

# 交互式多模型算法在电力系统暂态稳定预测中的应用

赵庆生, 刘 笙, 陈 陈

(上海交通大学电气工程系, 上海 200030)

摘要: 针对电力系统发生大扰动后发电机功角轨线变化与距离故障点远近有关的特点, 将交互式多模型 (MM) 自适应跟踪算法成功地用于预测电力系统暂态稳定性。该自适应 MM 算法采用机动目标“当前”统计模型、常加速度模型和常速度模型交互作用构成。文中详细描述了自适应 MM 算法的实现步骤, 并应用于发电机功角跟踪预测过程中, 通过仿真结果验证了所提算法的实用性。

关键词: 暂态稳定; 交互式多模型; 跟踪预测

中图分类号: TM712 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897 (2005) 05-0020-04

## 0 引言

随着相角测量技术在电力系统中进一步应用, 基于实时测量的信息 (如发电机的功角) 快速预测和识别系统的暂态稳定性已有许多研究。利用多项式外推<sup>[1]</sup>、自回归 (AR) 方法<sup>[2]</sup>和 Taylor 级数展开<sup>[3]</sup>等一类角度曲线外推预测方法取得了一定的效果。

本文的任务是预测发电机转子角度轨线, 以便提前判断系统的暂态稳定性。而预测的前提是对实时测量得到的角度轨线进行准确的跟踪估计, 本文拟运用混合估计多模型算法<sup>[4]</sup>的思想, 构建用于角度轨线跟踪预测的交互式多模型 (MM) 算法。

电力系统中发电机转子角度轨线的变化和故障发生的位置有密切的关系。如果发电机远离故障地点, 则发电机转子角度变化不明显, 角速度保持常量, 考虑采用常速度模型 (CV)。如果发电机位于故障地点附近, 发电机转子角加速度会产生突变, 随后将连续变化, 则可以采用“当前”统计模型<sup>[5]</sup>和常加速度模型 (CA)。为了实时准确跟踪发电机转子角度轨线的变化, 本文将采用机动目标“当前”统计模型与常速度、常加速度模型交互作用, 得到一种自适应 MM 跟踪预测算法。

### 1 MM 算法的模型构造<sup>[6]</sup>

下面根据对加速度的不同描述建立相应的三类线性目标运动模型, 以便构造用于发电机角度轨线跟踪预测的交互式多模型算法。

#### 1.1 常速度模型

常速度模型是把目标的加速度作为随机噪声处理。若采样周期为  $T$ , 离散化后的状态方程和测量

方程为:

$$\begin{cases} X(k+1) = (k+1, k)X(k) + G(k)w(k) \\ Z(k) = H(k)X(k) + V(k) \end{cases} \quad (1)$$

其中

$$X(k) = [x(k), \dot{x}(k), \ddot{x}(k)]^T, H(k) = [1 \ 0 \ 0]$$

$$(k+1, k) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, G(k) = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \\ 0 \end{bmatrix},$$

$$Q(k) = \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 & 0 \\ T^3/2 & T^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{matrix} \\ \\ w \end{matrix} \quad \begin{matrix} \\ \\ v \end{matrix}$$

这里,  $x(k)$ 、 $\dot{x}(k)$  和  $\ddot{x}(k)$  分别是发电机功角、角速度和角加速度;  $w(k)$  是均值为零、方差为  $\sigma_w^2$  的模型白噪声;  $V(k)$  是均值为零、方差为  $\sigma_v^2$  的测量白噪声;  $Q(k)$  是模型状态噪声方差阵。

#### 1.2 常加速度模型

常加速度模型的离散系统方程在形式上与式 (1) 相同。其中,

$$(k+1, k) = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G(k) = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \\ 1 \end{bmatrix},$$

$$Q(k) = \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 & T^2/2 \\ T^3/2 & T^2 & T \\ T^2/2 & T & 1 \end{bmatrix} \begin{matrix} \\ \\ w \end{matrix}$$

#### 1.3 “当前”统计模型<sup>[5]</sup>

机动目标“当前”统计模型实质上是一种非零均值时间相关模型, 其机动加速度的“当前”概率密度用修正的端利分布描述, 均值为“当前”加速度预测值。下面列出“当前”统计模型的离散化的状态方程和测量方程:

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k+1) = (k+1, k) \mathbf{X}(k) + \mathbf{U}(k) \bar{a}(k) + \mathbf{W}(k) \\ \mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k) \mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) \end{cases} \quad (2)$$

其中

$$(k+1, k) = \begin{bmatrix} 1 & T & (-1 + T + e^{-T}) / \lambda \\ 0 & 1 & (1 - e^{-T}) / \lambda \\ 0 & 0 & e^{-T} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{U}(k) = \begin{bmatrix} (-T + T^2/2 + (1 - e^{-T}) / \lambda) / \lambda \\ T - (1 - e^{-T}) / \lambda \\ 1 - e^{-T} \end{bmatrix}$$

$\bar{a}(k)$ 为前一时刻加速度预测值;  $\mathbf{W}(k)$ 是均值为零、方差为  $2 \frac{2}{\lambda} q$  的白噪声,  $q$ 是与  $\lambda$  和  $T$ 有关的常量矩阵<sup>[5]</sup>;  $\lambda$ 为受到扰动的时间常数的倒数,即机动频率;  $\frac{2}{\lambda}$ 为加速度方差。

## 2 MM 算法的实现步骤

假设  $\mathbf{X}_j(k|k)$ 和  $\mathbf{P}_j(k|k)$ 分别是时刻  $k$ 基于第  $j$ 模型滤波器输出的估计及其协方差矩阵;  $\mathbf{X}_{0j}(k|k)$ 和  $\mathbf{P}_{0j}(k|k)$ 分别是时刻  $k$ 基于第  $j$ 模型滤波器的混合输入估计及其协方差矩阵;  $\mathbf{X}(k|k)$ 和  $\mathbf{P}(k|k)$ 分别是混合滤波输出的估计及其协方差矩阵;  $\mu_j(k)$ 为  $k$ 时刻模型  $j$ 的概率;  $\mu_{ij}(k|k)$ 是  $k$ 时刻目标从模型  $i$ 转移到模型  $j$ 的混合概率;  $j_j(k)$ 是模型  $j$ 的似然函数。下面具体介绍上述 3 个模型交互作用的 MM 算法的步骤。

1) 确定转移概率矩阵  $\mathbf{P}$ 和初始权概率  $\mu_j(0)$

$$\mathbf{P} = [\mathbf{P}_{ij}] = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.025 & 0.025 & 0.025 \\ 0.025 & 0.95 & 0.025 & 0.025 \\ 0.025 & 0.025 & 0.95 & 0.025 \end{bmatrix},$$

$$\mu_1(0) = \mu_2(0) = 0.3, \mu_3(0) = 0.4 \quad (3)$$

2) 计算各滤波器的交互输入值

观测数据用于更新每个模型的状态估计和方差矩阵,然后,用假定的模型间的马尔可夫转移概率,通过混合过程计算每个模型新的滤波状态和协方差矩阵。可以得到,

预测模型概率:

$$\bar{c}_j = \sum_i p_{ij} \mu_i(k-1) \quad (4)$$

混合概率:

$$\mu_{ij}(k-1|k-1) = (1/\bar{c}_j) p_{ij} \mu_i(k-1) \quad (5)$$

知道了状态模型转移概率后,混合过程产生所有模型新的滤波状态估计和误差协方差矩阵分别为:

$$\mathbf{X}_{0j}(k-1|k-1) = \sum_i \mathbf{X}_i(k-1|k-1) \mu_{ij}(k-1|k-1) \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{0j}(k-1|k-1) = \sum_i [P_i(k-1|k-1) + \{\mathbf{X}_i(k-1|k-1) - \mathbf{X}_{0j}(k-1|k-1)\} \times \{\mathbf{X}_i(k-1|k-1) - \mathbf{X}_{0j}(k-1|k-1)\}^T] \times \mu_{ij}(k-1|k-1) \quad (7)$$

3) 各个滤波器进行各自的滤波计算

首先对所有状态模型进行标准的单步预测,有:

$$\mathbf{X}_j(k|k-1) = j_j(k, k-1) \mathbf{X}_{0j}(k-1|k-1) \quad (8)$$

或

$$\mathbf{X}_j(k|k-1) = j_j(k, k-1) \mathbf{X}_{0j}(k-1|k-1) + \mathbf{U}_j(k) \hat{x}_j(k|k-1) \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_j(k|k-1) = j_j(k, k-1) \mathbf{P}_{0j}(k-1|k-1) + j_j^T(k, k-1) + \mathbf{Q}_j(k-1) \quad (10)$$

再通过观测数据计算所有状态模型的滤波增益矩阵:

$$\mathbf{K}_j(k) = \mathbf{P}_j(k|k-1) \mathbf{H}_j^T(k) [\mathbf{H}_j(k) \mathbf{P}_j(k|k-1) + \mathbf{H}_j^T(k) + \mathbf{R}_j(k)]^{-1} \quad (11)$$

式中:  $\mathbf{Q}_j$ ,  $\mathbf{R}_j$ 分别是系统状态噪声和量测噪声的协方差矩阵。然后就可以得到  $k$ 时刻各状态模型的滤波输出和状态协方差矩阵:

$$\mathbf{X}_j(k|k) = \mathbf{X}_j(k|k-1) + \mathbf{K}_j(k) [\mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}_j(k) \mathbf{X}_j(k|k-1)] \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_j(k|k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_j(k) \mathbf{H}_j(k)] \mathbf{P}_j(k|k-1) \quad (13)$$

预测残差:

$$r_j(k) = \mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}_j(k) \mathbf{X}_j(k|k-1) \quad (14)$$

预测残差协方差阵:

$$\mathbf{S}_j(k) = \mathbf{H}_j(k) \mathbf{P}_j(k|k-1) \mathbf{H}_j^T(k) + \mathbf{R}_j(k) \quad (15)$$

4) 更新模型概率

对 MM 跟踪算法,  $k$ 时刻更新对每一个模型  $j$ 都有一个预测残差  $r_j(k)$ 和其协方差矩阵  $\mathbf{S}_j(k)$ 。假定测量向量是  $n$ 维高斯分布,则模型  $j$ 的似然函数为:

$$j_j(k) = \frac{\exp[-\frac{1}{2} r_j^T(k) \mathbf{S}_j^{-1}(k) r_j(k)]}{(2\pi)^{n/2} |\mathbf{S}_j(k)|^{1/2}} \quad (16)$$

利用贝叶斯准则,可将模型  $j$ 的概率更新为:

$$\mu_j(k) = \frac{j_j(k) \sum_i p_{ij} \mu_i(k-1)}{\sum_j j_j(k) \sum_i p_{ij} \mu_i(k-1)} = \frac{j_j(k) \bar{c}_j}{\sum_j j_j(k) \bar{c}_j} \quad (17)$$

5) 计算加权状态估计

不同状态模型按照概率合并输出得到最终的状态估计和误差协方差矩阵:

$$\mathbf{X}(k/k) = \sum_j \mathbf{X}_j(k/k) \mu_j(k) \quad (18)$$

$$P(k/k) = \sum_j \{ P_j(k/k) + [\mathbf{X}_j(k/k) - \mathbf{X}(k/k)] \times [\mathbf{X}_j(k/k) - \mathbf{X}(k/k)]^T \} \mu_j(k) \quad (19)$$

#### 6) 二阶多项式预测

采用二阶多项式预测模型,  $T_p$  时刻后发电机的角度预测值为:

$$x(k+T_p|k) = x(k|k) + \dot{x}(k|k) \cdot T_p + \ddot{x}(k|k) \cdot T_p^2/2 \quad (20)$$

7) 返回到第二步,进行下一循环的递推计算

MM算法的参数选择和模型初始值如下:

$$w = 500, \quad v = 0.05, \quad \sigma = 0.1, \quad T = 0.001 \text{ s}, \\ \mathbf{X}_1(0|0) = \mathbf{X}_2(0|0) = \mathbf{X}_3(0|0) = \mathbf{I} Z(0), \quad (\mathbf{Z}(1) - \mathbf{Z}(0)) / T, \mathbf{0}^T, \quad P_1(0|0) = \text{diag}(10\ 000, 10\ 000, 0), \\ P_2(0|0) = P_3(0|0) = \text{diag}(10\ 000, 10\ 000, 10\ 000)$$

### 3 算例

本文以新英格兰 10机 39节点系统为例进行了大量仿真计算以检验所提方法的有效性。现举一典型故障为  $t=0$  s时线路 4-14发生三相短路(短路点靠近 4)。当故障切除时间为 0.25 s时,系统失稳。根据相角测量装置的硬件分析,其测量噪声取为 0.05,因此在数值仿真数据的基础上增加方差为  $0.05^2$  随机误差来模拟实际角度测量曲线。图 1 为采用自适应 MM跟踪算法提前 0.1 s预测时,线路 4-14故障情况下发电机 #1、#2、#4和 #8的角度仿真值和预测值比较结果。图 2给出了此时发电机 #2和 #8的角度预测偏差曲线,其最大偏差分别为  $6.63^\circ$  和  $6.10^\circ$ 。图 3为发电机 #2的不同预测时间间隔下的预测结果。当提前 0.2 s预测时,角度预测曲线的最大偏差为  $12.43^\circ$ ;提前 0.3 s预测时,角度最大偏差增加为  $29.16^\circ$ 。

本文的自适应 MM跟踪预测算法是一种卡尔曼滤波递推算法,不需要保留用过的观测数据,能根据当前发电机角度测量数据预测出下一时刻的角度值。该算法的采样点很少,且非常稳定,预测速度极快,有用于实际的可能性。

### 4 结论

本文将交互式多模型(MM)自适应跟踪算法应用于电力系统发电机功角跟踪预测,以便识别系统的暂态稳定性。针对电力系统发生大扰动后发电

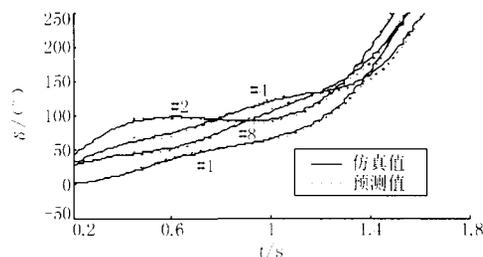


图 1 发电机角度仿真值和预测值比较

Fig 1 Simulated and predicted rotor angles for generators

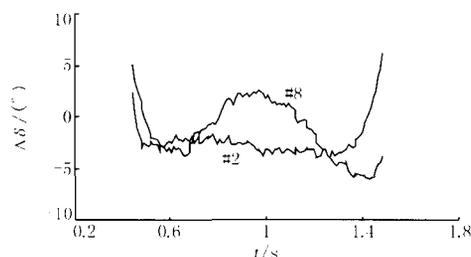


图 2 发电机角度变化的预测偏差

Fig 2 Predicted rotor angle errors for generators

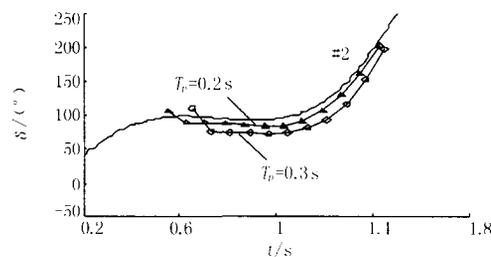


图 3 发电机 #2的不同时间间隔下的预测结果

Fig 3 Predicted rotor angles at different intervals for generator #2

机功角轨线变化与距离故障点远近有关的特点,采用“当前统计模型、常加速度模型和常速度模型交互作用,并融入 MM自适应跟踪算法。基于实时测量数据(包含随机误差),利用该算法跟踪和预测发电机功角轨线变化。仿真结果表明,所提算法具有工程实用价值。

#### 参考文献:

- [1] 林飞,张文,刘玉田.基于同步相量测量技术的暂态稳定性实时预测[J].继电器,2000,28(11):33-35.  
LN Fei, ZHANG Wen, LU Yu-tian. IMU Based Transient Stability Prediction in Power System [J]. Relay, 2000, 28(11): 33-35.
- [2] 郭强,刘晓鹏,吕世荣,等. GPS同步时钟用于电力系统暂态稳定性预测和控制[J].电力系统自动化,1998,22(6):11-13.  
GUO Qiang, LU Xiao-peng, L ü Shi-rong, et al. Applica-

- tion of GPS Synchronized Clock to Power System Transient Stability Predict and Control[J]. Automation of Electric Power Systems, 1998, 22(6): 11-13.
- [3] Karady G G, Daoud A A, Mohamed M A. On-line Transient Stability Enhancement Using Multi-agent Technique [A]. IEEE Power Engineering Society Winter Meeting 2002. 893-899.
- [4] Mazar E, Averbuch A, Bar-Shalom Y, et al. Interacting Multiple Model Methods in Target Tracking: A Survey [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(1): 103-123.
- [5] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.  
ZHOU Hong-ren, JNG Zhong-liang, WANG Pei-de. Tracking of Maneuvering Targets[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1991.
- [6] 敬忠良. 神经网络跟踪理论及应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1995.  
JNG Zhong-liang. Neural Network-based Tracking Theory and Application[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1995.

收稿日期: 2004-06-22; 修回日期: 2004-07-22

作者简介:

赵庆生 (1969 - ), 男, 博士研究生, 研究方向为电力系统稳定及控制; E-mail: zhaogs1996@sohu.com

刘 笙 (1933 - ), 男, 教授, IEEE高级会员, 研究方向为电力系统稳定及控制;

陈 陈 (1938 - ), 女, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统稳定及控制。

### Application of interacting multiple model algorithm in power system transient stability prediction

ZHAO Qing-sheng, LU Sheng, CHEN Chen

(Department of Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract:** Power angle trajectory is related to the faulted position. According to the characteristic, a new interacting multiple model (MM) adaptive tracking algorithm to predict transient stability is presented. In this algorithm, "current" statistical model, constant acceleration model and constant velocity model are running in parallel, the angle trajectory prediction is the result of interaction of these models. Detailed description of the MM algorithm is also given. The effectiveness of the proposed algorithm is shown by simulation results.

**Key words:** transient stability; interacting multiple model; tracking and prediction

(上接第 19 页 continued from page 19)

收稿日期: 2004-06-24

作者简介:

陈得治 (1974 - ), 男, 博士研究生, 研究方向为配电网

负荷模式及运行管理分析; E-mail: dezhic@bjxj-xjgc.com

郭志忠 (1961 - ), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统分析与控制、电力市场、光电互感器、数字化电力系统等等。

### Load pattern analysis in distribution system based on meter reading strategy

CHEN De-zhi<sup>1</sup>, GUO Zhi-zhong<sup>1,2</sup>

(1. Dept of Electrical Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;

2. XJ Electric Power Research Institute, Beijing 100085, China)

**Abstract:** To solve problem of load analysis in distribution system which is characterized by the coexistence of automation and non-automation, this paper presents a load pattern analysis method in distribution system based on meter reading strategy. The typical load pattern and operator's experience are combined to improve conventional approach of meter reading for accumulating the information on characteristic point of load profile of non-automation measurement consumer. Analyzing and processing the gained information, this paper proposes an establishing method of simplified load pattern. Moreover, the multiple-unit fuzzy pattern recognition is employed to complete load pattern. Finally, the complete load pattern, load data collected by automation measurement at the head of feeder and monthly consumption are combined to compute the basic load information for the management and operation of distribution system. The case results indicate that the load information expressed as range of load variety can basically meet the operation demand. The method proposed in this paper has the practicability in present distribution systems in China.

**Key words:** typical load pattern; meter reading; simplified load pattern; fuzzy pattern recognition; distribution system