

文章编号: 1000 - 8152(2001)05 - 0722 - 04

制浆蒸煮过程中基于预测误差估计器的软测量方法研究与应用*

李向阳 朱学峰

(华南理工大学电子与信息学院·广州, 510640) (华南理工大学制浆造纸工程国家重点实验室·广州, 510640)

刘焕彬

摘要: 针对文献[1]提出的软测量模型在工厂的实际应用中所存在的问题, 提出了基于预测误差估计器的校正方法, 实际应用表明, 该方法是有效的, 因而具有实用价值。

关键词: 软测量; 误差模型; 自回归模型; 蒸煮过程

文献标识码: A

A Soft Sensing Method Based on Prediction Error Estimator in Pulp Cooking Process

LI Xiangyang and ZHU Xuefeng

(College of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology·Guangzhou, 510640, P. R. China)

LIU Huanbin

(State Key Laboratory of Pulp and Paper Making Engineering, South China University of Technology·Guangzhou, 510640, P. R. China)

Abstract: In order to solve the problems which the soft sensing model presented in reference [1] faced to in practical applications, an error correction method which is based on prediction error estimator is presented in this paper. The application results in pulp cooking process have shown the effectiveness of the proposed method. Therefore the suggested method has practical value in applications

Key words: soft sensing; error model; auto-regress model; cooking process

1 问题的提出(Presentation of the problem)

蒸煮是制浆造纸工业中的一个重要环节, 蒸煮粗浆的质量直接影响后续洗涤、筛选、漂白工序以及成纸的质量和工厂的经济效益, 同时也影响后续工业污水处理, 与环境保护直接相关。我国拥有近百家大型制浆造纸企业, 普遍存在蒸煮粗浆质量波动大、粗浆得率低、能耗和化学消耗高等严重问题。在蒸煮过程中, 稳定纸浆的 Kappa 值是稳定纸浆质量的关键。但是, 目前国内还未开发出可靠的 Kappa 值在线测量仪表, 因此, 只能先对与 Kappa 值相关的辅助变量进行测量, 再通过 Kappa 值的模型实现 Kappa 值的软测量。由于影响 Kappa 值的因素非常多, 其中, 蒸煮木材的种类、合格率和含水量等很难准确测量。为了克服这些困难, 文献[1]介绍了瑞典 MODOCeII 公司的硫酸盐浆厂使用的 Kappa 值软测量模型:

$$\frac{1}{H_f} = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m a_{ij} EA^i K^j, \quad (1)$$

式中, EA 为有效碱浓度, K 为要求的 Kappa 值, a_{ij}

为回归系数, H_f 为终点 H 因子, 即达到期望的 Kappa 值时的 H 因子, m 和 n 为反应级数。

文献[1]同时指出, 造纸制浆蒸煮过程中纸浆的 Kappa 值可表示成 H 因子和有效碱的函数, 即 $K = f(H, EA)$ 。该方程指出, 仅需控制两个因素, 即 H 因子和 EA, 就可以有效地控制 Kappa 值。通常, 在蒸煮温度 150 度时取药液试样, 在化验室进行分析, 测定出其浓度后代入方程中, 就能根据实时 H 因子计算出 Kappa 值。当该 Kappa 值达到工艺要求时, 实施放锅, 这就实现了蒸煮过程中纸浆 Kappa 值的软测量。该法避开了难测量的蒸煮木材的成分、合格率和含水量等因素。文献[1]还指出了 Kappa 值与硫化度大致的定量关系。文献[2]认为, 模型(1)需要大量的数据才能回归算出其中的模型系数, 认为模型(1)较难维护。因而, 文献[2]在吸取模型(1)能避开难测量的蒸煮木材的成分、合格率和含水量等因素的优点的基础上, 推导出 Kappa 值与 H 因子、有效碱和硫化度的对数成线性关系的模型, 即:

* 基金项目: 国家自然科学基金(69874014)与国家“八六三”高科技(863-511-945-007)资助项目。

收稿日期: 2000-03-17; 收修改稿日期: 2001-01-10。

方程(3)是一个双输入单输出离散动态系统.系数可以通过回归分析实时确定.一般要求回归分析所使用的数据要比可变系数的数量大好几倍,但是,在制浆蒸煮过程中,每天每锅只有3~4个数据,而且,不能保证每个数据都可使用,再之,由于蒸煮锅的时变性,长时间前的历史数据也不应该使用.因此,必须在满足一定精度条件下,使模型的阶数尽量低.同时,误差模型(3)在使用时必须保证其稳定性,即模型(3)的特征方程(4)的根必须在单位圆内.这个约束条件使通过回归分析确定方程(3)的系数的难度增加.

$$Z^{l+1} - a(0)Z^l - a(1)Z^{l-1} - \dots - a(l-1)Z - a(l) = 0. \quad (4)$$

作者在使用模型(3)时,通过相关分析和现场试验对模型(3)进行了简化处理.由于不同的制浆蒸煮锅的结构和使用程度有差别,因而不同的制浆蒸煮锅有不同的简化方程.下面以某造纸厂蒸煮车间的第一号锅为例说明简化方法和结果.

对某造纸厂蒸煮车间的第一号锅而言,通过相关分析得知, e 与 u_1 和 u_2 相关性可以忽略,都归入

在随机误差里,而误差方程的阶数为3即可.这样,模型(3)变成自回归模型,如模型(5)所示.

$$e(k+1) = a(0)e(k) + a(1)e(k-1) + a(2)e(k-2) + \varepsilon_1(t). \quad (5)$$

在实际应用中,为了减少对模型(5)的稳定性的实时判断,可先采用实时辨识方程(5)中的各系数,然后求出各系数的平均值,并作适当修改使其稳定.这样使方程(5)的变系数变为常系数.如第一号锅的常系数模型为模型(6):

$$e(k+1) = 0.5e(k) + 0.3e(k-1) + 0.1e(k-2) + \varepsilon_1(t). \quad (6)$$

它的特征方程的根为 0.9352 和 $-0.2176 \pm i0.2441$, 它们都在单位圆内,因而稳定.

根据图2可知

$$K_c(k+1) = 0.5e(k) + 0.3e(k-1) + 0.1e(k-2), \quad (7)$$

$$K_p(k+1) = K_c(k+1) + K_m(k+1). \quad (8)$$

应用模型(7)和(8)进行对模型(2)校正,则第一号锅的预测结果如表1所示,校正前后对比结果如表2所示.

表1 模型(2)和带误差估计器的软测量效果对照表

Table 1 Comparison between model (2) and the soft sensing system with prediction error estimator

锅次	有效碱	硫化度	终点 H因子	实测 K值	文献[2]模型		带误差估计器补偿的 软测量模型	
					预测K值	预测误差	预测K值	预测误差
61	27.28	26.3	1820	33.0	35.89	-2.89	35.65	-2.65
62	25.58	27.6	1768	33.3	33.46	-0.16	31.56	1.74
63	23.56	25.2	2078	34.2	35.22	-1.02	34.50	-2.95
64	26.04	25.2	1842	33.2	34.92	-1.72	33.88	-0.68
65	24.18	26.8	1922	40.2	37.19	3.01	39.29	0.91
66	27.13	26.8	1750	33.0	33.58	-0.58	32.86	0.14
67	24.18	25.3	2120	34.9	32.59	2.31	32.52	2.38
68	23.56	25.0	2230	36.5	32.22	4.28	34.15	2.35
69	23.10	25.8	2416	41.9	35.54	6.36	41.69	0.21
70	26.35	25.0	1856	33.6	34.72	-1.12	37.05	-3.45
71	24.03	27.2	2060	33.2	36.25	-3.05	35.88	-2.68
72	25.58	27.2	1896	39.4	35.18	4.22	36.10	3.30
73	24.18	26.8	1886	43.0	36.65	6.35	41.35	1.65
74	26.51	27.2	1942	35.4	35.18	0.22	37.22	-1.82
75	24.80	27.2	2070	33.1	36.63	-3.53	36.00	-2.90
76	25.42	26.6	1678	33.5	35.09	-1.59	32.78	0.72
77	24.34	26.2	1840	28.1	37.26	-9.16	32.61	-4.51
78	25.89	27.9	1782	33.5	38.93	-5.43	34.64	-1.14
79	28.25	27.4	1634	42.1	37.34	4.76	37.10	5.00
80	26.35	28.1	1864	41.6	34.06	7.54	36.77	4.83
81	23.10	27.3	2092	42.7	40.33	2.37	46.25	-3.55

续表 1

锅次	有效碱	硫化度	终点 H 因子	实测 K 值	文献[2] 模型		带误差估计器补偿的 软测量模型	
					预测 K 值	预测误差	预测 K 值	预测误差
82	30.85	26.4	1496	33.4	38.47	-5.07	38.02	-4.62
83	29.30	26.2	1714	38.2	37.07	1.13	35.72	2.48
84	27.59	26.2	1834	37.1	37.26	-0.16	36.50	0.60
85	29.76	25.8	2052	37.2	36.02	1.18	35.96	1.24
86	26.35	26.3	1946	26.0	35.27	-9.27	30.24	-4.24
87	25.27	25.6	1854	27.0	37.57	-0.57	30.43	-3.43
88	29.14	24.9	1718	26.0	35.93	-9.93	26.66	-0.66
89	27.28	25.4	1970	36.2	34.16	2.04	29.99	6.20
90	24.03	26.6	2128	27.6	36.77	-9.17	32.42	-4.82
91	27.13	27.4	2048	36.7	36.64	0.06	34.67	2.03

表 2 两种方法的比较

Table 2 Performance comparison between two methods

评价标准	实测值 - 预测值			
	≤5	≤3	平均根	均方根
模型(2) 方法	67.74%	48.39%	3.88	5.10
对模型(2) 进行校正后	96.77%	64.52%	2.49	3.03

由于每个工厂原料是相对固定的,工艺条件相对变化缓慢.因此,可以采用有限记忆法来更新模型的系数,数据窗口为 60.在对表中 31 组数据进行预测前,文献[2]和本文的方法都用前 60 组数据进行了拟合,确定了有关系数.当预测完毕,每当输入本次的实测 Kappa 值后,更新有关系数,准备下一次预测,如此循环.

4 结论(Conclusion)

从表 2 的比较结果可以看出,在不改变原有模型和不增加输入变量的前提下,构造预测误差估计器进行补偿,使软测量系统模型的预测精度大为提高.该方法不需要增加硬件投资和大量的软件开发工作量,是一种经济实用的方法.由于在实际的工业过程中,能获得的信息是不完全的,预测模型的输入变量不可能也没有必要反映实际工业过程所有影响

因素,模型输入变量只是影响因素集合的一个真子集,实际工业过程干扰多和含有未建模误差普遍存在,因而该方法具有一定的推广价值.

参考文献(References)

- [1] Guan Yonggang. Practical Technique in Alkaline Pulping [M]. Tianjin: Tianjin University Press, 1992 (in Chinese)
- [2] Luo Qi. Study on the soft measuring technology of kappa number during kraft pulping [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 1998 (in Chinese)
- [3] Hu Ganyao. System Identification [M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics & Astronautics Press, 1987 (in Chinese)
- [4] Probability & Statistics Staff Room of Tianjin University. Applied Probability & Statistics [M]. Tianjin: Tianjin University Press, 1990 (in Chinese)
- [5] Hu Shangxu and Chen Dezhaoh. Analysis and Process of Observation Data [M]. Zhejiang: Zhejiang University Press, 1996 (in Chinese)

本文作者简介

李向阳 1969 年生,华南理工大学电子与信息学院 98 级博士生. 目前主要研究方向为工业建模与智能控制.

朱学峰 1940 年生,华南理工大学电子与信息学院教授,博士生导师. 主要研究方向为工业建模,优化控制和智能控制.

刘煊彬 1942 年生,华南理工大学制浆造纸工程国家重点实验室教授,博士生导师. 主要研究方向为制浆造纸工业建模与计算机仿真.