ニューラルネットワークを適用した非線形状態フィードバック制御による電力系統の安定化制御

正員 千住 智信 (琉球大学)

正員 新垣 豊寛 (琉球大学)

学生員 盛島 義輝 (琉球大学)

正員 上里 勝実 (琉球大学)

Stabilization Control for Power Systems by Nonlinear State Feedback Control using Neural Networks.

Senjyu Tomonobu, Member, Toyohiro Arakaki, Member, Morishima Yoshiteru, Student Member, Uezato Katsumi, Member (University of the Ryukyus)

In this paper, we present a nonlinear state feedback control using neural networks(NN). Since the NN models the nonlinear excitation controller using only measurable state variables from the synchronous generators, the proposed method can implement in real system easily. The effectiveness of the proposed method is demonstrated by computer simulations for a single and multi machine power systems. Furthermore, the NN is implemented on the experiment system with a laboratory size 2.2kVA synchronous generator.

キーワード：ニューラルネットワーク (NN), 非線形励磁電圧制御, 過渡安定度, 動揺抑制

1. ま え が き

電力系統は、電力需要の増加及び電源設備の遠隔化等に伴い大規模化・複雑化が進行している。そのため、電力系統の過渡安定度の維持が年々困難となっており、電力供給の信頼度を保持するためには系統の安定度を改善しなければならない。

電力系統の過渡安定度を向上する手法として、同期発電機の励磁電圧制御法が一般に幅広く用いられている。自動電圧調整器 (AVR: Automatic Voltage Regulator) や系統安定化装置 (PSS: Power System Stabilizer)⁽¹⁾などの励磁電圧制御器は系統の安定度向上と発電機端子電圧制御を同時に達成する役割を有しており、重要な制御装置である。このような制御器設計に際しては、同期発電機を含むシステムを線形近似して線形制御理論を適用する方法が提案されている。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システムに対して適用されるため、大幅な動作点変動や系統定数の変化の際に必ずしも有効に機能するとは限らない。

そこで、対象とするシステムの運転状態に応じて制御器パラメータをオンラインで調整する適応制御が報告されている⁽²⁾⁽³⁾。しかし、電力系統のような巨大システムにおいては、調整する制御器パラメータ数が多くなり、データ処

理に要する時間や必要な状態量が得られないことがあるため、実機への適用に関して必ずしも適するとはかぎらない。

一方、制御システムの簡単化と制御性能向上の観点から、電力系統のような非線形性の強いシステムに対しては、システムが本来有する非線形性を考慮あるいは利用した制御法を用いることが望まれる。しかし、これまでの非線形制御法はすぐれた制御効果を有してはいても、非線形制御の物理的理解が困難であった。しかも制御に必要な状態量の検出が困難な場合は実系統への適用が不可能である。そこで、数式モデルに拘束されることなく、システムの非線形性を考慮できるファジー制御を適用する方法が報告されている⁽⁴⁾。しかし、ファジー制御器における各パラメータは技術者の知識や経験に基づいて決定されるため、大規模な実系統に適用する場合、最適な制御器パラメータを設定することは實際上困難である。

以上の背景から、著者らは電力系統の過渡安定度を改善するため、同期発電機が本来有する非線形性を考慮した励磁電圧の非線形状態フィードバック制御法を提案した⁽⁵⁾。この制御法は同期発電機の過渡安定度が向上するように2つのフィードバックゲインを適切な値に設定するだけで、優れた制御性能が実現できる。しかし、この制御で用いる非線形制御器の入力には、通常測定が困難とされる位相角情報が必要となるため、実系統へ適用する場合問題となる。

そこで、本論文では先に著者らが報告した制御法にニューラルネットワーク (NN: Neural Network) を適用した非線形状態フィードバック制御法を提案する。すなわち、NN を用いて非線形制御器を模擬することで位相角情報を必要としない制御器を実現する。提案手法により発電機端子から測定が容易な情報のみを用いた非線形制御が実現できる。特に本制御器は発電機や系統定数の変化ならびに発電機の動作点変動に対して頑強であるという特長を有する。また、提案する NN の有効性はシミュレーションおよび模擬電力システムを用いた実験により検証される。

2. 制御方式

〈2・1〉 電力系統の動特性 本論文で対象とする電力系統は同期発電機に二回線送電線を介した図1に示す一機無限大母線系統である。発電機は制御装置として自動電圧調整器 (AVR) 及び调速機 (GOV) を有している。AVR, GOV の制御ブロック図を図2(a), (b) に示す。図1に示される電力系統の動特性は次の微分方程式で表される。

$$M \frac{d^2 \delta}{dt^2} + D \frac{d\delta}{dt} = P_m - P_e \quad (1)$$

$$\frac{d\Delta P_m}{dt} = -\frac{1}{T_G} \left(\Delta P_m - K_G \frac{\Delta \omega}{\omega_o} \right) \quad (2)$$

$$\frac{d\Delta e_f}{dt} = -\frac{1}{T_A} (\Delta e_f - K_A \Delta V_t) \quad (3)$$

$$\frac{de'_q}{dt} = \frac{1}{T'_{do}} \{ e_f - (x_d - x'_d) i_d - e'_q \} \quad (4)$$

ただし、 x_d, x_q : 発電機直、横軸同期リアクタンス、 x'_d : 発電機直軸過渡リアクタンス、 x_l : 線路リアクタンス、 P_e : 発電機電気の出力、 v_d, v_q : 発電機端子電圧の直、横軸成分、 i_d, i_q : 発電機端子電流の直、横軸成分、 M : 慣性定数、 D : 制動係数、 δ : 発電機内部電圧と無限大母線電圧の相差角 (位相角)、 ω : 発電機回転子の角速度、 $\omega_o = 2\pi f_o$: 同期角速度、 $\Delta \omega = \omega - \omega_o$: 角速度偏差、 $P_m, P_{mo}, \Delta P_m = P_m - P_{mo}$: 発電機機械的入力とその初期値およびそれらの偏差、 $e_f, e_{fo}, \Delta e_f = e_f - e_{fo}$: q 軸電圧に換算した励磁電圧とその初期値およびそれらの偏差、 $V_t, V_{tref}, \Delta V_t = V_t - V_{tref}$: 端子電圧とその指令値およびそれらの偏差、 e'_q : 励磁鎖交磁束数に比例した電圧、 T'_{do} : 発電機の開路時定数、 T_G, K_G : GOV の時定数とゲイン、 T_A, K_A : AVR の時定数とゲイン

図1 一機無限大母線系統
Fig. 1. Single machine infinite bus power system.

〈2・2〉 非線形状態フィードバック制御の適用 本論文で適用する励磁電圧の非線形状態フィードバック制御則は次のように表される⁽⁵⁾。

$$e_f = e_{fo} + e'_f \\ = e_{fo} + \rho \left(\frac{i_f}{i_{fo}} - 1 \right) + \sigma \frac{d\delta}{dt} \sin \delta \quad (5)$$

ただし、 e'_f : 安定化補助信号、 i_f, i_{fo} : 励磁電流の瞬時値および初期値、 ρ, σ : フィードバックゲン

ここで、(5) 式の右辺第2, 3項は発電機の状態量 ($\delta, \Delta \omega (= d\delta/dt), i_f$) を入力、安定化補助信号 e'_f を出力とする非線形制御器とみなすことができる。本手法は (5) 式のフィードバックゲイン ρ, σ を適切な値に設定することで同期発電機の過渡安定度向上が実現できる。本手法は励磁電圧のフィードバック制御を同期発電機の物理的パラメータを等価的に変更した安定化手法として扱うことができ、同期発電機の非線形制御の理解が容易になる⁽⁵⁾。

一方、通常の発電機には端子電圧制御を行うための AVR が設置されている。そのため AVR を考慮した励磁電圧制御を行う必要がある。本論文で扱う AVR と非線形制御器を組み合わせた制御系ブロック図を図3に示す。AVR からの出力 Δe_f と励磁電圧の指令値 e_{fo} 、そして非線形制御器からの安定化補助信号 e'_f が加わり、励磁電圧 e_f として励磁巻線に印加される。本手法により同期発電機の非線形性を考慮した励磁電圧制御が実現できる。

(a) 自動電圧調整器 (AVR)

(b) 调速機 (GOV)

図2 AVR 及び GOV の制御系ブロック図
Fig. 2. Block diagrams of AVR and GOV.

図3 励磁制御系のブロック図
Fig. 3. Block diagram of excitation controller.

3. ニューラルネットワークの適用

前章において同期発電機の前線形性を考慮した制御法が述べられた。しかし、図3に示す非線形制御器の入力には、通常測定が困難とされる位相角情報が必要となるため、実機へ適用する際に大きな問題となる。測定が困難な位相角情報を必要としない非線形制御器を模擬する方法として、推定された発電機位相角推定情報を用いて非線形制御器を実現する方法がある。しかし、実際の多機電力系統を対象とした場合、時々刻々と母線電圧、潮流状況、系統構成等が変化するので電力系統を一機無限大母線系統とみなして位相角を推定できるかどうか疑問であるため、直接測定可能な発電機端子情報を用いて非線形制御器を実現した。

そこで、本論文ではニューラルネットワーク (NN) を用いた非線形状態フィードバック制御を提案する。NNを用いて非線形制御器を模擬することで、位相角情報を必要としない制御器を実現する。

本論文で適用する NN の構造は図4に示す階層型3層 NN である。NN の入力にはこれまで非線形制御器の入力として使用していた角速度偏差 $\Delta\omega$ および励磁電流偏差 Δi_f を用いる。NN が非線形制御器を模擬するためには、入力として $\Delta\omega$, Δi_f および δ が必要である。しかし、位相角情報 δ は測定が困難である。そこで、位相角 δ を推定するために、電力系統を一機無限大母線系統とみなした場合の同期発電機の電氣的出力の関係から ΔP_e および ΔV_t を NN の追加入力として選択することで δ を推定した。ここで、NN の構造は計算量やデータ処理時間を考慮し、試行錯誤により決定した。各ニューロンの入力値 x に対する出力値 y は (6) 式に示すシグモイド関数を用いる。

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (6)$$

各層 (入力層, 中間層, 出力層) におけるニューロンの入力を x_i , x_j , x_k で表現すると, x_i は NN の入力である発電機状態量, x_j , x_k は (7), (8) 式で表される。

$$x_j = \sum_{i=1} w_{ji} y_i \quad (7)$$

$$x_k = \sum_j w_{kj} y_j \quad (8)$$

ただし, w_{ji} : 入力層のニューロン i から中間層のニューロン j への重み, w_{kj} : 中間層のニューロン j から出力層のニューロン k への重み, y_i , y_j : ニューロン i , j の出力

NN は4つの入力 ($\Delta\omega$, Δi_f , ΔP_e , ΔV_t) に対して安定化補助信号 e_f' が出力されるようにオフラインで学習を行う。学習は (9) 式の総合誤差 E が小さくなるように誤差逆伝播法 (BP 法) を用いて行う。

$$E = \sum_{p=1}^P \{e_f^{(p)} - e_f^{NN(p)}\}^2 / 2 \quad (9)$$

図4 NNの構造とオフライン学習
Fig. 4. Structure and off-line training of NN.

図5 NNとAVRの制御系ブロック図
Fig. 5. Block diagram of NN and AVR.

ここで, P は学習回数, 上付き文字 p は p 番目の学習を表しており, $e_f^{(p)}$, $e_f^{NN(p)}$ は NN の出力目標および実際の出力である。BP 法は $E(w)$ の勾配ベクトル ($\partial E(w)/\partial w$) を計算し, 総合誤差 $E(w)$ を最小化するようにその逆方向へ w を修正する方法である。

学習データは数種類の系統事故における NN の入出力データをシミュレーションにより入手する。得られた学習データからランダムにデータを取り出し NN の学習を行い, 各ニューロンの重み w を更新する。ここで, NN の正規化に関しては NN への入力が ± 0.8 の範囲となるように正規化している。また, NN の出力が非線形制御器の出力 e_f' と一致するように非正規化している。

中間層の数が多数 (本論文では 10) であると計算処理時間が長くなる欠点はあるが, NN の学習, 制御性能およびロバスト性の観点からも最も良好な制御結果を示した中間層の数を試行錯誤により決定した。

図5は NN と AVR を組み合わせた制御系ブロック図を示している。AVR の信号 Δe_f と励磁電圧の初期値 e_{f0} にオフラインで学習した NN からの非線形補助入力 e_f^{NN} を付加することにより, 位相角情報を直接用いない励磁電圧制御が実現できる。

4. シミュレーション結果

〈4・1〉一機無限大母線系統 本手法の有効性を検証するため図1に示す一機無限大母線系統を対象にシミュレーションを行った。シミュレーションには (1)~(4) 式で表される方程式を用いた。また, 電力系統の事故は図1に示す一

機無限大母線系統において二回線送電中の一回線中央で三相地絡事故が発生した場合を想定しており、その事故シーケンスを表1に示す。4.1節の一機無限大母線系統のシミュレーションならびに第5章の実験で用いた発電機、連系線、発電機制御装置の各定数およびゲインを表2に示す。なお、表2で示した非線形制御器のパラメータ ρ 、 σ の値は、電力系統が外乱を受けた時の動揺が最小となるように遺伝的アルゴリズム(GA)を用いて最適化されている。

NNの学習データは表3に示す2パターンの系統事故におけるNNの入出力データを用いた。学習データは(5)式を用いた系統制御シミュレーションより採取し、データ総数は10,000個(Data A, Data Bともに5,000個)である。学習は10,000個の学習データからランダムにデータを取り出し、BP法により結合重みを更新した。図6はNNの学習誤差の推移を表している。ここで、NNの学習回数は50万回、学習率及び慣性係数はともに0.7とした。図6より学習が進むにつれ誤差が減少していることからNNの学習が良好に行われていることがわかる。

図7は三相地絡事故が発生した場合の発電機動揺を示しており、NNの学習データ(Data A)と同じ事故条件である。実線は非線形制御器のかわりに提案するNNを用いた場合、破線は従来の非線形制御器を用いた場合のシミュレ

表1 事故シーケンス
Table 1. Fault sequence of simulation.

(1)	$0 \leq t < t_f$	二回線送電
(2)	$t_f \leq t < t_c$	三相地絡事故継続
(3)	$t_c \leq t < t'_c$	遮断器が事故回線のみを遮断
(4)	$t'_c \leq t$	二回線送電(再開路)

表2 系統定数
Table 2. System constants.

$x_d = 1.1$ p.u.,	$x_q = 1.0$ p.u.,
$x_d' = 0.4$ p.u.,	$x_l = 1.2$ p.u.,
$M = 5.2$ s ² /rad,	$D = 2.6$ s/rad,
$f_0 = 60$ Hz,	$V_{IB} = 1.0$ p.u.,
$T'_{do} = 5.9$ s,	$T_G = 2.0$ s,
$K_G = 30.0$,	$T_A = 0.1$ s,
$K_A = 30.0$,	$V_{pref} = 1.1$ p.u.,
$\rho = -50.0$,	$\sigma = 6.0$

表3 NNの学習データ(一機無限大母線系統)
Table 3. Training dates of NN for a single machine system.

	事故時間(s) ($t_c - t_f$)	動作点 (初期値 P_{eo})	データ数
Data A	0.1	P_{eo}	5,000
Data B	0.2	P_{eo}	5,000

図6 NNの学習誤差推移
Fig. 6. Training error of NN.

ション結果を示す。また点線はAVRとGOVのみで制御を行った場合を示す。図7より、非線形制御器を適用することで発電機動揺を効果的に抑制できることがわかる。また、提案するNNは位相角情報を用いなくても、従来の非線形制御器とほぼ同等(実線と破線はほとんど重なっている)の制御性能が得られることがわかる。

図8は同期発電機の慣性係数 M および制動定数 D を -20% 変動、動作点 P_{eo} を $+20\%$ 変動させ、さらに事故発生後、事故回線のみを遮断し、一回線送電を継続した後 $t=6.0$ 秒で再度二回線に復帰した場合の発電機動揺を示している。

図7 発電機動揺

図8 パラメータ、動作点変動および長時間一回線送電時
Fig. 8. Generator swing curves for single line transmission.

ここで、適用した事故条件はNNが学習した事故条件と大きく異なることに注意されたい。図8より、点線で示すAVRとGOVのみを適用した場合は不安定になっていることがわかる。一方、NNを用いた場合は未学習の事故条件にもかかわらずパラメータ変動、動作点変動および負荷変動に対してロバスト性を有することが確認できる。また、非線形制御器とNN制御器の励磁電圧 e_f がほぼ一致していることからNNが良好に学習していることが確認できる。以上のシミュレーション結果より、本手法の有効性が確認できた。

〈4・2〉三機六母線系統 本節では大規模連系した実系統への適用可能性を議論するため、提案したNNを多機電力系統へ導入し、その有効性を検証する。対象とする電力系統は図9に示す三機六母線系統である。4.2節の三機六母線系統の発電機、連系線、発電機制御装置の各定数およびゲインを表4に示す。

図9に示す系統において、各発電機 $G_1 \sim G_3$ には

図9 三機六母線系統

Fig. 9. Multi-machine power system.

表4 系統定数(三機六母線系統)

Table 4. System constants.

Generator 1	
$P_e = 0.326$, $V = 1.00$, $M = 100$, $D = 2.0$,	
$x'_d = 0.324$, $x_q = 1.569$, $x_d = 1.548$, $T'_{do} = 5.14$	
Generator 2	
$P_e = 0.360$, $V = 1.05$, $M = 9.0$, $D = 2.0$,	
$x'_d = 0.55$, $x_q = 1.651$, $x_d = 1.590$, $T'_{do} = 5.9$	
Generator 3	
$P_e = 0.320$, $V = 1.03$, $M = 6.0$, $D = 2.0$,	
$x'_d = 0.40$, $x_q = 1.22$, $x_d = 1.16$, $T'_{do} = 8.97$	
AVR, GOV	
$T_A = 0.3$, $K_A = 50.0$, $T_G = 2.0$, $K_G = 20.0$	
Transmission lines and Load	
$Z_{l14} = 0.050 + j0.50$, $Z_{l15} = 0.030 + j0.30$	
$Z_{l24} = 0.040 + j0.40$, $Z_{l26} = 0.035 + j0.35$	
$Z_{l35} = 0.020 + j0.20$, $Z_{l36} = 0.045 + j0.45$	
$L_A = 0.30 + j0.12$, $L_B = 0.24 + j0.08$,	
$L_C = 0.27 + j0.10$	

表5 NNの学習データ(三機六母線系統)

Table 5. Training datas of NNs for multi-machine system.

	事故地点 (母線)	事故時間 (s) ($t_c - t_f$)	動作点 (初期値 P_{eo})
Data C	1-4 間	0.1	P_{eo}
Data D	1-4 間	0.2	P_{eo}
Data E	1-4 間	0.1	$P_{eo} + 30\%$

NN₁~NN₃がそれぞれ設置される。また、NN₁~NN₃の学習データは表5に示す3パターンの系統事故における各NNへの入出力データを用いた。なお、系統事故は母線1-4間の二回線送電線のうち一回線中央における三相地絡事故を想定している。学習データはシミュレーションより採取し、データ総数は15,000個(Data C, Data D, Data Eそれぞれ5,000個)である。ここで、各NNの学習回数はそれぞれ50万回、学習率及び慣性係数はともに0.7とした。

図10~図13はNNの学習に用いた事故条件(表3)と大きく異なった場合の発電機動揺を示している。ここでは、以下に示す5つの条件を変更した、1) M , D を -20% 変動, 2) 動作点 P_{eo} を $+20\%$ 変動, 3) 事故地点を母線3-6間に変更, 4) 事故時間($t_c - t_f$)を0.15秒, 5) 事故回線遮断後、 $t=9.0$ sまで一回線送電を継続。図10~図12より、本手法は想定外の状況下においても高いロバスト性を有することが確認できる。また、図13より非線形制御器とNN制御器の励磁電圧がほぼ一致していることから、多機系統の場

図10 位相角の時間応答

Fig. 10. Time responses of phase angle.

図11 角速度偏差の時間応答

Fig. 11. Time responses of speed deviation.

図 12 電氣的出力の時間応答

Fig. 12. Time responses of electric output power.

図 13 励磁電圧の時間応答

Fig. 13. Time responses of excitation voltage.

合でも NN が良好に学習していることが確認できる。以上のシミュレーション結果より、本手法が電力システムの安定化制御法として有効であることが検証された。

5. 実験結果

本章では実機への適用可能性を議論するため、模擬電力システムを用いて実験を行う。図 14 に実験システムの構成図を示す。実験で使用する同期発電機 (SG) の定格は 2.2VA, 220V, 1,800rpm である。また同期発電機 (SG) はリアクトル $L (=50\text{mH})$ を介して系統に連系される。ここで、パーソナルコンピュータと模擬系統との入出力には AD/DA 変換器を用いた。なお、AD/DA 変換器のサンプリング周期

図 14 実験システムの構成図

Fig. 14. Configuration of experimental system.

図 15 発電機動揺

Fig. 15. Generator swing curves.

は 1ms で解像度は 12bit である。

NN の入力に必要な 4 つの情報 (i_t , v_t , ω , i_f) をパーソナルコンピュータへ入力し、オフライン学習を行った NN により非線形補助入力 e_f^{NN} を計算する。ただし、パソコン上での NN 制御演算の実行間隔および制御信号の出力間隔はともに 1ms である。この補助入力 e_f^{NN} に対応したゲート信号を Chopper A に出力し励磁電圧制御を行う。なお、AVR に関する演算はパソコンで行っており、AVR の制御信号を NN で演算された制御入力に加算して得られた励磁電圧を Chopper A を利用して、最終的に界磁巻線へ印加している。また、実験で適用する NN は 4.1 節のシミュレーションにおいて用いられたオフライン学習済の NN である。

発電機 (SG) に与える外乱は、原動機である直流電動機 (DM) の電機子電圧を Chopper B により変動させること

図 16 動作点および系統パラメータ変動

Fig. 16. Variations of operating point and parameter.

で実現できる。外乱は $t=1.0$ s で印加, $t=1.2$ s で除去するものとした。ここで, 外乱信号は $\Delta V_{dist}(=7V$: 電動機電機子電圧の変動幅) であり, コンピュータから ChopperB へ出力される。また, 外乱を発電機側に換算すると, 同期発電機に与えられる外乱は $150W(0.07p.u.: 2.2kVA$ ベース) の機械的入力の変動である。

図 15 に発電機動揺を示す。実線は非線形制御器の代わりに提案する NN を用いた場合, 破線は AVR のみ用いた場合の発電機動揺を示している。図 15 より NN を用いることで位相角情報を用いることなく発電機動揺が抑制できることがわかる。また, P_e が初期状態で $20W$ 程度出力している理由は設定誤差や測定誤差が存在しているためである。

図 16 は発電機の動作点 P_{e0} を $200W$, 系統パラメータである L を $100mH$ に変えた場合の発電機動揺を示している。図 16 より動作点および系統パラメータの変動に対しても効果的に発電機動揺を抑制できることがわかる。

図 15 および図 16 の実験結果より, 制御実行前あるいは動揺収束時に比較的早い成分の振動がみられる。この理由は実験において, 電力や回転速度の計算に分解能が比較的大きい回転数計ならびに AD 変換器を用いているために測定誤差や量子化ノイズが混入したためだと考えられる。また, そのために NN 制御器の出力 e_f^{NN} の波形も脈動が大きい。

以上の実験結果より, 測定が容易な発電機端子情報のみを用いた非線形励磁電圧制御が実現できた。

6. む す び

本論文では NN を適用した励磁電圧の非線形状態フィードバック制御法を提案した。本手法は NN により非線形制御器を模擬することで位相角情報を必要としない制御器を実現できる。提案手法により測定困難な位相角情報を用い

ることなく従来の非線形制御器とほぼ同等の制御性能が得られることを確認した。また, 実際に測定可能な発電機端子情報のみを用いて NN を構成しているため, 本手法は実系統へ適用する場合に極めて有効である。本手法の有効性はシミュレーションおよび模擬電力系統を用いた実験により確認した。

実システムでは系統のパラメータ変動が生じるおそれがあるが, 非線形制御器はロバスト性を有するため, 多少パラメータが変動しても大きな問題は生じない。また, 複数の系統断面に対しても NN の汎化性を利用することにより対処できるものとする。本論文のシミュレーションならびに実験結果はこれらの妥当性を示しているといえる。また, 大きなパラメータ変動や系統断面の変化に対しても NN の学習機能を利用すればオンラインで NN のパラメータを修正することが可能である。この課題に関しては現在検討中であり, 将来発表予定である。

(平成 12 年 01 月 24 日受付, 同 12 年 11 月 29 日再受付)

文 献

- (1) 平山, 上村:「多変数制御を適用した励磁制御系による系統安定度向上」, 電学論 B, **115**, pp. 1297-1303 (平 7-11)
- (2) 千住, 城間, 上里:「VSS 型適応制御を適用した SVC, VSRC による電力系統の安定化制御法」, 電気学会電力・エネルギー部門大会, No. 12, pp. 67-72 (平 6)
- (3) G. P. Chan, O. P. Malik, "Tracking constrained adaptive power system", *IEEE, Pro.-Gener. Transm. Distrib.*, Vol. 142, No. 2, pp. 149-156, 1995.
- (4) 木原, 松山, 宮内, Thomas H. Ortmeier:「ファジー制御を適用した SVC と PSS との協調による電力系統安定化制御」, 電学論 B, **115**, pp. 487-495 (平 7-5)
- (5) 千住, 上里, 大熊:「非線形状態フィードバック制御による同期発電機の安定化制御法」, 電学論 B, **115**, pp. 582-588 (平 7-6)

千 住 智 信 (正員) 1963 年生。1988 年 3 月琉球大学大学院工学研究科修士課程電気・情報工学専攻修了。同年 4 月同大学工学部電気工学科助手, 1994 年 11 月より同大学工学部電気電子工学科助教授, 現在に至る。博士(工学)。同期機の安定性ならびに制御に関する研究, FACTS 機器の制御, アドバンスド制御を導入した電動機とパワーエレクトロニクス機器の制御ならびに自然エネルギーの開発に従事。計測自動制御学会会員, IEEE 会員。

新 垣 豊 寛 (正員) 1974 年生。1998 年 3 月琉球大学工学部電気電子工学科卒業。2000 年 3 月同大学大学院理工学研究科博士前期課程電気電子工学専攻修了。同年 4 月沖縄電力(株)入社。現在に至る。在学中は同期発電機の安定化制御法に関する研究に従事。

盛 島 義 輝 (学生員) 1978 年生. 2000 年 3 月琉球大学工学部電気電子工学科卒業. 同年 4 月同大学大学院理工学研究科博士前期課程電気電子工学専攻入学, 現在に至る. 主として同期発電機の安定化制御法に関する研究に従事.

上 里 勝 実 (正員) 1940 年生. 1972 年 3 月鹿児島大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了. 同年 5 月琉球大学理工学部電気工学科助手, 助教授を経て, 1986 年 5 月同大学工学部教授, 1994 年 10 月電気電子工学科教授として現在に至る. 工学博士. 主として電気機器の過渡安定性および制御の研究, 自然エネルギーの有効利用に関する調査研究に従事. 計測自動制御学会会員.