

総合解説 ニューラルネットワークの応用と今後の発展

4. トカマクプラズマでのディスラプション予測, 時系列データ解析

芳野 隆 治

日本原子力研究開発機構

(原稿受付: 2006年1月24日)

トカマクプラズマにおけるディスラプションの発生をニューラルネットワークで予測する研究について紹介する。密度限界, 不純物混入, エラー磁場などによって発生する電流駆動型のディスラプションは, 予兆現象を用いることにより100%に近い精度で予測できるようになった。プラズマ圧力の増大により発生する圧力駆動型のディスラプションは, ベータ限界に対する裕度を算出して安定度を評価することにより, 約90%の精度で予測できるようになった。

Keywords:

neural network, prediction, disruption, tokamak, plasma, operational limit, density limit, beta limit, locked mode, precursor

4.1 ディスラプションとは

トカマクプラズマの閉じ込めにはプラズマ電流が必須であるが, プラズマ電流が瞬断するディスラプションが発生する可能性がある。ディスラプションでは熱崩壊とプラズマ電流崩壊の2つの現象が発生し[1], 前者は第一壁に熱負荷を, 後者は真空容器や真空容器内機器に電磁力をかける。ITER の設計にはディスラプションの特性の把握が必須のため, ITER 工学設計活動(ITER-EDA)においてデータベース化と現象の解明が物理 R&D の緊急課題として進められ, 設計の基礎とされた[2]。一方, 大型トカマク装置では, ディスラプションを発生させずにプラズマを生成し消滅する努力が, 閉じ込め性能の改善と表裏一体でなされ(例えば[3,4]), 一般性のある安定な運転領域が確立した。

トカマク型核融合炉では, 運転限界に対して十分な裕度をもつ安定な運転領域に運転パラメータが設定されるはずである。しかし, この運転パラメータから外れた場合には, 以下の3つの対処がされると想定している: a) 元の状態に戻す, b) 通常の運転シナリオに従って, プラズマの密度・温度を下げ, プラズマ電流を低減して放電を停止する(ソフトランディング), c) 核融合炉を緊急に停止する技術(無害化したディスラプションを起こす技術[5])により運転を急速に停止する(ハードランディング)。検出器の観点からは, a) に対しては, プラズマ状態が設定から離脱したことを検知する検出器, b) と c) に対しては, ディスラプションの発生を予測する検出器が必要になる。本解説で紹介する予測は, 将来, 後者の検出器に発展するものである。ここで, 予測の対象とするディスラプションには以下に示す種類があり, 予測器の開発では各々の特性を考慮する必要がある。

(1) 電流駆動型のディスラプション

author's e-mail: yoshino.ryuji@jaea.go.jp

プラズマ電流が駆動源となるディスラプションで, 以下のものがある。

- ①密度限界ディスラプション: プラズマの密度を増大していくと放射損失パワーが増大して加熱パワーとのバランスが崩れる。ガス注入で密度を増大する場合は, プラズマ周辺部でバランスが崩れてプラズマ温度が低下し, プラズマ柱が最外殻磁気面から収縮する現象が起き, これがMHD不安定性を誘発する[3]。 $m/n = 2/1$ などのティアリングモードがディスラプションを起こす要因として説明されるが, それよりも前に, 予兆現象として, 放射損失パワーの増大, プラズマ電流の低下, ワンターン電圧の増大, プラズマの蓄積エネルギーの低下等が発生する[3,6]。
- ②不純物の混入によるディスラプション: 外部から不純物が混入する場合と, ジャイアントELM, HモードからLモードへの遷移, ベータ崩壊などのマイナーディスラプションが原因でプラズマに対向する第一壁への熱負荷が急増して炭素などの不純物を生成し, これがプラズマ中に逆流する場合がある。ディスラプションに至る過程は, ①と同じである。
- ③プラズマ表面での安全係数(q_s)が低い場合に発生するディスラプション: プラズマ電流が増大して q_s が低下して3以下になるとMHD不安定性が成長してディスラプションを発生しやすくなり, 2の近傍まで低下すると必ずディスラプションを発生する[3]。 q_s を3近くまで下げなければ発生しないため, 予測するまでもない。
- ④プラズマ電流の増大時と低下時に発生するディスラプション: プラズマ電流分布のピーク度は内部インダクタンス(I_i)で示される。電磁誘導によるプラズマ電流の増大時はプラズマ周辺部に電流が加えられるために I_i が低

く、低減時は逆に高くなる。プラズマ電流の増大と低減に対して q_s と I_i で示される安定な運転領域が確立しており[3,7,8], この領域から外れるとディスラプションが発生するため安定限界への裕度を演算できる[9]。プラズマ電流の低減時には電流と蓄積エネルギーが高いときが多く、ディスラプションを予測する必要がある。

⑤外部エラー磁場に起因するロックドモード： q_s が3に近く電子密度が低い場合に、外部エラー磁場がプラズマ内に磁気島を発生させてディスラプションに至る。これは、発生領域が明らかで、予兆現象としてのプラズマ電流などの揺動も明確に発生するため、予測が容易である[10]。

(2) 圧力駆動型のディスラプション

プラズマ圧力が高くなるとバルーニング不安定性などが発生して磁場閉じ込めが急激に劣化するベータ崩壊が発生して、プラズマ電流崩壊を引き起こす。トロロン限界が正磁気シアの場合の規格化ベータ値 β_N に対する理論的な上限であり、 $\beta_N \leq C$ で示される[11,12]。Cがデータの集合に対して上限を与えるが、個々のプラズマの β_N 上限値は、それぞれの電流分布と圧力分布に依存する[13]。負磁気シアのプラズマでも同様に、 β_N の上限値が実験と理論で確認されている[14]。

(3) 垂直位置不安定性によるディスラプション

縦長プラズマでは垂直位置の不安定性が起きるが、装置の設計段階で垂直位置不安定性に対する安定領域が決まるので[15,16], 予測の対象とならない。ただし、垂直位置制御系の異常時、垂直位置制御が遅延する着火時やプラズマ電流崩壊時に発生することがある。

ディスラプションの原因には、他に、プラズマ制御機器、磁場発生コイルの電源、加熱装置等の異常や放電条件の設定ミスなどがあり、(1)~(3)をひき起こす。装置の異常を検出した時には、前述のb)またはc)の停止処理を開始するので、予測の対象にならない。本解説では、(1)の①, ②, ④のプラズマ電流低減時, ⑤, および(2)のディスラプションを予測の対象とする。

4.2 ニューラルネットワークによるディスラプション予測

予測には、通常のフィードフォワード型の3または4層のネットワークが使用され、構成は、 $I \times J_1 (\times J_2) \times K$ (I:入力層, J_1, J_2 :隠れ層, K:出力層, 数値は各層のユニット数)で示す。この構成は、試行錯誤で決められる。ニューラルネットワークでは教師ありの学習が行われ、出力と教師信号の差の2乗和が最小になるように、ネットワークの重みを誤差逆伝播法を用いて調整する。入力と出力は0から1の間で規格化され、入力にはプラズマ計測値やその解析データなどが用いられる。予測には、時系列データを入力して数十~数百ステップ先のデータを出力(予測)する手法と、ある時点の計測データを入力してディスラプション発生の有無を判定するためのプラズマ状態量を出力する手法がある。ここで、どのような予測手法においても予測性能の評価が必要であり、以下について注意す

る必要がある。

(1) 予測成功率と誤警報率

予測成功率はディスラプション放電に対してディスラプションの前の定めた時点(例えば、10 ms前から100 ms前の複数の時点)において、誤警報率はディスラプションの無い安定放電に対して、次式で定義する[17,18]。

$$\text{予測成功率} = \frac{\text{予測成功したディスラプション放電の総数}}{\text{ディスラプション放電の総数}} \quad (1)$$

$$\text{誤警報率} = \frac{\text{ディスラプション発生警報を誤って出した安定放電の総数}}{\text{安定放電の総数}} \quad (2)$$

本定義では、全放電に対してディスラプションが発生すると判定条件を厳しくして予測したとき、予測成功率は100%となるが、誤警報率も100%となる。逆に、全放電に対してディスラプションが発生しないと判定条件を緩めて予測したときは、誤警報率が0%となるが予測成功率も0%となる。このため、予測成功率を評価する時は、必ず、誤り予測率も一緒に評価する必要がある。予測性能の向上では予測成功率100%と誤警報率0%を同時に達成することが目標となる(Fig.1)。Fig.1では、予測成功率はディスラプション発生前のある時点での値であり、誤警報率はすべての安定放電に対する値である。ディスラプション発生警報を出すための判定条件を変化させることにより本図が書ける。

(2) 予測成功率とディスラプションの発生までの時間

予測を行う時点からディスラプション発生までの時間が長くなれば、予測成功率は低下する。予測成功率を示す場合には、ディスラプションの発生(プラズマ電流崩壊の直前に、プラズマ電流の正スパイクが立ち上がる時点)の前のどの時点の値かを示すことが必要である(Fig.2)。

(3) 予測成功率を評価する時間帯

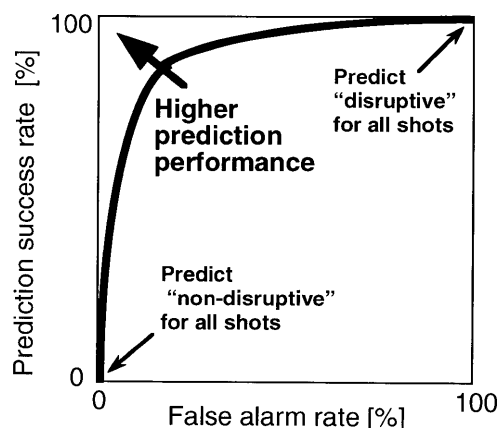


Fig.1 予測成功率と誤警報率で示した予測性能。予測成功率はディスラプション発生前のある時点での値。予測性能の向上では、誤警報率を低くしつつ、予測成功率を100%に向けて増大する[18]。

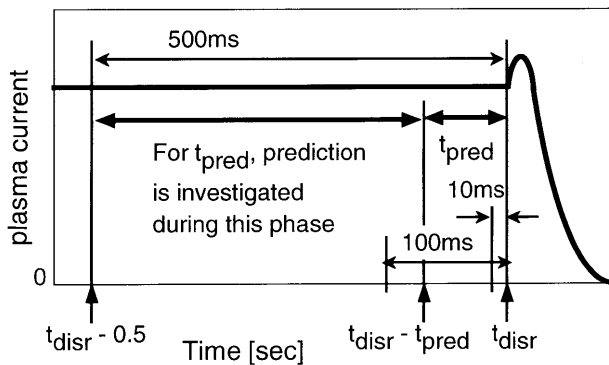


Fig. 2 予測成功率の評価時間帯。ディスラプションの開始は、プラズマ電流崩壊の直前にプラズマ電流が増加しはじめる時点 (t_{disr}) とする。ディスラプション開始の t_{pred} 前の時点の予測成功率は、図において 500 ms 前から $t_{\text{disr}} - t_{\text{pred}}$ までの時間帯に評価する。 t_{pred} は、100～10 ms の間でスキャンしている[18]。

加えて、予測成功率を示す時に、どの時間帯でディスラプションの発生予測を評価したのかを明示する必要がある。ディスラプションの直前（例えば、1 ms 前）の検出では検出後の対処ができない。かなり前（例えば、1 s 前）で検出するときは、安定放電での誤警報を予測成功と扱ってしまう。Fig. 2 では、ディスラプション開始前の 500 ms から t_{pred} (100～10 ms) までで評価している。

4.3 電流駆動型ディスラプションの予測

(1) 時系列データによる予測

ディスラプションの予測にニューラルネットワークを初めて適用したのは TEXT であり、1つの磁気プローブ信号の時系列データを用いた[19]。出力値を入力に廻すマルチステップ予測では $15 \times 9 \times 3 \times 1$ のニューラルネットワークを採用した。1つのディスラプション放電と1つの安定放電で学習を、1つのディスラプション放電で試験をし、ディスラプション発生時の磁気プローブ信号を実際と同じように出力できれば良しとした。学習の結果、1.12 ms 先（時間幅が 0.04 ms のため 28 ステップ先）の予測ができることを示した。その後、軟 X 線信号を用いて、3.12 ms 先（78 ステップ先）の値を予測できることを示した[20]。

ADITYA では、複数の計測信号（4つのミルノフ信号、軟 X 線信号、H α 信号）を時間幅 0.02 ms で 10 ステップ分を入力し、 $60 \times 16 \times 16 \times 1$ のニューラルネットで、数百ステップ先の予測を直接試みた[21]。1つのディスラプション放電で学習し、これと同様な 3つのディスラプション放電で予測性能を評価した。軟 X 線信号と H α 信号を入力に使うことで、ディスラプション発生時の約 8 ms 前（400 ステップ先）での時点の予測が可能とされた。

これらの予測では磁気プローブ信号に予兆現象としての揺動が発生していることから電流駆動型のディスラプションを対象としている。時系列データによる予測では、各種の計測信号の時系列データを入力に使う場合に入力数が非常に多くなり、過大な学習時間が必要となる。このため、計測信号の種類を限定せざるを得ない。これに対し、次に示す、各時点ごとの計測信号からディスラプションの発生

を検知する手法では、計測信号の種類を容易に増やすことができるため、より早い時点での高精度な予測が可能となる。

2) プラズマ寿命またはディスラプションのリスクを判定

ASDEX-U[22]では、安全係数、MARFEの有無を示す信号、ロックドモードの有無を示す信号、内部インダクタンス、グリーンワルド密度限界で規格化した電子密度、入射加熱パワーに対する放射損出パワーの割合、Lモード則で規格化した閉じ込め時間、 β_N と後者5つの時間微分の計13点を 2.5 ms ごとの入力とし、 $13 \times 20 \times 1$ のニューラルネットワークを採用した。出力の教師信号は、ディスラプション発生までの時間（プラズマ寿命）とし、直前を 0.0 s、最大値を 0.8 s とした。すなわち、0.8 s を超えるときと安定放電では教師信号を 0.8 s とし、これらを 0～1 で規格化した。ディスラプション放電99ショットと安定放電386ショットで学習し、500ショット（内、ディスラプション放電65ショット）で試験した。ディスラプションの発生前の 300 ms ([23]では、500 ms) から 7.5 ms までの間に、50 ms 以下の出力を得た時に予測成功とされた。ディスラプションの 7.5 ms 前にて誤警報率 1% で予測成功率 85% であった。

JET[24]では、ディスラプションに対するリスクを出力とし、教師信号にはディスラプションの 400 ms 前に 0、ディスラプション直前で 1 とする次式が用いられた。

$$y(t) = \frac{1}{1 + \exp\{-[t - (t_D - t_a)]/\tau\}} \quad (3)$$

t_D はディスラプションの開始時間、 τ はサンプリング時間で 20 ms、 t_a は試行錯誤で 280 ms とされた。ディスラプション放電86ショットと安定放電400ショットを学習に、ディスラプション放電61ショットと安定放電132ショットを試験に用いた。その結果、 $9 \times 6 \times 5 \times 1$ が最良のニューラルネットワークとされ、ディスラプション前の 440 ms～40 ms に評価した予測成功率は 85% で、これを 0% の誤警報率で得た。

さらに、ASDEX-Uで学習したニューラルネットワークを JET に適用した[25]。入力には ASDEX-U[22]の13点から MARFE の有無を示す信号と時間微分5点を削除した7点。ASDEX-Uではディスラプションの 10 ms 前に誤警報率 1% にて予測成功率 91% を得たが、JET では 40 ms 前に誤警報率 1% にて予測成功率 70% にとどまった。

以上の ASDEX-U と JET のニューラルネットワークでの教師信号は予兆現象を正確に教師信号に反映していないため、予測性能が十分に高められていない。なお、これらの予測で対象としたディスラプションは、予兆現象を使用できる電流駆動型である。

(3) プラズマ安定度の判定

JT-60U[9]では、プラズマ状態を測る指標として「仮想的なプラズマ安定度」を、 $9 \times 31 \times 1$ のニューラルネットワークで出力するようにした。入力には、プラズマ電流の制御目標値からのズレの時間微分、プラズマ電流の制御目標値の時間微分と 2 階微分、放射損失パワーの時間微分と

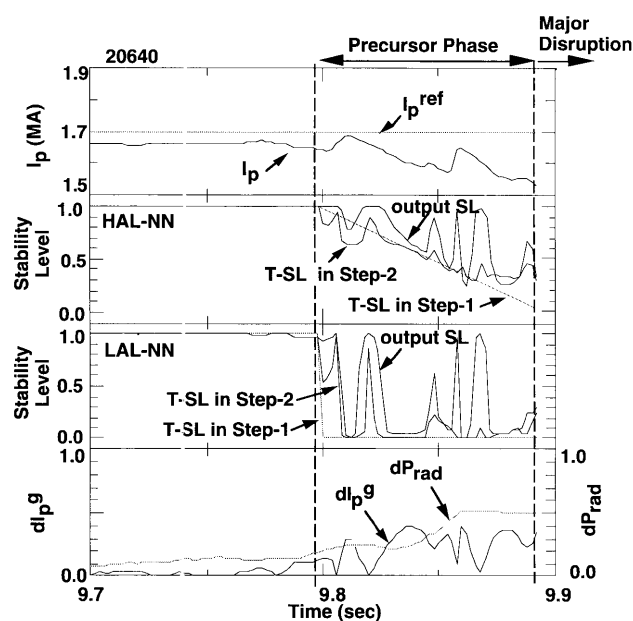


Fig. 3 プラズマ安定度の教師信号と出力の時間変化 (JT-60U). ディスラプション放電でのプラズマ安定度の教師信号の1回目 (T-SL in Step-1) と2回目 (T-SL in Step-2), および、最終的に得られたニューラルネットワークの出力を示す. 教師信号を1から0に下げるにあたり、予兆現象が始めてからディスラプションの開始前までに直線的に下げる場合 (HAL-NN) と予兆現象が出たら直ちに0にする場合 (LAN-NN) の2ケースを示している. 入力データの一部 (dI_p^g : プラズマ電流の制御目標値からのズレの時間微分, dP_{rad} : 放射損失パワーの時間微分) を表示している [9].

2階微分, I_p の時間微分, 蓄積エネルギーの時間微分の正と負, プラズマ電流低減時の安定度の指標の9種類のデータを用いた. 出力の教師信号としては, 安定な状態を1とし, 予兆現象が発生している時点をオペレーターが判断して決め, その時点を1としてディスラプション発生直前の0まで線形に低下させる場合と, その時点に1から0に1ステップで低下させる場合の2ケースを試した (Fig. 3). このように教師信号を与えたのは, Fig. 3に示すように電流駆動型のディスラプションでは安定と不安定の状態を繰り返すことが多く, 且つ, どの時点から不安定状態になるのかが明確でないため, 正確な教師信号を与えることが困難なことによる. まず, ディスラプション放電12ショットと安定放電6ショット (計 8,011 データ点) で学習させ, プラズマ安定度を出力できるようになったところで教師信号を出力を用いて修正し, さらに人為的な入力データと教師データのセット (4,000 データ点) を学習用データに追加して2回目の学習をさせた. 1回目の学習ではオペレーターが初期条件としての教師信号を与え, 2回目の学習ではニューラルネットワークが1回目の学習で得た入力と整合の取れた出力結果を用いて教師信号としている. ASDEX-U と JET では, 教師信号をプラズマ寿命や(3)式で設定しているが, これでは入力との整合がとれた教師信号とならない. ニューラルネットワークに学習させた「仮想的なプラズマ安定度」を教師信号とすることで, より最適な教師信号を得ることができた. 試験は, ディスラプ

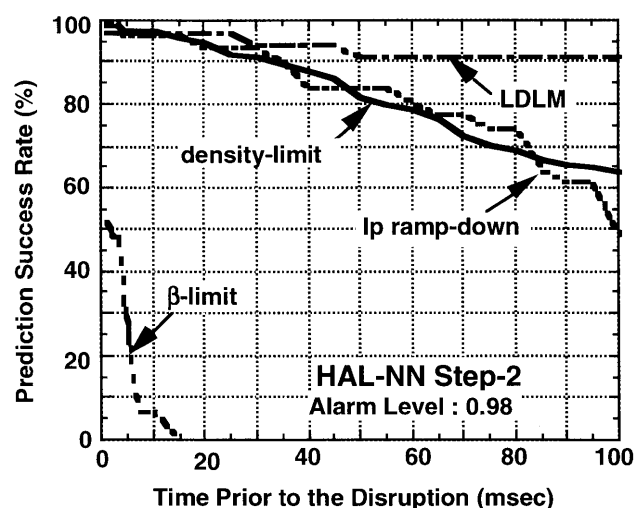


Fig. 4 予測成功率とディスラプションまでの時間との関係 (JT-60U). 4種類のディスラプション (密度限界, プラズマ電流低減時, 低密度ロックドモード, ベータ限界) に対する予測成功率. 予測成功率は, 予測時点からディスラプション発生までの時間が長くなると低下する [9].

ション放電300ショットと安定放電1,008ショットで行った. その結果, 密度限界, プラズマ電流低減時と低密度ロックドモードによるディスラプションに対し, どちらの教師信号でも, 10 ms 前に予測成功率97~98%を2%の誤警報率で得た (Fig. 4). プラズマ電流低減時のディスラプションに対しては, 安定限界までの裕度を入力して同様の予測精度を得た. しかし, 予兆現象が発生しないベータ限界ディスラプションの予測成功率は極めて低い7%にとどまった. Fig. 4では, ニューラルネットワークが出力する仮想的な安定度 (0から1の値) に対し, ディスラプション警報を出す閾値 (判定条件) を0.98に設定している.

4.4 圧力駆動型のディスラプションの予測

圧力駆動型のディスラプションでは, 予兆現象がディスラプションの直前 (数百 μ 秒前) にしか発生しないために [26], 予兆現象を用いたプラズマ状態の判定ができない. このため, 運転限界を検知するニューラルネットワークが開発された.

4.4.1 運転限界値の学習

(1) DIII-D での β_N 限界値

DIII-D [17] で初めて, 正磁気シアのプラズマでのベータ限界ディスラプションに対する予測がなされた. ある時点の32種類の計測データを $32 \times 12 \times 6 \times 1$ のネットワークに入力してその時点の β_N 限界値を出力し, 実際の β_N が β_N 限界値を超えるとディスラプションの発生が近いと判定して警報を発する. 学習では, 放電ごとにディスラプションを起こす時点の β_N を教師信号 (β_N 限界値) と見なした. ディスラプションの56ショットが学習データ, 28ショットが試験データとされた. 試験の結果, ディスラプションの数十 ms 前に, 予測成功率90%が約20%の誤警報率で得られた (Fig. 5). しかし, 安定放電に対する学習ができないために誤警報率が相対的に高く, 誤警報率が約4%

では予測成功率が約10%に留まった。ここで、ニューラルネットワークが出力する β_N の限界値と β_N の計測値の差、 $\Delta\beta_N$ ($=\beta_N$ の限界値 $-\beta_N$ の計測値), に対してディスラプション警報を発生する閾値をスキャンすることにより Fig.5を得ている。誤警報率が0.0または1.0となるのは、警報閾値を負側または正側に大きくした時である。

(2) ADITYAでの密度限界値

ADITYA[27]でも、DIII-Dと同じ方法で、密度限界ディスラプションを予測した。13種類の信号を入力とし、 $13 \times 10 \times 1$ のネットワークを用いた。出力は密度限界値で、各ディスラプション放電での密度の最大値を教師信号とした。ディスラプションの直前で予測成功率67%を誤警報率22%で得た。やはり、誤警報率が高い。

4.4.2 誤警報率の低減

トカマク装置で実験を行う場合、ディスラプションに対する予測成功率が90%であっても、20%の誤警報率が高い。これを低減する以下の2つの試みが、JT-60Uでなされた。

(1) 安定放電での β_N 限界値の学習

誤警報率を下げるには、安定放電での学習が必須である。しかし、DIII-Dのようにディスラプション放電での β_N の最大値を教師信号として選択すると安定放電での教師信号の設定ができない。そこで、教師信号の β_N 限界値を、ディスラプション放電と安定放電の両方に設定し[18]、 $11 \times 38 \times 1$ のニューラルネットワークに学習させた。入力には、 β_N 、トロイダルベータ、プラズマ断面の形状データ、電子温度と密度の体積平均値、中性子発生率、プラズマの蓄積エネルギー、プラズマ電流、中性子発生率とプラズマの蓄積エネルギーの比、内部インダクタンスの11種の巨視量を用いた。この学習結果を用いて教師信号をさらに調整し、ニューラルネットワークに学習させた。出力の β_N 限界値と実際の β_N の比較からディスラプションの発生予測ができ、ディスラプションの10 ms前に、予測成功率80%を誤警報率7%で得た。

(2) プラズマ安定度による判定

誤警報をさらに低減するため、安定放電での学習をさらに強化した。すなわち、(1)の学習で得た β_N の限界値と β_N の計測値との差を0から1の値に規格化して入力に追加し、 $12 \times 42 \times 1$ のニューラルネットワークを採用し、プラズマ安定度を出力とした[18]。教師信号としては、安定なプラズマでのプラズマ安定度を1、ディスラプション前に β_N の限界値が β_N の計測値よりある程度低い時にのみプラズマ安定度を0としてニューラルネットワークに学習させた。学習で得た出力(プラズマ安定度)に対してディスラプション警報を発生する閾値をスキャンして Fig.6を得、ディスラプションの10 ms前に、予測成功率80%を誤警報率4%で、予測成功率90%を誤警報率12%で得た。ここで、 β_N の限界値はプラズマの電流分布や圧力分布に依存することが実験と理論で示されている[11, 12, 28]。しかし、巨視的なデータだけをニューラルネットワークに入力することでも高い予測性能を得た。これは、巨視的なデータの組み合わせに分布に関するデータが陰に隠されている

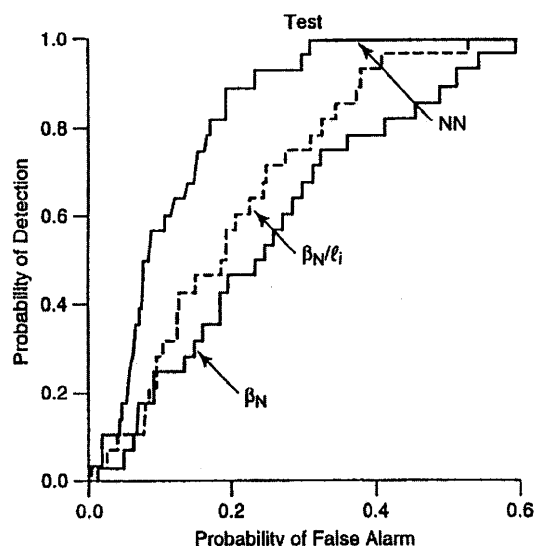


Fig. 5 予測成功率と誤警報率(DIII-D). ディスラプションの数10 ms 前のニューラルネットワークの予測性能は、トロイオン限界で判定した場合(β_N と β_N/ℓ_i)よりも予測性能が良く、90%の予測成功率を約20%の誤警報率で得た。しかし、誤警報率が4%では、約10%の予測成功率しか得られていない[17]。

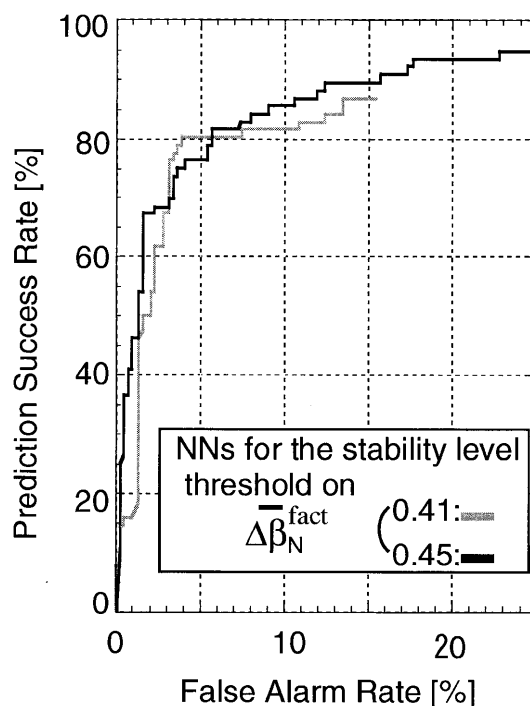


Fig. 6 ベータ限界ディスラプションの予測成功率と誤警報率(JT-60U). 2つのニューラルネットワークで、ディスラプションの10 ms前に、誤警報率4%で予測成功率80%(薄線)、誤警報率12%で予測成功率90%(濃線)を得た[19]. 薄線と濃線は、学習で得た β_N 限界値と実際の β_N の差、 $\Delta\beta_N$ 、を0から1に規格化した値からプラズマ安定度の教師信号を得る時に、安定度0の教師信号を出す値を0.41以下又は0.45以下とすることで得た。

ために高い予測性能が得られたと考えている。一方、負磁気シアの場合の高ベータでのディスラプションの予測についても、DIII-D[17]にて可能性が示され、JT-60Uにおいて研究が進められている[29]。

4.5 ディスラプション予測研究のまとめと今後

ディスラプションの予測に、最近の3年間で、顕著な進展が得られている。予兆現象を利用できる電流駆動型のディスラプションでは、仮想的なプラズマ安定度をニューラルネットに出力させてディスラプション有無の指標とする手法により、予測成功率97~98%を2%の誤警報率で得ている[9]。一方、予兆現象を利用できない圧力駆動型のディスラプションに対しても、正磁気シアのプラズマで予測成功率91%を4%の誤警報率で得ている[18]。予測器の実験は、DIII-D[17]とASDEX-U[22]で行われているが、予測精度を上げるには計測信号処理のための高速計算機が必要である。

ニューラルネットワークの学習では入力データと教師信号が必要であるが、これらがすべて実験データである必要はない。JT-60Uでは人為的に学習用データを作成して予測精度を向上した[9]。計算機シミュレーションなどにより入力データ(巨視的量)を模擬できれば、学習効率が上がり、より高精度な予測器が可能と考える。著者は、ITER計画の開始までにディスラプション予測器が準備され、その高い予測性能がITERの実験運転で確認され、その結果、「ディスラプション頻度の非常に低いトカマク型核融合炉」の概念が確立すると確信している。

参考文献

- [1] J.A. Wesson *et al.*, Nucl. Fusion **30**, 1011 (1990).
- [2] ITER Physics Basis, Chap. 3, Nucl. Fusion **39**, 2251 (1999).
- [3] J.A. Wesson *et al.*, Nucl. Fusion **29**, 641 (1989).
- [4] R. Yoshino *et al.*, J. Plasma Fusion Res. **70**, 1081 (1994).
- [5] R. Yoshino *et al.*, in Plasma Physics and Controlled Nuclear Fusion Research 1994 (*Proc. 15th Int. Conf. Seville, 1994*) Vol.1, IAEA, Vienna 685 (1995).
- [6] R. Yoshino, J. Nucl. Mater. **220-222**, 132 (1995).
- [7] C.Z. Cheng *et al.*, Plasma Phys. Control. Fusion **29**, 351 (1987).
- [8] R. Yoshino *et al.*, in Plasma Physics and Controlled Nuclear Fusion Research 1992 (*Proc. 14th Int. Conf.*

Wurtzburg, 1992) Vol.3, IAEA, Vienna 405 (1992).

- [9] R. Yoshino, Nucl. Fusion **43**, 1771 (2003).
- [10] G.M. Fishpool *et al.*, Nucl. Fusion **34**, 109 (1994).
- [11] F. Troyon *et al.*, Plasma Phys. Control. Fusion **26**, 209 (1984).
- [12] E.J. Strait, Phys. Plasmas **1**, 1415 (1994).
- [13] T. Ozeki *et al.*, Nucl. Fusion **35**, 861 (1995).
- [14] Y. Ishii *et al.*, Plasma Phys. Control. Fusion **40**, 1607 (1998).
- [15] A. Fukuyama *et al.*, Jpn. J. Appl. Phys. **14**, 871 (1975).
- [16] A. Kameari *et al.*, Nucl. Eng. Des. / Fusion **2**, 365 (1985).
- [17] D. Wroblewski *et al.*, Nucl. Fusion **37**, 725 (1997).
- [18] R. Yoshino, Nucl. Fusion **45**, 1232 (2005).
- [19] J.V. Hernandez *et al.*, Nucl. Fusion **36**, 1009 (1996).
- [20] A. Vannucci *et al.*, Nucl. Fusion **39**, 255 (1999).
- [21] A. Sengupta *et al.*, Nucl. Fusion **40**, 1993 (2000).
- [22] G. Pautasso *et al.*, Nucl. Fusion **42**, 100 (2002).
- [23] G. Pautasso *et al.*, J. Nucl. Mater. **290-293**, 1045 (2001).
- [24] B. Cannas *et al.*, Nucl. Fusion **44**, 68 (2004).
- [25] C.G. Windsor *et al.*, Nucl. Fusion **45**, 337 (2005).
- [26] S. Ishida *et al.*, in Plasma Physics and Controlled Nuclear Fusion Research (*Proc. 14th Int. Conf. Wurtzburg, 1992*) vol. 1, IAEA, Vienna, 219 (1993).
- [27] A. Sengupta *et al.*, Nucl. Fusion **41**, 487 (2001).
- [28] Y. Kamada, in Fusion Energy 1996 (*Proc. 16th Int. Conf. Montreal, 1996*) Vol.1, IAEA, Vienna 247 (1996).
- [29] R. Yoshino, *submitted to* Nucl. Fusion (2006).



よしの りゅうじ
芳野 隆治

1980年東大博士課程修了。工博。原研でJT-60の建設と実験に携わる。ITER 概念設計活動とITER 工学設計活動での物理R&Dに参加。現在、日本原子力研究開発機構・核融合研究開発部門・ITERプロジェクトユニット長。プラズマ制御及びディスラプションの回避・緩和の研究に取り組む。ニューラルネットによるディスラプション予測を4年前に半信半疑で始め、現在は、予測できると確信するに至る。