

基于加权 HMM 的车辆电源系统状态预测

程延伟^{1,2}, 谢永成¹, 李光升¹

(1. 装甲兵工程学院 控制工程系, 北京 100072; 2. 装甲兵技术学院 控制工程系, 长春 130117)

(chengyanwei000@sohu.com)

摘要:针对车辆电源系统状态趋势问题,提出了一种加权隐马尔可夫模型的状态预测方法。通过建立电源系统的隐马尔可夫模型,利用加权预测思想对隐马尔可夫模型中隐状态序列进行预测,将最大概率隐状态利用观测概率密度计算出状态观测值。通过对电压调节脉宽信号的导通率进行预测,并与 BP 神经网络和自回归(AR)模型对相同序列的预测结果进行对比,结果表明该方法对系统的状态变化具有较好的预测能力。

关键词:电源系统;隐马尔可夫模型;加权预测

中图分类号: TP39 **文献标志码:** A

Vehicle power system condition prediction based on weighted hidden Markov model

CHENG Yan-wei^{1,2}, XIE Yong-cheng¹, LI Guang-sheng¹

(1. Department of Control Engineering, Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072;

2. Department of Control Engineering, Academy of Armored Force Technology, Changchun Jilin 130117, China)

Abstract: A new condition prediction approach based on weighed Hidden Markov Model (HMM) was presented in order to solve the problem of trend prediction for vehicle power system. Through the establishment of the power system HMM, the hidden state of HMM was predicted by weighted prediction method, and the observed state of the model was calculated by the observation probability density of the maximum probability hidden state. The approach was applied to the state prediction of rate turn of the system voltage adjusting pulse width signals, and was compared to that of using BP (Back Propagation) neural network and Auto-Regression (AR) prediction model with the same sequence. The results show that the method has better prediction on the system state change.

Key words: power system; Hidden Markov Model (HMM); weighed prediction

0 引言

视情维修作为现代设备维修保障的有效方式,可以有效地避免设备意外故障和定期维修所造成的“欠修”和“过修”问题,降低设备维修和管理的费用。而状态预测是视情维修的主要部分。目前广泛采用的有效预测方式是通过历史数据进行趋势外推,以获取系统未来时刻的运行状态^[1-2]。传统的回归预测模型对平稳时间序列有很好的预测能力,然而在车辆电源系统中,复杂的电磁关系致使过程参数通常表现出非线性和随机性特征,需要研究针对复杂时间序列的预测方法。

隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)是一种基于概率随机过程的模型,是目前语音识别领域广泛采用的一种统计信号模型,该模型具有严谨的数学结构和可靠的计算性能,由于其中的马尔可夫链可用来描述隐藏于随机观察序列中的时变特性,因而使得它在处理非平稳随机序列中具有独特优势^[3-4]。本文在 HMM 的基础上,提出了一种加权 HMM 预测模型。通过对电源系统的时间序列进行预测,结果表明本方法具有良好的预测性能。

1 电源系统的隐马尔可夫建立

车辆电源系统一般由发电机、调压器和蓄电池组成。由

于复杂的电磁关系,系统的状态是很难被直接观测到,能够检测到的常常是电气系统表现出来的若干与其状态相对应的信号征兆,实际中只能依靠系统表现出来的征兆去推理出系统的状态。因此利用 HMM 来描述电源系统的状态是很合适的。

电源系统的故障程度是随着使用时间逐渐加深,从正常态到故障态的转变具有不可逆变性,因此采用左右型的 HMM 来描述系统的状态变化,其原理见图 1。

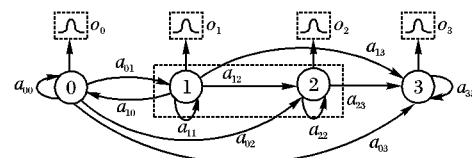


图1 电气系统的隐马尔可夫模型

在图 1 中,将电气系统的状态分为四类状态:0 表示正常状态,1 表示瞬态故障,2 表示间歇故障,3 表示永久故障。虚线框部分表示中间态。 $a_{ij}(i, j = 0, 1, 2, 3)$ 表示状态间的转移概率,并构成状态转移概率矩阵 A ; $o_i(i = 0, 1, 2, 3)$ 表示观测值。在通常情况下, π 和 A 的初始参数设为均匀分布或非零随机数。电源系统开始总是处于正常状态,因此初始状态概率矢量为:

收稿日期:2010-12-20;修回日期:2011-02-16。

作者简介:程延伟(1981-),男,山西大同人,博士研究生,主要研究方向:车辆电气系统故障诊断; 谢永成(1964-),男,河北乐亭人,教授,博士,主要研究方向:车辆电气、电子系统检测与故障诊断; 李光升(1972-),男,山东安丘人,副教授,硕士,主要研究方向:车辆电气系统故障诊断。

$$\pi = [1 \ 0 \ 0 \ 0]$$

状态转移概率矩阵表示为:

$$A = \begin{bmatrix} a_{00} & a_{01} & a_{02} & a_{03} \\ a_{10} & a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ 0 & 0 & a_{22} & a_{23} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

其中 $\sum_{j=0}^3 a_{ij} = 1 (i = 0, 1, 2, 3)$ 。

由高斯概率密度函数的线性组合来模拟观测序列的产生,观测概率分布密度 B 表示为:

$$B = \{b_j(O), j = 1, 2, \dots, N\};$$

$$b_j(O) = \sum_{m=1}^M C_{jm} H[\mathbf{O}, \boldsymbol{\mu}_m, \mathbf{U}_{jm}]$$

其中: \mathbf{O} 为观测矢量, C_{jm} 是状态 j 的第 m 个混合成分的混合系数, H 为高斯概率密度, 状态 j 的第 m 个混合成分的均值矢量为 $\boldsymbol{\mu}_m$, 协方差矩阵为 \mathbf{U}_{jm} 。满足随机约束:

$$\begin{cases} \sum_{m=1}^M C_{jm} = 1, & 1 \leq j \leq N \\ C_{jm} \geq 0, & 1 \leq j \leq N, 1 \leq m \leq M \end{cases}$$

由此可见,一个包含隐含层和观测层的隐马尔可夫模型很好地描述了电源系统状态变换的随机过程,记为 $\lambda = \{\pi, A, B\}$ 。

2 加权 HMM 的状态预测原理

所谓加权状态预测法就是利用历史时序与预测时刻值的相关强弱对绝对概率加权求和,通过各阶马尔可夫转移概率与时间序列的相关分析,达到了充分利用信息进行预测的目的^[5]。

在已知系统观测序列与状态相互对应的情况下,可以直接利用马尔可夫模型进行系统状态预测。但对于装甲车辆电气系统来说,通过特征信号提取的观测值并非与系统的状态一一对应,需要通过观测序列来间接反映系统状态变化。为此,提出了基于加权隐马尔可夫的状态预测方法,其预测过程如图2所示。

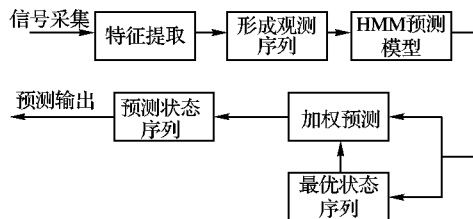


图2 加权 HMM 状态预测过程

其预测思路为:通过获取系统的观测序列,利用训练好的 HMM 获取相关的多步长转移概率,通过加权概率分布对系统未来隐状态进行预测,之后根据预测的状态序列由观测概率密度函数计算出预测的观测值序列,从而判断系统的状态。整个过程可分为以下几步:

1) 观测数据的特征提取,生成观测序列。首先采集表征系统状态检测点的数据,对数据进行分段预处理获取特征值,形成输入 HMM 的观测序列。通常将单位采样信号划分为长度相同的 T 段,对经过分段的采样序列进行特征提取,作为系统状态对应的一个观测值,从而组成了长度为 T 的观测序列 $O = \{o_i, i = 1, 2, \dots, T\}$ 。

2) 计算时间序列各阶自相关系数 r_k :

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{T-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sqrt{\sum_{t=1}^{T-k} (x_t - \bar{x})^2 \cdot \sum_{t=1}^{T-k} (x_{t+k} - \bar{x})^2}}$$

其中: r_k 表示第 k 阶自相关系数, T 表示时间序列的长度, x_t 表示 t 时刻的序列值, \bar{x} 表示时间序列的均值。对各阶自相关性系数规范化 (N 为最大阶数), 得到各阶马尔可夫权重为:

$$w_k = \frac{|r_k|}{\sum_{k=1}^N |r_k|}$$

3) 模型的建立和训练。根据需要确定 HMM 的初始参数, 构成初始的 HMM 模型 $\lambda = (\pi, A, B)$, 利用 Baum-Welch 算法由多组观测序列对模型进行训练, 直至达到收敛误差为止。模型训练后得到一阶状态转移概率矩阵 A 和观测值概率分布 B 。对观测样本序列 O_k 进行重组, 形成各阶模型对应的观测序列:

$$O_k = \{o_{(t-1) \times k + i}\}$$

其中: $1 \leq k \leq K, 1 \leq i \leq k-1, t \in \{t | (t-1) \times k + 1 \leq T\}$, k 为转移步数, 通过训练重新组合的样本集可获取相应的多步状态转移概率矩阵 $A^{(k)} = \{a_{ij}^{(k)} | i, j, k = 1, 2, \dots, n\}$, 该矩阵决定了时间序列状态转移过程的概率法则。

4) 状态预测。将系统观测序列输入 HMM, 得到最优状态序列 $\hat{S} = \{s_i | i = 1, 2, \dots, T\}$, 分别以预测时刻 k' 前的 N 个时刻 (N 的大小由状态数决定) 所对应的系统状态为初始态, 利用对应的状态转移概率矩阵 $A^{(k)}$ 计算出预测时刻的状态概率分布 $p_i^{(k)}(k')$ 。将相同状态的各预测概率分布加权和作为时刻 k' 的预测概率:

$$p_i(k') = \sum_{k=1}^N w_k p_i^{(k)}(k')$$

则系统时刻 k' 的预测状态为:

$$p_i(k') = \max \{p_i(k') | i \in S\}$$

利用 Viterbi 算法由概率分布函数 B 得出该预测状态下的输出值, 即为该时刻的预测值。

3 实例分析

3.1 特征提取

在额定状态下, 电源系统发生故障均会改变发电机激磁电流来稳定电压, 电压调节器的脉宽调节信号也随之发生变化。因而, 在一定程度上, 可以认为脉宽调节信号的变化代表电源系统的状态。在时域上, 可以用导通率来衡量脉宽调节信号的变化。所谓导通率就是在脉宽调节信号中, 两个相邻上升沿之间的时间为 T , 保持高电平的时间为 t , 则导通率 $o_T = t/T$ 。

在电源系统实验平台上, 设置发电机转速为 2000 r/min, 负载为 2.8 kW。利用数据采集卡 USB1208FS 采集脉宽调节信号, 采样频率为 10 kHz。每隔一定时间对系统采样, 每次连续采集 20 个开关管导通信号, 计算相应的导通率构成特征向量 $O = \{o_T, T = 1, 2, \dots, 20\}$, 共获取 12 组信号, 前 6 组用来训练网络, 另外 6 组用来测试模型的预测能力。

3.2 模型建立与训练

选用连续 HMM, 隐状态数为 5, 观察概率由高斯密度函数构成, 高斯元个数为 3, 初始概率分布 $\pi = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$ 。状态 HMM 的左右型结构能描述电源系统以连续方式随时间变化的特征信号, 但模型中存在吸收态, 当预测的特征点

进入该状态,则系统后续的状态将保持不变,模型将失去预测能力。因此,预测模型中选用各态历经型结构。利用 K 均值聚类算法选取模型初值,设置最大迭代次数 100,按照修正的 Baum-Welch 算法对初始模型进行训练,从而得到 HMM 的预测模型。

3.3 状态预测及结果分析

采用多步转移概率的加权预测法进行预测,具体步骤为:

1) 将提取的观测向量输入到训练好的 HMM 中,并计算观测矢量序列的 k 阶相关系数 r_k ,最大阶数 $K = 5$,得到的相关系数和权重,如表 1 所示。

表 1 观测序列的各阶相关系数及权重

阶数 k	相关系数	各阶权重
1	0.3617	0.4229
2	0.0978	0.1143
3	-0.2308	0.2698
4	0.1138	0.1331
5	-0.0512	0.0599

2) 对观测样本序列 O_k 进行重组,通过训练重新组合的样本集可获取相应的多步状态转移概率矩阵。利用 Viterbi 解码算法,在 $k = 1$ 阶模型中重构状态序列,得到预测时刻前 5 个时刻观测值所对应的状态序列如表 2 所示。

3) 以状态观测值所对应的系统隐状态为初始态,输入 HMM 可以得到多阶状态概率转移矩阵。限于篇幅,文中给出了预测前时刻 $k' = 1$ 时,状态转移概率矩阵为:

$$A^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.1741 & 0.1183 & 0.2301 & 0.2122 & 0.2653 \\ 0.3815 & 0.0748 & 0.1367 & 0.3284 & 0.0786 \\ 0.0630 & 0.2691 & 0.3211 & 0.0514 & 0.2954 \\ 0.2579 & 0.2130 & 0.1723 & 0.1571 & 0.1997 \\ 0.1132 & 0.2412 & 0.2511 & 0.2031 & 0.1914 \end{bmatrix}$$

利用多阶状态概率转移矩阵计算预测时刻的状态概率分布 $p_i^{(k)}(t')$, $1 \leq i \leq N, 1 \leq k \leq K$,得到的结果如表 3 所示。

表 2 预测时刻前的系统状态

k	S				
	1	2	3	4	5
1	0	1	0	0	0
2	0	0	1	0	0
3	0	0	0	0	1
4	0	0	1	0	0
5	1	0	0	0	0

4) 对各预测概率分布加权求和作为 t' 的概率分布,取概率最大值所对应的状态作为该时刻的预测的系统状态。

$$p(t') = \max\{p_i(t')\} = \max\{0.3103, 0.0960, 0.1808, 0.2284, 0.1845\}$$

5) 计算预测状态下概率最大的观测值,从而判断系统的状态发展趋势。

在上述预测的基础上,脉宽信号的导通率多阶预测结果如图 3 所示,预测步数为 5 步。从图 3 中可以看出,预测结果逼近了真实观测序列。根据实车情况,导通率的预测值与实际值偏差小于 0.05,就可以满足系统要求。

表 3 预测时刻的状态概率分布

初始状态	各阶权重	预测状态概率					阶数
		2	3	4	5		
2	0.4229	0.3815	0.0748	0.1367	0.3284	0.0786	1
3	0.1143	0.1421	0.1371	0.2881	0.2850	0.1477	2
5	0.2698	0.2859	0.0350	0.2294	0.1362	0.3135	3
3	0.1331	0.3365	0.1776	0.1082	0.0613	0.3164	4
1	0.0599	0.1806	0.2612	0.2293	0.2006	0.1283	5

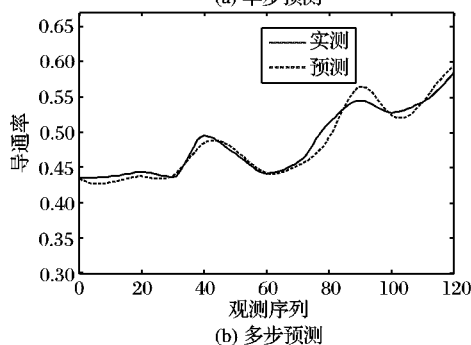
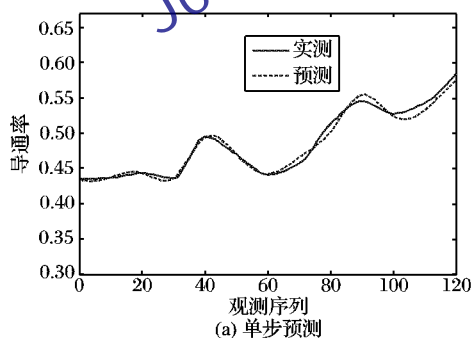


图 3 导通率时间序列的预测结果

为了进一步验证加权 HMM 的预测能力,这里利用 BP

(Back Propagation) 神经网络和自回归 (Auto-Regression, AR) 模型对相同实测序列进行预测。BP 网结构根据 Kolmogorov 定理确定采用 3 层网络结构^[6],输入层、隐含层和输出层的神经元节点数分别为 N 、 $2N + 1$ 和 M 。在 BP 神经网络结构中,过长的输入输出序列会增加计算复杂度,并且由于实车中脉宽信号变化较快,相对小的训练精度可以保证快速收敛,及时反映系统变化。BP 网络训练后,由于没有对新样本的学习能力,在初期阶段具有很好的预测能力,但长期预测效果并不理想。通过比较,选择 $N = 8, M = 3$;中间层神经元选择 tansig(S 型正切函数)为激活函数,输出层神经元选择 logsig(S 型对数函数)为激活函数,训练误差为 0.001。AR 模型的阶数为 20。两种模型的预测结果分别如图 4 所示。从图 4 中可以看出,部分导通率的预测值与实际值偏差大于 0.05,说明两种模型会出现虚警。

为了定量衡量和比较预测性能,采用均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 和规范化的均方根误差 (Normalized Root Mean Square Error, NRMSE) 作为性能评价标准,所有的训练和测试序列在输入模型前均进行了归一化处理,不同模型预测结果的误差分析如表 4 所示。从表中可以看出,神经网络训练时间相对短,但加权 HMM 具有较好的预测性能。

(下转第 1702 页)

滤波算法,UKF 算法仅次于卡尔曼滤波算法。

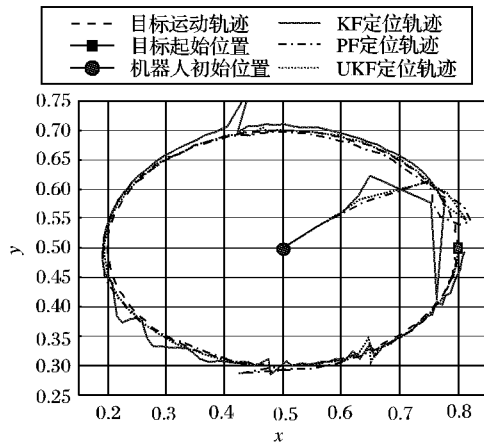


图 4 三种算法的跟踪轨迹对比曲线

表 2 跟踪误差及时间比较

算法	平均误差/m	执行时间/s
KF	0.0186	0.279
PF	0.0170	1.964
UKF	0.0117	0.632

4 结语

本文针对目标运动情况,提出了利用 UKF 算法在线估计总雅可比矩阵。实验中,建立了仿真平台,分别使用卡尔曼滤波、粒子滤波、无极卡尔曼滤波进行总雅可比矩阵在线估计。实验中建立了 2 自由度机器人视觉伺服仿真平台,基于视觉

反馈信息控制机器人末端效应器跟踪目标,UKF 算法的平均跟踪误差最小,其执行时间仅次于卡尔曼滤波算法。

参考文献:

- [1] QIAN JIANG, SU JIANBO. Online estimation of image Jacobian matrix by Kalman-Bucy filter for uncalibrated stereo vision feedback [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. New York: IEEE, 2002: 562-567.
- [2] LV XIADONG, HUANG XINHUA. Fuzzy adaptive Kalman filtering based estimation of image Jacobian for uncalibrated visual servoing [C]// Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. New York: IEEE, 2006: 2167-2172.
- [3] 赵清杰,陈云蛟,张立群.基于粒子滤波的雅可比矩阵在线估计技术[J].北京理工大学学报,2008,28(5):401-404.
- [4] ZHAO QINGJIE, WANG FASHENG, SUN ZENGQI. Using neural network technique in vision-based robot curve tracking[C]// Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. New York: IEEE, 2006: 3817-3822.
- [5] 郭振民,陈善本,吴林.一种基于图像的无标定视觉伺服方法的研究[J].哈尔滨工业大学学报,2002,34(3):294-296.
- [6] ZHAO QINGJIE, SUN ZENGQI, DENG HONGBIN. Robot visual servoing based on total Jacobian[C]// Higher-Level Decision Making, LNCS 3321. Berlin: Springer-Verlag, 2004: 271-285.
- [7] JULIER S J, UHLMANN J K. A new extension of the Kalman filter to nonlinear system[EB/OL]. [2010-08-20] <http://wenku.baidu.com/view/335c9baedd3383c4bb4cd23a.html>.
- [8] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.

(上接第 1698 页)

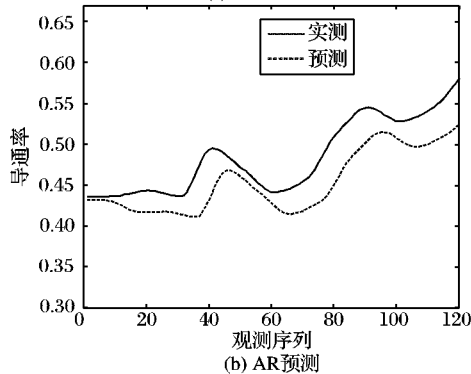
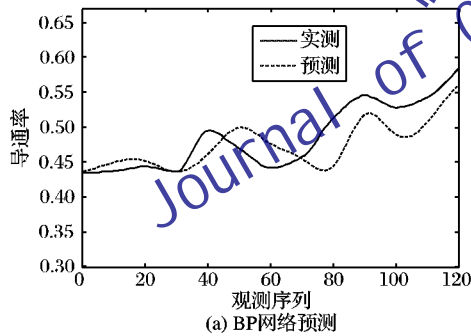


图 4 BP 与 AR 模型预测结果

4 结语

本文针对复杂时间序列预测问题,建立了电源系统脉宽信号导通率的加权 HMM 预测模型,与 BP 和 AR 预测模型进行对比,结果表明该方法具有很好的预测性能。但在实际应

用中,模型的隐状态数、混合高斯数及模型的阶数应根据应用对象综合研究。

表 4 预测结果的误差分析

预测模型	NRMSE	MSE	训练时间/s
单步预测	0.0059	0.0034	0.22
多步预测	0.0093	0.0054	0.17
BP 神经网络	0.0306	0.0171	0.09
AR 预测	0.0351	0.0166	0.30

参考文献:

- [1] RUTA D, GABRYS B. Neural network ensembles for time series prediction[C]// Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks. Orlando: IEEE Press, 2007: 1204-1209.
- [2] 尹清波,张汝波,李雪耀,等.基于线性预测与马尔可夫模型的入侵检测技术研究[J].计算机学报,2005,28(5):900-903.
- [3] RABINER L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition[C]// Readings in Speech Recognition. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1990: 257-286.
- [4] 柳新民,温熙森,邱静,等.基于隐马尔可夫模型的机电系统机内测试虚警抑制[J].兵工学报,2005,26(3):387-390.
- [5] 彭世彰,魏征,窦超银,等.加权马尔可夫模型在区域干旱指标预测中的应用[J].系统工程理论与实践,2009,29(9):173-175.
- [6] 张德丰. Matlab 神经网络应用设计[M].北京:机械工业出版社,2009.