

TRIAM-1Mにおけるニューラルネットワークを用いた プラズマ位置検出

彌政, 敦洋
九州大学大学院総合理工学研究科先端エネルギー理工学専攻

中村, 一男
九州大学応用力学研究所炉心理工学研究センター

竹田, 辰興
電気通信大学電気通信学部

中島, 寿年
九州大学応用力学研究所炉心理工学研究センター

他

<https://doi.org/10.15017/17463>

出版情報 : 九州大学大学院総合理工学報告. 20 (2), pp.145-149, 1998-09-01. Interdisciplinary Graduate School of Engineering Sciences, Kyushu University

バージョン :

権利関係 :

TRIAM-1M におけるニューラルネットワークを用いたプラズマ位置検出

彌 政 敦 洋*・中 村 一 男**・竹 田 辰 興***
中 島 寿 年**・川 崎 昌 二**・牧 野 賢 一**
上 瀧 恵 里 子**・花 田 和 明**・坂 本 瑞 樹**
関 子 秀 樹**・佐 藤 浩 之 助**・伊 藤 智 之**

(平成10年5月29日 受理)

Plasma Position Detection by Neural Network on TRIAM-1M

Atsuhiko IYOMASA, Kazuo NAKAMURA, Tatsuoki TAKEDA,
Hisatoshi NAKASHIMA, Shoji KAWASAKI, Ken-ichi MAKINO
Eriko JOTAKI, Kazuaki HANADA, Mizuki SAKAMOTO,
Hideki ZUSHI, Kohnosuke SATO and Satoshi ITOH

Divertor configuration is one of the method to obtain high performance plasma. But it may cause vertical position instability. By controlling the instability effectively, we can obtain long time discharge in divertor configuration and obtain higher elongation ratio. For this purpose, we will introduce plasma position control with plasma position detection by neural network. The purpose of this research is confirmation of validity of plasma position detection by neural network. The results show that neural network approach is useful.

1. 序 論

トカマク型核融合炉実現へ向けての課題の1つに定常運転の実現がある。定常運転の際にはダイバータ配位が用いられる。このダイバータ配位は非円形断面であり、閉じ込めの改善、高 β 化、不純物制御、熱除去、粒子制御の観点から広く研究されている¹⁻⁵⁾。高非円形度にすることで、より高性能のプラズマを得ることができるが、垂直位置不安定性が生じ長時間維持する際の障害となる。従って核融合炉実現のためには垂直位置不安定性を効果的に制御する必要がある。そこで超伝導強トロイダル磁場実験装置 TRIAM-1M において垂直位置不安定性の効果的な制御に関する研究を行った。

TRIAM-1M では超伝導トカマクであり定常的にトロイダル磁場を維持できるという特長を生かし、低域混成波を用いた電流駆動によるトカマクプラズマの長時間維持実験を行っている。リミター配位プラズマでは2時間を超える放電に成功している⁶⁾。ダイバータ配位に関しても1分程度の維持に成功している。TRIAM-1M の単一Xポイント配位実験におけるプラ

ズマ位置フィードバック制御のためのプラズマ位置検出には、Grad-Shafranov 方程式から得られる線形のプラズマ位置検出式が用いられている⁷⁾。この線形の式はプラズマ位置の変位が小さい場合や非円形度が低い場合に対して精度が保証されているが、そこから大きくずれた場合には大きな誤差を生ずる。実際の放電中に非円形度を高くしていく過程においてこの線形の式では対応しきれない場合が生ずることが見出されている。本研究の目標は単一Xポイント配位プラズマをさらに長時間維持するために、さらには非円形度を上げるために垂直位置不安定性を効果的に制御する手法を開発することである。

ニューラルネットワークはニューロン(神経細胞)をモデル化した素子が多数相互に結合したシステムである。この構造は「緩和型ニューラルネットワーク」と「階層型ニューラルネットワーク」に大別される。ここでは階層型ニューラルネットワークを用いて、高速度高精度の数値計算を行なう。ニューラルネットワークを数値計算に用いた場合次のような特長がある

(a) 解析的に陽に表わせないような非線形写像を数値的に行うことができる。

(b) 学習には時間がかかるが、写像の実行自体は高速で行なうことができるので実時間制御等に利用できる。

*先端エネルギー工学専攻 博士後期課程

**応用力学研究所 炉心理工学研究センター

***電気通信大学 電気通信学部

(c) MHD 平衡解析コードのような時間のかかる計算の逆問題を短時間でこなせる。

以上のような特長を生かすことにより、プラズマ位置フィードバック制御における要求（高速性、高精度、広範囲にわたって使用可能であること等）はニューラルネットワークによって実現可能である。

ニューラルネットワークを用いて諸量を求めるといふ試みは他のトカマクでも行われている。例えば、

(a) トカマクプラズマにおける MHD 平衡量の決定の為に Lister らによって DIII-D トカマクにおいてニューラルネットワークが用いられた⁸⁾。

(b) Bishop らが関数形を仮定することなく物理量の集合とエネルギー閉じ込め時間のデータベースからニューラルネットワークを用いて核融合プラズマの閉じ込め比例則を求めた⁹⁾。

(c) DIII-D トカマクにおいて Wróblewski らによって β 限界によるディスラプションに対するアラームとしてリアルタイムで用いられた¹⁰⁾。

(d) 日本原子力研究所では VDE (Vertical Displacement Event) の際に正確なプラズマ位置を求めるために Yoshino らによりニューラルネットワークが利用され¹¹⁾、今後プラズマ位置制御に用いられる予定となっている。

などである。

これらは、数値計算としてニューラルネットワークを使用している例である。しかしながらニューラルネットワークが数値計算ではなく制御に用いられた例はない。

本研究の目的は制御に用いることを前提とし、ニューラルネットワークによるプラズマ位置検出の有効性を確認することである。

2. 実験方法

本研究で用いたニューラルネットワークは連続的な数値を取り扱うこと、数値計算を行うことなどの理由からニューロンモデルとしては静的アナログモデル、ニューラルネットワークの構造としては多層パーセプトロンを選択した。また学習のアルゴリズムは誤差逆伝搬学習法を用いた^{12,13)}。

ニューラルネットワークの入力は磁気コイル信号、出力はプラズマ水平位置、垂直位置である。TRIAM-1M は Fig. 1 のように真空容器の周り40ヶ所に法線方向成分測定用磁気コイル、接線方向成分測定用磁気コイルが配置されており、計80個の磁気コイル信号が使用可能である。SP, SN, BH-FB は外部ポロイダル磁場コイルでそれぞれ正曲率垂直磁場コイル、負曲率垂直磁場コイル、フィードバック水平磁場コイルである。入力可能な信号は多数あるが、ニューラルネットワー

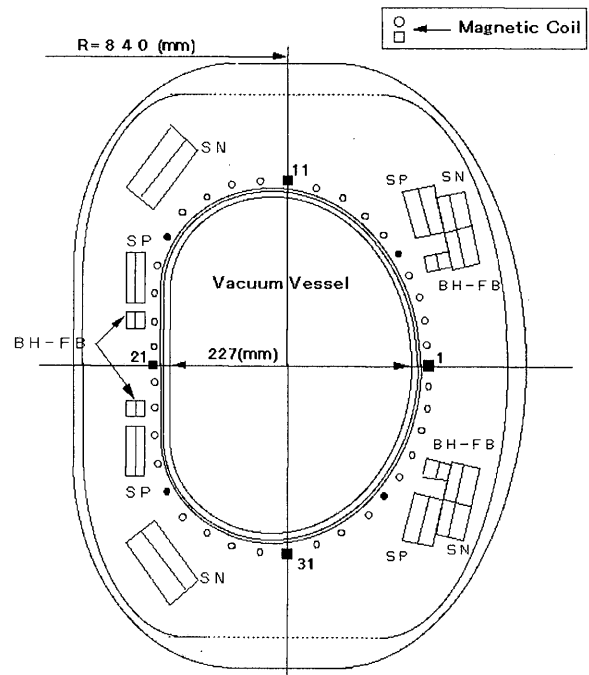


Fig. 1 TRIAM-1M poloidal cross-section. Solid marks indicate magnetic coils whose signals are inputs to neural network.

クはその規模が大きくなるにつれて重みの数が急速に増え学習に要する時間が長くなる。また、実行時間も長くなるため制御に用いるためには少ない入力数である必要がある。そこで入力を Fig. 1 中の黒印で示した8ヶ所、計16個の磁気コイル信号とした。これは対称性を考慮して決定した。

ニューラルネットワークの学習には学習用データセットが必要となる。この作成方法には実験データを用いる方法と平衡解析コードによって作成する方法がある。実験データを用いて学習用データセットを作成する場合、ニューラルネットワークは学習範囲外では機能しないので実験の進展に応じて新たにデータを取り直し再度学習を行わなければならない。このことは学習範囲外の非円形度を達成した場合などで制御不能になる可能性があることを意味している。これに対し、平衡解析コードで学習用データセットを作成する場合には事前に計算を行いデータセットを拡張し学習することが可能であるので、ニューラルネットワークが機能しない状況は起こりにくい。従って制御不能になる可能性は低い。以上の理由により平衡解析コードによって学習用データセットを作成した。

3. 結果及び考察

3.1 学習結果

プラズマ水平位置の学習結果を Fig. 2、プラズマ垂直位置の学習結果を Fig. 3 に示す。これらの図において横軸 (code) は平衡解析コードによる値 (教師

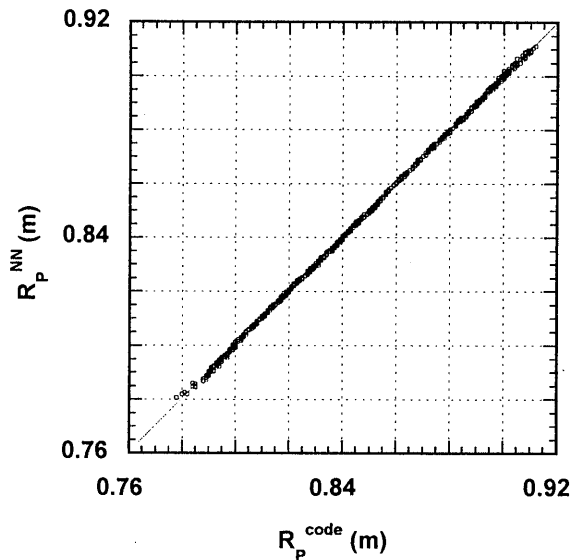


Fig. 2 Horizontal plasma position by trained neural network versus supervisor data.

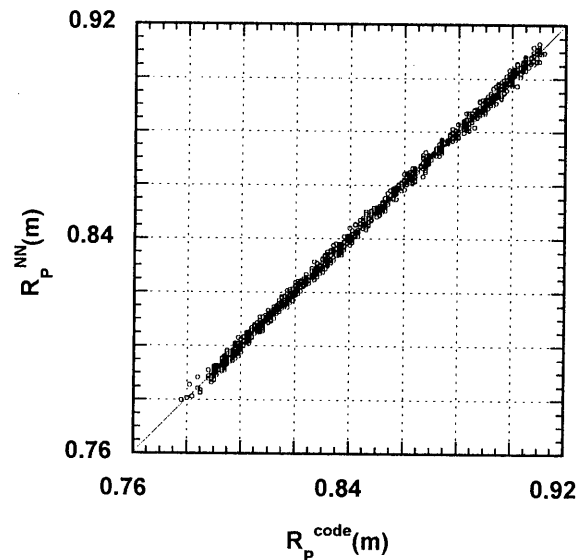


Fig. 4 Horizontal plasma position by neural network using input signals with noise versus supervisor data.

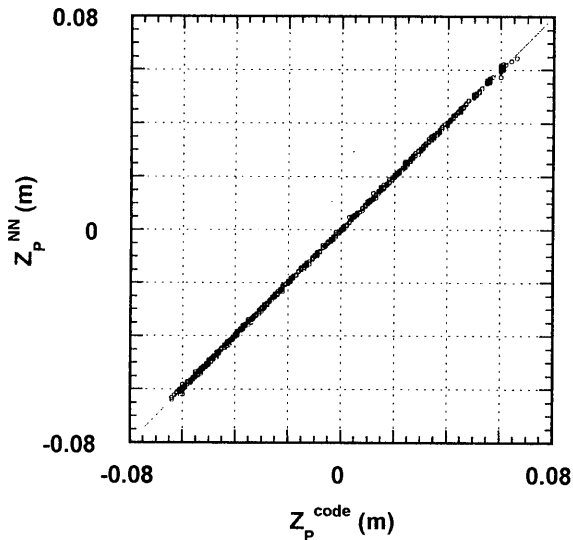


Fig. 3 Vertical plasma position by trained neural network versus supervisor data.

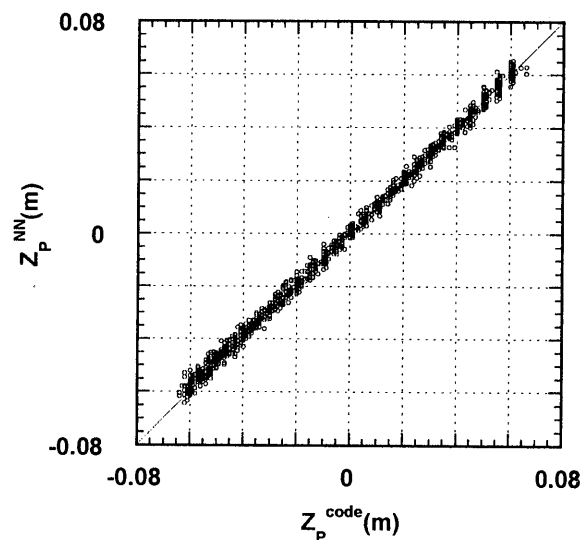


Fig. 5 Vertical plasma position by neural network using input signals with noise versus supervisor data.

信号), 縦軸 (NN) はニューラルネットワークの出力である。 R_p はプラズマ中心の主半径方向の座標, Z_p はプラズマ中心の赤道面を基準とした垂直方向の座標である。グラフ中の直線は教師信号とニューラルネットワークの出力が一致する直線である。学習結果のグラフにおいてプロットされる点のこの直線からのばらつきが小さい場合には教師信号とニューラルネットワークの出力がよく一致しており, 学習結果が良好であることを示している。 Fig. 2, Fig. 3 に示した学習結果では教師信号とニューラルネットワークの出力がよく一致しており, 誤差が1mm以内であった。これはプラズマ小半径約103mmに対し1%以内であり, プラズマ位置をニューラルネットワークを用いて求める

ことは原理的に可能であることが示された。

3.2 入力に誤差が含まれた場合

3.1で得られた学習結果は平衡解析コードによって作成されたデータセットによって得られた結果であり, 入力に誤差は含まれていない。しかし実験において用いる場合, 測定信号にはノイズが含まれる。そこで入力に誤差が含まれた場合のニューラルネットワークの応答について調べた。誤差は±5%以内のランダムな値を入力に付加した。

Fig. 4, Fig. 5 に入力に誤差が含まれた場合のニューラルネットワークによるプラズマ水平位置, プラズマ垂直位置を示す。入力に誤差が含まれない場合と比べると教師信号とニューラルネットワークの出力と

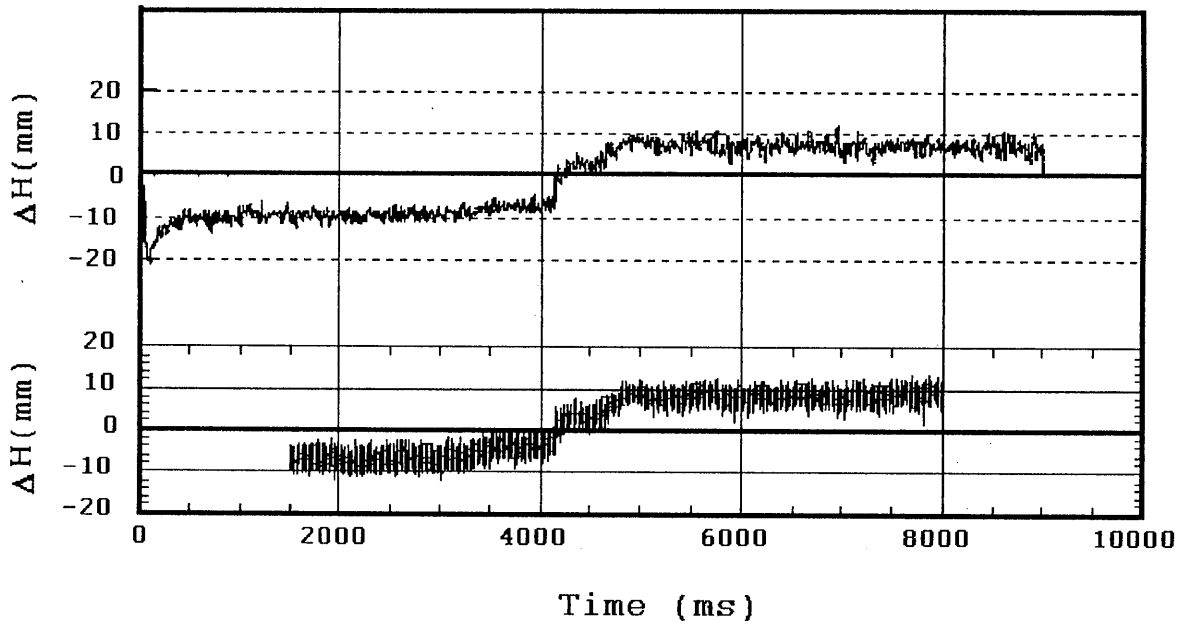


Fig. 6 Comparison between the horizontal plasma displacement obtained by approximating Grad-Shafranov equation and by neural network.

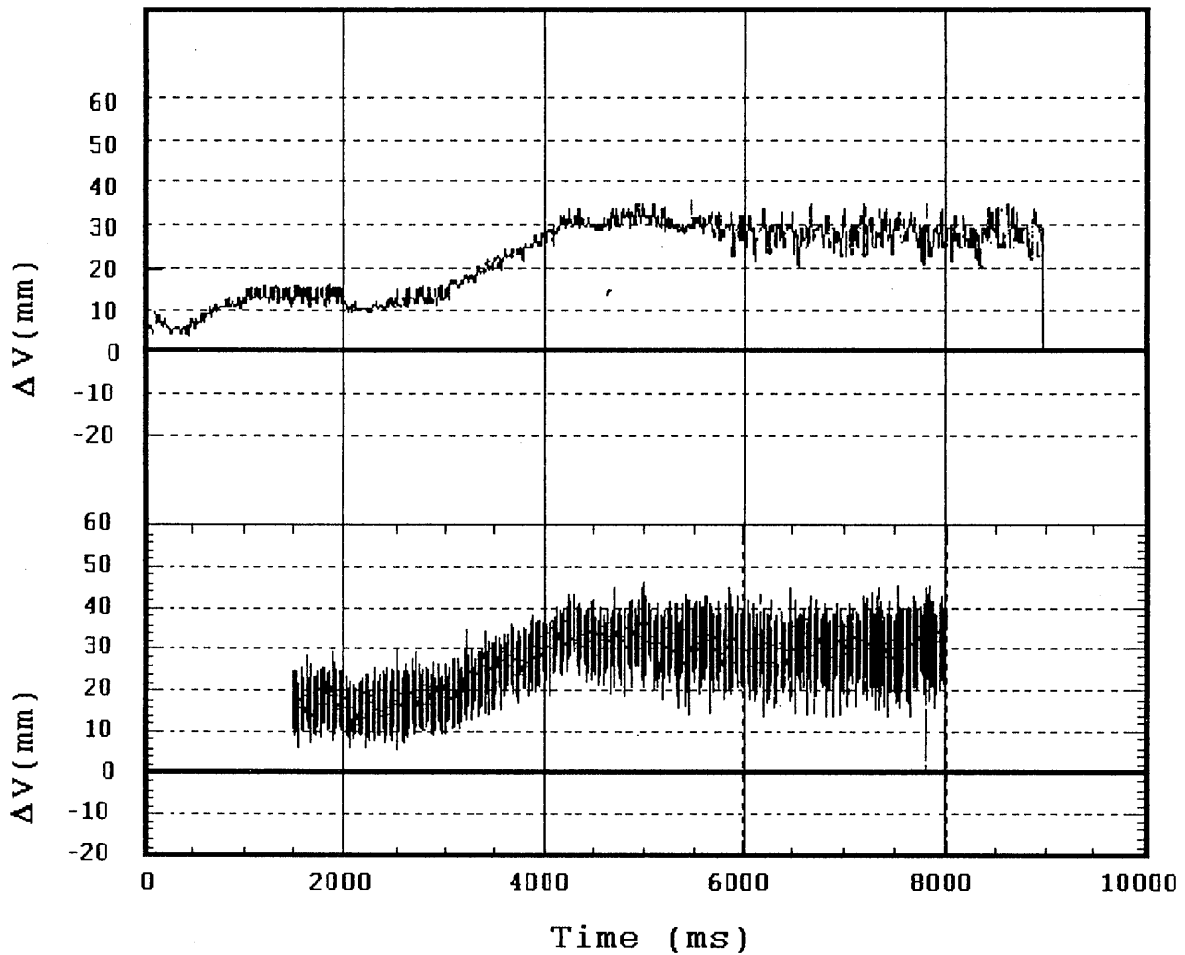


Fig. 7 Comparison between the vertical plasma displacement obtained by approximating Grad-Shafranov equation and by neural network.

が一致する線からのばらつきが大きいことがわかる。教師信号とニューラルネットワークの出力との差の標準偏差は R_p では誤差が無い場合が0.4mm, 誤差がある場合が1.9mm, Z_p では誤差が無い場合が0.39mm, 誤差のある場合が2.1mmとなった。この場合のプラズマ位置の誤差は小半径の3%程度であり, 入力ノイズが含まれた場合でもニューラルネットワークは使用可能であることが確認された。

3.3 実験結果

TRIAM-1M 単一Xポイント配位実験において測定された磁気コイル信号からニューラルネットワークを用いてプラズマ位置検出を行った。ニューラルネットワークによって得られたプラズマ位置と線形のプラズマ位置検出式を用いている従来のデータ処理によって得られたプラズマ位置との比較を行った。

磁気コイルを1点で近似して作成したデータセットを用いた場合には従来のデータ処理によるプラズマ位置とニューラルネットワークによるプラズマ位置とは一致しなかった。しかし, 磁気コイルを数点で近似した場合には磁場分布に変化が見られ, **Fig. 6**, **Fig. 7** に示すように両者によるプラズマ位置の間に良い一致が得られた。**Fig. 6** がプラズマの水平方向の変位 ΔH で, **Fig. 7** がプラズマの垂直方向の変位 ΔV である。各図において上段が従来のデータ処理によるプラズマ位置, 下段がニューラルネットワークによるプラズマ位置である。

両者は位置だけでなく位置の変化に関しても良く一致している。また, ニューラルネットワークによって得られたプラズマ位置の振動が垂直方向変位で約10mmと大きくなっている。この原因については今後検討を進めていく。以上のことからニューラルネットワークによるプラズマ位置検出は有効であることが確認できた。

4. 結論

本研究の目標はダイバータ配位プラズマの長時間維持及び高非円形度の達成を実現するために制御性の向上を実現することである。そのためにプラズマ位置フィードバック制御にニューラルネットワークによるプラズマ位置検出法を導入する。本研究ではニューラルネットワークによるプラズマ位置検出の有効性を確認

することを目的として長時間運転が可能な超伝導トカマク TRIAM-1M において有効性の確認を行った。

平衡解析コードを用いて作成した学習用データセットを用いて学習したところ, よい学習結果が得られた。また, 入力に誤差が含まれた場合においてもニューラルネットワークは有効に機能することが計算結果から示された。ニューラルネットワークによるプラズマ位置検出を TRIAM-1M 単一Xポイント配位実験で測定した磁気コイルデータを用いて行ったところ, 従来のデータ処理によるプラズマ位置との良い一致が得られた。このことよりニューラルネットワークによるプラズマ位置検出は有効であることが確認できた。

参考文献

- 1) M. Kaufmann, et al. : Proc. 16th Int. Conf. on Plasma Physics and Controlled Nuclear Fusion Research, (Montreal, 1996) Overview of ASDEX Upgrade results. F1-CN-64/O1-6, Vol. 1, 79(1996).
- 2) R. Decoste, et al. : Proc. 16th Int. Conf. on Plasma Physics and Controlled Nuclear Fusion Research, (Montreal, 1996) IAEA-CN-64/O2-1, Vol. 1, 129(1996).
- 3) DIII-D TEAM. : Proc. 16th Int. Conf. on Plasma Physics and Controlled Nuclear Fusion Research, (Montreal, 1996) F1-CN-64/1-6, Vol. 1, 95(1996)
- 4) The JET Team. : Proc. 16th Int. Conf. on Plasma Physics and Controlled Nuclear Fusion Research, (Montreal, 1996) IAEA-CN-64/1-4, Vol.1, 57(1996).
- 5) I.H. Hutchinson, et al. : Proc. 16th Int. Conf. on Plasma Physics and Controlled Nuclear Fusion Research, (Montreal, 1996) F1-CN-64/O2-3, Vol. 1, 155(1996).
- 6) S. Itoh, et al. : Proc. 16th Int. Conf. on Plasma Physics and Controlled Nuclear Fusion Research, (Montreal, 1996) IAEA-CN-64/EP-6, Vol. 3, 351(1996).
- 7) 中牟礼道秀, 他:九州大学応用力学研究所 所報, 第81号, 41(1996).
- 8) J.B. Lister and H. Schnurrenberger : Nucl. Fusion, Vol. 31, 1291(1991).
- 9) L. Allen and C.M. Bishop : Plasma Phys. and Controlled Fusion, Vol. 34, 1291(1992).
- 10) D. Wróblewski, G.L. Jahns and J.A. Leuer : Nucl. Fusion, Vol. 37, 725(1997).
- 11) R. Yoshino, J. Koga, and T. Takeda : Fusion Technology, Vol. 30, 237(1996).
- 12) 上坂吉則:“ニューロコンピューティングの数学的基礎”, 近代科学社 (1993).
- 13) 八名和夫, 鈴木義武:“ニューロ情報処理技術 基礎と応用”, 海文堂 (1992).