

PREDIZIONE E CLASSIFICAZIONE DI DISRUZIONI NEI TOKAMAK

R. Aledda, B. Cannas, A. Fanni, A. Pau, G. Sias

¹Dipartimento di Ingegneria Elettrica ed Elettronica, Università di Cagliari, Cagliari.

Parole chiave: Fusione Nucleare, Disruzioni, Machine Learning

Le disruzioni sono eventi critici e improvvisi in cui il plasma perde il confinamento e rilascia la sua energia in pochi ms. Le disruzioni rappresentano uno dei maggiori limiti per lo sviluppo dei reattori di tipo tokamak di nuova generazione. Per questo motivo, la comprensione e la predizione degli eventi disruptivi rappresentano importanti temi di ricerca nell'ambito della fusione termonucleare controllata. Nell'ambito della ricerca sulla comprensione degli eventi disruptivi uno degli obiettivi cruciali è l'identificazione delle regioni caratteristiche dello spazio operativo nel quale il tokamak opera. A tale proposito, sui dati sperimentali di AUG, è stato effettuato uno studio per identificare le regioni caratteristiche dello spazio operativo [1-3]. Per mezzo della Self Organizing Map (SOM) si è riusciti ad ottenere la separazione della regione rappresentativa degli stati di plasma non disrotti da quella degli stati disrotti).

Al fine di combattere l'invecchiamento della mappa, in [4] è stato sviluppato un sistema adattativo implementando una procedura di retraining on-line. Questa procedura permette alla SOM di incrementare la sua conoscenza aggiungendo sempre nuove regioni allo spazio operativo. E' stato inoltre proposto un sistema per la predizione delle disruzioni secondo l'approccio Fault Detection and Isolation (FDI) [5]; tale sistema non necessita di esperimenti terminati con una disruzione poiché realizza un modello delle condizioni operative normali. Questo è un grande vantaggio nella prospettiva di un sistema di predizione per ITER, dove è consentito un numero limitato di disruzioni.

Per quanto riguarda la comprensione degli eventi disruptivi al JET, l'analisi e la visualizzazione di spazi ad alta dimensionalità sono stati ottenuti sia con tecniche di proiezione lineari (Grand Tour (GT) e Principal Component Analysis (PCA) ad esempio), che con tecniche non lineari, più complesse, quali quelle di Manifold Learning [6, 7]. L'uso del Manifold Learning trova la sua ragion d'essere nel fatto che dati ad alta dimensionalità possono giacere in una struttura o spazio eventualmente non lineare, a minore dimensionalità, che può essere visualizzato e studiato più efficientemente se ci si limita ad uno spazio 2-D o 3-D. Self Organizing Map (SOM) e Generative Topographic Mapping (GTM) sono due tra le tecniche di Manifold Learning più potenti che, nella fattispecie, consentono l'analisi di dataset di grosse dimensioni. Infatti, la varietà e la complessità degli spazi operazionali in analisi rende particolarmente difficile ottenere dataset ridotti che siano computazionalmente trattabili dai suddetti algoritmi. A questo scopo quindi, l'applicazione di metodi statistici e di data-reduction risulta essere indispensabile al fine di ottenere database che preservino la diversità dei dati eliminando, per quanto possibile, le eventuali ridondanze.

L'applicazione sui diversi database a disposizione ha mostrato la maggiore adeguatezza delle tecniche di mapping non lineari, in particolare delle GTM, sia in termini di capacità di discriminazione tra regioni disrotte e non disrotte, sia in termini degli errori tipicamente utilizzati per valutare la bontà di clustering e mapping (errori di quantizzazione e topografici). Il mapping dello spazio operativo può essere sfruttato per la predizione definendo regioni a diverso rischio di disruzione e, conseguentemente, criteri di allarme sulla base dei quali l'operatore o i sistemi di controllo possono mettere in campo opportune azioni di mitigazione. Le nuove scariche possono essere proiettate sulle mappe e monitorate durante la loro evoluzione temporale, attivando un allarme quando determinate condizioni vengono

soddisfatte. Le performance dei sistemi predittivi proposti sono state valutate su una serie di scariche provenienti dalle campagne sperimentali di AUG dal 2007 al 2011 e dal 2011 al 2012 [8].

In maniera concettualmente analoga, il mapping può essere utilizzato per distinguere tra le diverse classi di disruzione, restituendo in real time la classe di disruzione più probabile in funzione dello spazio dei parametri che caratterizza l'evoluzione della scarica. In [9] l'analisi è stata effettuata sullo spazio operativo di JET relativo alle campagne sperimentali con la parete in carbonio, mentre in [10] il mapping dello spazio operativo di JET è stato utilizzato per classificare le disruzioni verificatesi con la nuova parete metallica ITER Like Wall (ILW).

Il mapping è stato affiancato da analisi di tipo statistico per avere un'indicazione delle modifiche che si sono avute sullo spazio dei parametri in analisi con l'installazione della nuova parete. Utilizzando questa mappa sulla totalità delle disruzioni verificatesi nelle ultime campagne, si ritrovano prestazioni decisamente buone in classificazione. Nella prospettiva di un potenziale utilizzo in real time, gli algoritmi in oggetto sono stati testati sincronizzandone la risposta con i tempi di allarme forniti dai sistemi di predizione e controllo attualmente funzionanti in real time al JET. Anche in questo caso i risultati risultano essere piuttosto soddisfacenti

BIBLIOGRAFIA

- [1] R. Aledda, B. Cannas, A. Fanni, G. Sias, Pautasso G. (2012), Mapping of the ASDEX Upgrade Operational Space for Disruption Prediction, *IEEE Trans. on Plasma Science* 40, 3, 570-576, DOI: 10.1109/TPS.2011.2174385.
- [2] R. Albanese, G. Rubinacci, G. Ambrosino, A. Pironti, B. Cannas, A. Fanni, G. Sias, S. Ventre, F. Villone (2012), Modelling and control of the fusion plasma disruptions, *Int. J. of Applied Electromagnetics and Mech.*, 39, 73-79.
- [3] Murari A., J. Vega, P. Boutot, B. Cannas, S. Dormido-Canto, A. Fanni, J. M. López, R. Moreno, A. Pau, G. Sias, J. M. Ramirez, G. Verdoolaege (2012), ASDEX Upgrade Team and JET EFDA contributors, Latest Developments in Data Analysis Tools for Disruption Prediction and for the Exploration of Multimachine Operational Spaces, Proc. of 24th IAEA Fusion Energy Conference Abstracts, San Diego, USA, 8-13 October 2012.
- [4] R. Aledda, B. Cannas, A. Fanni, G. Sias, G. Pautasso, ASDEX Upgrade team (2012), Adaptive mapping of the plasma operational space of ASDEX Upgrade for disruption prediction, *Int. J. of Applied Electromagn. & Mech.*, 39, 43-49.
- [5] R. Aledda, B. Cannas, A. Fanni, G. Sias, G. Pautasso and the ASDEX Upgrade team (2013), Multivariate statistical models for disruption prediction at ASDEX Upgrade, *Fusion Engineering and Design*, 88, 1297– 1301, ISSN: 0920-3796 , DOI 10.1016/j.fusengdes.2013.01.103.
- [6] B Cannas, A Fanni, A Murari, A Pau, G Sias, and JET EFDA Contributors (2013), Manifold learning to interpret JET high-dimensional operational space, *Plasma Phys. Control. Fusion*, 55, 045006, ISSN: 0741-3335 , doi:10.1088/0741-3335/55/4/045006.
- [7] B. Cannas, A. Fanni, A. Murari, A. Pau, G. Sias, and JET EFDA Contributors, "Overview of manifold learning techniques for the investigation of disruptions on JET," submitted to Plasma Physics and Controlled Fusion cluster issue on "Physics-based Optimization of Plasma Diagnostic Information".
- [8] G Sias, R Aledda, B Cannas, A Fanni, A Pau, G Pautasso, and the ASDEX Upgrade Team (2013), "Data visualization and dimensionality reduction methods for disruption prediction at ASDEX Upgrade," 8th Workshop on Fusion Data Processing, Validation and Analysis (Validation 8). November 4-6, 2013, Ghent, Belgium.
- [9] B Cannas, A Fanni, A Murari, A Pau, G Sias, and JET EFDA Contributors (2013), Automatic Disruption Classification based on Manifold Learning for Real Time Applications on JET,. *Nucl. Fusion*, 53, 093023.
- [10] A Pau, B Cannas, A Fanni, A Murari, G Sias, and JET EFDA Contributors (2013), "Advances in disruption classification at JET," 8th Workshop on Fusion Data Processing, Validation and Analysis (Validation 8). November 4-6, 2013, Ghent, Belgium.