

# 基于模糊距离的核电厂瞬态分段识别方法

常 远<sup>1</sup>, 黄晓津<sup>2</sup>, 李春文<sup>1</sup>, 郝 轶<sup>3</sup>

1. 清华大学自动化系, 北京, 100084; 2. 清华大学核能与新能源技术研究院, 北京, 100084;  
3. 北京师范大学管理学院, 北京, 100875

**摘要:**近年来发展的核电厂瞬态识别技术, 可为操纵员提供处于发展阶段的故障信息, 有助于了解核电厂状态并及时采取相应的操作动作, 保证核电厂的安全运行。将瞬态过程曲线分为两段, 前段利用聚类方法用于快速识别, 后段利用提取的瞬态过程的特征进行更准确的识别。利用待识别瞬态与参考瞬态间的模糊距离描述二者的相近程度, 可以消除噪声等扰动的影响, 并得到更符合认知习惯的结果。利用高温气冷堆核电厂仿真机的故障数据验证瞬态识别方法的有效性。

**关键词:**瞬态识别; 瞬态曲线分段; 小波在线预处理; 模糊距离

**中图分类号:** O159; TL364<sup>+</sup>.4 **文献标志码:** A

## 0 引言

保证核电厂的安全运行, 具有重要的社会意义与经济意义。为此, 人们发展了多种故障诊断方法为操纵员提供相应的辅助支持, 而在故障发生的早期做出正确判断会更有利于保证核电厂安全。近年所发展的瞬态识别技术可以提供处于发展阶段的故障信息, 便于操纵员了解系统状态并及时采取相应的操作, 这对缺乏运行经验的新堆型(如模块式高温气冷堆)的安全稳定运行具有更重大意义。

核电厂瞬态是指由正常状态向异常状态过渡的过程, 往往发展为故障。特定事件/故障将引起相关变量产生独特的演化趋势<sup>[1-2]</sup>, 而通过对该演化趋势类型的鉴别即可识别初因事件<sup>[1]</sup>, 这属于模式分类问题。目前, 核电厂的瞬态识别大部分基于神经网络方法, 而某些神经网络的训练过程较为复杂; 也有较多的方法“基于距离”判别<sup>[3-5]</sup>, 如文献[4,6]就是基于聚类算法。但是忽略“时间轴”会造成错误分类<sup>[3,5]</sup>, 为此文献[3,5,7]提出了最小质心集(MCS)方法。除以上两类之外的其他方法研究较少, 如基于隐马尔科夫模型(也较难训练)和支持向量机的方法。

本文考虑时间轴问题, 将瞬态演化曲线分为两部分: 第一部分采用聚类算法用于快速识别; 第二部分利用小波分析预处理所提取的趋势特征

进行更准确的识别。为消除噪声等扰动的影响, 利用模糊距离描述测试瞬态与参考瞬态的相似度, 取得符合实际和人们认知习惯的结果。最后, 利用模块式高温气冷堆核电厂(HTR-PM)仿真机的故障数据验证方法的有效性。

## 1 瞬态识别方法

### 1.1 瞬态曲线分割

瞬态演化曲线可以利用采样点的聚类中心代表<sup>[3,5,6]</sup>, 而待识别瞬态可采用最近邻原则归类。但是瞬态过程是动态的而不是静态的数据点, 忽略“时间轴”将造成误分类<sup>[5]</sup>。另外, 在开始阶段采样点可能不会较快地接近中心, 而在演化过程的中后期采样点与中心的距离值可能会增大并出现波动。此时, 可将瞬态演化曲线沿时间轴分为两部分, 如图 1 所示的曲线  $x_i$ , 在  $t_1$  之前的所有采样点可以用聚类中心  $C_1$  代表; 或者可将其在  $t_2$  点分割,  $t_2$  之前的采样点用来求得中心点  $C_2$ , 即  $x_{i,c_2}$ 。可见在瞬态过程的早期,  $x_i$  的数据点接近  $C_2$  将比接近  $C_1$  更快。那么演化曲线上的第一段与瞬态的早期相关, 可以用于快速分类, 第二部分可以利用曲线的特征进行更准确的分类。

设瞬态由  $m$  个相关变量表征, 则该瞬态的采样点  $x=[x_1, x_2, \dots, x_m]$  的中心表示为  $x_c=[x_{1,c}, x_{2,c}, \dots, x_{m,c}]$ , 且  $x$  与  $x_c$  之间的距离  $\delta$  可定义为:

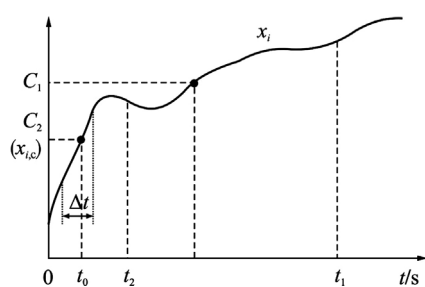


图1 瞬态分割示意图

Fig. 1 Example of Division of a Transient.

$$\delta = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \delta_i \quad (1)$$

$$\delta_i = |x_i - x_{i,c}|$$

式中,  $\delta$  为所有  $\delta_i$  的均值;  $\delta_i$  为  $x_i$  与  $x_{i,c}$  间的距离。这里  $x_c$  由采样点的算数平均值给出<sup>[5]</sup>, 而其他方法见文献[4]。

在瞬态过程的初期 (即  $0 < t < t_0$ ),  $\delta$  逐渐减小。而当  $t > t_0$  时,  $\delta$  将增大并可能发生波动, 同时  $x_{i,c}$  不足以表征  $t_2$  到  $t_1$  之间的数据点, 所以进而会引起误识别。此时可采用 1 个“移动时间窗口”, 即图 1 中的  $t$ , 其随时间  $t$  而移动, 该窗口在时间  $t > t_0$  时起作用, 利用从窗口中所包含的数据点提取相应的特征用于更准确的瞬态识别。

### 1.2 特征提取与模糊距离

文献[1]利用在线小波预处理 (WOLP), 即利用 Haar 小波分解从移动窗口的时序信号中提取曲线的总体趋势、正向和负向的变化趋势特征。由文献[1]可见, 第 1 个特征具有远大于原始信号的幅度, 第 2 个和第 3 个特征利用各个分解尺度下细节系数的最大/小值表示原始信号的下降/上升趋势, 但是如果某段曲线只有上升/下降, 则所有细节系数皆为负/正的 (包括最大/小值), 此时意义发生混乱。本文作出适当修正, 提取的 3 个特征分别为: 信号最高尺度小波分解的重建近似系数  $A_K$ <sup>[8]</sup>; 所有分解尺度下非正的最小系数  $N$ ; 所有分解尺度下非负的最大系数  $P$ 。修正后系数  $A_K$  与原始信号幅度相差不大,  $N$ 、 $P$  不会出现正负混乱的情况, 意义更加明确。

图 2 为应用修正的 WOLP 方法 (m-WOLP) 提取一维信号的特征, 该信号为弹棒事故  $T_1$  瞬态中的反应堆热功率演化趋势。图 2a 为原始信号, 图 2b 表示所提取的 3 个特征, 即:  $A_K$ 、 $N$ 、 $P$ 。 $A_K$  表示信号的总体趋势 (下标  $K=4$ , 表示小波分解的层数);  $N$  表示最小系数 (非正), 代表信

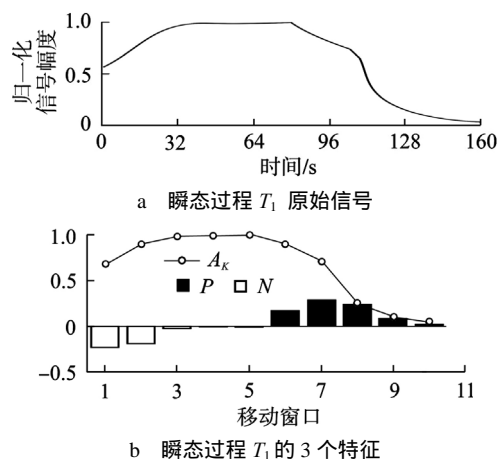


图2 利用修正的在线小波预处理提取信号特征

Fig. 2 Signal Feature Extraction by m-WOLP

号的上升趋势;  $P$  表示最大系数 (非负), 代表信号的下降趋势。

利用以上 3 个特征, 可以定义在线信号与参考信号间的距离 ( $\Delta$ ) 为:

$$\Delta = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \Delta_i \quad (2)$$

$$\Delta_i = \sqrt{\frac{1}{3} \left[ (A_{i,K} - A_{i,K}^*)^2 + (N_i - N_i^*)^2 + (P_i - P_i^*)^2 \right]}$$

式中,  $A_{i,K}^*$ 、 $N_i^*$  和  $P_i^*$  分别表示参考信号的总体趋势、上升和下降趋势;  $A_{i,K}$ 、 $N_i$  和  $P_i$  分别表示在线信号的总体趋势、上升和下降趋势。

可以采用最邻近或设定阈值方法进行“清晰”分类, 即待识别瞬态被划分到与其距离最小的参考类别中。然而, 实际上由于噪声等扰动的存在, 会造成误分类, 此时可以结合模糊理论来描述二者之间的相近程度。文献[9]结合模糊理论将距离映射为  $[0,1]$  范围内的隶属度值 ( $\mu$ ), 利用“可能性”进行分类:

$$\mu = 1/(1 + d/\eta_0) \quad (3)$$

式中,  $d$  为采样数据与参考数据的距离;  $\eta_0$  为正数且与某瞬态类的聚类特性相关, 设其为聚类中心与该类最远点间的距离<sup>[9]</sup>。而本文中, 当与 m-WOLP 结合时, 式 (3) 应转化为:

$$\mu = 1/(1 + \Delta/\eta_0) \quad (4)$$

式 (4) 所得的  $\mu$  具有更加自然的认知特性, 符合人们的认知习惯<sup>[9]</sup>。

## 2 方法验证与分析

利用清华大学 HTR-PM 仿真机<sup>[2]</sup>中取得的故

障瞬态数据(表 1)验证本文方法。所使用的瞬态来自 4 个故障类( $C_1 \sim C_4$ ),且同一类的数据可能来自不同工况,将这些瞬态过程分为 2 组: $T_1 \sim T_6$ 作为参考数据; $T_7$ 和  $T_8$ 用作验证。根据以往的研究<sup>[2]</sup>, $T_1 \sim T_8$ 由 4 个关键变量表征:堆芯热功率、入口氦气问题、出口氦气温度和二回路给水流量。为便于处理,每个变量归一化到[0,1]范围内<sup>[2]</sup>,采样周期为 1 s,每个变量 165 个采样点。本研究中,时间轴在  $t = 20$  s 处分割,瞬态曲线的前 20 个点用来求聚类中心并利用欧氏距离度量采样点与中心点的距离,再利用式(4)转化为  $\mu$ 。

表 1 HTR-PM 故障瞬态过程  
Table 1 Postulated Transients of THR-PM

瞬态	故障类别	故障描述
$T_1$	$C_1$	控制棒弹出故障(100%FP)
$T_2$	$C_1$	控制棒弹出故障(90%FP)
$T_3$	$C_2$	二回路失水事故
$T_4$	$C_3$	失厂外电事故
$T_5$	$C_4$	一回路进水事故,断管位置 1
$T_6$	$C_4$	一回路进水事故,断管位置 2
$T_7$	$C_1$	控制棒弹出故障(95%FP)
$T_8$	$C_4$	一回路进水事故,断管位置在 1 和 2 之间

以一回路进水事故( $C_4$ )的数据考察验证结果。前 20 s 采用聚类方法识别  $T_6$  的结果见图 3,可见它与第 4 类故障的瞬态过程( $T_6$ 和  $T_5$ )具有最大的相似度且接近于 1,所以可被正确地归为  $C_4$ 。在瞬态初期时即可被正确识别,且其相似度逐渐增大,但是在  $t = 11$  s 之后相似度开始下降。

通常确定  $t = t_0$  的准确时刻比较困难,所以选择当  $\mu$  连续 4 次下降时,移动时间窗口开始起作用,窗口中包含 16 个数据点,共 150 个窗口。图 4 所示为对  $T_6$  和  $T_8$  的识别结果(其中图 4b 和图 4d 中  $T_6$  和  $T_8$  被  $\pm 1\%$  的高斯白噪声污染),其中对应

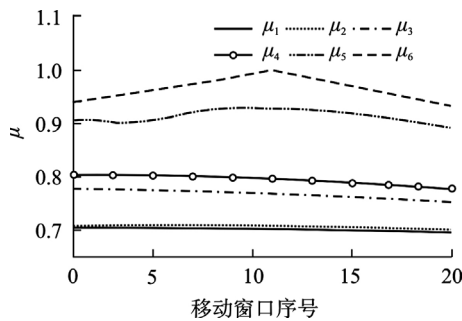


图 3 利用聚类方法识别  $T_6$

Fig. 3 Identification Results of  $T_6$  by Clustering

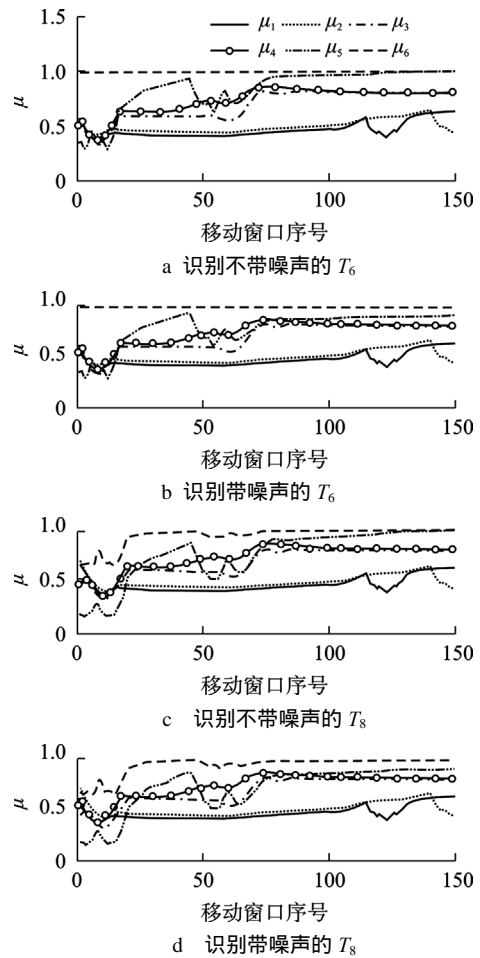


图 4 对  $T_6$  和  $T_8$  的识别效果

Fig. 4 Identification Results of  $T_6$  and  $T_8$

于  $C_4$  类故障的相似度最大(即  $\mu_6$  和  $\mu_5$ ),可见瞬态过程可被正确识别,且受到噪声的影响较小。另外,在线数据与参考数据之间可能会有几步的错配,可能会引起误分类。为验证本文方法可以适应这种情况,采用具有 3 步错配的测试数据,识别结果见图 5,可见对于存在少量错配的瞬态仍可以被正确识别。

验证结果表明,本文方法可有效地进行瞬态识别,而且在噪声环境下和数据存在错配时仍然具有较好识别效果。另外,本文提出方法不需要复杂的训练过程(如基于神经网络和隐马尔科夫模型的方法),且所得结果符合人们的认知习惯。

### 3 结论

利用瞬态分割与模糊距离进行核电厂瞬态识别。瞬态过程的第一段用来快速分类,而后一段利用修正的 WOLP 方法提取瞬态的趋势特征用作更精确的识别。待识别瞬态与参考瞬态间的模糊

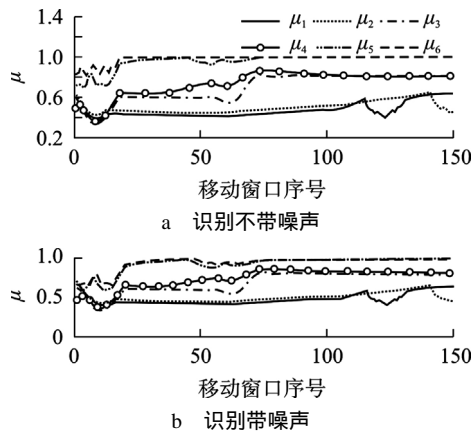


图 5 对错配 3 步采样周期的瞬态  $T_8$  的识别效果

Fig. 5 Identification Results of  $T_8$  with Three Step Mismatch

距离表示二者的相似度，该结果更加符合实际且易于操纵员理解。利用清华大学的 HTR-PM 仿真机故障数据验证了该方法可以正确进行瞬态识别，且对于存在噪声和采样点错配的情况仍能得到较好的效果。

#### 参考文献：

[1] Roverso D. Plant diagnostics by Transient Classification: The Aladdin Approach [J]. International Journal of

- Intelligent Systems, 2002, 17(8): 767-790.
- [2] Chang Y, Huang X, Hao Y, et al. Linear Representation and Sparse Solution for Transient Identification in Nuclear Power Plants [J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2013, 60: 319-327.
- [3] Medeiros J A C C, Schirru R. Identification of Nuclear Power Plant Transients Using the Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. Annals of Nuclear Energy, 2008, 35:576-582.
- [4] Zio E, Baraldi P. Identification of Nuclear Transients Via Optimized Fuzzy Clustering [J]. Annals of nuclear Energy, 2005, 32(10): 1068-1080.
- [5] Schirru R, Martinez A S, Pereira C M N A, et al. Intelligent Soft Computing in Nuclear Engineering in Brazil [J]. Progress in Nuclear Energy, 1999, 35(3-4): 367-391.
- [6] Zio E, Baraldi P, Pedroni N. Selecting Features for Nuclear Transients Classification by Means of Genetic Algorithms[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2006, 53(3): 1479-1493.
- [7] Nicolau A D S, Schirru R, Meneses A A M. Quantum evolutionary Algorithm Applied to Transient identification of a Nuclear Power Plant[J]. Progress in Nuclear Energy, 2011,53(1): 86-91.
- [8] 飞思科技产品研发中心. 小波分析理论与MATLAB 7 实现[M]. 北京：电子工业出版社, 2005.
- [9] Mol A, Almeida J, Pereira C, et al. Neural and Genetic-Based Approaches to Nuclear Transient Identification Including 'don't Know' Response [J]. Progress in Nuclear Energy. 2006, 48: 268-282.

## Transient Identification in Nuclear Power Plants Based on Transient Division and Fuzzy Euclidean Distance

Chang Yuan<sup>1</sup>, Huang Xiaojin<sup>2</sup>, Li Chunwen<sup>1</sup>, Hao Yi<sup>3</sup>

1. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing, 100084, China;

2. Institute of nuclear and new energy technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

3. School of Management, Beijing Normal University, Beijing, 100875, China

**Abstract:** The transient identification techniques were recently developed to alert the operators about the faults in their early stages, therefore corrective actions can be taken in time to keep the safety of nuclear power plants. In this paper, the transients were split into two parts: the first part is identified by clustering method, while the other is identified by comparing three features of signals. The similarity between the on-line and the reference transients was described by Fuzzy Euclidean distance, which conforms to human understanding habits. The method was verified by simulator data of Pebble Bed Modular High Temperature Gas-cooled Reactor (HTR-PM) with Tsinghua University. It is shown that the transients can be correctly and quickly identified.

**Key words:** Transient identification, Transient division, Wavelet preprocessing, Fuzzy theory

#### 作者简介：

常 远（1983—），男，清华大学自动化系控制科学与工程专业博士研究生。2008 年控制科学与工程专业硕士研究生毕业。现主要从事核电厂操纵员辅助支持系统相关研究。

黄晓津（1971—），男，研究员，博士生导师。1998 年毕业于清华大学自动化系，获博士学位。现从事核电厂建模、控制、仿真及故障诊断方面的研究工作。

李春文（1958—），男，教授，博士生导师。1989 年毕业于清华大学自动化系，获博士学位。现从事非线性系统建模与控制相关研究。

（责任编辑：刘 君）