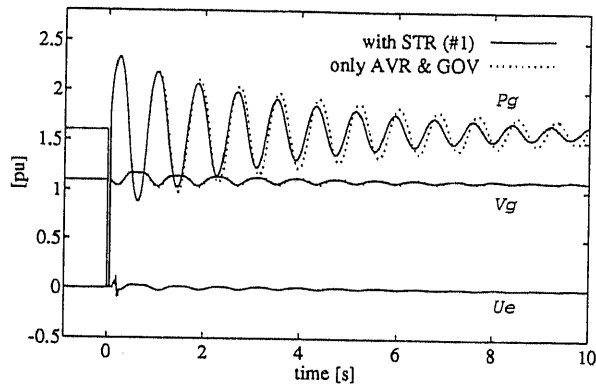


(a) w^I の更新

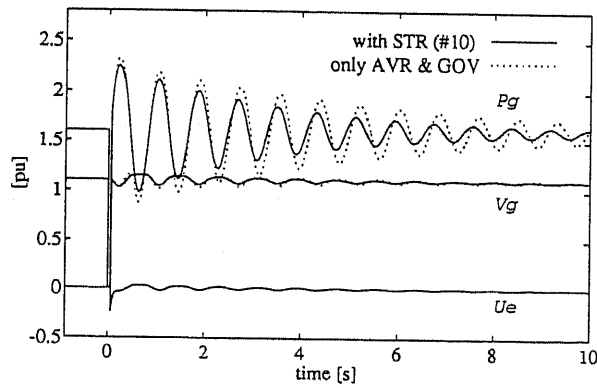


(b) w^C の更新

図 5.8: 収束型アルゴリズムの実行状況 ($P_g^0=1.6$ [pu])



(a) 1 回目



(b) 10 回目

図 5.9: 想定事故に対する STR の効果

2回目以降の試行では、系統の初期状態は1回目と同一として、直前回のシミュレーション終了時点の $\hat{\theta}$ および P の値をパラメータ初期値として用いる。

このとき、1回目と10回目の制御結果を図5.9に示す。図5.9から、制御試行数が増加するほどSTRによる系統のダンピング向上効果は大きくなることがわかる。しかしANCSの2回目(図5.4)と比較した場合、その効果はSTRの10回目(図5.9(b))においても小さい。

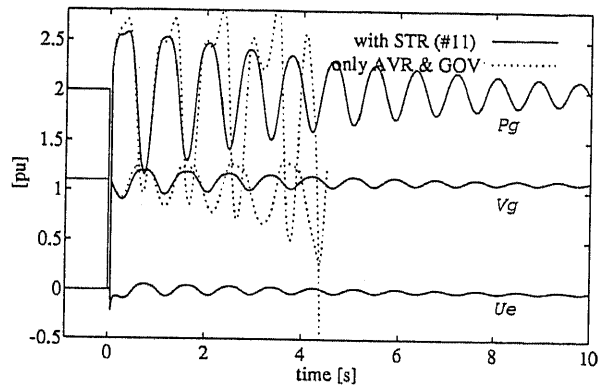
さらに、図5.9(b)のシミュレーション(10回目)終了時点の $\hat{\theta}$ および P をパラメータ初期値とし、発電機出力を $P_g^0=2.0[\text{pu}]$ に変更して、3LG事故($t_f=0.06[\text{s}]$)に対する12秒間の制御シミュレーションを繰り返し10回行なった。11回目と20回目(発電機出力変更後1回目および10回目)の制御結果を図5.10に示す。図5.10では、STRによって系統の不安定化は回避されているものの、ANCSを用いた図5.5の結果と比べると、STRによるダンピング向上効果はあまり良くはない。またこの場合、STRの制御試行数を増加させても、制御効果はほとんど改善されていない。

5.3.5 STRにおけるパラメータ推定の評価

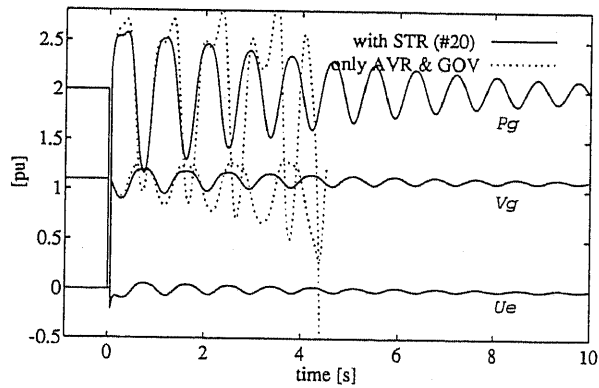
STRの同定モデル(5.14)式は、系統の離散時間系の線形状態方程式を表している。したがってモデル系統の非線形状態方程式を実際に線形化し、離散時間系に変換することで、未知パラメータ行列 A 、 B の理論値 \bar{A} 、 \bar{B} を求めることができる。発電機出力 $P_g^0=1.6[\text{pu}]$ および $P_g^0=2.0[\text{pu}]$ における \bar{A} 、 \bar{B} の値を、それぞれ、図5.9(b)および5.10(b)のシミュレーション終了時点の推定値 \hat{A} 、 \hat{B} と併せて、表5.1に示す。表5.1から、STRにおけるパラメータ推定が、行列 A の第4行(Δe_{fd} に関する部分)を除いてほぼ正しく行なわれていることがわかる。第4行の推定値が理論値とかなり違っているのは、励磁電圧 e_{fd} の時間的な振舞いが、他の変数と比べて特に非線形性が強いことによると考えられる。

5.3.6 評価指標を用いた比較・検討

次に、ANCSとSTRの制御性能をそれぞれの制御評価指標(3.15)、(5.9)式の観点から比較してみる。これらの指標は、系統の過渡的な動揺を抑制することを目的として構成されているので、ここで新たに両者の制御性能に関する評価指標:



(a) 11 回目 (運用状態変更後 1 回目)



(b) 20 回目 (運用状態変更後 10 回目)

図 5.10: 異なる運用状態に対する STR の効果

表 5.1: STR におけるパラメータ推定結果

$P_g^0 = 1.6$ [pu]	\bar{A} (理論値)	\hat{A} (#10)
	$\begin{bmatrix} 0.99 & 6.26 & -0.01 & 0.00 & 0.01 \\ 0.00 & 0.99 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.01 & -0.03 & 0.98 & 0.00 & 0.00 \\ 0.59 & 1.93 & -1.59 & 0.82 & 0.00 \\ 0.00 & -1.61 & 0.00 & 0.00 & 0.93 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.98 & 6.12 & -0.01 & 0.00 & -0.03 \\ -0.01 & 0.95 & 0.00 & 0.00 & -0.01 \\ 0.00 & 0.09 & 0.99 & 0.00 & 0.03 \\ -0.80 & -22.07 & -0.83 & 1.07 & -6.09 \\ 0.00 & -1.57 & 0.00 & 0.00 & 0.94 \end{bmatrix}$
	\bar{B} (理論値)	\hat{B} (#10)
	$\begin{bmatrix} 0.00 \\ 0.00 \\ 0.01 \\ 4.53 \\ 0.00 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.04 \\ 0.01 \\ -0.02 \\ 10.15 \\ -0.01 \end{bmatrix}$
$P_g^0 = 2.0$ [pu]	\bar{A} (理論値)	\hat{A} (#20)
	$\begin{bmatrix} 0.99 & 6.26 & -0.01 & 0.00 & 0.01 \\ 0.00 & 0.99 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ -0.01 & -0.03 & 0.98 & 0.00 & 0.00 \\ 1.02 & 3.32 & -1.52 & 0.82 & 0.00 \\ 0.00 & -1.61 & 0.00 & 0.00 & 0.93 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.99 & 6.25 & -0.01 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.99 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.03 & 0.99 & 0.00 & 0.02 \\ 0.31 & -4.44 & 0.03 & 1.05 & -2.40 \\ 0.00 & -1.60 & 0.00 & 0.00 & 0.94 \end{bmatrix}$
	\bar{B} (理論値)	\hat{B} (#20)
	$\begin{bmatrix} 0.00 \\ 0.00 \\ 0.01 \\ 4.53 \\ 0.00 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.04 \\ 0.01 \\ -0.03 \\ 8.77 \\ -0.01 \end{bmatrix}$

$$J^D = \sum_{k=0}^{\infty} (\underline{x}_k^T Q \underline{x}_k + \underline{u}_k^T R \underline{u}_k) / 2 \quad (5.15)$$

を導入する。(5.15)式は、ANCSとSTRの制御効果を全時間を通して積分評価するもので、 J^D の値が小さいほど動揺抑制効果が大きいとみなせる。ただしここでは、(5.15)式を無限時間まで計算することはせず、制御シミュレーションを打ち切るまでの12秒間についてのみ計算を行なった。

先に示した各シミュレーションケースについて、指標 J^D を計算した結果を図5.11にまとめる。図5.11では、それぞれの発電機出力について、標準型アルゴリズムのANCSを用いた場合の J^D の値を1として正規化している。また、各 J^D について、行列 Q 、 R により重み付けされた各変数 \underline{x} 、 \underline{u} の寄与の内訳も併せて示している。

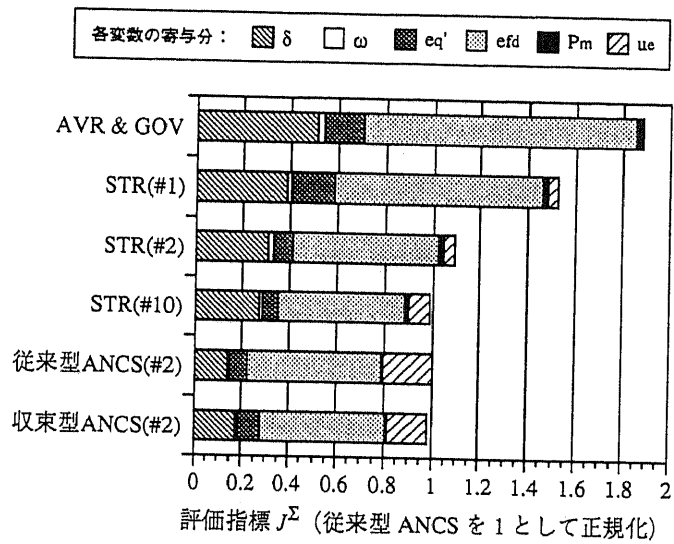
ANCSの両アルゴリズムの比較

すでに4.6.5節でも述べた通り、収束型アルゴリズムの導入によって系統動揺の実質的なダンピング(制御信号 u_e の寄与を除いた部分)が劣化することが、図5.11からも確認できる。これは、 \underline{w}^C の更新に収束型アルゴリズムを用いた場合、ANCSは各時間ステップにおいて評価指標 J_k^C の値を極小化するように動作するため、(3.15)式中の正定行列 Q 、 R の設定によっては、系統の観測量の変動よりも制御信号の変動の方をより重視した極小化が行なわれることによると考えられている。

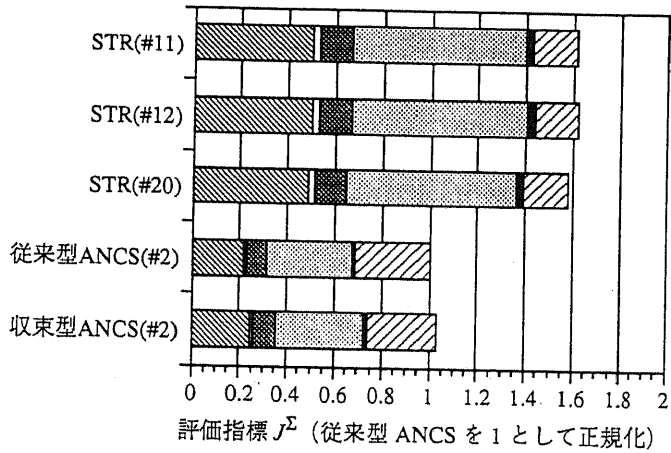
ANCSとSTRの性能比較

5.2節で設計したSTRは、逐次最小2乗法を用いることにより、各時間ステップにおいて評価指標(5.9)式の値を極小化する制御信号 \underline{u}_k を生成する。したがってこのSTRに対しては、標準型アルゴリズムよりも収束型アルゴリズムを用いたANCSを比較対象として考える方がより妥当であるといえる。しかし前述したように、これら2つのアルゴリズムによる違いはそれほど大きくないため、以下では一括して単にANCSとして扱うことにする。

図5.11から、発電機出力 $P_g^0=1.6[\text{pu}]$ においては、STRの制御試行数が増えるにしたがってその系統動揺抑制効果が大きくなり、10回目の試行では、 J^D に関してほぼANCSと同等の性能が得られていることがわかる。しかしながらANCSとSTRとでは系統への制御入力 \underline{u} による寄与分が大きく違うため、実質的なダンピング向上効果はANCSの方が大き



(a) $P_g^0 = 1.6$ [pu]



(b) $P_g^0 = 2.0$ [pu]

図 5.11: 評価指標 J^Σ による ANCS と STR の比較

くなる。このような ANCS と STR との違いは、発電機出力 $P_g^0=2.0[\text{pu}]$ の重潮流状態ではさらに顕著である。また、 $P_g^0=2.0[\text{pu}]$ の場合には、STR の制御試行数を増加させても J^2 の値はほとんど改善されていない。

以上の結果から、重潮流状態になるほど非線形性が強まるモデル系統に対しては、(5.14) 式の線形同定モデルに基づく STR では不十分な制御効果しか得られず、一方、制御系内部にニューラルネットワークを有する ANCS ではその非線形特性が効果的に機能して、制御性能および適応能力の点で非常に有効であると考えられる。

図 5.12 は、発電機出力 $P_g^0=1.6[\text{pu}]$ における 3LG 事故 ($t_f=0.06[\text{s}]$) を、さらに繰り返して 60 回まで起こしたときの STR による動揺抑制効果をまとめたものである。STR の制御試行数を増加させることにより、その効果も向上していることがわかる。しかしながら同一の事故を数 10 回も連続して発生させて、制御系のチューニングを行うことは、実際には考えられず非現実的といえる。

これに対して ANCS では、オフラインのプリチューニングを行って NI, NC の初期状態を決定することにより、このような問題を回避して効果的なダンピング向上制御を実現している。

そこで表 5.1 で示した未知パラメータ行列 A, B の理論値 \bar{A}, \bar{B} を用いて、STR の初期状態を

$$\hat{\theta}_0^T = [\bar{A}, \bar{B}] \quad (5.16)$$

とした場合 (以下、理想的 STR と呼ぶ) についてシミュレーションを行った。 $P_g^0=1.6[\text{pu}]$ における 3LG 事故に対する結果を図 5.13 にまとめる。図 5.13 では、理想的 STR を用いた場合でもほぼ STR(#2) 程度の制御効果しか得られておらず、ANCS と比べて STR の安定度向上性能が劣っている原因が、STR の初期状態の設定不良によるものではないことがわかる。

また、図 5.13 で「適応なし」とあるのは、未知パラメータ行列のオンライン推定を行わずに、常に $\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_0$ として (5.11) 式による制御を行なった場合である。適応なしの場合と理想的 STR を比べると、未知パラメータ行列をオンラインで逐次推定することに重要な意味のあることがわかるが、これは電力系統の同定モデル (5.14) 式中の非線形項 e_k が存在していることによる。これらの結果は、電力系統の非線形性を考慮した制御を行うことの必要性を示唆するものといえる。

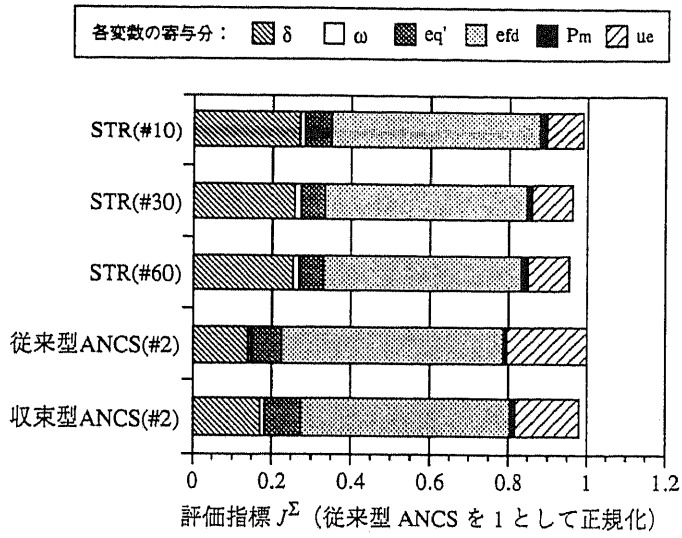


図 5.12: STR の制御試行数の影響 ($P_g^0=1.6$ [pu])

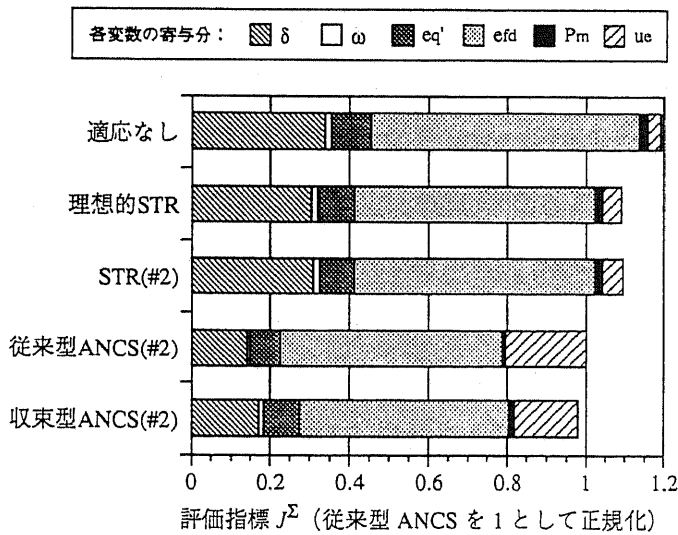


図 5.13: STR の初期設定状態の影響 ($P_g^0=1.6$ [pu])

5.3.7 全状態量が入手不可能な場合について

本章では、これまで全状態量が入手可能であると仮定して ANCS と STR の性能比較を行ってきたが、一般には全状態量を測定することは不可能でありこのような仮定は成立しない。

いま観測量 y として、(5.13) 式の代わりに、

$$\underline{y} \triangleq [\Delta\delta, \Delta\omega, \Delta P_g, \Delta V_g]^T \quad (5.17)$$

を用いることを考える。このとき、出力フィードバック型 ANCS によって、全状態フィードバック型 ANCS を用いた図 5.4, 5.5 とほぼ同程度のダンピングの向上が実現できることが、すでに第 4 章において確認されている。

そこで(4.6) 式の観測量 y を用いた STR を 5.2 節に従って設計し、5.3.4 節と同様のオンライン制御シミュレーションを実行したところ、系統のダンピングは無制御時と比べてほとんど向上せず、制御効果は全く得られなかった。その原因は、(4.6) 式の観測量 y を用いた場合、電力系統の動特性を表現するのに(5.1) 式の線形 1 次回帰モデルでは説明変数が不足していて不十分なことにある。STR による有効な制御を行うためには、さらに高次の情報 $y_{k-2}, y_{k-3}, \dots, u_{k-2}, u_{k-3}, \dots$ を利用する必要がある。実際、 y, u ともに 3 次の情報まで考慮して設計した STR に関しては一応の制御効果が確認されている。ただしその場合のダンピング向上効果は、1 次の情報のみを利用している ANCS に比べると低いものであった。

同じ 1 次の情報 y_k, u_k のみを用いた場合に STR と ANCS で制御効果が大きく異なる理由としては、STR が線形モデルに基づいた線形適応制御系であるのに対し、ANCS がニューラルネットワークを利用した非線形適応制御系であることが挙げられる。すなわち ANCS では、電力系統の観測量間の非線形で複雑な相関をニューラルネットワークが少ない情報から適応的に獲得することにより、有効な制御を実現していると考えられる。

なお、高次情報を利用することによる STR 自体の制御性能の向上効果に関しては、本論文では検討の対象外であるため、これ以上は詳しく扱わないこととする。

5.4 まとめ

本章では、電力系統の線形1次同定モデルに基づくセルフチューニングレギュレータ (STR) を設計し、一機無限大母線系統における発電機励磁制御への適用を通じて、本論文で提案している適応型ニューロ制御系 (ANCS) との制御性能に関する比較・検討を行った。そして線形モデルに基づく STR に比べて、非線形特性を有するニューラルネットワークを利用した ANCS が、適応的かつ効果的に電力系統のダンピングを向上させることを、デジタルシミュレーションを通じて示した。

なお、本章で用いた STR は、ANCS との比較を行なうために設計されたものである。したがってここで得られた結果は、発電機制御への STR の適用研究全般に当てはまるものではないことを断っておく。

第 6 章

多機系統の安定化制御への適用

6.1 概要

本章では、適応型ニューロ制御系 (ANCS) を用いた系統安定化手法を、さらに進めて多機系統へと適用する。

ANCS は、系統の全状態量が測定できないような場合でも、適当な観測量を用いた出力フィードバックを行なうことによって、系統の運用状態変化に対する適応的なダンピング向上制御を実現している。そのため多機系統に対しても、一機無限大母線系統の場合とほぼ同様の方式による適用が可能で、制御効果も期待できる。

以下では、まず、ANCS を多機系統に適用する場合の検討事項について簡単にまとめる。そして 4 機串型系統を例題系統としたデジタルシミュレーションを通じて、ANCS の多機系統への適用可能性について検討を行なう。

6.2 多機系統への適用における検討事項

ANCS を用いた適応型発電機制御手法を多機系統に適用する場合、一機無限大母線系統への適用時には考える必要のなかった諸問題が生じてくる。ここでは、ANCS を多機系統に適用する際に検討すべき事項を簡単にまとめる。

(i) ANCS 設置発電機の選定

多機系統においては、ANCS を設置する発電機として当然複数の候補が存在するが、それら複数の発電機のどれに、あるいは何機に設置すべきなのかといった問題について検討を行なう必要がある。

(ii) ANCS の出力制御信号の選定

これまでの一機無限大母線系統における検討では、ANCS は、AVR のみに対する補償制御系として用いられてきた。しかし、多機系統における電力動揺の抑制のためには、励磁系に加えてガバナ系に対しても補償制御を行なうことが有効であると考えられる。そのため、ニューラルネットワークの並列情報処理能力を利用して、ANCS による AVR/GOV への同時補償制御を行なった場合の効果についても検討する必要がある。

(iii) ANCS の入力情報の選定

適切な系統安定化制御を行なうために必要となる ANCS への入力情報の数や種類は、適用対象系統および ANCS 設置発電機ノードの性質により、異なってくることが考えられる。また、(i)とも関連するが、ANCS を各発電機ごとに設置する場合（分散制御型）と一つの ANCS で全系を一括して扱おうとする場合（集中制御型）との比較についても検討しておく必要がある。

(iv) 運用状態/系統構成の大幅な変更への適応性

多機系統では、負荷および潮流分布の変化による運用状態の変更に加えて、送電線の投入/遮断等の切替え操作による系統構成の変更が行なわれる。そのため、ANCS の制御対象である系統の構造が大幅に変化して、系統の動揺モードも劇的に変化する可能性がある。そのようなケースに対しても ANCS のニューロ同定部 NI が有効に

機能し、ANCS 全体として所望の適応制御性能を発揮できるのか否かは、多機系統適用時における大きな課題といえる。

6.3 4機串型モデル系統

本章では、図 6.1 に示す 4 機串型系統を例題系統として、ANCS の多機系統への適用検討を行なう。ここで送電線はいずれも 2 回線とするが、Line 7, Line 8 については、特に断らない限り投入しないとする。したがって図 6.1 のモデル系統は、合計 20 (各発電機につき 5) の状態変数によって表現される動的システムとなる。本章で使用する機器定数を表 6.1 に示す。

以下では、発電機 G2~G4 に ANCS をそれぞれ設置する。発電機 G1 は基準発電機とみなすため ANCS は設置しない。すなわち、1 機のみを設置した場合から 3 機すべてに設置した場合まで、計 7 ケースを想定する。そして各発電機 G_i , $i \in \{2, 3, 4\}$ に設置された ANCS を $ANCS(G_i)$ と表し、 $ANCS(G_i)$ の入力観測変数を y^{G_i} , 出力制御信号を u^{G_i} と表す。

ANCS の適用方式としては、図 6.2 に示すように、ANCS によって AVR のみの補償制御を行なう場合 (a) と、AVR/GOV の同時補償制御を行なう場合 (b) とに分けて考える。なお図 6.2 において、 u_e は AVR への補助入力信号、 u_g は GOV への補助入力信号で、 Δ は各変数の初期定常値からの変動分としている。

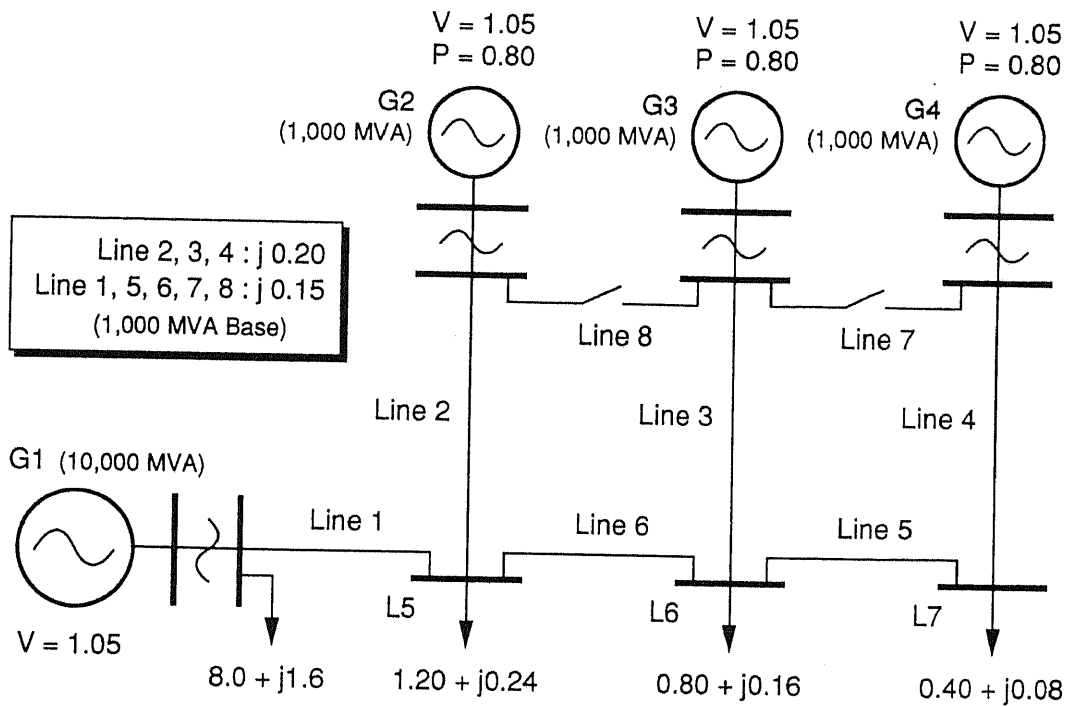
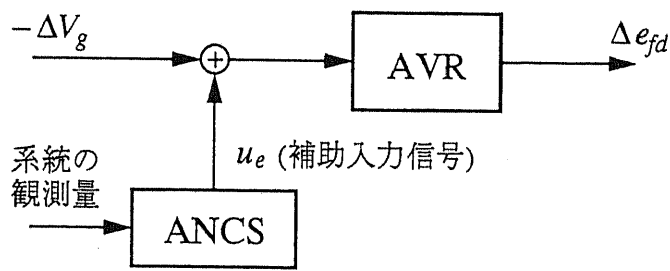


図 6.1: 4 機串型系統 (275kV 系統)

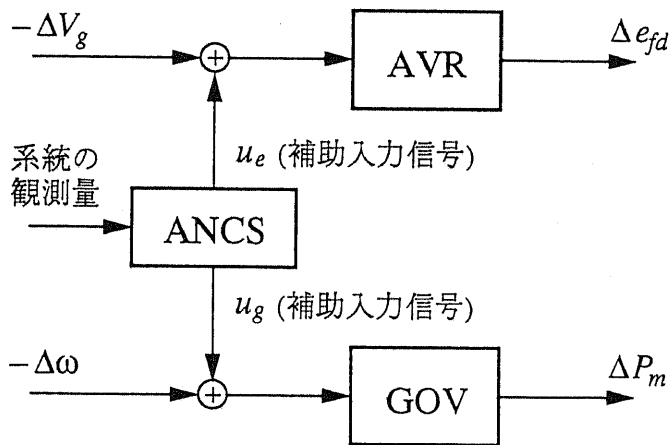
表 6.1: 機器定数

$M = 8.00 \text{ s}$	$D = 0.0$	$\omega_b = 100\pi \text{ rad/s}$
$T'_{d0} = 5.0 \text{ s}$	$x_d = 1.60$	$x_q = 1.60$
$x'_d = 0.30$	$K_A = 25.0$	$T_A = 0.10 \text{ s}$
$K_G = 25.0$	$T_G = 2.0 \text{ s}$	

(注) 単位は自己容量ベースの PU 値, 各発電機共通



(a) AVRのみ補償制御



(b) AVR/GOV同時補償制御

図 6.2: ANCS と AVR/GOV

6.4 ANCS の設定とプリチュージョニング

6.4.1 ANCS の設定

本章で使用するニューラルネットワーク NI, NC における各層ユニット数, 入出力変数, および (3.20), (3.21) 式中の更新パラメータ値を表 6.2 に示す。

NI, NC 内部では, モデル系統の諸変数 y , u をいずれも $[0,1]$ の値に収まるように正規化しておく必要がある。本章で使用する諸変数の正規化に関する設定を表 6.3 に示す。

NC の制御信号出力間隔 Δt は $0.02[s]$ とし [1], NI, NC の結合荷重の更新はこの Δt の間にそれぞれ (3.20), (3.21) 式を 1 回ずつ適用して行なう。また, 系統事故として送電線 3 相地絡 (3LG) 事故を扱うが, 理想的な状況を考えて, 事故継続中は ANCS を動作させずに $u = 0$ に固定する。

6.4.2 プリチュージョニング

ANCS によるオンライン制御を行なう前に, 4.4 節と動揺に, NI, NC のプリチュージョニングをオフラインで実行する。事故データには, 送電線 Line 6 の負荷母線 L6 至近端における 1 回線 3LG 事故 (継続時間 $t_f=0.06[s]$) の際の, 事故後約 10 秒間のデータを用いる。

プリチュージョニング用事故データにおける各発電機の位相角動揺 (発電機 G1 を基準) の様子を図 6.3 に示す。各ニューラルネットワークのプリチュージョニングは, NI に関してはこの 10 秒間分のデータのランダム提示学習を 50 セット行い, NC に関しては $u_k < 10^{-5}$ になるように調整した。

表 6.2: ニューラルネットワークの設定 (各 ANCS 共通)

		AVR のみ 補償制御		AVR/GOV 同時補償制御	
		NI	NC	NI	NC
ユ ニ ツ ト 数	入力層 (入力変数)	6 ($\underline{y}_k, \underline{u}_k$)	5 (\underline{y}_k)	7 ($\underline{y}_k, \underline{u}_k$)	5 (\underline{y}_k)
	中間層	30	20	30	20
	出力層 (出力変数)	5 ($\hat{\underline{y}}_{k+1}$)	1 (\underline{u}_k)	5 ($\hat{\underline{y}}_{k+1}$)	2 (\underline{u}_k)
学習係数 ε		1.0	1.0	1.0	1.0
慣性項係数 μ		0.1	0.1	0.1	0.1

表 6.3: 諸変数の正規化 (各 ANCS 共通)

	実際の値	正規化された値
$\Delta\delta$	-0.60 ~ +0.60	0.20 ~ 0.80
$\Delta\omega$	-0.02 ~ +0.02	0.20 ~ 0.80
ΔP_g	-0.60 ~ +0.60	0.20 ~ 0.80
ΔV	-0.15 ~ +0.15	0.20 ~ 0.80
u_e	-0.20 ~ +0.20	0.20 ~ 0.80
u_g	-0.02 ~ +0.02	0.20 ~ 0.80

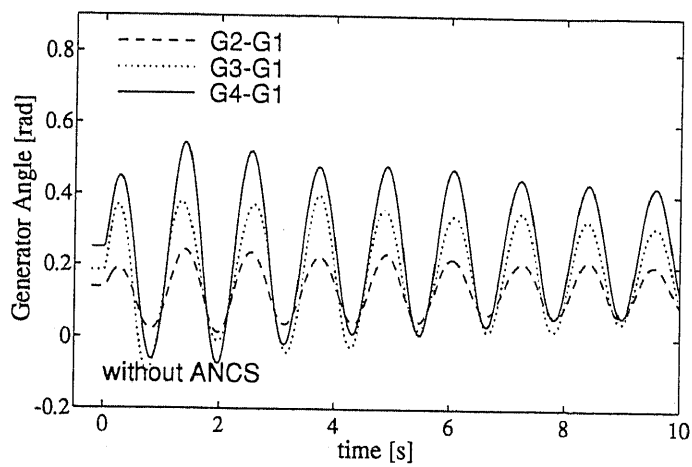


図 6.3: プリチューニング用事故時の発電機動揺データ (連系線 3LG 事故)

6.5 ANCS の出力制御信号による比較

まず本節では、発電機 G4 のみに ANCS を設置したケースについて考える。特に、AVR のみ補償制御の場合と AVR/GOV 同時補償制御の場合の、制御効果の比較を中心に検討を行なう。

6.5.1 AVR のみ補償制御の場合

はじめに、1 機無限大母線系統の場合と同様に、ANCS で AVR のみを補償することによる制御効果について検討する。ここで ANCS(G4) の入出力変数は、ローカル情報を用いて、

$$\begin{cases} \underline{y}^{G4} \triangleq [\Delta\delta_{41}, \Delta\omega_4, \Delta P_{g4}, \Delta V_4, \Delta V_7]^T \\ \underline{u}^{G4} \triangleq [u_{e4}] \end{cases} \quad (6.1)$$

ここに、 $\delta_{41} \triangleq \delta_4 - \delta_1$ 、各下添数字は対応するノード番号を示すとする。

ANCS の評価指標 (3.14), (3.15) 式中の重み行列は、 $P = \text{diag}(2.0, 1000.0, 2.0, 20.0, 20.0)$, $Q = \text{diag}(1.0, 100.0, 1.0, 10.0, 10.0)$, $R = \text{diag}(20.0)$ とする。これらの値は 1 機無限大母線系統適用時の値を参考に決定した。

プリチューニング終了後の ANCS(G4) を用いて、プリチューニングに用いたのと同じ 3LG 事故に対するオンライン制御シミュレーションを行なった。そのときの各発電機位相角の動揺曲線を図 6.4 に示す。図 6.3, 6.4 から、この 3LG 事故に対して、ANCS(G4) が系統動揺のダンピングを向上させていることが確認できる。

次に図 6.4 のシミュレーション終了時点の ANCS(G4) に対して、2 回目の事故として、今度は同一事故を送電線 1 回線開放により除去した場合 (3LG-O, $t_f = 0.06$ [s], 再閉路なし) を考える。シミュレーション結果を図 6.5 に示す。図 6.5 では、系統の不安定化は回避されているものの、あまり良いダンピングは得られていない。これは、送電線 Line 6 の 1 回線開放により、系統の動揺モードに変化が生じたためと考えられる。

6.5.2 AVR/GOV 同時補償制御の場合

図 6.5 のような動揺モードの異なる事故に対しては、ANCS による AVR/GOV の同時補償制御が有効であると考えられるが、これはニューラルネットワークの並列情報処理能力を利用すれば容易に実現できる。そこで (6.1) 式において、

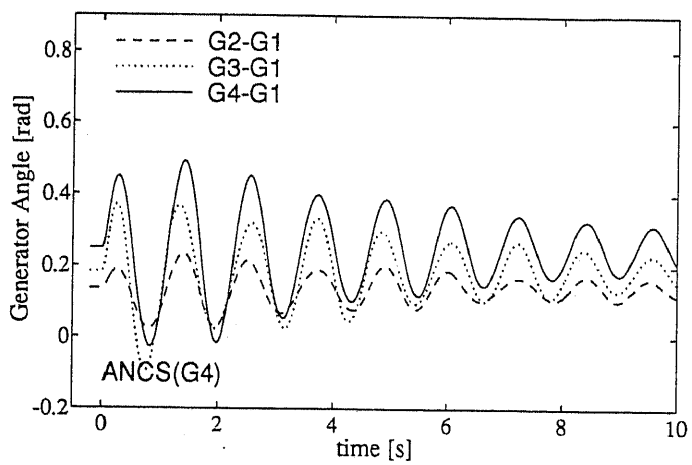
$$\underline{u}^{G4} \triangleq [u_{e4}, u_{g4}] \quad (6.2)$$

として、AVR/GOV 同時補償制御の効果を調べてみた。ただし、 $R = \text{diag}(20.0, 1000.0)$ とする。

AVR のみ補償制御の場合と同様にプリチューニングおよび 1 回目の事故シミュレーションを行なった後、2 回目の事故として、Line 6 の 3LG-O 事故に対する AVR/GOV 同時補償制御のシミュレーションを行なった。結果を図 6.6 に示す。同図から、図 6.5 に比べて優れたダンピングが得られていることがわかる。

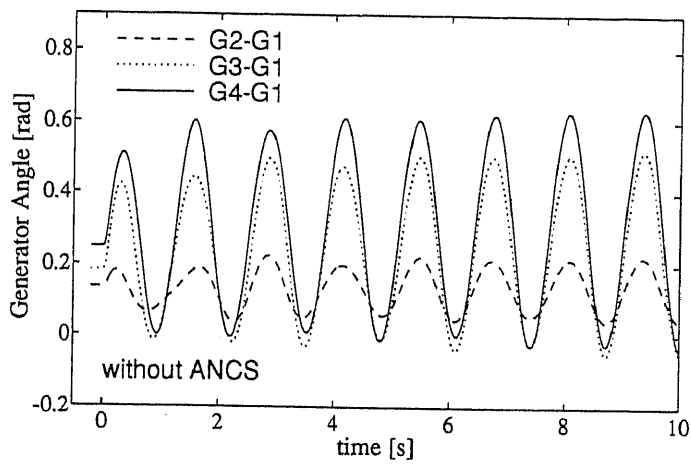
また、異なる地点での事故ケースとして、発電機 G4 至近端における送電線 Line 4 の 3LG-O 事故 ($t_f = 0.06[s]$) を 2 回目の事故とした場合のシミュレーション結果を図 6.7 に示す。発電機 G4 にとっては厳しい事故であるこのケースでも、ANCS(G4) は AVR/GOV 同時補償制御によって、系統は安定化されている。

図 6.6, 6.7 からわかるように、ANCS による AVR/GOV 同時補償制御は、送電線の 1 回線開放によって生じる異なるモードの系統動揺に対して有効であり、多機系統のダンピングをより一層向上させることができる。そこで以下では、ダンピング向上効果の優れている AVR/GOV 同時補償制御ケースのみを考えて検討を行なうことにする。

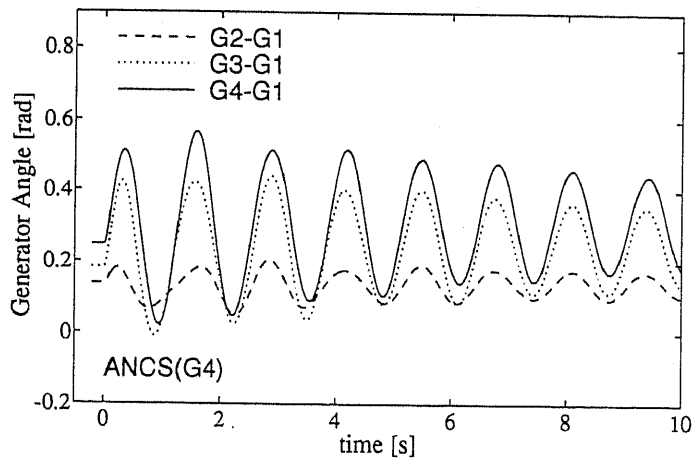


ANCS あり (1 回目)

図 6.4: AVR のみ補償制御 (連系線 3LG 事故)

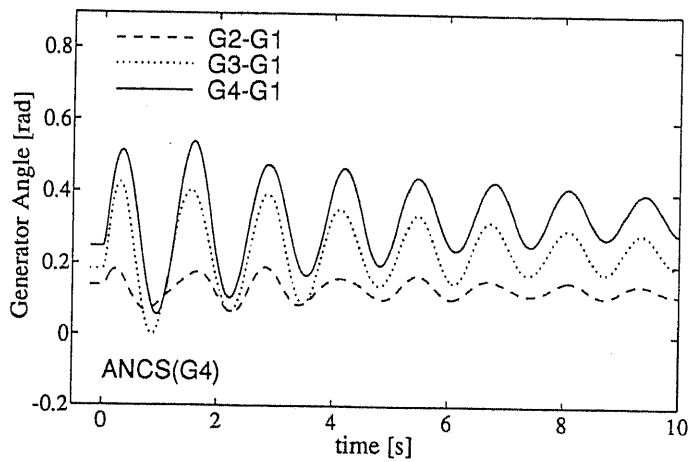


(a) ANCS なし



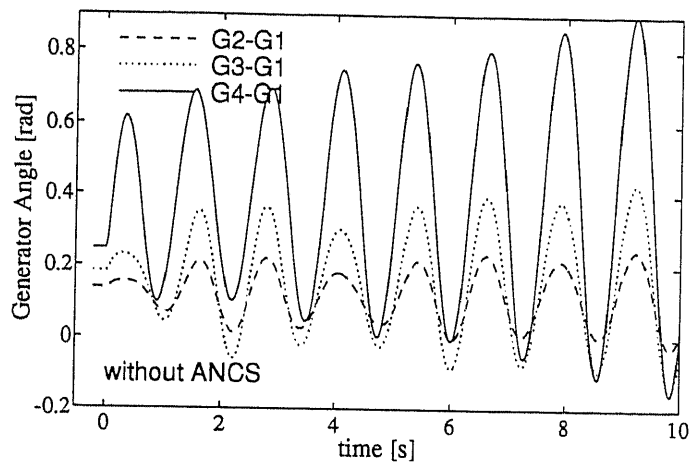
(b) ANCS あり (2 回目)

図 6.5: AVR のみ補償制御 (連系線 3LG-O 事故)

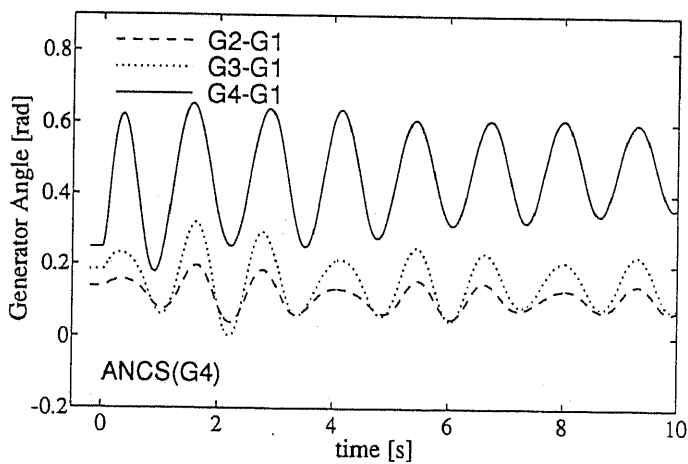


ANCS あり (2 回目)

図 6.6: AVR/GOV 同時補償制御 (連系線 3LG-O 事故)



(a) ANCS なし



(b) ANCS あり (2 回目)

図 6.7: AVR/GOV 同時補償制御 (G4 至近端 3LG-O 事故)

6.6 複数発電機への ANCS 設置による検討

次に本節では、ANCS を複数発電機に分散設置した場合の系統動揺抑制効果について検討する。ここで各 ANCS の入出力変数は、

$$\begin{cases} \underline{y}^{G2} \triangleq [\Delta\delta_{21}, \Delta\omega_2, \Delta P_{g2}, \Delta V_2, \Delta V_3]^T \\ \underline{u}^{G2} \triangleq [u_{e2}, u_{g2}]^T \\ \underline{y}^{G3} \triangleq [\Delta\delta_{31}, \Delta\omega_3, \Delta P_{g3}, \Delta V_3, \Delta V_6]^T \\ \underline{u}^{G3} \triangleq [u_{e3}, u_{g3}]^T \\ \underline{y}^{G4} \triangleq [\Delta\delta_{41}, \Delta\omega_4, \Delta P_{g4}, \Delta V_4, \Delta V_7]^T \\ \underline{u}^{G4} \triangleq [u_{e4}, u_{g4}]^T \end{cases} \quad (6.3)$$

ここに、 $\delta_{ij} \triangleq \delta_i - \delta_j$

とする。

ANCS の評価指標(3.14), (3.15) 式中の重み行列を、各 ANCS 共通に $P = \text{diag}(2.0, 1000.0, 2.0, 20.0, 20.0)$, $Q = \text{diag}(1.0, 100.0, 1.0, 10.0, 10.0)$, $R = \text{diag}(20.0, 1000.0)$ とする。

6.6.1 ANCS 設置箇所による安定化効果の比較

まず、プリチューニング終了後 1 回目の事故として、発電機 G2 至近端の送電線 Line 2 の 3LG-O 事故を考える。ANCS の各設置ケースについてオンライン制御シミュレーションを行なった結果を図 6.8 に示す。

図 6.8(a) は、ANCS なしの場合の位相角動揺曲線であるが、プリチューニングに用いた事故データ(図 6.3)とはまったく異なる動揺モードが現れている。

このような事故に対して(b)~(d)は、発電機 1 機のみ ANCS を設置したケースであり、それぞれ、設置された発電機の位相角動揺が抑制されている。しかしながら、ANCS(G2)は G3, G4 の動揺をあまり抑制できず、逆に ANCS(G3), ANCS(G4)は G2 の動揺を抑制することができない。また、これらの中では ANCS(G3)による効果が最も小さい。

そして 2 機の発電機に ANCS を設置した(e)~(g)では、いずれも 1 機のみの場合の利点を組み合わせた形で制御効果が向上していることがわかる。これらの制御効果は、(f) > (e) > (g) の順になっているが、これは、G2 と G4 あるいは G2 と G3 を組み合わせること

で、G2側の動揺とG3およびG4側の動揺とをともに抑制できるためだと考えられる。この両者の優劣は、ANCS(G3)単独の場合とANCS(G4)単独の場合との差がそのまま現れている。さらに、ANCSをG2~G4のすべてに設置した(h)では、各ANCSの利点がすべて活かされて、全7ケース中、最もよい制御効果が得られている。

このように、系統内にANCSを複数設置した場合の制御効果は、それぞれの単独設置の場合の効果を組み合わせた形で現れてくる。このことは、各ANCSがローカルな情報を利用することにより、系統全体としての分散型ダンピング向上制御を実現していることを示す結果といえる。

6.6.2 重負荷運用状態への変更

次に、モデル系統の新しい運用状態として、各ノードの潮流指定値をすべて25%増加させた重負荷状態を考える。すなわち、

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{G2~G4:} \quad 0.80 \rightarrow 1.00 \text{ [pu]} \\ \text{L5:} \quad 1.20 + j0.24 \rightarrow 1.50 + j0.30 \text{ [pu]} \\ \quad \quad \quad \vdots \end{array} \right.$$

などと変更する。このとき、図6.8(b)~(h)の各シミュレーション終了時点を各ANCSの初期状態として、送電線Line 6の負荷母線L6至近端での3LG-O事故(連系線事故, $t_f=0.06$ [s])に対するオンライン制御シミュレーションを、それぞれのケースについて行った。結果を図6.9に示す。

図6.9で対象としている重負荷時の連系線事故は、同図(a)からわかるとおり、ANCSを設置しないと系統は不安定になりすぐにG3とG4が脱調してしまうようなかなり厳しい事故である。この事故に対しては、ANCSをG3とG4とに設置した(g)と全機に設置した(h)の場合だけが、弱ダンピングながらも系統を安定化することに成功している。(g)と(h)の制御効果に差がないのは、この事故に対してはANCS(G2)の効果がほとんどないためである。また、ANCS(G3)およびANCS(G4)も、それぞれ単独では効果がなく、同時に動作させることによりはじめて有効な結果が得られている。

すなわち、図6.8, 図6.9からわかるように、多機系統では一般に事故地点によってANCS設置箇所の重要度が異なってくる。したがって、図6.1のモデル系統では、G2~G4のすべ

てに ANCS を設置することによって、系統全体としての適応制御能力は最も向上され、効果的なダンピング向上制御を実現することができる。

6.6.3 ANCS の出力信号波形

図 6.8(h) における ANCS(G4) の出力 u_{e4} , u_{g4} を図 6.10(a) に示す。図 6.10(a) では、制御初期段階において ANCS 出力に高周波の変動がみられるが、これは ANCS が、プリチューニング時点では獲得できなかった y_k と y_{k+1} の相関を、この期間に学習していることによる。ただしこれらの高周波変動は、AVR や GOV の時定数（それぞれ 0.1 秒および 2 秒）によってフィルタリングされるため、系統への影響はほとんどない。

また図 6.10(b) は、1 回目の事故として Line 5 の L7 至近端での 3LG-O 事故（無制御時には微弱ダンピングのケース）のオンライン制御を経験させた上で、G2 至近端での 3LG-O 事故を起こしたときの ANCS(G4) の出力である。このように 2 回目以降の事故では、1 回目の事故の際にみられる高周波の変動はほぼなくなっているが、その制御効果に関しては、1 回目とほとんど違いのないことが確認されている。

6.6.4 評価指標中の重み行列の変更

著者らによるこれまでの検討では、ANCS の評価指標 (3.14), (3.15) 式中の重み行列 P , Q , R は、常に一定としてきた。そこで、ここでは制御重み行列 Q , R を、

$$\begin{cases} Q = \text{diag}(1.0, 100.0, \underline{1.0}, 10.0, 10.0) \\ R = \text{diag}(20.0, \underline{1000.0}) \end{cases}$$

↓

$$\begin{cases} Q^{(\text{new})} = \text{diag}(1.0, 100.0, \underline{5.0}, 10.0, 10.0) \\ R^{(\text{new})} = \text{diag}(20.0, \underline{2000.0}) \end{cases}$$

のように変更することを考える。変更箇所は、下線で示したとおり、 Q については発電機出力 ΔP_i に対応する要素、 R については GOV への補助入力信号 u_{gi} に対応する要素である。

このとき、制御重み行列を、ANCS(G4) のみ $Q^{(\text{new})}$, $R^{(\text{new})}$ に変更した場合と、ANCS(G3) および ANCS(G4) とともに $Q^{(\text{new})}$, $R^{(\text{new})}$ に変更した場合とについて、図 6.9(h) と同一のオ

ンライン制御シミュレーションを行なった。結果をそれぞれ図 6.11(a), (b) に示す。図 6.11 から, Q , R の変更により, 系統の動揺ダンピングがさらに向上されていることがわかる。

また, 図 6.11(a), (b) における ANCS(G4) の出力 u_{e4} , u_{g4} の様子を図 6.12 に示す。図 6.12 では, 制御実行中の ANCS 出力の一部に再び高周波の変動が現れているが, これは Q , R の新しい設定値に対する NI, NC のチューニングがオンラインで行なわれていることを示している。このように ANCS では, パラメータ設定値の変更に対しても, その適応能力によってある程度まで対応することが可能である。

なお, 図 6.11 の結果は, 6.4 節で与えた評価重み行列が, 必ずしも最適な値に設定されていないことを意味している。したがって, ANCS による系統安定化効果をさらに向上させ, 確かなものにするためには, 各種パラメータの最適もしくは適切な値の決定方法に関する検討を行なうことが, 今後の重要な課題となる。

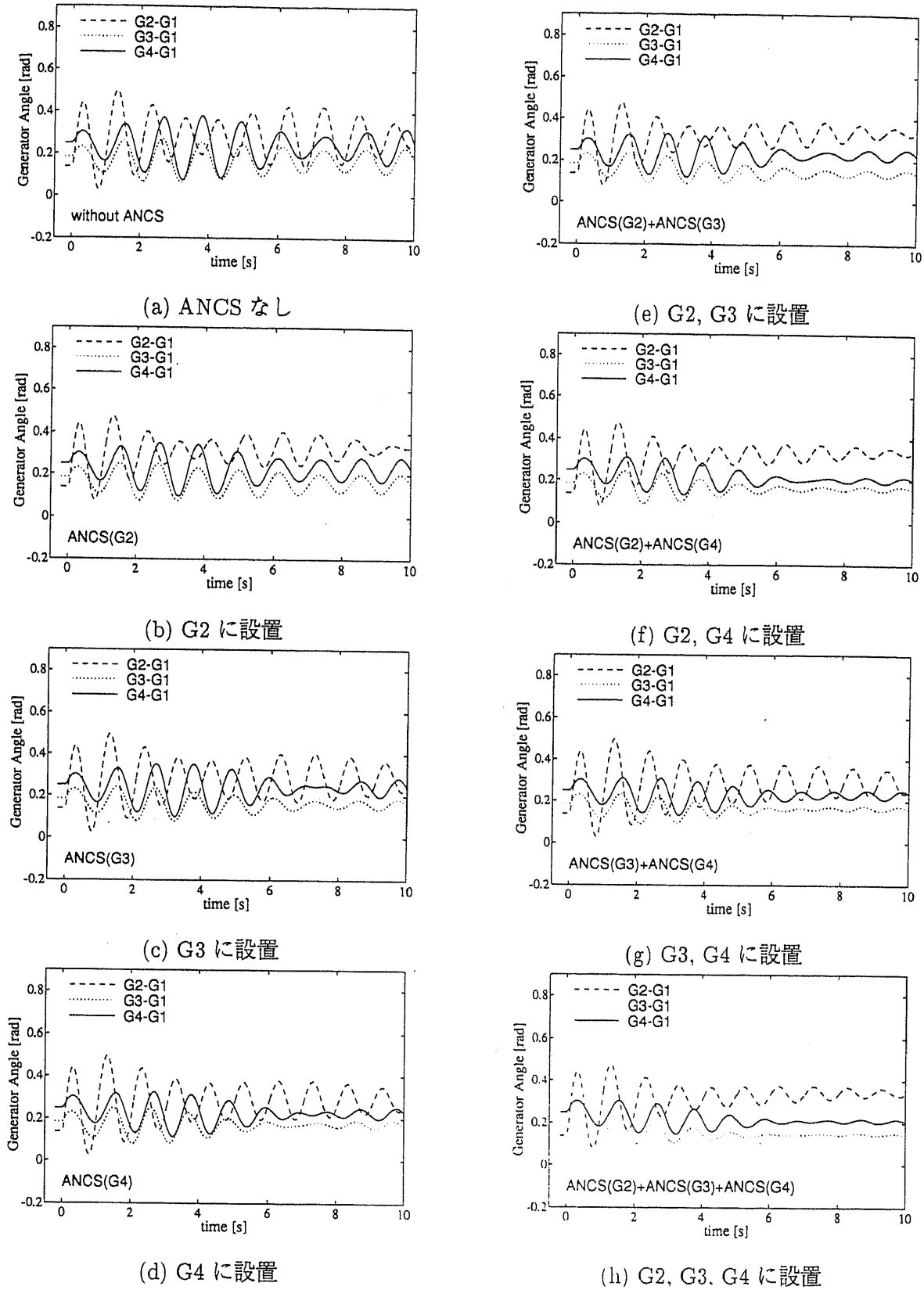
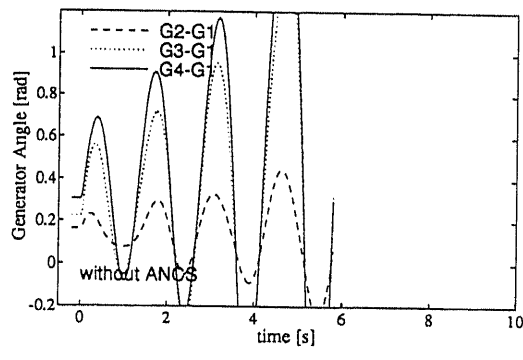
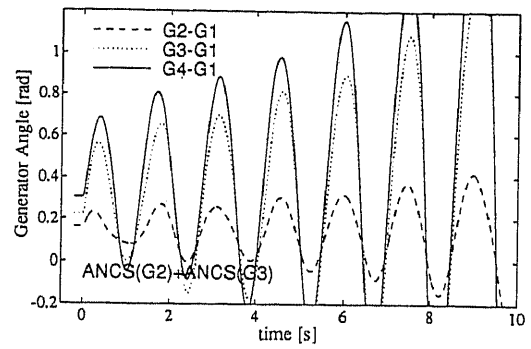


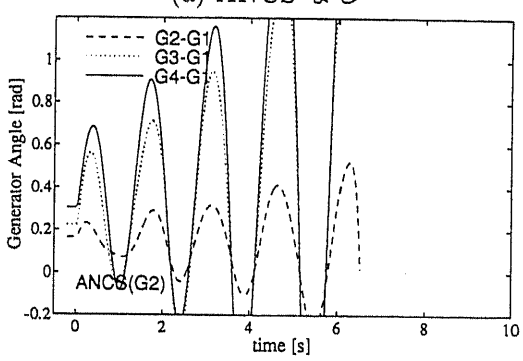
図 6.8: 発電機 G2 至近端 3LG-O 事故 (1 回目)



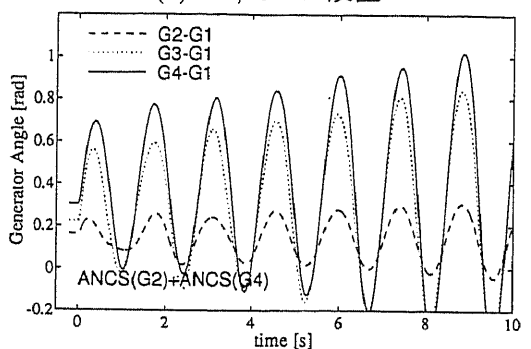
(a) ANCS なし



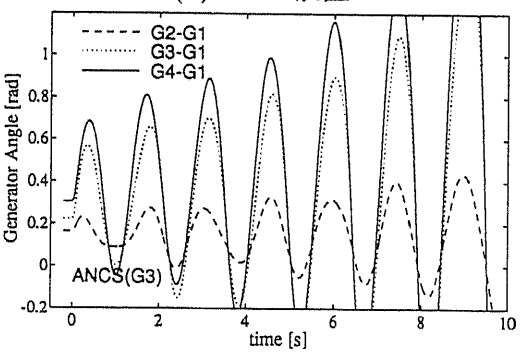
(e) G2, G3 に設置



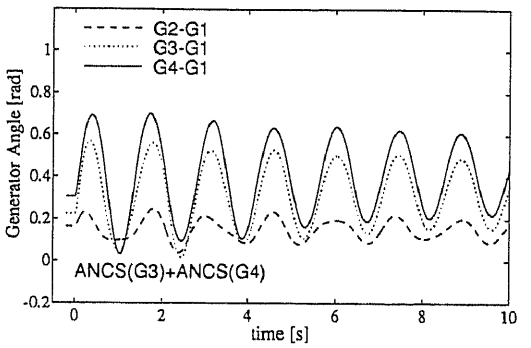
(b) G2 に設置



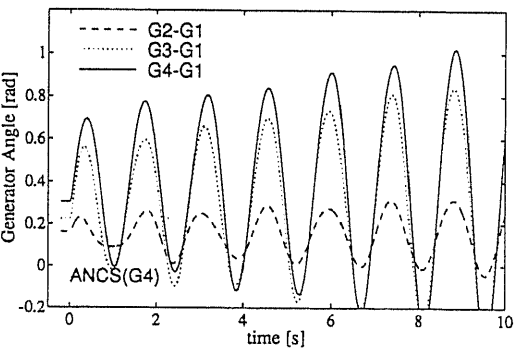
(f) G2, G4 に設置



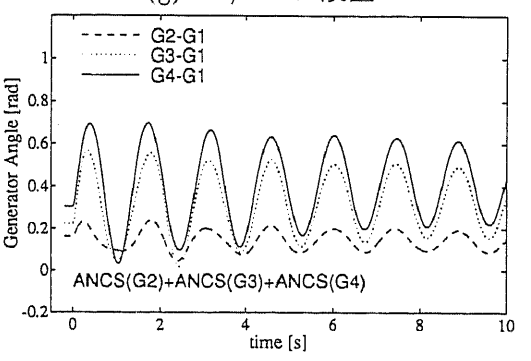
(c) G3 に設置



(g) G3, G4 に設置

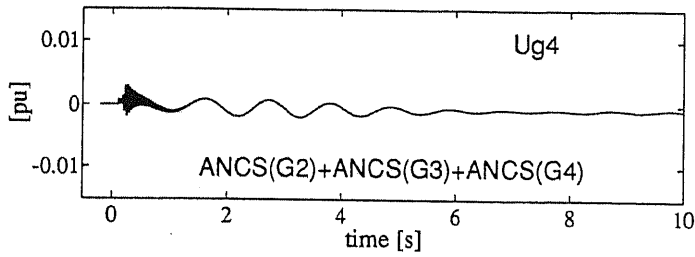
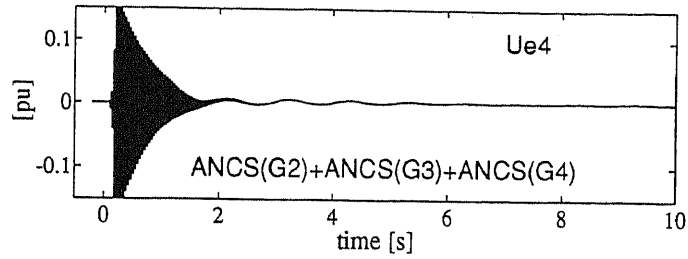


(d) G4 に設置

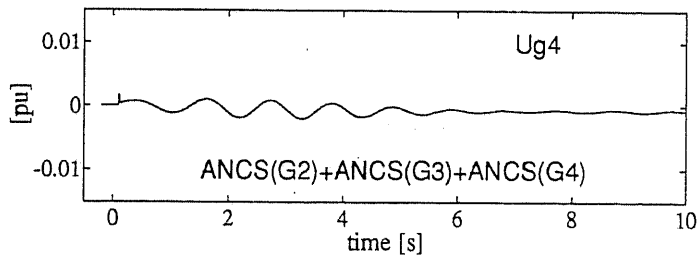
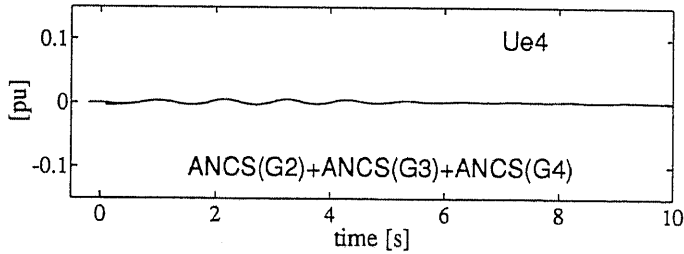


(h) G2, G3, G4 に設置

図 6.9: 連系線 3LG-O 事故 (重負荷時, 2 回目)



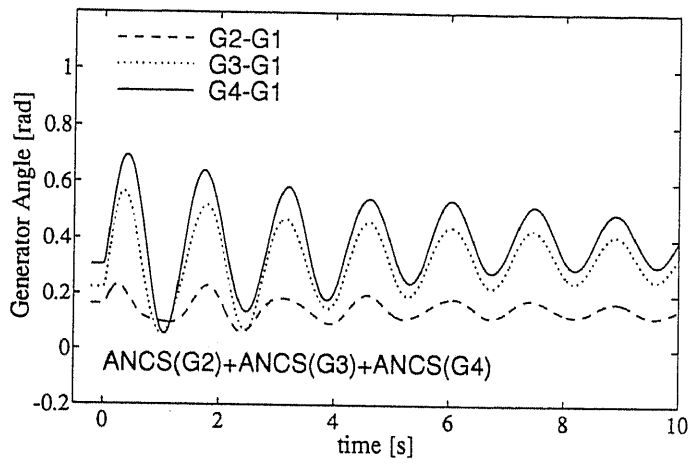
(a) 1 回目の G2 至近端 3LG-O 事故



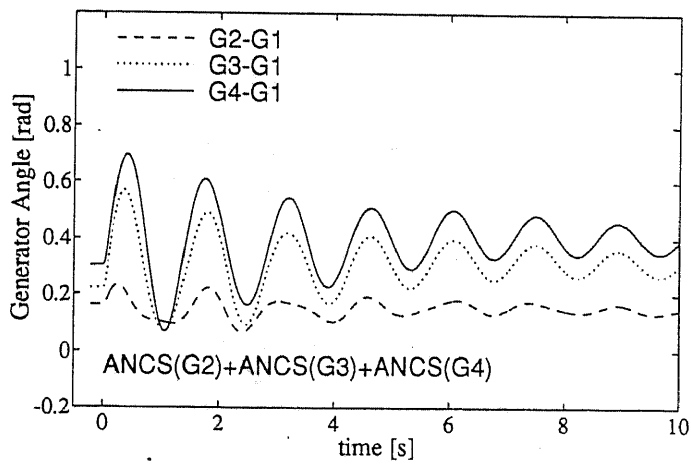
(b) 2 回目の G2 至近端 3LG-O 事故

(1 回目は L7 至近端 3LG-O 事故)

図 6.10: ANCS の出力信号波形 (G2, G3, G4 に設置)

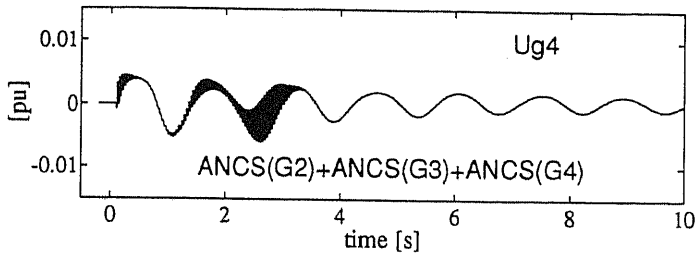
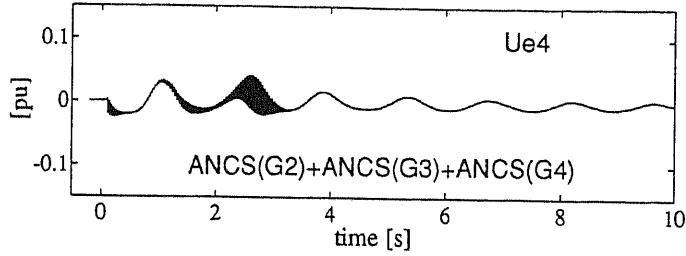


(a) G2, G3, G4 に設置 (G4 のみ変更)

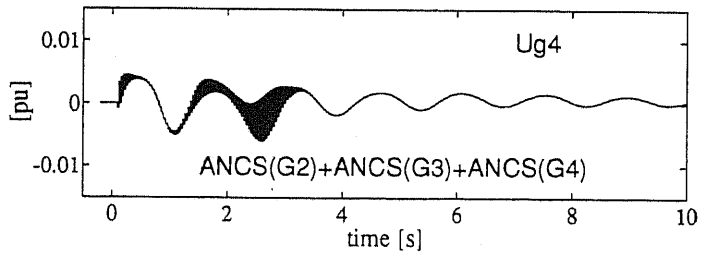
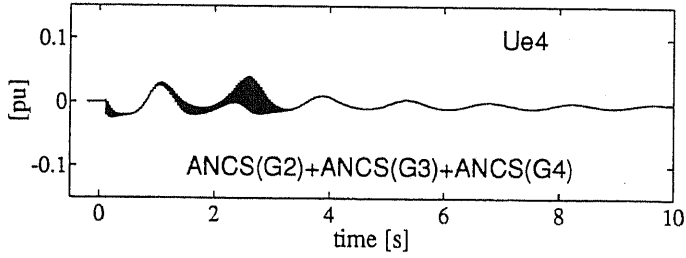


(b) G2, G3, G4 に設置 (G3, G4 ともに変更)

図 6.11: 制御重み行列 Q, R の変更 (連系線 3LG-O 事故 (Line 6), 重負荷時, 2 回目)



(a) G2, G3, G4 に設置 (G4 のみ変更)



(b) G2, G3, G4 に設置 (G3, G4 とともに変更)

図 6.12: 制御重み行列 Q, R 変更時の ANCS 出力 (連系線 3LG-O 事故 (Line 6), 重負荷時, 2 回目)

6.7 系統構成の大規模な変更に対する安定化効果

最後に、系統構成の変更がこれまでよりもはるかに大幅に行われた場合のシミュレーション結果を示す。前節までの検討から、ここでは G2~G4 のすべての発電機に ANCS を設置した場合を考えることにする。各 ANCS の初期状態としては、図 6.8(h) のシミュレーション終了時点の値を用いる。

6.7.1 送電線インピーダンスの変更

まず、図 6.1 のモデル系統において、送電線インピーダンスを、

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Line 2: } 0.20 \rightarrow 0.15 \text{ [pu]} \\ \text{Line 5: } 0.15 \rightarrow 0.10 \text{ [pu]} \\ \text{Line 6: } 0.15 \rightarrow 0.30 \text{ [pu]} \end{array} \right.$$

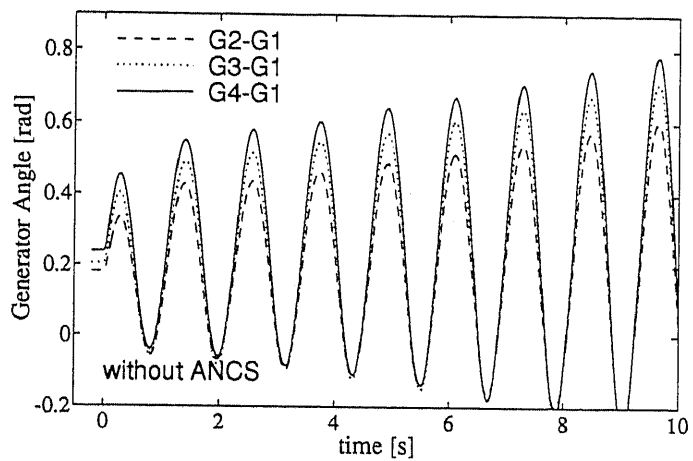
と変更した場合を考える。L5 至近端での Line 6 の 3LG-O 事故に対するシミュレーション結果を図 6.14 に示す。図 6.14 からわかる通り、このケースでは、これまで ANCS が全く経験していない動揺モードが発生する。しかしこの場合も各 ANCS により系統は安定化されており、このことから、著者らの提案している ANCS の適応的な制御能力を確認することができる。

6.7.2 山側送電線新規投入

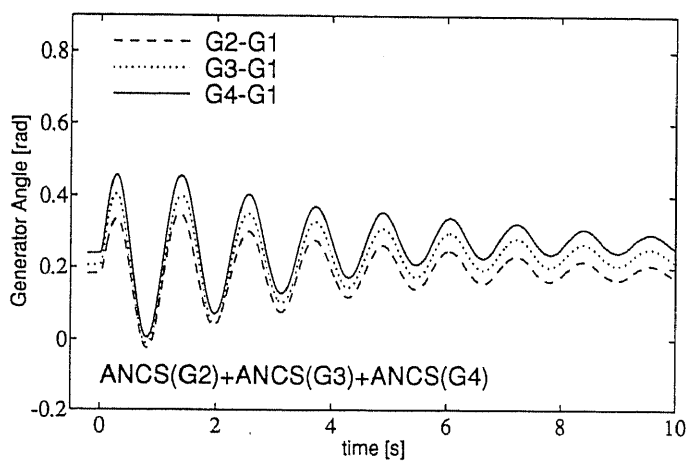
次に、山側連係線 Line 7 (発電機 G3-G4 間)、Line 8 (発電機 G2-G3 間) を新たに投入して、モデル系統内にループを形成した場合を考える。この場合発電機 G2~G4 の電氣的な距離が近くなるため、特に里側連係線の事故に対しては、G2~G4 は基本的に同じモードで動揺する。

このとき、里側連係線における 3LG-O 事故に対するシミュレーション結果を図 6.13 に示す。図 6.13 から、系統内にループが存在する場合でも ANCS は有効に動作し、系統の安定度を著しく向上させている確認できる。

この結果は、串型系統だけでなくループ系統においても、ANCS の制御効果が期待できることを示唆している。



(a) ANCS なし



(b) G2, G3, G4 に設置

図 6.13: 送電線新規投入時の連系線 3LG-O 事故 (重負荷時, 2 回目)

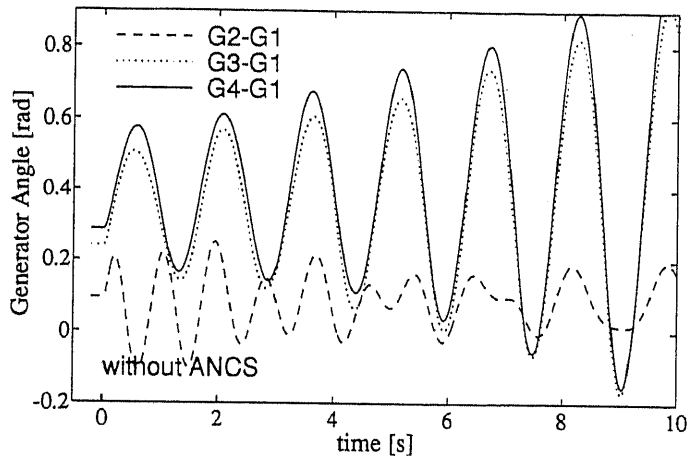
6.7.3 山側送電線新規投入＋負荷配分変更

最後に、図 6.1 のモデル系統において、今度は送電線 Line 7 (発電機 G3-G4 間) だけを投入してループを形成した上で、負荷配分を、

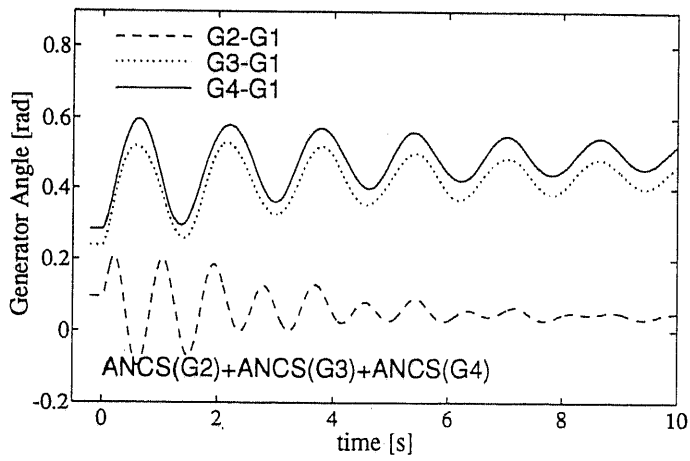
$$\begin{cases} \text{L5:} & 1.20 + j0.24 \rightarrow 0.40 + j0.08 \text{ [pu]} \\ \text{L7:} & 0.40 + j0.08 \rightarrow 1.20 + j0.24 \text{ [pu]} \end{cases}$$

と変更した場合を考える。この場合、連系線潮流はこれまでとは逆に右向きに流れることになる。

このとき、Line 6 の L6 至近端における 3LG-O 事故に対するシミュレーション結果を図 6.15 に示す。図 6.15 より、新しく送電線が投入された上で、潮流分布が変更されたようなケースにおいても、ANCS の設置によって系統の動揺ダンピングが向上し、過渡動揺が速やかに定常値へと収束していることが確認できる。

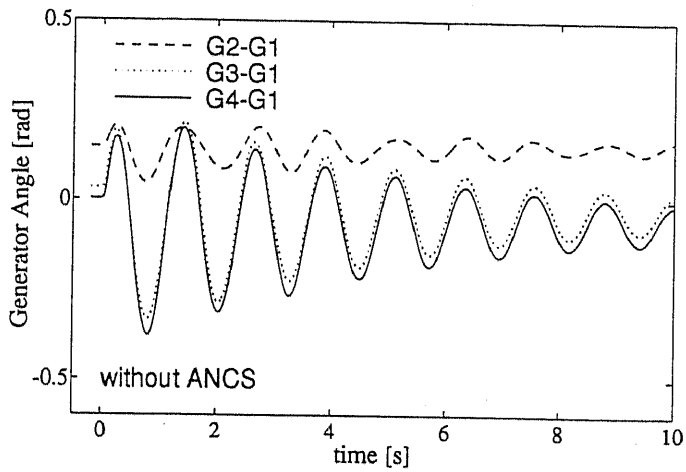


(a) ANCS なし

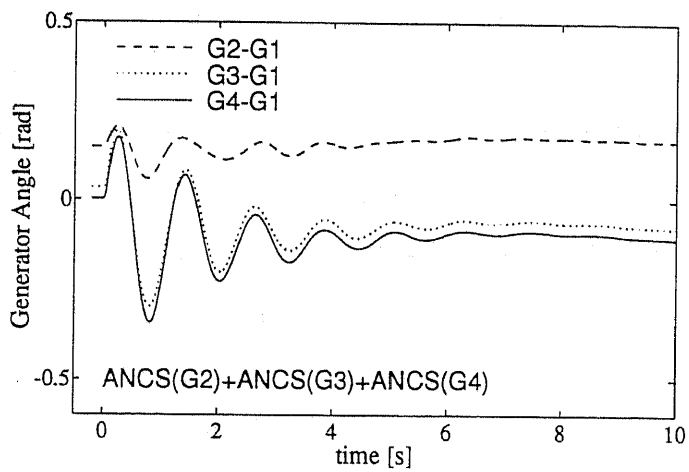


(b) G2, G3, G4 に設置

図 6.14: 送電線インピーダンス変更ケース



(a) ANCS なし



(b) G2, G3, G4 に設置

図 6.15: 送電線新規投入+負荷配分変更ケース

6.8 まとめ

本章では、適応型発電機ニューロ制御系を、前章までで検討してきた一機無限大母線系統の場合とほぼ同様の出力フィードバック方式で、多機系統に適用した。

まずはじめに、適応型発電機ニューロ制御系を多機系統に適用するにあたって必要となる検討事項をまとめ、以下の検討における指針を示した。

そして適用対象系統として4機串型系統を用いて、種々のデジタルシミュレーションによる検討を行なった結果、適応型発電機ニューロ制御系は、多機系統においても一機無限大母線系統の場合と同様に、有効な制御効果を示すことが確認された。

特に、ANCSによる既存発電機制御系への補償方式として、AVR/GOV同時補償制御が、系統の電力動揺抑制に非常に効果的であることを示した。このようなAVR/GOV同時補償制御は、ニューラルネットワークの並列情報処理能力により容易に実現することができる。すなわちニューラルネットワークの特性を有効に利用した制御方式であるといえる。

また、ANCSを複数の発電機に設置することにより、分散型の多機系統安定化制御が実現され、ANCS設置発電機数を増やすことで系統全体としてのダンピングもいっそう向上できることも示された。

さらに、多機系統において特に問題になるとと思われる運用状態や系統構成の大幅な変更に対しても、ANCSが適応的に動作し有効な制御効果を示すことを確認した。

本章では、6.2節(iii)項で述べたANCSの入力情報の選定問題については検討を行っていない。したがってANCSの多機系統への適用検討においては、この問題が第一の課題として挙げられる。しかしその場合、ANCS内のNI、NCの入力変数の数や種類についても論じられることになるため、必然的に、それらの変数を扱うニューラルネットワークの構造(例えば中間層内のユニット数や各種のパラメータなど)の適切な決定方法に関しても検討課題となつてこよう。

第 7 章

結論

本論文では、大規模電力システムの安定度をよりフレキシブルな形で向上させることを目的として、ニューラルネットワークを用いた適応型発電機制御手法を提案し、その系統安定化効果について論じた。

本論文において得られた結論を以下にまとめる。

まず、ニューラルネットワークの並列情報処理能力、適応学習能力、非線形特性などの諸性能を、自動電圧調整装置 (AVR) や調速機 (GOV) 等の従来発電機制御系に付加するための補助制御信号生成機構として、適応型ニューロ制御系 (ANCS) を提案した。ANCS と従来発電機制御系とを組み合わせる構成される適応型発電機ニューロ制御系は、概略次のような特徴を有する。

- (i) ANCS は、制御器と同定器それぞれに対応する 2 つのニューラルネットワークによって構成されており、全体として多変数による非線形発電機制御を実現する。
- (ii) 系統の運用状態や構成の変化に対して、その過渡動揺をより抑制するように 2 つのニューラルネットワークの内部結合荷重をオンラインで更新し、適応的な制御特性を示す。
- (iii) AVR や GOV 等の従来制御系を残した上でそれらの制御性能をさらに向上させることが可能なため、実用性が高い。また万一 ANCS 自体に何らかの問題が発生した場合でも、ANCS の動作をロックすることだけで従来通りの制御系に復帰できる。

次に、適応型発電機ニューロ制御系を用いた電力系統安定化制御の具体的かつ基本的な例題として、まず、一機無限大母線系統への適用検討を行なった。そしてANCSによるオンライン制御を実行した結果、全状態フィードバック型および出力フィードバック型のいずれの制御方式においても、ANCSが一機無限大母線系統のダンピング特性を著しく向上させることが、デジタルシミュレーションの結果から示された。

ANCSと線形最適レギュレータ(LOR)の制御性能について比較・検討を行なった結果、ANCSでは全時間を通しての最適性は達成されないものの、ダンピングの向上という点からは、LORよりも優れた制御性能を適応的に示すことが確認された。

ANCSでは、異なる系統運用状態や異なる事故外乱に対しても、制御系を構成するニューラルネットワークがその内部荷重結合を変化させることにより、適応的に制御が行なわれる。すなわち、ANCSは制御系全体として、一種の非線形セルフチューニングレギュレータ(STR)のように機能すると考えられる。そこで、電力系統の線形1次同定モデルに基づくSTRを設計し、一機無限大母線系統における発電機励磁制御への適用を通じて、ANCSとの制御性能に関する比較・検討を行なった。そして線形モデルに基づくSTRに比べて、非線形特性を有するニューラルネットワークを利用したANCSが、適応的かつ効果的に電力系統のダンピングを向上させることを、デジタルシミュレーションの結果を通じて示した。

さらに、適応型発電機ニューロ制御系を、一機無限大母線系統の場合とほぼ同様の出力フィードバック方式で多機系統へと適用した。

まずはじめに、ANCSを多機系統に適用するにあたって必要となる検討事項をまとめ、以下の検討における指針を示した。そして4機串型系統を適用対象系統として種々デジタルシミュレーションを行ない、ANCSが、多機系統においても、一機無限大母線系統の場合と同様に有効な制御効果を示すことを確認した。

特に、ANCSによる既存発電機制御系に対する補償方式として、AVR/GOV同時補償制御が、系統の電力動揺抑制に非常に効果的であることを示した。このようなAVR/GOV同時補償制御は、ニューラルネットワークの並列情報処理能力により容易に実現することができる。すなわちニューラルネットワークの特性を有効に利用した制御方式であるといえ

る。また、ANCS を複数の発電機に設置することにより、分散型の多機系統安定化制御が実現され、ANCS 設置発電機数を増やすことで系統全体としてのダンピングもいっそう向上できることも示された。さらに、多機系統において特に問題になると思われる運用状態や系統構成の大幅な変更に対しても、ANCS が適応的に動作し有効な制御効果を示すことを確認した。

本研究に関して、今後、以下の点についてさらなる検討が必要であると考えている。

- 適応型発電機ニューロ制御系の制御効果をさらに検証するためには、既に電力系統に幅広く導入されている電力系統安定化装置 (PSS) と比較した検討も行なう必要がある。また、PSS と ANCS との有効な協調運用を行なうことができれば、両者の特徴を併せた「適応型 PSS」の実現も期待される。
- 評価指標の重み行列 P , Q , R や、ニューラルネットワークの内部結合荷重の更新パラメータ値などの決定方法に関する検討が必要である。本研究では、これまでに学習アルゴリズムの変更などを試みているが、まだ有効な手法の開発には至っておらず、試行錯誤の手間を軽減させるための指標等の開発が望まれる。
- 現在のところ本研究では、ANCS の暴走や設定パラメータ等の不具合による「電力系統の不安定化効果」に関する検討は、本格的には行なっていない。ANCS の安定性が理論的に証明されていない以上、ANCS の内に、その正常動作を監視し異常事態に瞬時に対応する安全機構を設けておく必要がある。
- ANCS のニューロ同定部およびニューロ制御部の内部状態については、その次元数の大きさからある程度ブラックボックスとして扱わざるを得ない。しかしながら ANCS による制御特性を理論的に把握するためには、この部分に目を向けなければならない。

電力系統の発電機制御へのニューラルネットワークの適用研究は、現時点ではまだその適用可能性を追求する段階に過ぎない。しかし本論文で得られた成果は、提案手法の多機系統における有効性を提示したことも含めて、従来研究の枠から一步新しい領域に踏み出したものであると自負している。

ニューラルネットワークの技術はまだ奥深く、いまだ不確かであり、経験に基づく部分も少なくない。将来それらの課題が解決されて、ニューラルネットワーク応用技術が本格的な実用化の時代を迎えたとき、本研究が何らかの関わりとなっていれば幸いである。

ニューラルネットワークを含めた革新的技術分野の発展と、それら新技術の導入による電力システムのさらなる高信頼度運用の実現を願って、本論文の結びとする。

謝辞

本研究を進めるにあたり、指導教官の横山明彦助教授には、終始懇切なご指導と貴重なご助言、そして激励のお言葉をいただきました。また、関根泰次名誉教授には、あたたかいご指導とご鞭撻をいただきました。衷心よりお礼申し上げます。

旧関根研究室助手の小佐野峰忠博士、横山研究室技術官の島田規人氏には、研究を進める際の様々な便宜をはかっていただきました。深く感謝申し上げます。

横山研究室、旧関根研究室の諸氏には、公私共に大変お世話になりました。特に、修士・博士課程を通じての1年先輩である岡本浩博士、同学年の楊春領博士には、研究を含めた様々な相談にも乗っていただき、大変有意義な5年間を過ごすことができました。また、熊野照久博士、K. M. Liyanage 博士、Y. Huang 氏、小林直樹氏、塩田徹氏、牧野恭子氏、永田真幸氏、二宮崇氏、吉田彰氏、脇田竜一氏、立松正幹氏、西宏八郎氏の大学院生（卒業された方々も含む）の皆様、たくさんの卒論生、受託研究員、研究生の皆様のおかげで、とても楽しく快適な大学院生活を送ることができました。皆様方の今後のご活躍をお祈り申し上げます。

関西電力株式会社 総合技術研究所の諸氏には、本研究を進めるにあたって非常に有益なご討論をいただきました。特に森岡靖夫博士には、数多くの的確なご指導をいただきました。ここに厚くお礼申し上げます。

本論文をまとめるにあたって、株式会社東芝 重電技術研究所の諸先輩方には、あたたかいご理解と激励のお言葉をいただきました。深く感謝申し上げます。

財団法人東電記念科学技術研究所からは、2年間の奨学金の援助をいただきました。ここに謝意を表します。

振り返れば、長いようで大変短く感じられる横山研究室での5年間 (+ α) でした。なかでも、機会あるごとに学会、見学会、勉強会、委員会などへと出席させていただいたこと

は、今思うと非常に貴重な経験となりました。そのような機会を数多く与えて下さいました横山明彦助教授には、改めて感謝申し上げます。

そして最後に、長きにわたる大学院生活をあたたかく見守ってくれた父母と、田辺貞代に、心より感謝いたします。

参考文献

- [1] 大塚, 植木, 上之園, 田中, 欄里, 横川. 「発電機励磁/ガバナ多変数最適制御」. 電気学会論文誌B, Vol. 104, No. 11, pp. 733-740, 昭和59年.
- [2] 森岡, 田中, 谷口, 小島, 鈴木, 中沢. 「新型発電機制御システム (TAGEC) の長距離串型系統への適用性検証」. 平成5年電気学会電力・エネルギー部門大会, No. 7, 平成5年.
- [3] 北内, 谷口. 「ファジィ理論による発電機励磁制御システムの開発」. 電気学会論文誌B, Vol. 113, No. 1, pp. 36-41, 平成5年.
- [4] T. Hiyama, S. Oniki, and H. Nagashima. "Experimental Studies on Micro-computer Based Fuzzy Logic Power System Stabilizer". In *Proc. of ANNPS '93*, pp. 212-217, April 1993.
- [5] S. J. Cheng, O. P. Malik, and G. S. Hope. "Damping of Multi-Modal Oscillations in Power Systems Using a Dual-Rate Adaptive Stabilizer". *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 3, No. 1, pp. 101-108, February 1988.
- [6] N. C. Pahalawatththa, G. S. Hope, and O. P. Malik. "Multivariable Self-Tuning Power System Stabilizer Simulation and Implementation Studies". *IEEE Trans. on Energy Conversion*, Vol. 6, No. 2, pp. 310-319, June 1991.
- [7] 岡村, 岩本. 「発電機制御におけるニューラルネットワーク応用」. 電気学会電力技術研究会資料, No. PE-91-66, 1991.

- [8] D. J. Sobajic, Y.-H. Pao, and D. T. Lee. "Autonomous Adaptive Synchronous Machine Control". *Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 14, No. 2/3, pp. 166-174, April/June 1992.
- [9] D. C. Kennedy and V. H. Quintana. "Neural Network Regulators for Synchronous Machines". In *Proc. of ESAP '93*, pp. 531-535, January 1993.
- [10] T. Hiyama. "Application of Neural Network to Real Time Tuning of Fuzzy Logic PSS". In *Proc. of ANNPS '93*, pp. 421-426, April 1993.
- [11] K. S. Narendra and K. Parthasarathy. "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks". *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 1, No. 1, pp. 4-27, March 1990.
- [12] Y. Iiguni, H. Sakai, and H. Tokumaru. "A Nonlinear Regulator Design in the Presence of System Uncertainties Using Multilayered Neural Networks". *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 2, No. 4, pp. 410-417, July 1991.
- [13] 金城, 大松, 山本. 「混合型ニューラルネットを用いた非線形システムの適応制御」. 電気学会論文誌C, Vol. 113, No. 3, pp. 186-194, 平成5年.
- [14] 金城, 大松, 山本. 「ニューラルネットを用いた非線形システムの近似最適制御」. 電気学会論文誌C, Vol. 113, No. 6, pp. 394-401, 平成5年.
- [15] 大松. 「ニューラルネットワークと適応制御」. コンピュータロール, 「特集/適応制御」, No. 32, pp. 73-79. コロナ社, 1990.
- [16] Y.-M. Park, M.-S. Choi, and K. Y. Lee. "A Decentralized Control Architecture Using Multilayer Feedforward Neural Networks for Power System Stabilization". In *Proc. of ISAP '94*, Vol. 1, pp. 305-311, September 1994.
- [17] 電力システムのニューラルネットワーク調査専門委員会. 「電力システムへのニューラルネットワーク応用」. 電気学会技術報告 (B 部門), No. 515, 1994.
- [18] Y. N. Yu. *Electric Power System Dynamics*. Academic Press, 1983.

- [19] 系統安定化専門委員会. 「電力システムの安定度」. 電気協同研究, Vol. 34, No. 5, 1979.
- [20] 美多. デジタル制御理論. 昭晃堂, 1984.
- [21] 鈴木. 「適応制御の基礎」. コンピュートロール, 「特集/適応制御」, No. 32, pp. 7-14. コロナ社, 1990.
- [22] J. Y. Fan, T. H. Ortmeyer, and R. Mukundan. "Power System Stability Improvement with Multivariable Self-Tuning Control". *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 5, No. 1, pp. 227-234, February 1990.
- [23] 新. 「適応制御とその周辺」. 計測と制御, Vol. 32, No. 12, pp. 975-980, 1993.
- [24] 中溝. 信号解析とシステム同定. コロナ社, 1988.

発表文献一覧

電気学会論文誌

1. 小林, 森岡, 横山: 「ニューラルネットワークを用いた非線形適応型発電機制御に関する基礎的検討」, 電気学会論文誌 B, 114 巻 9 号 (平成 6 年)
2. 小林, 森岡, 横山: 「発電機励磁制御における適応型ニューロ制御系と STR の安定度向上性能の比較」, 電気学会論文誌 B (平成 7 年 4 月号掲載予定)
3. 小林, 森岡, 横山: 「ニューラルネットワークを用いた適応型発電機制御による多機系統のダンピング向上」, 電気学会論文誌 B (投稿中)

国際会議

1. Kobayashi, Yokoyama and Sekine: "Nonlinear Adaptive Control of Synchronous Generator Using Neural Network Based Regulator", *International Conference on Intelligent System Application to Power Systems '94 (ISAP '94)*, Montpellier, France (1994)

電気学会部門大会

論文 I

1. 小林, 横山: 「ニューラルネットワークを用いた適応型発電機制御による多機系統のダンピング向上」, 平成 6 年電気学会電力・エネルギー部門大会, 6
2. 小林, 横山: 「発電機励磁制御における適応型ニューロ制御系と STR の性能比較」, 平成 6 年電気学会電力・エネルギー部門大会, 7

論文 II

1. 小林, 横山: 「ニューラルネットワークを用いた適応型発電機励磁制御に関する一検討」, 平成5年電気学会電力・エネルギー部門大会, 108

電気学会全国大会

1. 小林, 鈴木, 千葉, 日高, 河野: 「並列棒ギャップフラッシュオーバ特性に対する接地抵抗の影響」, 平成元年電気学会全国大会, 106
2. 小林, 横山, 関根: 「発電機と負荷のダイナミクスを考慮した動的電圧安定性についての基本的考察」, 平成2年電気学会全国大会, 1023
3. 小林, 横山, 関根: 「負荷の動的変化特性の違いが多機系統の動的電圧安定性に与える影響」, 平成3年電気学会全国大会, 1034
4. 小林, 横山, 関根: 「線形ニューラルネットワークを用いた単独系統の系統定数推定」, 平成5年電気学会全国大会, 1194
5. 小林, 横山: 「適応型発電機ニューロ制御系のオンライン制御アルゴリズムに関する考察」, 平成6年電気学会全国大会, 1187
6. 小林, 横山: 「系統安定化を目的とした適応型ニューロ制御系のオンライン運用に関する検討」, 平成6年電気学会全国大会, 1264

電気学会研究会

1. 小林, 横山, 関根: 「電力系統の動的電圧安定性問題に関する基礎的検討」, 電気学会電力技術研究会資料, PE-90-29 (平成2年)
2. 小林, 横山, 関根: 「負荷需要の時間的変化特性が動的電圧安定性に与える影響」, 電気学会電力技術研究会資料, PE-91-143 (平成3年)
3. 小林, 横山, 関根: 「ニューラルネットワークの系統定数推定への適用に関する基礎的検討」, 電気学会電力技術研究会資料, PE-92-15 (平成4年)

4. 小林, 横山: 「ニューラルネットワークを用いた適応型発電機制御に関する基礎的検討」, 電気学会電力技術研究会資料, PE-93-40 (平成5年)
5. 小林, 横山: 「適応型発電機ニューロ制御による多機系統の安定化に関する検討」, 電気学会電力技術研究会資料, PE-94-10 (平成6年)

大学卒業論文

1. 小林: 「並列ギャップの放電現象」, 東京大学卒業論文 (平成元年)

大学院修士論文

1. 小林: 「電力系統における電圧崩壊現象の動的解析 — 発電機・負荷・制御系の動特性を考慮した電圧安定性解析 —」, 東京大学大学院修士論文 (平成3年)

付録 A

一機無限大母線系統におけるシミュレーション波形集

第4章において行なった ANCS によるオンライン制御シミュレーションのうち、代表的なケースについて、詳細なシミュレーション波形を添付する。また、制御実行の際のニューロ同定器 NI によるオンライン同定状況についてもシミュレーション波形を添付する。

第4章中の図番号との対応を表 A.1 に示す。

表 A.1: 第4章の図番号との対応

第4章の図番号	詳細シミュレーション波形	NI のオンライン同定状況
図 4.3(a)	図 A.1	—
図 4.3(b)	図 A.2	—
図 4.6	図 A.3	図 A.9
図 4.7	図 A.4	図 A.10
図 4.8	図 A.5	図 A.11
図 4.13	図 A.6	図 A.12
図 4.14	図 A.7	図 A.13
図 4.15	図 A.8	図 A.14

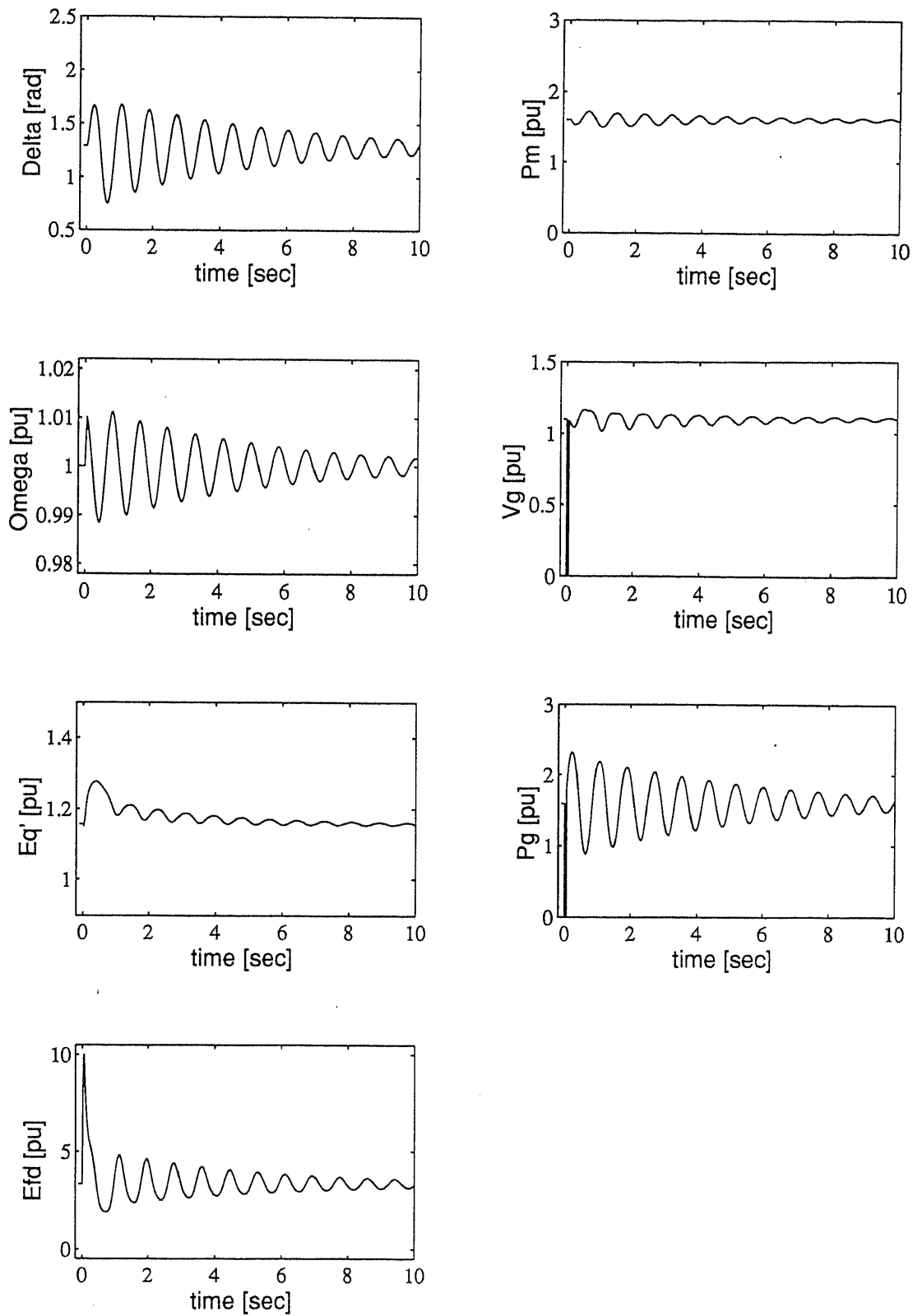


図 A.1: 無制御時の過渡動揺波形 ($P_g^0=1.6$ [pu])

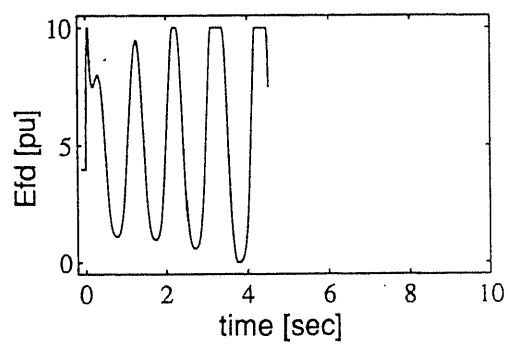
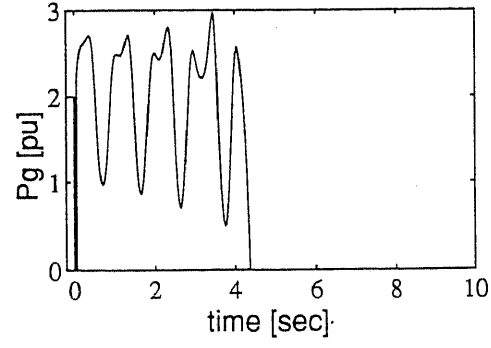
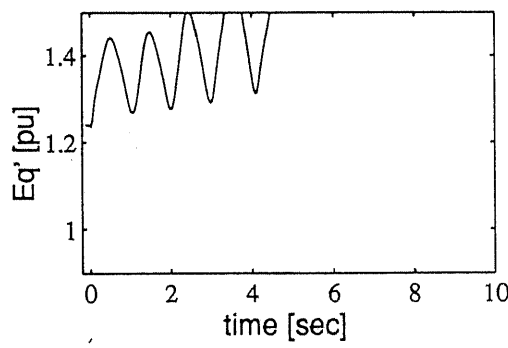
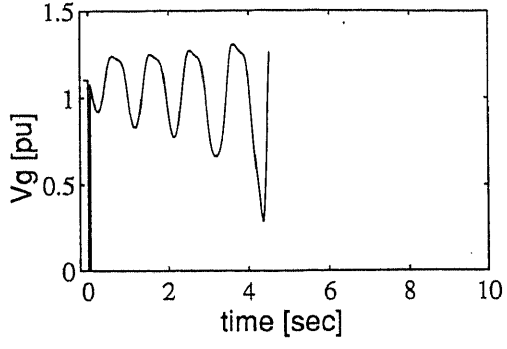
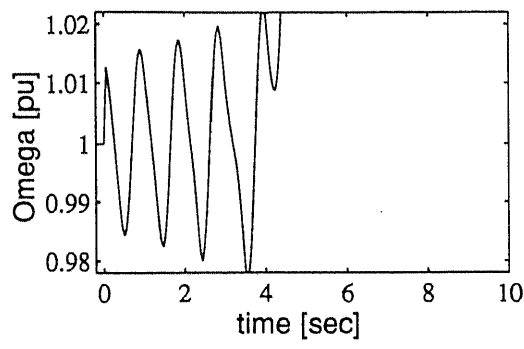
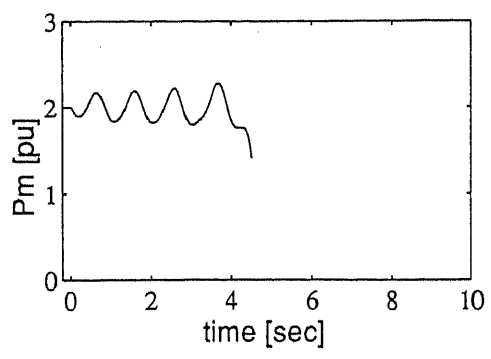
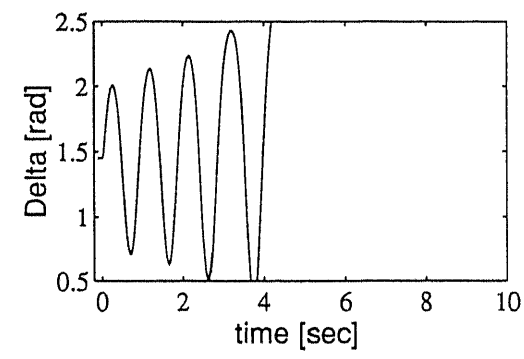


図 A.2: 無制御時の過渡動揺波形 ($P_g^0=2.0$ [pu])

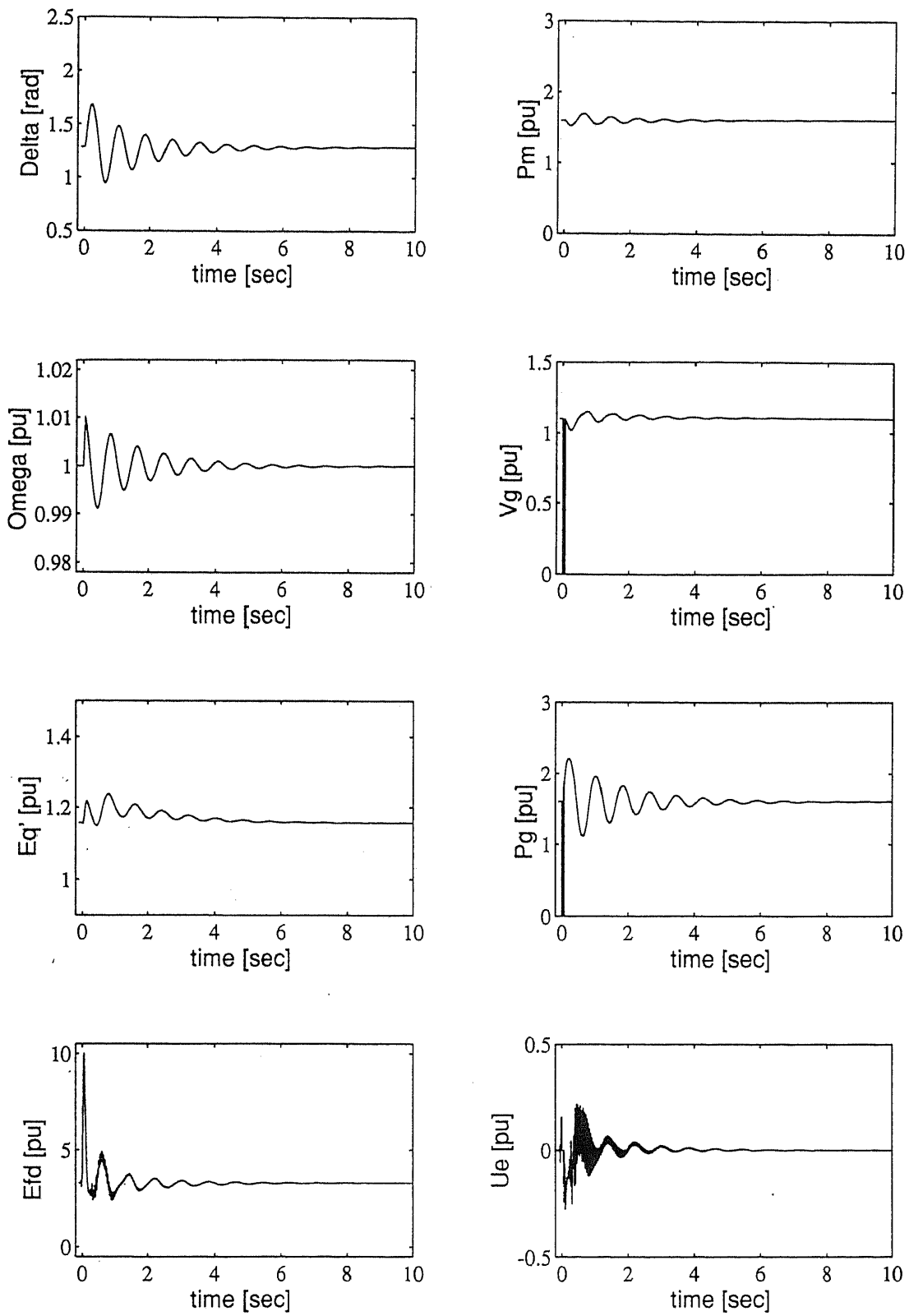


図 A.3: 全状態フィードバック型 ANCS による制御結果 ($P_g^0=1.6$ [pu], 1 回目)

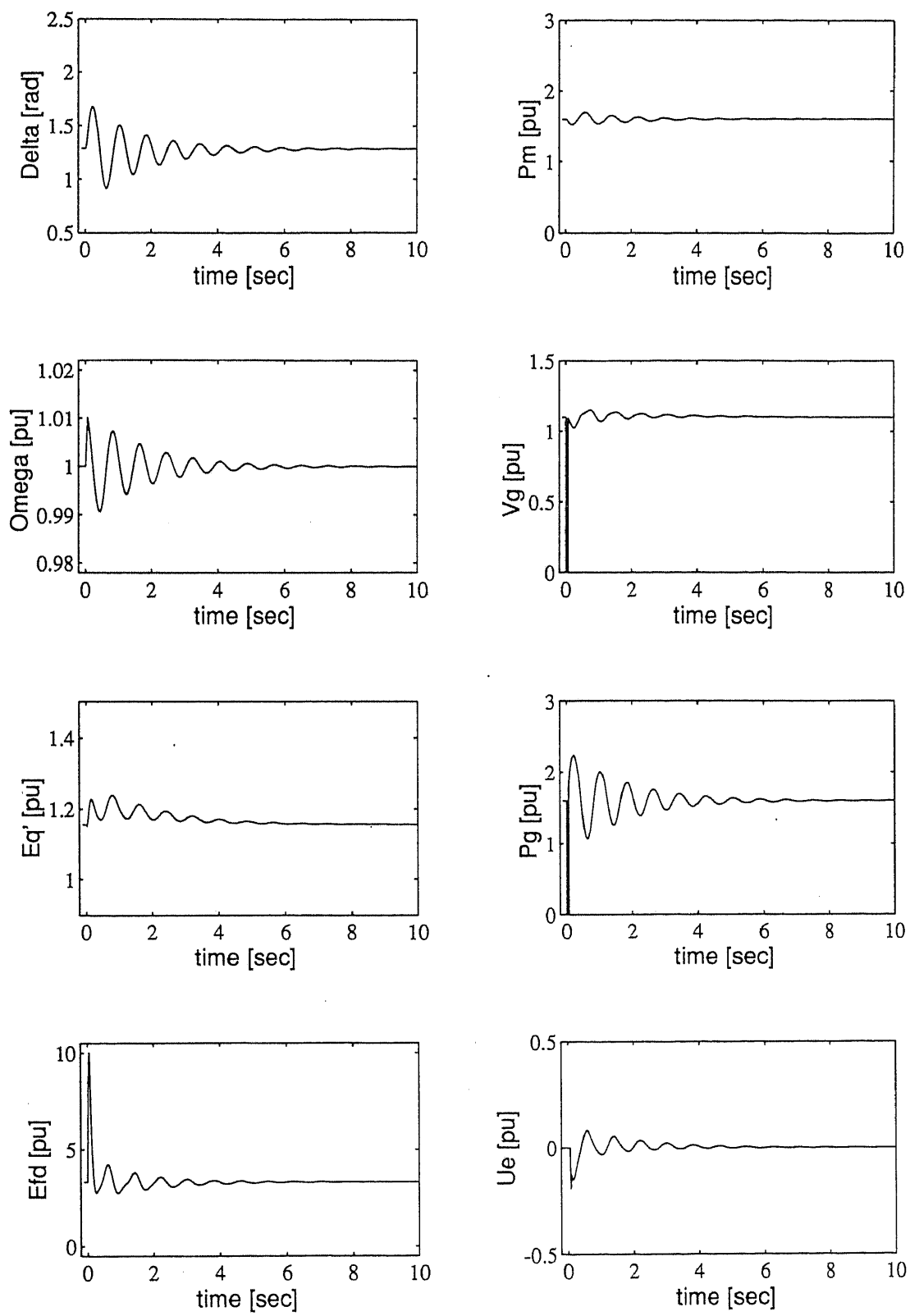


図 A.4: 全状態フィードバック型 ANCS による制御結果 ($P_g^0=1.6$ [pu], 2 回目)

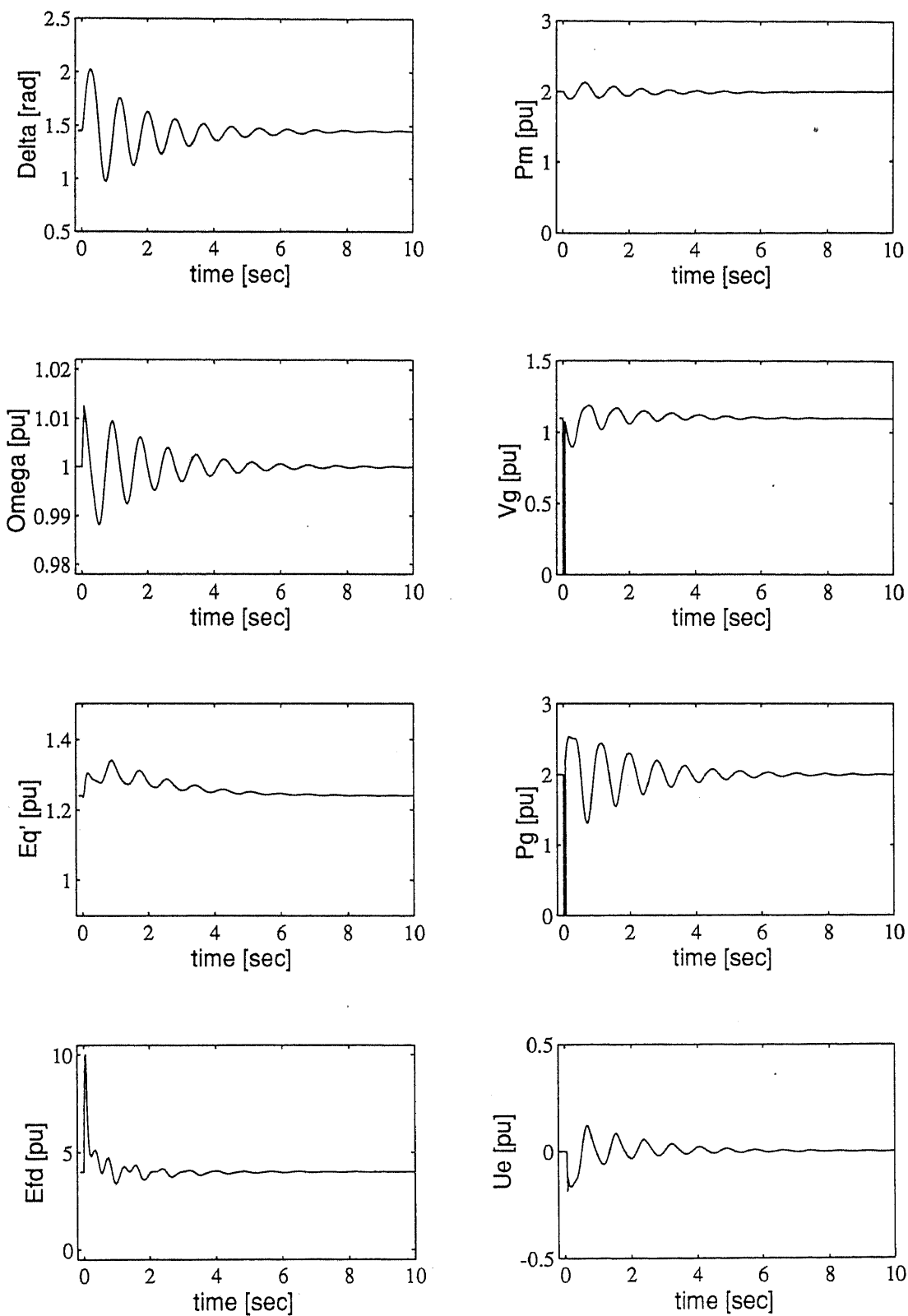


図 A.5: 全状態フィードバック型 ANCS による制御結果 ($P_g^0=2.0$ [pu], 2 回目)

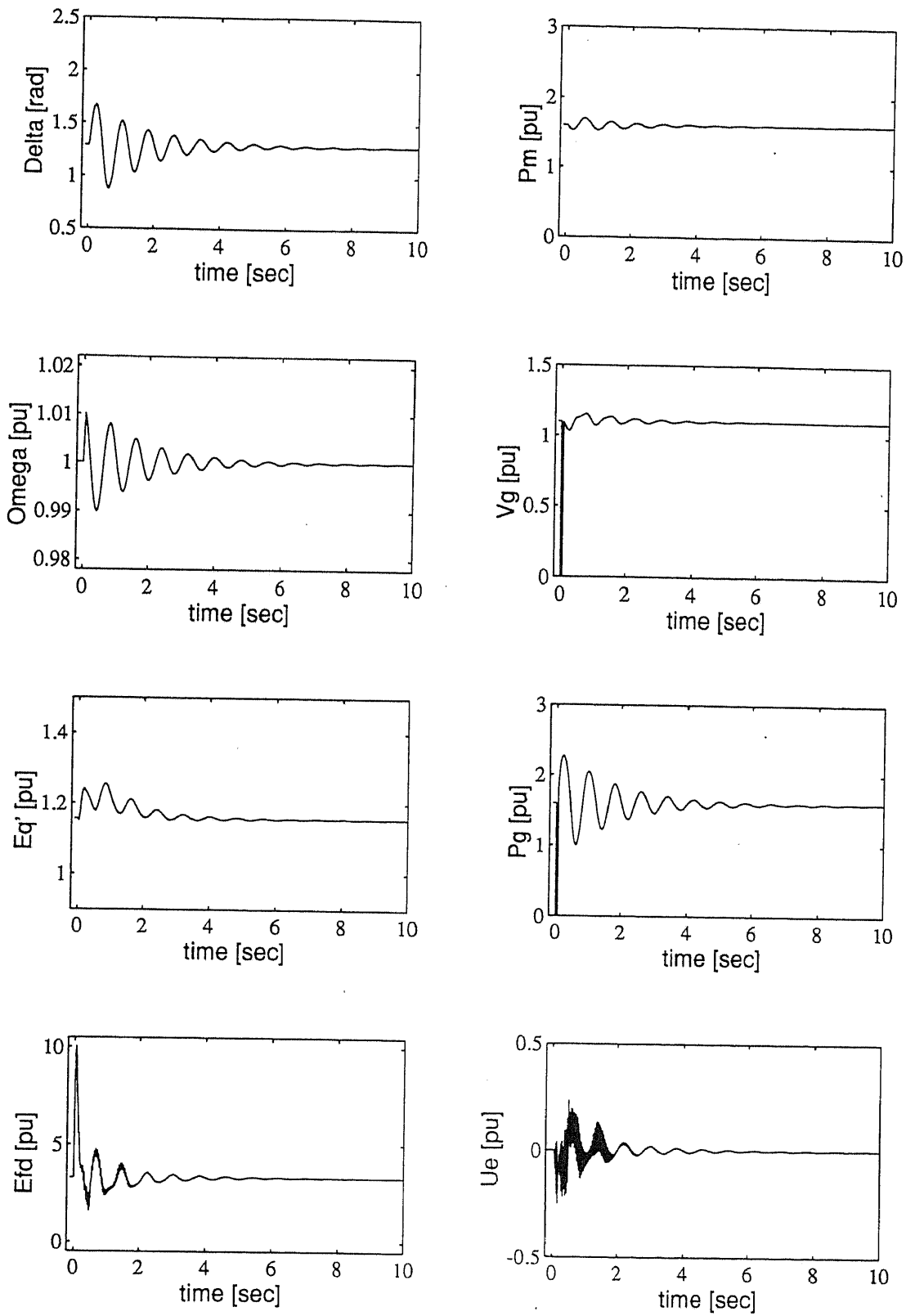


図 A.6: 出力フィードバック型 ANCS による制御結果 ($P_g^0=1.6$ [pu], 1 回目)

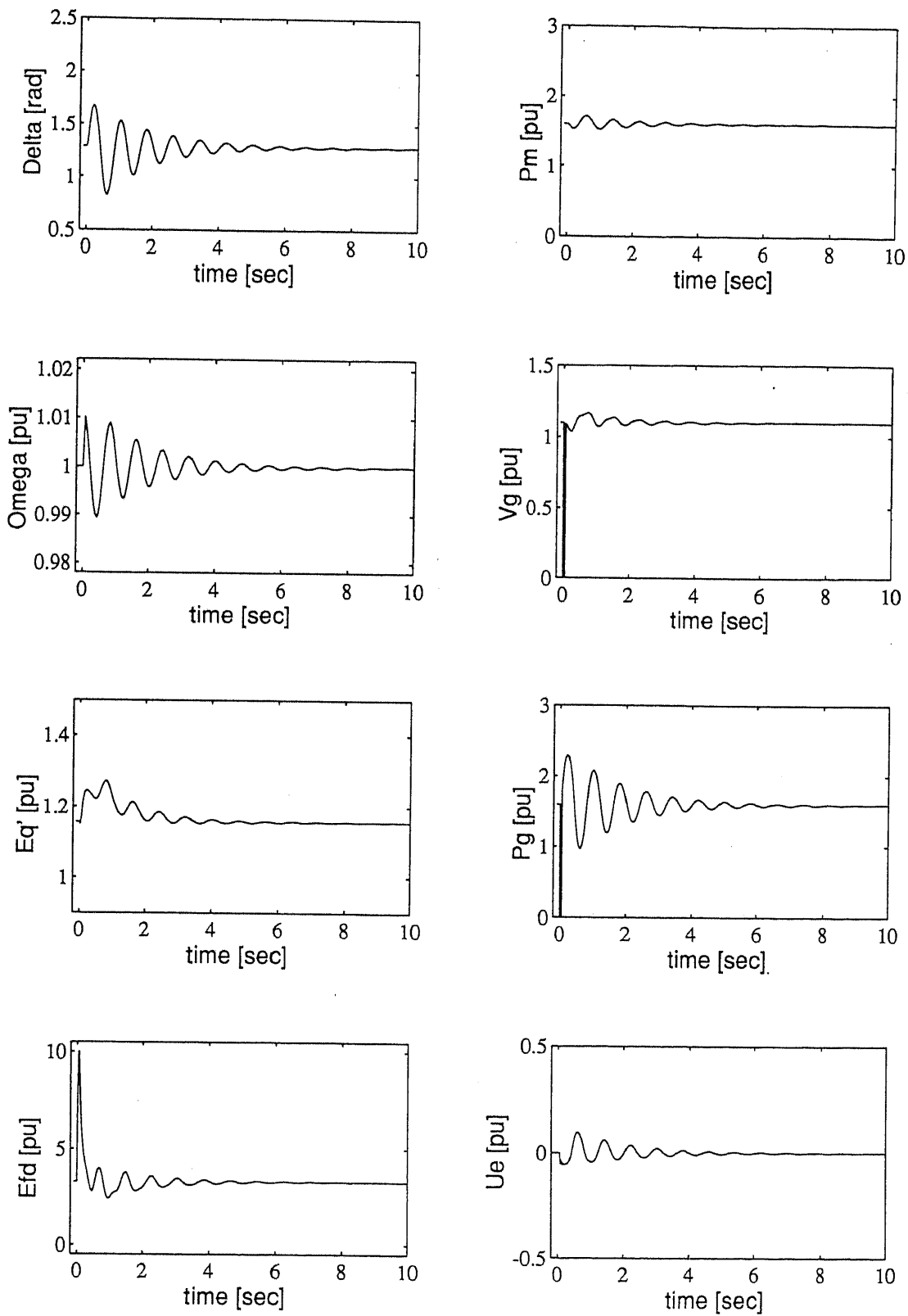


図 A.7: 出力フィードバック型 ANCS による制御結果 ($P_g^0=1.6[\text{pu}]$, 2 回目)

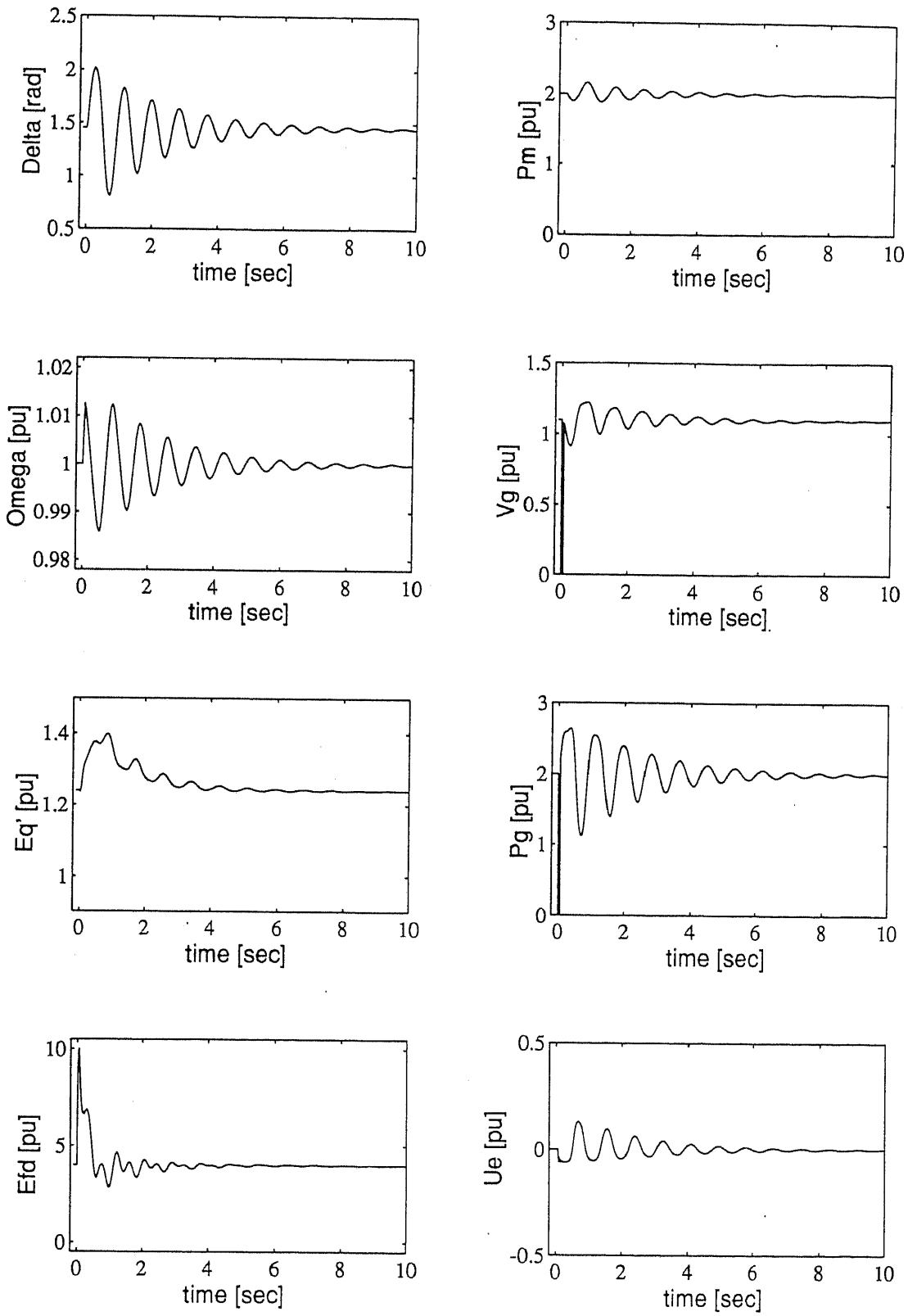
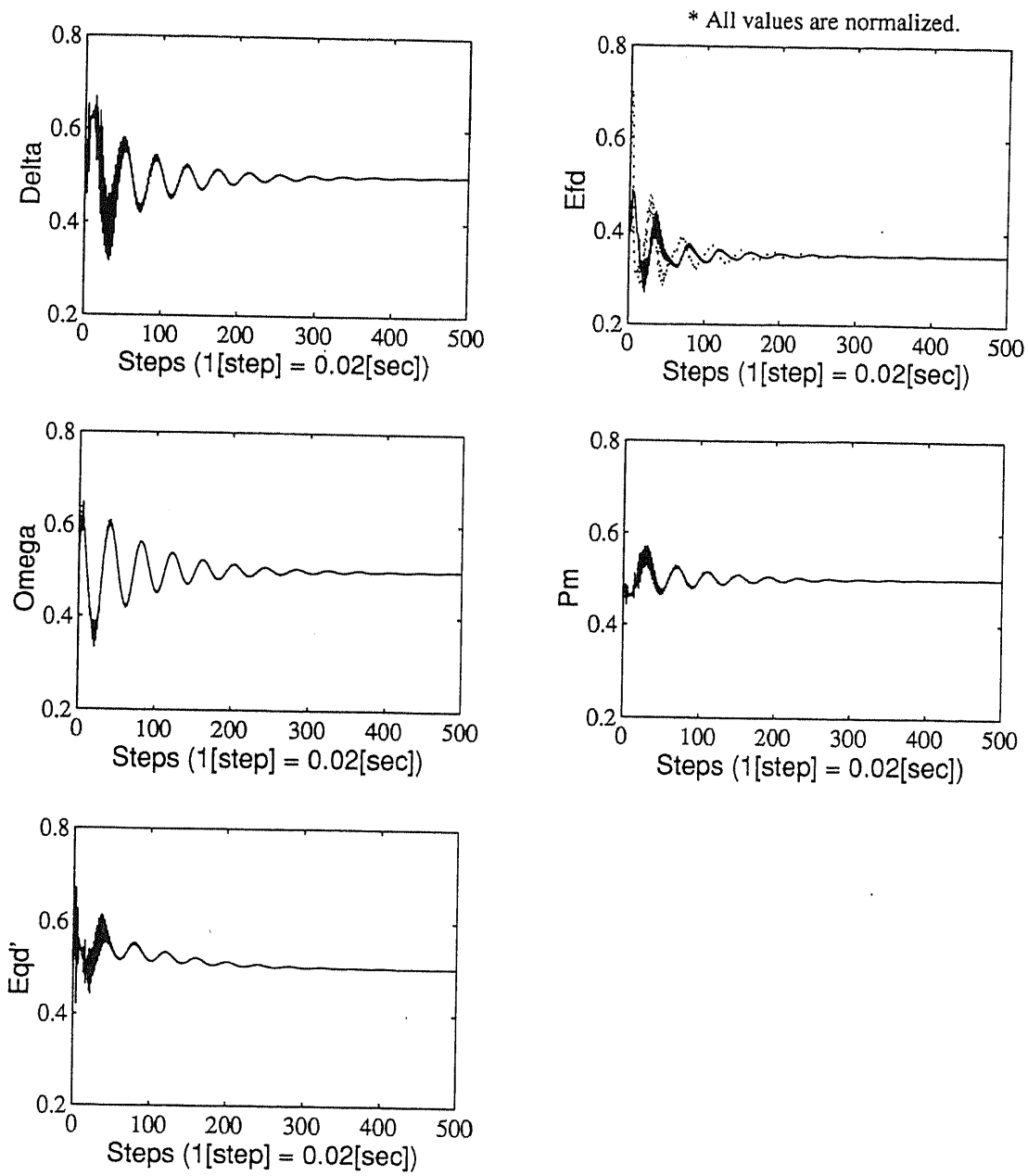
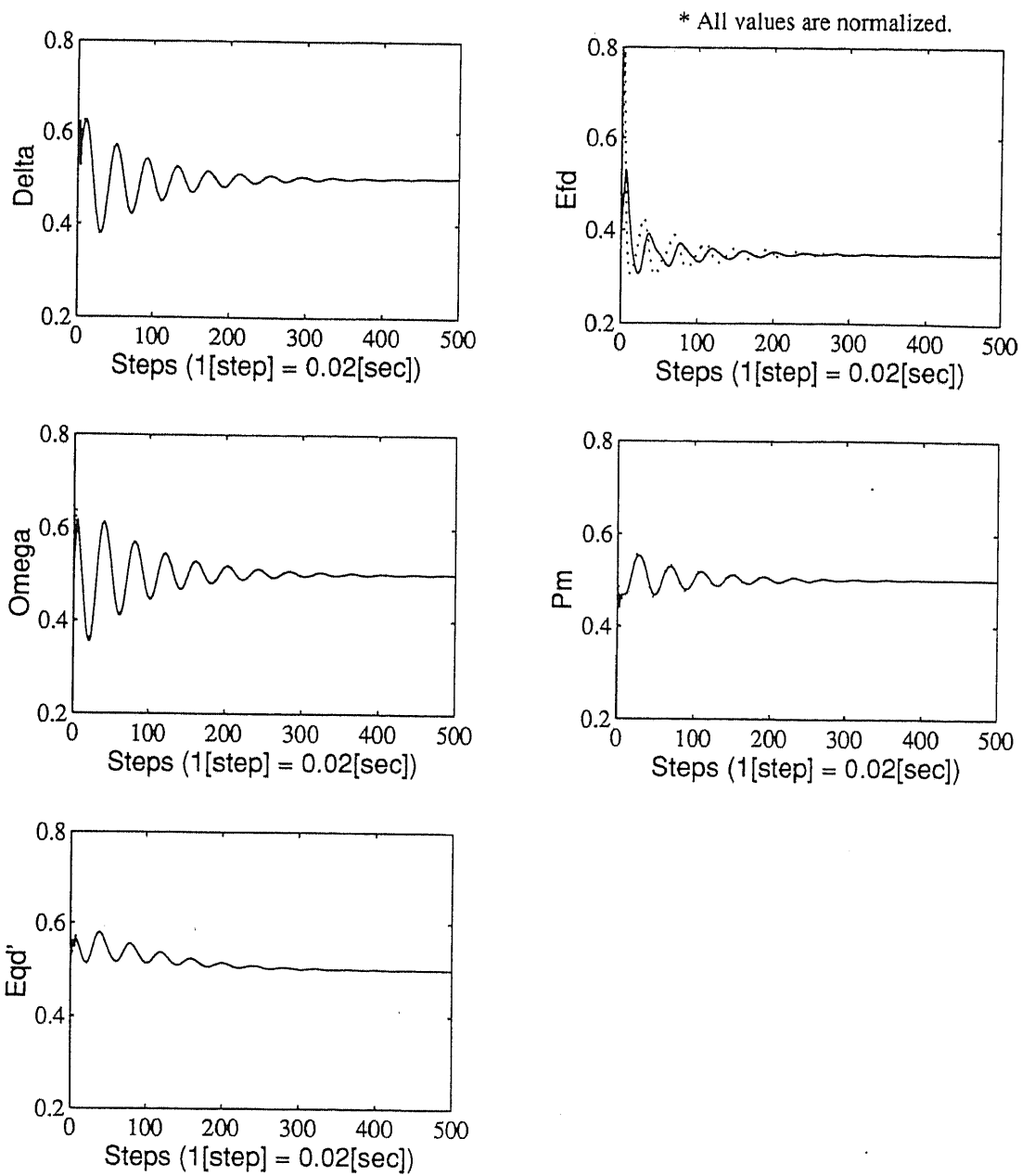


図 A.8: 出力フィードバック型 ANCS による制御結果 ($P_g^0=2.0$ [pu], 2 回目)



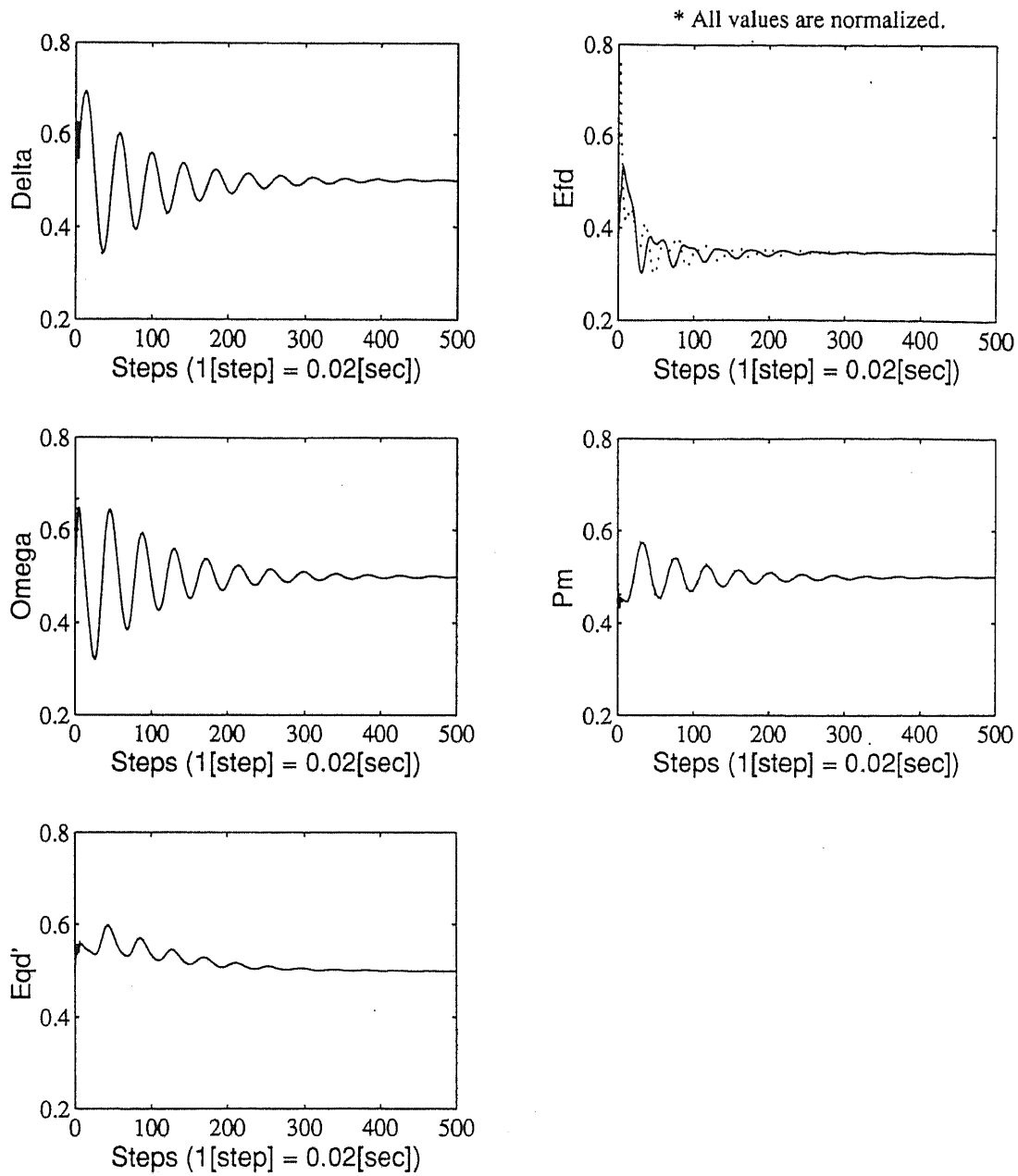
点線: 観測値, 実線: 同定値

図 A.9: 全状態フィードバック型 ANCS における NI 同定結果 ($P_g^0=1.6$ [pu], 1 回目)



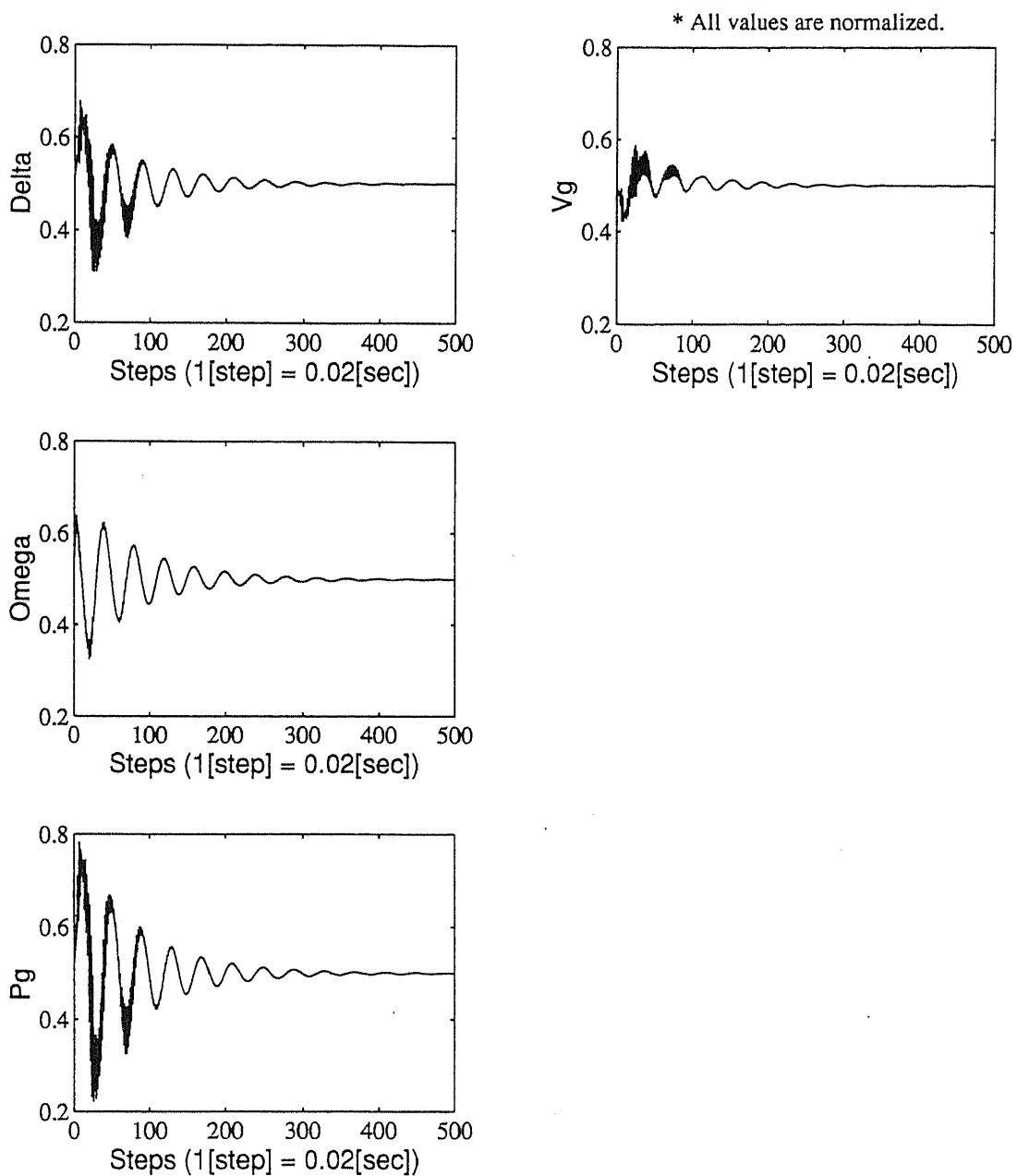
点線: 観測値, 実線: 固定値

図 A.10: 全状態フィードバック型 ANCS における NI 同定結果 ($P_g^0=1.6[\text{pu}]$, 2 回目)



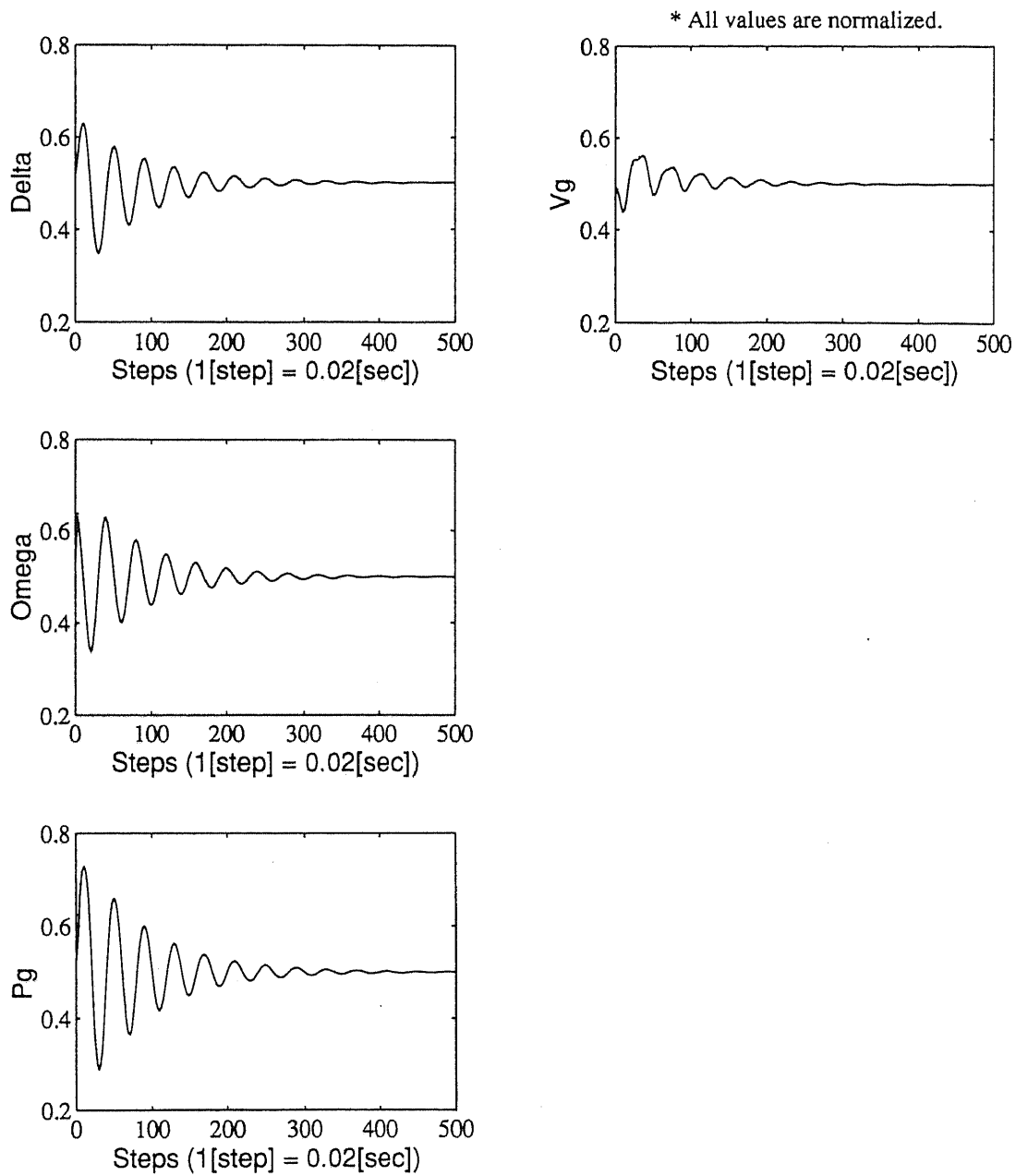
点線: 観測値, 実線: 同定値

図 A.11: 全状態フィードバック型 ANCS による制御結果 ($P_g^0=2.0$ [pu], 2 回目)



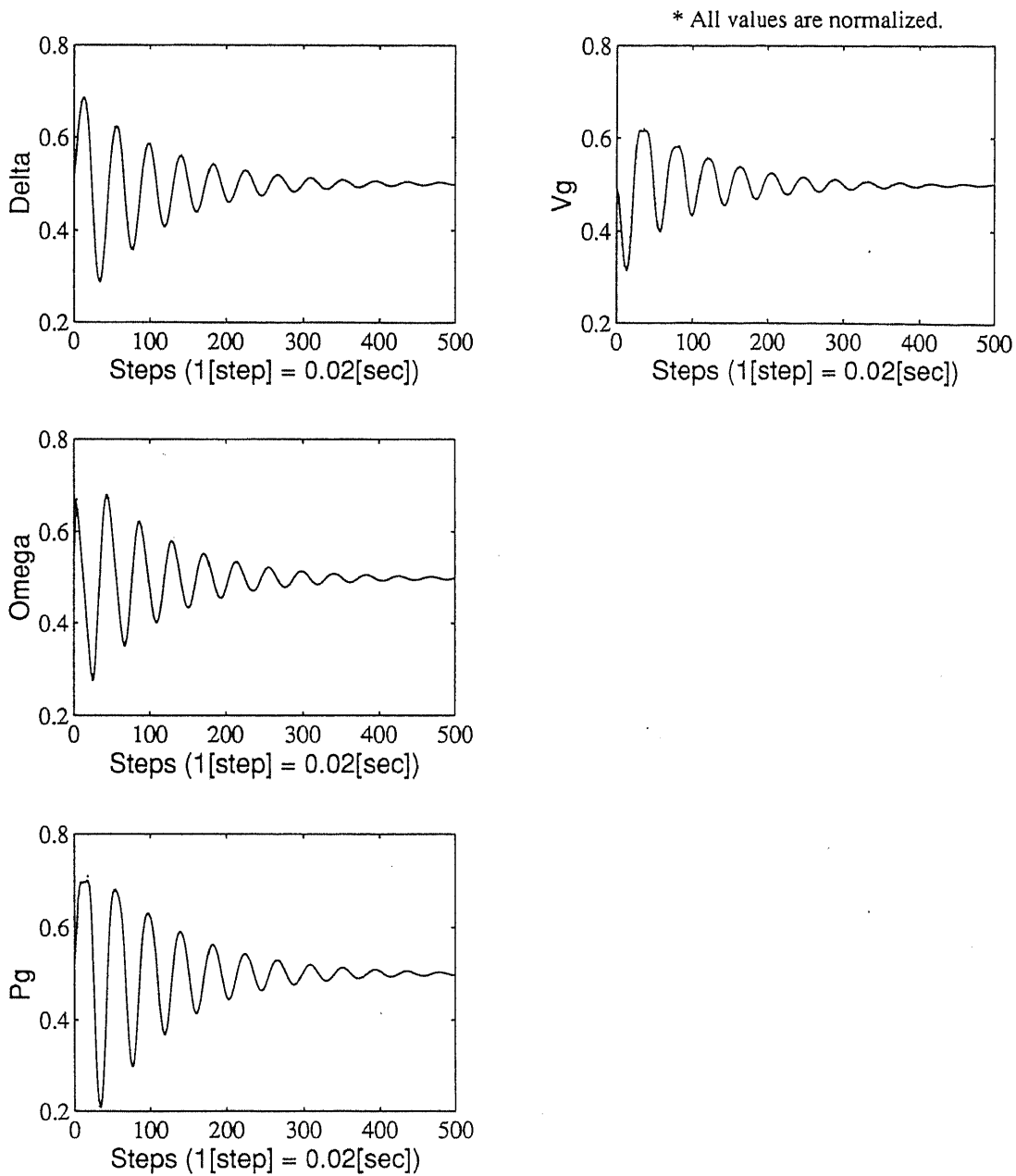
点線: 観測値, 実線: 同定値

図 A.12: 出力フィードバック型 ANCS における NI 同定結果 ($P_g^0=1.6[\text{pu}]$, 1 回目)



点線: 観測値, 実線: 同定値

図 A.13: 出力フィードバック型 ANCS における NI 同定結果 ($P_g^0=1.6$ [pu], 2 回目)



点線: 観測値, 実線: 同定値

図 A.14: 出力フィードバック型 ANCS における NI 同定結果 ($P_g^0=2.0[\text{pu}]$, 2 回目)