

一种基于 CHMM 的回转窑喂煤量变化趋势预测方法^①

林祈元, 张小刚, 赵晶晶

(湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082)

摘要: 提出了一种基于 CHMM 的工业回转窑喂煤量变化趋势预测的辅助控制系统方法。采用 PCA 方法对现场采集的数据进行主成分分析方法进行数据降维, 并以主元特征序列作为 CHMM 模型的观测序列。最后, 采用回转窑现场热工数据作为实验数据进行喂煤量变化趋势仿真试验, 并以此来实现对专家系统的辅助控制, 试验结果表明该方法是有用的。

关键词: 隐马尔可夫模型; 时间序列; 喂煤量预测; PCA; 回转窑

A CHMM-Based Coal Kiln Feeding Trend Prediction Method

LIN Qi-Yuan, ZHANG Xiao-Gang, ZHAO Jing-Jing

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: A CHMM-based trend prediction method of kiln feeding coal is presented in this paper. PCA was employed to extract features of time series by reducing the correlated variables to principal components. The specific data of the rotary kiln thermal data has been used as experiment data. And use it as an aid-control to expert system. Simulation and experimental results show that the proposed method is feasible.

Key words: HMM; time sequences; coal feeding prediction; PCA; Kiln

1 引言

回转窑是我国冶金、建材等行业的重要设备, 但其工作过程中的检测与控制手段还很落后, 主要是通过操作工人观察窑内“火圈”情况来判断窑内热工状态, 以此来调节进给燃料^[1]。

回转窑熟料烧结是氧化铝的关键生产环节, 烧结带温度的控制将直接影响熟料生产的稳定和高效。影响烧结温度的因素有以下几个:

(1) 生料成份和喂料量。由于窑体长度而具有较大的滞后性, 较难把握加减喂煤量的时机, 易造成烧结温度的波动。

(2) 回转窑燃料煤粉的各项参数。场使用双管给煤机的转速来衡量喂煤量, 在双管发生堵塞空转的情况下, 也将很难控制实际的喂煤量。

(3) 回转窑窑内物理结构的变化。

(4) 现场操作过程中的限制条件。例如 CO_x 的浓

度检测装置易损坏, 这样就很难对窑内火焰的燃烧状况做出正确估计, 在喂煤过多的情况下, 容易造成燃烧不充分, 俗称“跑煤”。

综合上述分析, 回转窑烧结是一个受多因素影响的复杂生产过程^[2]。增加燃料用量可提高烧结带温度并降低含氧量, 减少燃料用量则可以降低烧结带温度和提高含氧量, 过多或过少均会影响烧成质量。在此被控对象上建立稳定的闭环喂煤量控制, 需要极高的自控技术水平。

在已有文献中有应用基于强化学习的监督控制算法, 也有把神经网络和模糊逻辑和语言方程结合在一起组成回转窑控制智能控制系统的方法来实现回转窑智能化控制^[3]。文献[4]根据自动控制的要求和操作工人的经验^[4], 提出了一种利用模糊技术进行多传感器数据融合的温度趋势判别法。其中以窑内温度变化趋势密切相关的变量(如窑头温、主机电流等)作为输

^① 基金项目:国家自然科学基金(60634020)

收稿时间:2011-03-10;收到修改稿时间:2011-04-16

入，以窑内温度作为输出应用模糊数据融合，建立烧结带火焰燃烧温度判断模糊模型。文献[5]提出模糊预测函数控制在水泥回转窑分解炉温控系统中的应用研究中，根据生料流量波动来修正相应预测函数控制规律，通过寻求未来的控制量使预测输出在一定时间内达到设定控制目标，达到了良好的控制效果。文献[6]首次将回转窑在线仿真、状态预报、图像处理与优化控制结合起来，开发了氧化铝回转窑模糊控制系统，造了良好的经济效益。文献[7]提出了一种模糊 PID 控制器，用于回转窑温度控制系统中，提高了回转窑控温精度。但是在喂煤量预测方面却较少涉及。而且较多的是静态研究，复杂动态模型较少。而 HMM 是一种时间序列信号的统计分析模型，具有牢固的统计学基础和有效的训练算法，可用于动态过程时间序列建模和模式分类的统计模型，能够对不完全数据进行参数估计，近年来隐马尔可夫模型在许多科技领域取得了广泛的应用，如利用 HMM 对电厂中旋转机械的监测与振动诊断的方法^[8]、基于 CHMM 的雷达海面回波建模与分析方法^[9]、智能学习系统^[10]以及生物信息学研究^[11]等方面。因此本文的主要目标就是充分的利用已有的窑前生产数据，利用曲线拟合方法提取热工变量一定时间间隔内的变化特征作为观测序列，从而建立喂煤量变化趋势隐马尔可夫模型，最终实现对喂煤量趋势变化的预测，从而实现对回转窑专家控制系统的辅助控制，使得回转窑头温，尾温的稳定性均有较好的提高，提高整个系统的鲁棒性。

2 隐马尔可夫模型 (HMM)

HMM 作为双重随机过程，可以看作由马氏链和一般随机过程组成。HMM 的本质是状态间的转移时间间接地通过观察序列来描述，其状态是隐含的，不可见的^[12]。根据观测值的输出 HMM 可分为连续 HMM (CHMM)，离散 HMM(DHMM)，CHMM 的观察值是连续的（常用混合高斯概率密度来表示），可以直接以特征向量作为观察序列，而 DHMM 需要先将特征向量矢量量化为观测符号，而在矢量量化过程中会引入量化误差，因此 CHMM 的识别精度优于 DHMM。

CHMM 可以表示为： $\lambda = (\pi, A, C, \mu, U)$

其中：

$\pi = \{\pi_i\}, \pi_i = p(q_1 = S_i)$ ，为初始状态空间的概率分布。

$A = \{a_{ij}\}$ ， $a_{ij} = p(q_{t+1} = S_j | q_t = S_i)$ 为与时间无关的状态转移概率矩阵。

$B = \{b_j(o_t)\}$ ， $b_j(o_t) = p(o_t | q_t = S_j)$ 为给定状态下，观察值概率分布。

$$B = \{b_j(O), j = 1, 2, \dots, N\}, b_j(O) = \sum_{m=1}^M C_{jm} H[O, \mu_m, U_{jm}]$$

其中，O 是观测矢量， C_{jm} 是状态 j 的第 m 个混合成分的混合系数，H 是对数凹的或具有椭圆对称密度（通常采用高斯概率密度）， μ_{jm} 是状态 j 的第 m 个混合成分的均值向量。 U_{jm} 是状态 j 下第 m 个混合成分各观测值的协方差矩阵^[13,14]。

HMM 有三个基本问题，本文应用到其中的两个问题：

评估问题：给定模型参数 $\lambda = (\pi, A, B)$ 和观测值序列 $O = o_1 o_2 \dots o_T$ ，怎样有效的计算观测序列的概率，即 $p(O | \lambda)$ ？

训练问题：给定观测值序列 $O = o_1 o_2 \dots o_T$ ，如何调整模型参数 $\lambda = (\pi, A, B)$ ，使该模型产生的观测值序列 O 的概率 $p(O | \lambda)$ 取得最大值？

其中图中 Baum-Welch 算法所涉及的重估公式如下：

$$\pi_n = \frac{\sum_{k=1}^K \gamma_1}{K}, a_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^{T_k-1} \xi_t}{\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^{T_k-1} \gamma_t}, c_{nm} = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^{T_k} \gamma_{t,nm}}{\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^{T_k} \sum_{n=1}^M \gamma_{t,n}}$$

$$\mu_{nm} = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^{T_k} \gamma_{t,nm} O_t}{\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^{T_k} \gamma_{t,nm}}, \bar{U}_{nm} = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^{T_k} \gamma_{t,nm} (O_t - \mu_n)^2}{\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^{T_k} \gamma_{t,nm}}$$

其中， $\gamma_{t,n} = P(q_t = S_n | O, \lambda)$ ，为 t 时刻 $q_t = S_i$ 的概率。 $\xi_{t,ij} = P(q_t = S_i, q_{t+1} = S_j | O, \lambda)$ ，为 t 时刻 $q_t = S_i$ ，t+1 时刻 $q_{t+1} = S_j$ 的概率。 $\gamma_{t,nm} = P(q_t = S_i, r_t = x_{nm} | O, \lambda)$ ，为在 t 时刻当 $q_t = S_i$ ，混合数为 x_{nm} 的输出概率。

3 基于PCA-CHMM的喂煤量预测

本文中所使用回转窑喂煤量趋势变化的数据库是在原有的包含 11 个热工变量的数据库。很难选择某些共同的重要变量，使它们反映过程趋势变化的动态特征。为了降低计算的复杂度，减少特征数据维数，本文中采用主成分分析 (PCA) 的方法将数据投影到低维空间中，实现数据降维，同时消除特征间的相关性。

3.1 PCA 的基本原理

主成分分析法是一种常用的统计方法，它借助于一个正交变换，将其分量相关的原随机向量通过线性变化转化成其分量不相关的新随机向量，同时保持原始数据的绝大部分的信息。

PCA 的基本计算步骤：

- 1) 原始指标数据的标准化。
- 2) 对标准化阵求其相关系数矩阵。
- 3) 求解样本相关矩阵的特征方程，得到特征根，按贡献率确定主成分。

通过 PCA 实验得知只需要五个主成分累积贡献率已达 83.329%。因此，在本文实验中选择前五个主元序列作为实验的特征序列。

3.2 基于 CHMM 的喂煤量趋势变化

对现场采集的特征序列要判断喂煤量趋势变化特征需按如下步骤：

Step1: 数据的预处理工作。首先要将现场采集的热工数据，其中包含有窑头温，窑尾温，火焰温，窑转速，浆料流量，鼓风机流量，主机负荷和冷却机电流等进行数据预处理工作。

Step2: 特征提取。采用 PCA 方法现场数据进行特征提取，以主元序列作为特征值，得到建立 CHMM 模型所需的观察序列。

Step3: 状态识别工作。在本文中分别对喂煤量上升及下降状态分别对它们建立 CHMM 模型（本文中 $M=2;N=2$ ），并各自训练得到上升 CHMM(λ_1)和下降 CHMM(λ_2)。应用 CHMM 三个问题中的评估问题，比较 $p(O|\lambda_1)$ 和 $p(O|\lambda_2)$ 的大小来识别喂煤量的状态。

具体实现流程如下图所示，由图中可知，首先将现场数据，根据喂煤量的变化，划分为喂煤量上升数据库和喂煤量下降数据库。并对其分别建立 CHMM 模型，训练得到上升 CHMM 以及下降 CHMM 模型。

4 实验仿真结果

本实验采用了上升、下降各 500 组观测序列作为训练集，得到各自模型的参数 λ_1 和 λ_2 。然后，将采用上升 200 组、下降 200 组作为测试数据并多次随机的选取不同的初值，对训练好的模型进行各种方法的进行反复测试。而在实际引用中还应考虑到不变状态的影响，因此设定一个适当的值，当 $p(O|\lambda_1)$ 和 $p(O|\lambda_2)$ 的值均小于该值是判定为喂煤量处在不变状态。当两者

值均比较小时，说明应处在不变的状态。实验喂煤量预测结果准确度 (%) 如下表所示：(X 为时间间隔 (min)，Y 为喂煤量变化标准 (rad/s))

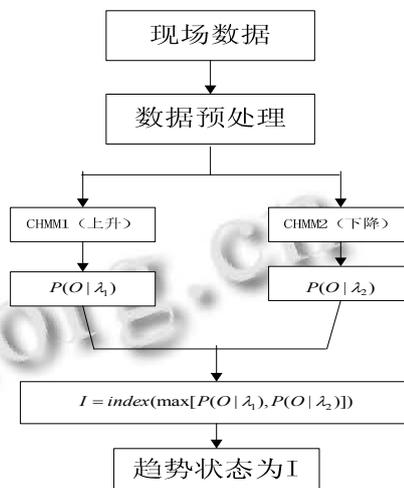


图 2 基于 CHMM 的喂煤量变化趋势预测流程图

表 1 喂煤量趋势预测上升准确度

Y\X	15	18	21	24	27
15	70.5	69.5	68	66.5	66.5
20	73.5	72	70	68	67
25	69.5	70	67	65	60.5
30	66.5	65.5	67	63.5	60.5

表 2 喂煤量趋势预测下降准确度

Y\X	15	18	21	24	27
15	86	85.5	86.5	87	87.5
20	83.5	86.5	89	88	89
25	88	88	88.5	89.5	91
30	85.5	86.5	86	88	85.5

从表 1、表 2 可知当 X=21min,Y=20rad/s 是上升、下降的预测结果是较准确。

下列两图所示为不同时间段的实际喂煤量趋势变化图以及基于 CHMM 模型预测的趋势变化结果对比：(其中喂煤量变化标准 20rad/s，时间间隔 21min 上升 CHMM 的测试精度为 70%，下降 CHMM 的测试精度为 89%)

图 3、图 4 为回转窑在一段时间内实际的喂煤量变化 (蓝线所示) 及利用本文提出方法预测的变化趋势 (红色图标为预测上升和黑色图标为预测下降) 的对比情况。图示表明本文提出的方法在实际应用中能对回转窑喂煤量变化趋势做出较准确的预测。

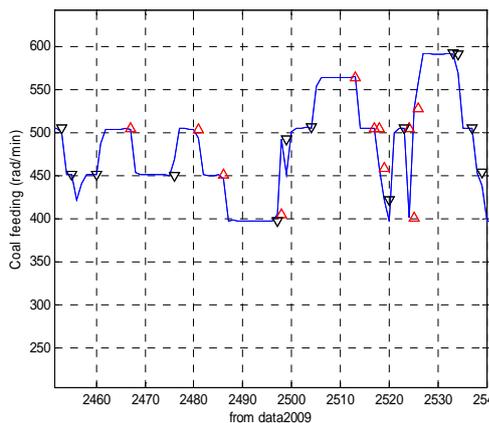


图 3 喂煤量实际变化与实验预测对比 1

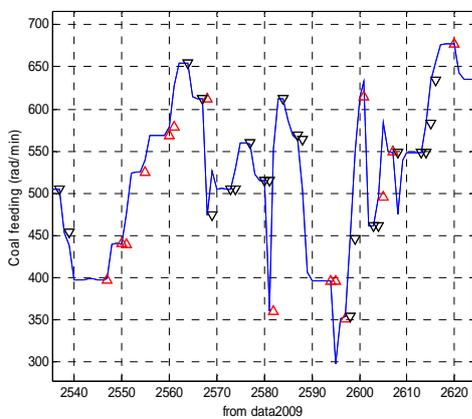


图 4 喂煤量实际变化与实验预测对比 2

5 基于喂煤量趋势变化的专家控制系统

基于 CHMM 技术的信息融合专家控制器，其中基于 CHMM 的喂煤量变化趋势预测学习机构是在现场数据库基础上，利用现场数据自动为模糊融合识别检测和专家控制提供一种有效的规则。使之能在窑况较不稳定和粉尘较重的情况下，能够较准确的把握喂煤量时机，保持窑内温度在所需的范围内^[15]。C1 为监控图像序列，C2 为常规融合信号，以氧化铝回转窑为实际应用对象，在保证熟料质量和回转窑运转周期的前提下，研究建立基于煤耗最优的专家操作模式，在基于 CHMM 的喂煤量变化趋势预测的基础上，提供一种通过窑前多媒体数据库、人工专家经验，研究离线、在线获取煤耗最优的回转窑烧结过程最优控制的方法。基于喂煤量变化趋势的辅助专家控制，在只调节喂煤量的基础上有助于克服生产波动，实现氧化铝回转窑的长时间自动控制，且系统自动控制具有较好的鲁棒性。从而降低人工操作波动，保证熟料烧结过程的稳定、高效，达到节煤降耗的目标。

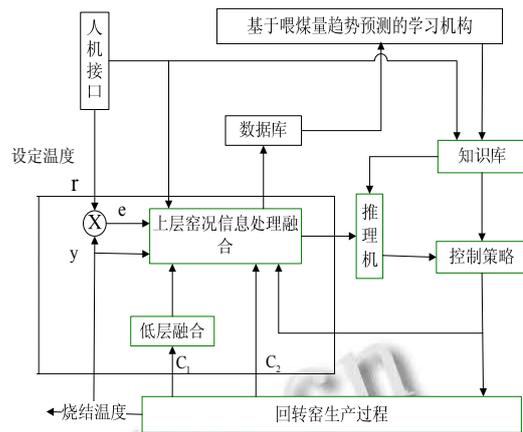


图 5 基于 CHMM 喂煤量变化趋势预测的专家控制器

6 结论

本文根据回转窑自动控制技术应用的遇到的问题，提出了一种基于 CHMM 的喂煤量变化趋势预测的方法。通过对喂煤量趋势变化的预测，使之能较准确的把握喂煤时机，完善了控制规则。从而提高了回转窑头温度、窑尾温度的稳定性，使烧结带温度控制在一定的范围之内，提高熟料产品质量。

由于实验用的是现场采集的数据存在不确定因素比较多，在现场时间序列特征提取方面可以改进。其次，喂煤量在保持不变状态时的情况比较复杂，本文只考虑了上升和下降的变化并没有包含不变时的分析。

参考文献

- 1 张小刚,陈华,章兢.基于多传感器数据融合的回转窑烧结带温度检测和控制方法.控制与决策,2002,17(6):867-871.
- 2 章兢,张小刚,刘小燕.回转窑集成智能控制系统.电工技术学报,2002,17(4):62-66.
- 3 Jrvensivu M, SaariK, Jms-Jounela SL. Intelligent control system of an industrial lime kiln process.Control Engineering Practice,2001,9:589-606.
- 4 张小刚,陈华,章兢,等.基于图像反馈的回转窑烧结带温度智能预测控制.控制理论与应用,2007,24(6):995-998.
- 5 李小艳.回转窑的模糊控制与 Matlab 仿真.电子科技,2008,21(8).
- 6 易正明,周子民.氧化铝回转窑热工分析与控制应用研究 [博士学位论文].长沙:中南大学,2007.
- 7 韩大平,林国海,杜钢,韩振.模糊 PID 控制算法在回转窑温

(下转第 145 页)

(a 群和 b 群粒子数相等), 学习因子 c_1, c_2 , 迭代次数 G_1 , 杂交次数 G_2 , 初始化概率 p , 杂交概率 q 和速度范围 $[-V \max, V \max]$;

3) 按照 a, b 两个子群的粒子数目, 初始化 $2N$ 条路径作为粒子的初始位置, 初始化每个粒子的速度 $V_i \in [-V \max, V \max]$;

4) 对于 a 子群和 b 子群中每个粒子运行以下步骤:

① 计算每条路径的路径长度, 并将其作为粒子的当前适应度值, 把适应度值最小的粒子作为所属子群的最优粒子;

② 粒子在各自的子群中更新粒子的速度和位置, 把粒子的适应度值作为粒子更新过程中局部解和最优解的选择标准;

③ 选择 a 子群中的粒子 a_k 和 b 子群中的粒子 b_k 进行杂交, 根据公式(6), (7), (8)和(9)产生子代的粒子;

④ 检查粒子的有效性, 如果有超出搜索范围的粒子, 将其初始化。

5) 如果达到最大迭代次数 (即杂交了 c 次), 则停止迭代, 输出最优结果, 否则返回步骤(4)^[5]。

图 1 为根据上面提出的粒子群算法求最优解流程, 在内蒙某露天矿道路路径优化中的实现。红色线路为所圈定两个红色圆圈间的最短路径。

6 结论

在分析几个典型 PSO 模型基础上, 设计出改进后的 PSO 算法, 该算法流程通过杂交操作的引入扩大了

粒子群的搜索范围, 减缓了粒子速度的衰减速度, 而从克服了基本粒子群算法容易陷入局部最优, 且一旦陷入局部最优困境很难跳出困境的缺点^[6]; 设计算法流程在不增加粒子数目的同时保证了算法全局搜索能力和收敛速度, 算法引入的随机初始化因素可以有效的控制边界粒子。通过实验证明, 通过对粒子群算法的适当改进, 应用于像露天矿运输道路网络这样的复杂网络寻优是科学合理的。

参考文献

- 1 李士勇. 蚁群算法及其应用. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004.
- 2 张旭梅, 邱晗. 基于 k-中心点法的改进粒子群算法在旅行商问题中的应用. 计算机集成制造系统, 2004.
- 3 王小平, 曹立明. 遗传算法-理论应用于软件实现. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
- 4 Lovbjerg M, Rasmussen TK, Krink T. Hybrid particle swarm optimiser with breeding and subpopulations. In: Spector L, ed. Proc. of Genetic and Evolutionary Computation Conference. San Fransisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2001.
- 5 梁震, 陈新军. 无向完全图的哈密顿回路. 计算机科学, 2000: 27-11.
- 6 Petter M, Wright J. A comparison of deterministic and probabilistic optimization algorithms for nonsmooth simulation-based optimization. Building and Environment, 2004.
- 7 度控制中的应用. 材料与冶金学报, 2005, 4(4): 321-325.
- 8 Burrat C, Hughey R, Karplus K. Scoring hidden Markov models. Computer Application mBioscience, 1997, 13: 191-199.
- 9 万建伟, 杨俊岭. 基于 CHMM 的雷达海面回波建模与分析方法. 电子与信息学报, 2007, 29(11): 151-155.
- 10 翟琳琳, 陈仪香. 隐马尔科夫模型在智能学习系统中的应用. 计算机工程与应用, 2007, 43(6): 178-180.
- 11 邹健, 诸静. 模糊预测函数控制在水泥回转窑分解炉温控系统中的应用研究. 硅酸盐学报, 2001, 29(4): 318-321.
- 12 Rabiner LR. A tutorial on hidden Markov models an selected application in speech recognition. Proc. IEEE, February 1989, 77(2): 257-286
- 13 宋雪萍, 马辉, 毛国豪, 闻邦椿. 基 CHMM 的旋转机械故障诊断技术. 机械工程学报, 2006, 42(5): 126-130.
- 14 万建伟, 杨俊岭. 基于 CHMM 的雷达海面回波建模与分析方法. 电子与信息学报, 2007, 29(11): 2715-2719.
- 15 王士钊. 氧化铝熟料窑烧成温度自动控制系统. 工业仪表与自动化装置, 19(5): 24-29.

(上接第 161 页)