

JT-60Uにおける高ベータディスラプションのデータ駆動型研究

○横山達也¹, 三善悠矢², 日渡良爾², 諫山明彦³, 松永剛³, 大山直幸³,
五十嵐康彦⁴, 岡田真人¹, 今川直人⁵, 小川雄一¹

東大新領域¹, QST 六ヶ所², QST 那珂³, 科学技術振興機構さきがけ⁴, 東大工学部⁵

1 研究背景

ディスラプション現象とは、プラズマ電流が急激に減衰してプラズマが崩壊する、トカマク型核融合炉に特有の現象である。ディスラプションが発生すると、プラズマ中に蓄積されていたエネルギーが熱・粒子束として放出され炉内機器や壁面を損傷する、強大な電磁力が誘導されて真空容器やコイルに負荷を与えるなど、装置に重大な影響を生じることが懸念されている。トカマク型核融合炉の実現に向けて、ディスラプションの制御・解明を目指す研究が行われている [1, 2]。

一方、ディスラプションの発生する物理機構は、未だ完全には解明されていない。そこで、これまで蓄積されてきたプラズマ実験のデータと機械学習の手法を用いてディスラプションの発生予知を目指す研究が進められている。このような研究では、機械学習モデルの選択・改良のみならず、予知に使用するプラズマパラメータの選択が重要である。しかし、適切なパラメータを選択するための手法は未だ確立されていない。本研究では、機械学習を用いたディスラプション予知器モデルにスパースモデリング [3] を導入することで、予知に使用するプラズマパラメータを選択する。これにより、ディスラプション現象を説明する重要な変数を抽出し、ディスラプションの発生しやすいパラメータ領域を特定することを目指す。

2 ディスラプション予知器モデルの作成

2.1 データセットの作成

本研究では、JT-60U での高ベータプラズマ生成実験 [4] のデータを使用し、モデルの訓練と評価に用いるデータセットを作成した。データセットは、ディスラプション現象に関連する 10 個の巨視的なパラメータ (I_p , β_N , β_P , l_i , q_{95} , δ , κ , $f_{GW} = \bar{n}_e/n_{GW}$, $f_{rad} = P_{rad}/P_{input}$) とそのうち 7 個のパラメータの時間微分値、及び空間分布を持つ 4 個のパラメータ (V_t , T_i , $\bar{\rho}$, s) とそのうち 2 個のパラメータの径方向勾配 ($dV_t/d\rho$, $dT_i/d\rho$) の計 23 個のパラメータからなる。

2.2 サポートベクターマシン

本研究では、サポートベクターマシン (Support Vector Machine, SVM) [5] を 2 クラス分類器として用い

て、放電をディスラプション放電と非ディスラプション放電に分類するモデルを作成した。本研究では、与えられた多次元の入力データ $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^d$ が 2 つのクラスのどちらに属するかを、対応するラベル $\mathbf{y} \in \{-1, 1\}$ に従って分類する線形な境界超平面 $\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = 0$ を求める、線形 SVM を使用した。

2.3 全状態探索を用いたスパースモデリング

多変数の分類問題では、個々のパラメータの分布だけでなく、パラメータ同士を組み合わせることの効果が重要である。そこで本研究では、考えられるすべてのパラメータの組合せを網羅的に調べることで最適な組合せを求める全状態探索 (Exhaustive Search, ES) を用いて、パラメータの選択を実施した。

3 結果

ES の結果、適切なプラズマパラメータを選択することで予知性能を向上できることが示された。図 1 に、7 個のパラメータからなる組合せについての性能の分布と性能が良い組合せに含まれるパラメータを示した。図 1 に示した結果から、上位の性能を示す組合せに含まれる共通のパラメータとして、 β_P , q_{95} , κ , f_{GW} , T_i の 5 種類が抽出された。また、これらのパラメータを用いて分類境界を定式化し、ディスラプションの発生しやすさを示す量を求めた。

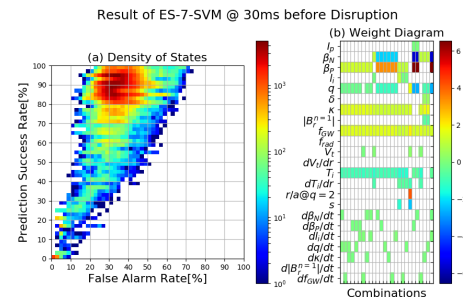


図 1: ディスラプションの発生の 30 ms 前での ES-7-SVM の結果を示す (a) 2D-DoS と (b) 上位の組合せを表すウェイトダイアグラム。

参考文献

- [1] T. Hender et al. *Nuclear Fusion*, 47(6):S128–S202, 2007.
- [2] A. H. Boozer. *Physics of Plasmas*, 19(5):058101, 2012.
- [3] Y. Igarashi et al. In *Journal of Physics: Conference Series*, volume 1036, page 012001. IOP Publishing, 2018.
- [4] G. Matsunaga et al. *Nuclear Fusion*, 50(8):084003, 2010.
- [5] C. Cortes, V. Vapnik. *Machine learning*, 20(3):273–297, 1995.