

带知识库的高炉铁水含硅量的 自适应预报系统

韩曾晋 孙建华 陈剑 张乃尧

(清华大学)

摘 要

本文讨论自校正预报器与知识库系统配合使用时,对高炉铁水含硅量的在线预报问题。自校正预报器按 Box 和 Jenkins 的原理构成,预报模型参数用递推近似极大似然法进行在线估计。当炉况稳定时,自校正预报器的精度是满意的,而炉况不稳定时,由知识库系统的输出对自校正预报进行检验和修正。实验表明,综合预报系统的预报精度超过熟练工长。因此,上述系统可作为工长的操作指导。

关键词: 系统辨识,知识基系统,高炉,预报。

一、引 言

高炉炼铁过程是冶金行业中最复杂的生产过程,高炉中同时有固态、液态和气态物质,同时进行化学反应、传热传质过程和机械运动。因此,对建立高炉冶炼过程的数学模型,至今没有取得满意的结果。图1为高炉输入输出的示意图。

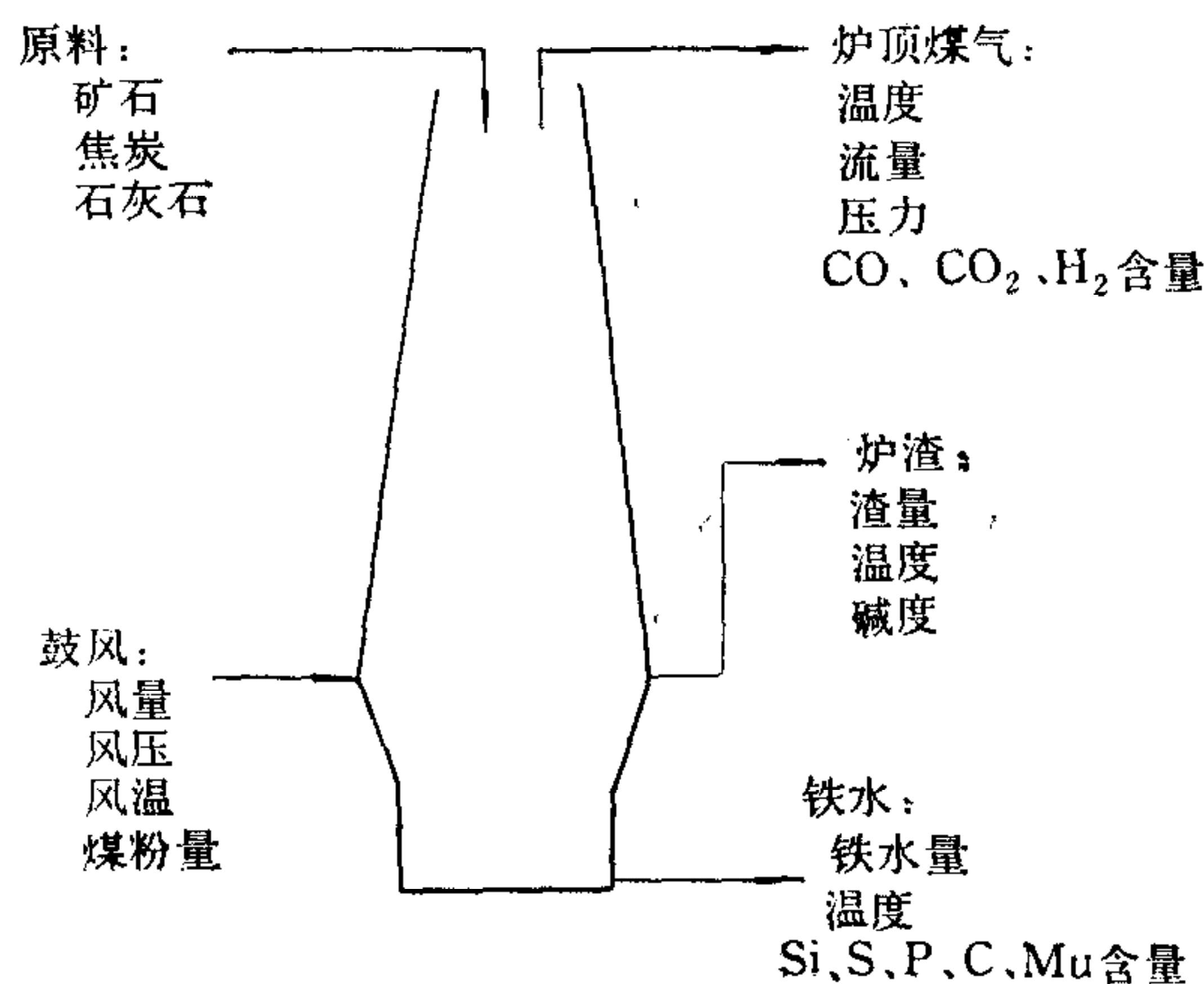


图1 高炉输入输出示意图

为保证高炉稳产高产优质低耗,关键是控制铁水中的含硅量。硅含量不仅是生铁的一个重要质量指标,而且它能间接反映炉温高低,又能分析测定。所以高炉的控制目标是

减小硅波动的方差,从而在允许范围内尽量降低硅含量的均值,这样可以节约能耗,获得巨大的经济效益。作为高炉自动化的第一步,首先用计算机在线预报硅的变化,在此基础上提供保持硅含量为希望值的控制方案,作为工长的操作指导。这种基于预报的操作指导系统,既不冒风险又能提高整体操作水平,在我国目前高炉仪表和操作水平的情况下,能收到显著的效果。

二、自适应与知识库相结合的思想

六十年代以来,国内外对高炉数学模型进行了多方面的研究,概括为三类。第一类是机理模型,即通过分析炼铁过程的化学反应和传热传质过程,列写反应方程和物质能量平衡方程,从而描述高炉内在规律,如 Wood 模型^[1]、鞭岩模型。由于高炉内部反应过于复杂,这类模型距离实际应用还较远。第二类是统计模型,即从输入输出数据关系寻找统计规律。人们曾用多元回归分析方法建立高炉静态模型,但由于高炉过程的时变性和非线性特性,上述方法都存在较大缺陷,八十年代初,自适应方法开始用于含硅量预报^[2-3]。由于它能实时辨识并不断修正模型参数,以逼近系统的时变和非线性特性,所以这种自适应预报模型引起国内外普遍重视。第三类是经验模型,即将工长的知识和经验总结成高炉操作专家系统。我们认为三类模型都有其局限性,对于高炉这样复杂的对象,只有将几种模型配合使用才能收到好的效果。作者从实践中发现,自适应预报对炉况平稳时命中率较高,炉况不平稳时,命中率大大下降。在这种非正常状态下,工长凭经验的预报虽然不很准确,但大体趋势是对的。为了充分发挥二者之长,本文提出一种带知识库的自适应预报系统,使预报命中率比熟练工长和单纯自校正预报皆有所提高。

三、带知识库的自适应预报系统

本系统由自校正预报器和知识库系统两大部分组成。前者为主模型,后者为辅助模型,其结构如图 2 所示。图中 $\hat{y}_1(t+k|t) = F_1[u(t), y(t), t]$ 为自校正预报器产生的 k 步预报; $\hat{y}_2(t+k|t) = F_2[x(t), y(t), t]$ 为知识库系统产生的 k 步修正预报; $u(t)$, $x(t)$, $y(t)$ 分别表示系统的输入变量、状态变量和输出变量。

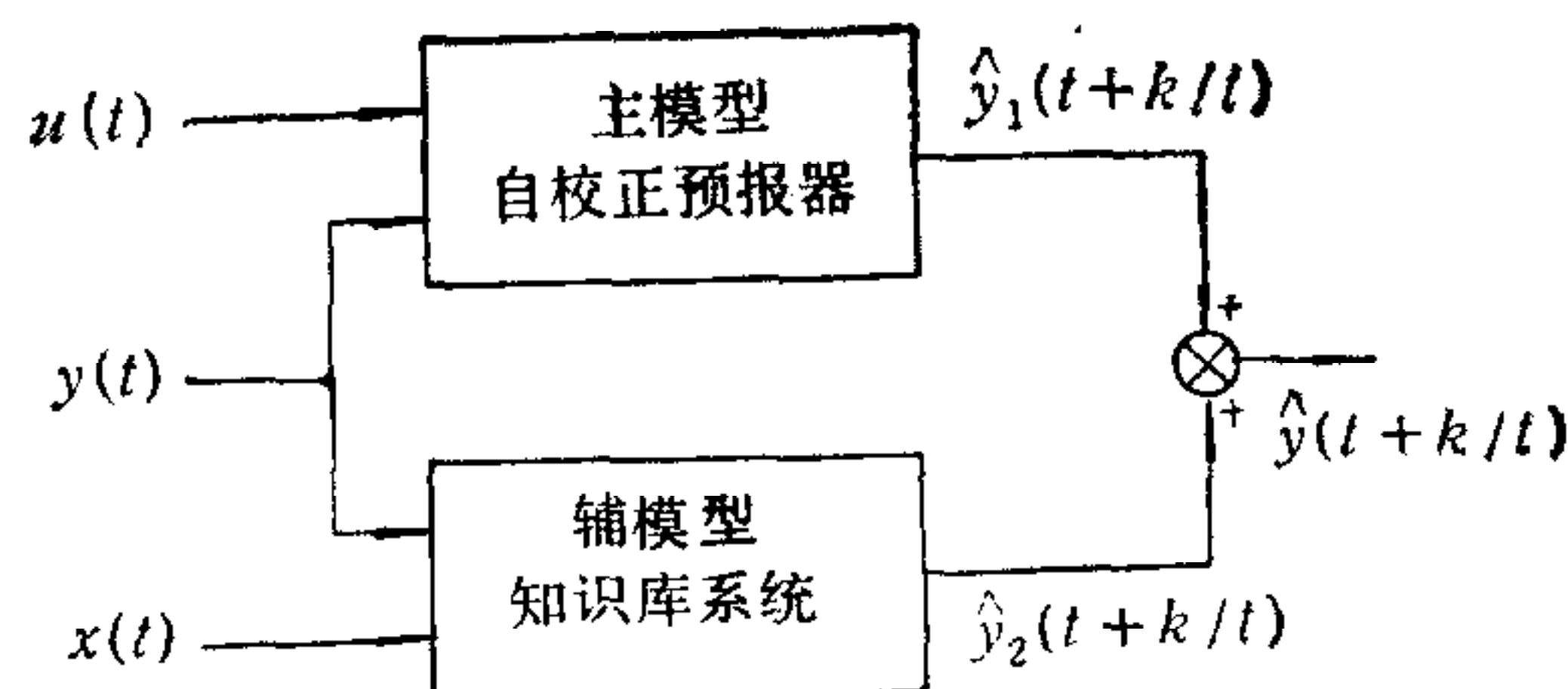


图2 综合预报系统的结构示意图

最终预报

$$\hat{y}(t+k|t) = \hat{y}_1(t+k|t) + \hat{y}_2(t+k|t). \quad (1)$$

1. 递推多步自校正预报器

假定高炉过程可用以下多输入单输出 ARMAX 模型描述

$$A(z^{-1})y_1(t) = \sum B_j(z^{-1})u_j(t - d_j) + C(z^{-1})e(t). \quad (2)$$

其中

$$\begin{aligned} A(z^{-1}) &= 1 + a_1z^{-1} + \cdots + a_nz^{-n}, \\ B_j(z^{-1}) &= b_{j0} + b_{j1}z^{-1} + \cdots + b_{jn}z^{-n}, \\ C(z^{-1}) &= 1 + c_1z^{-1} + \cdots + c_nz^{-n}. \end{aligned}$$

u_j 表示第 j 个输入量; d_j 为 $y_1(t)$ 对 $u_j(t)$ 的纯延时; $e(t)$ 为方差为 σ_e^2 的零均值白噪声。设 $A(z^{-1})$, $C(z^{-1})$ 的零点都在单位圆内。根据 Box 和 Jenkins 的最优预报准则, 最优预报 $\hat{y}_1(t+k|t)$ 为 t 时刻前信息已知的条件下 $y(t+k)$ 的条件期望, 根据文献 [4] 有如下递推公式:

$$\begin{aligned} \hat{y}_1(t+k|t) &= - \sum_{i=1}^n a_i \hat{y}_1(t+k-i|t) \\ &+ \sum_{i=1}^m \sum_{i=0}^n b_{ji} u(t+k-d_j-i) + \sum_{i=k}^n c_i \varepsilon(t+k-i). \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $\varepsilon(t+k-i)$ 表示在 $t+k-i$ 时刻的预报误差, 当 $k-i < 0$ 时, 这些预报误差是可以递推计算的。当 $k-i \leq 0$ 时, $\hat{y}_1(t+k-i|t) = y(t+k-i)$ 。

我们采用递推近似极大似然法 (RAML) 实时辨识系统参数。令:

$$\begin{aligned} \theta(t) &= [a_1(t), \cdots, a_n(t), b_{10}(t), \cdots, b_{1n}(t), \cdots, \\ & b_{m0}(t), \cdots, b_{mn}(t), c_1(t), \cdots, c_n(t)]^T, \\ \phi(t) &= [-y(t), \cdots, -y(t-n), u_1(t-d_1), \cdots, u_1(t-d_1-n), \cdots, \\ & u_m(t-d_m), \cdots, u_m(t-d_m-n), \varepsilon(t-1), \cdots, \varepsilon(t-n)]^T. \end{aligned}$$

则有

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(t+1) &= \hat{\theta}(t) + K(t+1)\varepsilon_1(t+1), \\ K(t+1) &= \frac{P(t)\phi(t+1)}{\lambda + \phi(t+1)^T P(t)\phi(t+1)}, \\ P(t+1) &= \frac{1}{\lambda} [P(t) - K(t+1)\phi(t+1)^T P(t)], \\ C(z^{-1})\phi(t) &= \phi(t). \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $\varepsilon_1(t+1)$ 和 $\varepsilon(t+1)$ 定义为验前和验后预报误差, 即

$$\begin{aligned} \varepsilon_1(t+1) &= y(t+1) - \phi(t+1)^T \hat{\theta}(t), \\ \varepsilon(t+1) &= y(t+1) - \phi(t+1)^T \hat{\theta}(t+1). \end{aligned}$$

每当获得一次新的输出量测值, 则进行一次参数估计, 将新的参数估计值代入 (3) 式, 同时递推计算 $\hat{y}_1(t+1|t) \cdots \hat{y}_1(t+k|t)$ 。选择风温、风量和煤粉喷吹量这三个可控可测的变量作为预报器的三个输入变量; 通过离线辨识确定这三个输入量对输出量的纯延时分别为 1, 1, 2 拍, 系统为 2 阶, 噪声为 1 阶。

2. 知识库系统

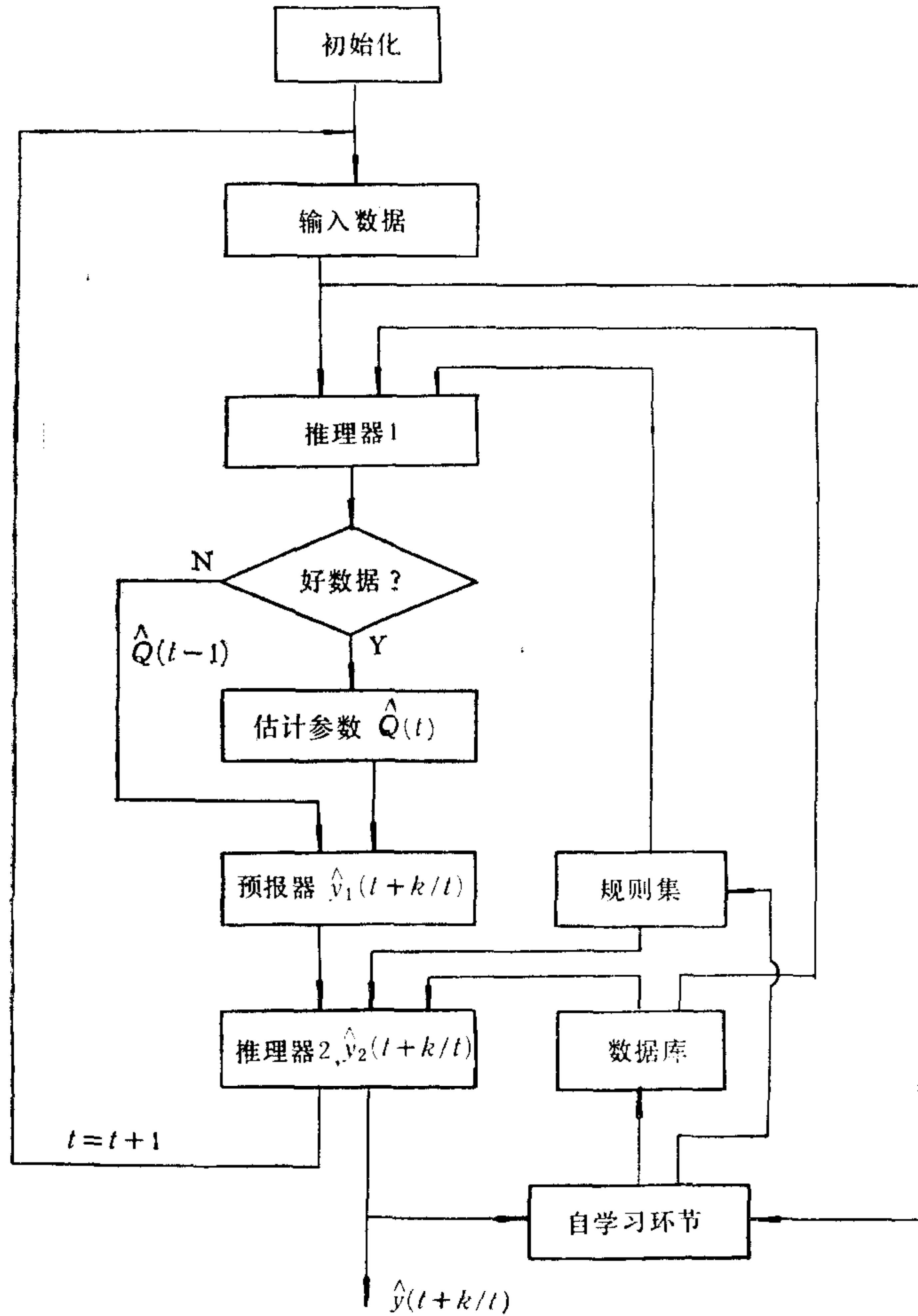


图3 带有知识库的自适应预报系统框图

根据高炉实际运行情况和工长操作经验,设计了一种简单的知识库系统,其原理结构如图3所示。如前所述,自校正预报器是主预报模型,知识库系统输出只是前者的检查和修正,为了使知识库系统协调工作,把自校正预报器的输出也作为知识库规则中的一个条件,让它也参与知识库的推理过程,图3中各部分的结构功能如下:

1) 规则集

将工长的知识和操作经验总结为若干条规则,用产生式的知识表达形式来描述,即

〈前提〉〈行动〉〈其它〉。

其中〈前提〉为若干条件的逻辑表达式;

〈行动〉为前提满足时所采取的行动;

〈其它〉为前提不满足时所采取的行动。

例如某规则为当预报增量大于某一阈值和下料速度的变化大于某一阈值这两个条件同时满足时,就在数据库中找到相应的修正量。当上述条件不满足时,就按事先设计好的推理策略检验下一条规则,如此循环。

2) 数据库

数据库中的数据用一个三维数组 $M(i, j, l)$ 表示, 其中 i 表示状态变量的个数。这里取 6, j 表示状态变量的量化区间, 根据经验也将状态变量的数值划分为 6 个区间, 即

$$\begin{aligned} L_+ & \text{(正向小变化)}, & L_- & \text{(负向小变化)}, \\ M_+ & \text{(正向中变化)}, & M_- & \text{(负向中变化)}, \\ B_+ & \text{(正向大变化)}, & B_- & \text{(负向大变化)}. \end{aligned}$$

l 表示 k 步预报对 $y(t)$ 的增量, 也就是: $y_1(t+k|t) - y(t)$, 这个增量的量化区间也取 6。当上述 i, j, l 的值确定后, 就可以从数据库中找到相应的修正量 m_{ijl} 。

3) 推理器 1

根据某些规则, 利用推理器 1 判断所采集的输入数据的好坏, 只有当输入数据正常时, 才让自校正预报器的参数重新估计和更新, 否则不进行参数估计和更新, 仍用从前的预报器进行预报。

4) 推理器 2

根据某些规则, 利用推理器 2 判断是否需要对自己校正预报器的计算结果(预报估计)进行修正, 如果需要就从数据库中找到所需的修正量。

$$\hat{y}_2(t+k|t) = \sum_{i=1}^6 m_{ijl}.$$

5) 自学习环节

自学习环节的功能是利用出错概率决定数据库中的修正量 m_{ijl} 是否需要再修正和如何再修正, 具体办法是先统计 20 炉的预报结果, 再根据预报误差的大小, 按下式决定出错的概率:

当 $|\varepsilon(n)| \leq 0.06$ 时, 取 $R_n = 2, F_n = 0$;

当 $0.06 < |\varepsilon(n)| \leq 0.1$ 时, 取 $R_n = 1, F_n = 1$;

当 $0.1 < |\varepsilon(n)|$ 时, 取 $R_n = 0, F_n = 2$ 。

求

$$R = \sum_{n=1}^{20} R_n, F = \sum_{n=1}^{20} F_n.$$

出错概率可近似为

$$Q_{ijl} = \frac{F}{R + F},$$

再修正量可按下式计算:

$$m_{ijl}(t+1) = m_{ijl}(t) + Q_{ijl} \varepsilon(t) m_{ijl}(t) / y(t).$$

为谨慎起见, 对前述 20 炉数据再用 $m_{ijl}(t+1)$ 进行修正预报, 并统计预报结果, 再按上述方法求出错概率 Q'_{ijl} 。只有当 $Q'_{ijl} < Q_{ijl}$ 时, 即确认修正后较修正前出错概率减小了, 才能对数据库中的修正量进行再修正。否则, 不修改 m_{ijl} 。

四、铁水含硅量预报的实验结果

本文用上述综合模型, 对鞍钢炼铁厂 9[#] 高炉的两批实际数据 (1984 年 11 月 30 日至

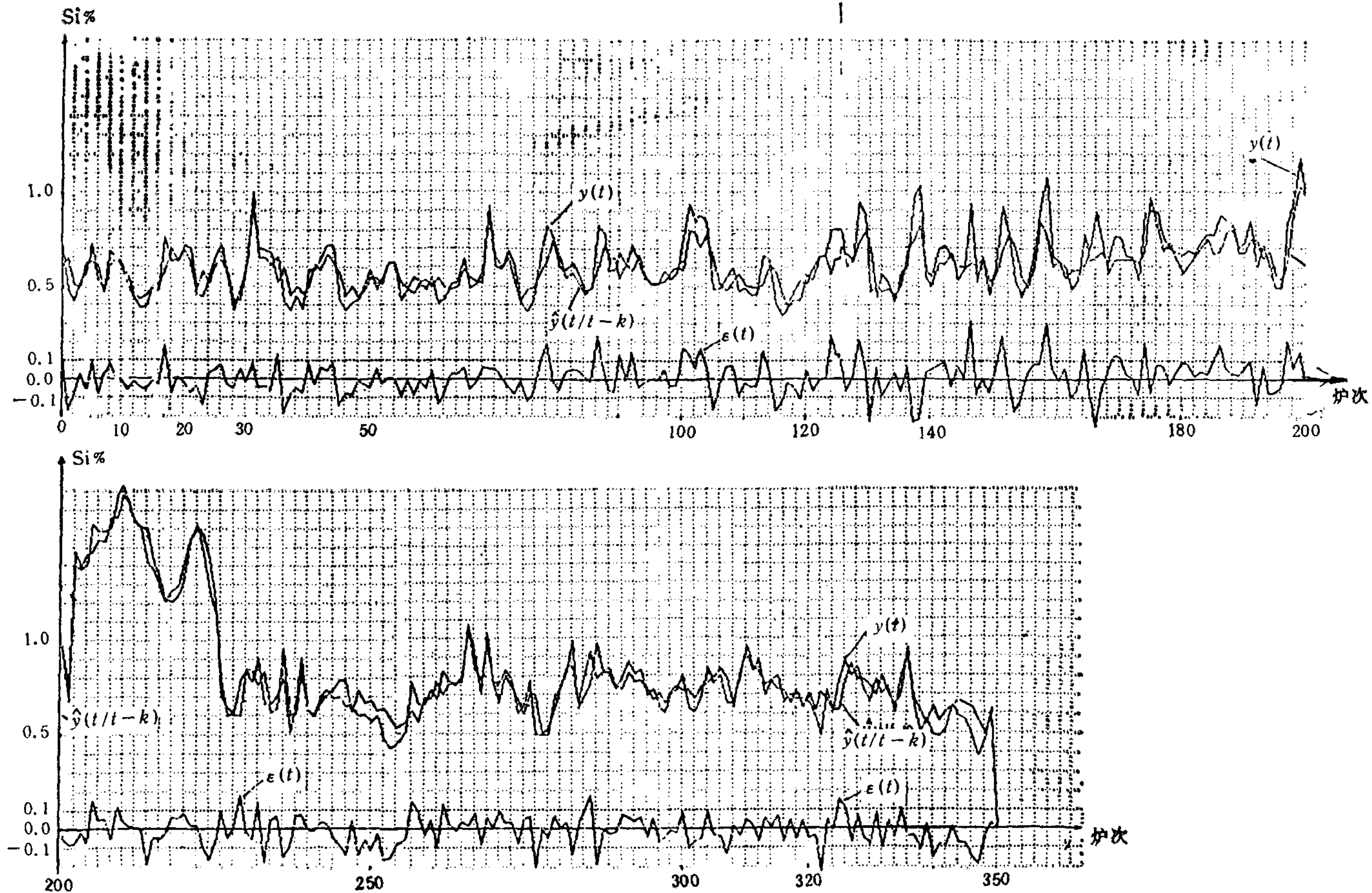


图4 系统预报值对实测值的跟踪曲线

12月12日及1985年4月18日至5月2日),在清华大学自动化系超小型计算机 MV/6000 上采用 FORTRAN77 语言模拟在线预报,取得了较好的结果。图4为预报值对含硅量实测值的跟踪曲线。如果取 ± 0.1 作为计算命中率的误差带,340炉实测值中预报命中达273炉,平均命中率达到80%,超过熟练工长的平均预报命中率65%。

在设计和实验该预报系统时有几个问题应该注意,第一是关于采样周期 τ 的选择,根据经验采样周期 τ 一般选为 $\tau = \left(\frac{1}{6} \sim \frac{1}{10}\right) T$, 其中 T 为高炉的时间常数。对于鞍钢炼铁厂9#高炉, $T \cong 6$ 小时。9#高炉每天出铁10次,平均每144分钟出铁一次。为了在两次出铁之间的采样为整数拍,同时又满足对上述采样周期的要求,故最后确定采样周期 $\tau = 48$ 分钟。每经输入三次采样能获得一次 Si% 的量测值。也就是说,计算命中率时应以三步预报 $\hat{y}(t+3|t)$ 为准。其次是关于输入变量和状态变量的选择问题,影响含硅量的因素很多,根据鞍钢的实际情况,选择风量、风温和煤粉喷吹量三个可控、可测变量作为预报系统的输入变量,选择下料速度的变化量、矿焦比的变化量、风量的变化趋势等作为知识库系统的状态变量。这些变量的选择,既要考虑该高炉工长的操作经验,又要考虑该高炉已有的检测手段。我们用知识库辅助预报的工作只是刚刚开始,对于知识的获取、知识库的内容和修正方法都还不很完善,这些需要在将来的运行中不断改进、充实和提高。

五、结 束 语

(1) 自校正预报器在高炉炉况平稳时可以取得较好的结果,但在高炉炉况不平稳时,需要利用人的经验加以检验和修正。因此,带有知识库的自适应预报系统用于高炉铁水含硅量的在线预报是完全合理和可行的。

(2) 带有知识库的自适应预报系统,对350炉含硅量的实测数据进行在线预报的模拟实验,预报命中率达到80%左右,接近国外先进水平。

在完成本项工作中得到了鞍钢炼铁厂孙克勤等同志的支持和帮助,在此致谢。

参 考 文 献

- [1] Fielden, C. J. and Wood B. I., A Dynamic Digital Simulation of the Blast Furnace, *Journal of the Iron and Steel Inst.* July, 1968.
- [2] Keyser, R., A. R. Van Cauwenberghe, A self-tuning Multistep Predictor Application, *Automatica*, 17(1981).
- [3] Unbehauen, H. and Diekman. K., Application of MIMO Identification to a Blast Furnace, 6Th IFAC SYM. on Identification and System Parameter Estimation, 1982.
- [4] 韩曾晋,牛志强,多模型自适应预报方法及其在电力规划负荷预报中的应用,控制理论及应用,4(1987),No. 1.

AN ADAPTIVE SYSTEM WITH KNOWLEDGE BASE FOR PREDICTING SILICON CONTENT IN PIG IRON

HAN ZENGJIN SUN JIANHUA CHEN JIAN ZHANG NAIYAO

(Tsinghua University)

ABSTRACT

A self-tuning predictor and a knowledge based system are used in collaboration for predicting silicon content in pig iron for a blast furnace. It is constructed on the base of Box and Jenkin's principle. Model parameters are estimated by means of a recursive approximate maximum likelihood method. Prediction accuracy obtained by this system is much better than that obtained by an experienced operator. It can be used as an operator's guide in selecting appropriate control actions.

Key words —— System identification; knowledge-based system; blast furnace; prediction.