Развитие методов распознавания прекурсоров в векторных сигналах

Капралов В.Г., Елагин В.В., Кавеева Е.Г., Станкевич Л.А., 1Дремин М.М., 1Крылов С.В., Боровов А.Е., Харфуш Х.А., Седов К.С.

Санкт-Петербургский политехнический университет им. Петра Великого,
 г. Санкт-Петербург, Россия, kapralov@phtf.stu.neva.ru
1Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт», г. Москва,
 Россия, Dremin\_MM@nrcki.ru

По мере развития методов и техники диагностики параметров высокотемпературной плазмы нарастают требования и к системам обработки регистрируемых данных. Задача обработки данных существенно усложняется, когда результат должен формироваться в режиме реального времени и использоваться в следящих контурах управления какой-либо из важных систем плазменной установки. Подобная ситуация реализуется в задачах контролируемого гашения плазменного разряда и предотвращения или подавления развития пучков убегающих электронов. На основе обработки набора сигналов с диагностик токамака надо в режиме реального времени сформировать сигнал для запуска системы гашения плазмы или подавления пучков убегающих электронов, т.е. фактически распознать прекурсор в сигналах диагностик. С одной стороны, чем раньше будет сформирован триггер запуска, тем ниже требования к системе гашения плазмы и подавления пучков убегающих электронов, с другой стороны, необходимо обеспечить приемлемый уровень пропусков и ложных срабатываний системы предсказания времени до срыва плазмы [1, 2].

На различных плазменных установках уже применяются подобные системы. Наиболее ярким примером такой системы является APODIS, применяемый на токамаке JET [3]. Система APODIS предсказывает срыв плазмы за несколько миллисекунд до вероятного события. В базовом варианте системы на входе используется 7 диагностических сигналов. Схема их обработки состоит из двух слоев классификаторов, построенных на основе метода опорных векторов. Каждый из классификаторов настраивается с использованием базы обучающих примеров.

Метод опорных векторов является алгоритмом классификации, позволяющим различать объекты двух классов в n-мерном пространстве признаков. Обучение такого классификатора сводится к задаче квадратичной оптимизации, которая решается эвристически и позволяет достичь минимума заданной целевой функции. Для построения нелинейных классификаторов применяются дополнительные отображения исходных данных в пространство признаков.

В докладе рассматривается возможность использования в качестве исходных данных не только регистрируемых сигналов, но и расчетных величин, которые функционально зависят от непосредственно измеряемых данных. Это позволяет настраивать классификаторы по данным, которые полнее описывают физические процессы, лежащие в основе предсказываемого события. Построение функциональных зависимостей выполняется с помощью метода символьной регрессии, являющейся схемой построения регрессионной модели путем перебора произвольных суперпозиций функций из некоторого заданного набора. Подобные схемы обработки данных применяются и в других областях, например, при обработке сигналов с электроэнцефалографа [4].

Данная работа была поддержана грантом РФФИ №16-29-08296-офи-м.

Литература

1. Дрёмин М.М. и др., ВАНТ, Сер. Термоядерный синтез, 2012, вып. 4, с. 58.
2. Капралов В.Г. и др., Сб. тез. докл. XLIII Межд. Звен. конф. по ФП и УТС., 2016, с. 124.
3. Vega J, et al. and JET-EFDA Contributors 2013 Fusion Eng. Des. 88 1228–31.
4. Станкевич Л.А. и др., Сб. науч. тр. XIII Всерос. науч.-техн. конф. Нейроинформатика 2011. -М., 2011. -Ч. 3. -c. 125.