

混凝土搅拌过程的辨识和自适应控制

韩曾晋 夏 凯 曹慈惠 刘 钟

(清华大学)

摘 要

本文针对国内混凝土搅拌设备提出一种自适应控制方案。首先根据手工操作的运行数据,离线辨识搅拌过程的数学模型,决定模型结构和其中的不变参数。然后在线辨识模型中的变化参数,根据在线辨识参数,预报混凝土终点稠度的概率分布,由此决定应加的控制。具体控制过程分两步:先粗调,当终点稠度到达目标区的概率足够大时,暂停加水。待参数辨识足够准确后,再进行精调,确定最后的补加水量,以保证终点稠度以95%以上的概率落入目标区,而且达到目标值的概率最大。仿真结果说明本方案可以获得较好的控制效果。

引 言

在原材料配比合理的条件下,混凝土质量主要取决于搅拌终点混凝土的稠度,混凝土搅拌的质量控制问题实际就是要在指定的搅拌时间内使混凝土终点稠度达到设定目标值。确切地说,就是要使搅拌终点稠度对其设定值的方差最小。这类生产过程具有以下特点:第一,原材料的湿度,主要指其中的沙石含水量,是随机变化的,而且各批料的湿度变化范围可能很大,即被控过程是随机的;第二,由于每楼上料一次完成,搅拌过程中只加水而不再加原料,加水一旦过量,将使终点稠度过稀而造成混凝土不合格,因此,控制过程是不可逆的;第三,搅拌楼的生产过程是一楼一楼间断地进行,每楼生产的大部分时间是处在非稳态之下,一旦到达稳态,则该楼的生产接近完成。众所周知,对于具有长时间稳态的随机控制问题,采用自校正调节器是合理的^[1],但对搅拌楼这类生产过程,由于生产的非可逆性和非连续性,采用自校正调节器就有困难。本文针对搅拌楼生产的特点,提出另一种控制方案。其基本思想是:根据运行数据,用离线辨识方法确定搅拌过程的数学模型,主要是决定模型结构和部分不变参数,然后,在每楼运行过程中在线辨识模型中变化的参数,并由此对混凝土终点稠度进行预报,预报其终点稠度的概率分布,从而决定应施加的控制作用,使终点稠度达到目标值的概率最大。文献^[2]曾提出按终点稠度过稀的风险来确定控制作用的方案,但由于过程扰动及参数在线辨识需要足够的数据点才能准确,结果造成多次开闭水门,再加上加水的延迟,影响

了辨识和控制的精度。为了克服上述缺点，本文针对国内搅拌设备，提出一种简单的两步加水方案，本方案除了比文献[2]的方案控制简单外，还能从原理上保证终点稠度到达目标值的概率为最大。

一、搅拌过程及其数学模型

混凝土是水泥、水、骨料（沙、石）等的混合物，经混合搅拌后成为质地均匀稠度适中的混凝土，混凝土出楼时的稠度是其主要质量指标，混凝土太干或太稀都不希望，因为太干不易加工，太稀则强度下降。混凝土质量 Q 与终点稠度 y_f 之间的关系如图 1 所示。当终点稠度 y_f 等于目标值 y_r 时，混凝土质量达到最优值 Q_0 ，当 y_f 满足 $y_r - \Delta \leq y_f \leq y_r + \Delta$ 时，混凝土质量合格，如果 $y_f < y_r - \Delta$ 或 $y_f > y_r + \Delta$ ，则质量不合格，所以 y_f 要控制在容许范围 $y_r \pm \Delta$ 之间，而且 y_f 愈接近于 y_r 愈好。

在搅拌过程中直接检测混凝土稠度是很困难的，一种粗略的办法是用搅拌机马达功率来近似反映稠度^[2]，在一个搅拌周期内马达功率的变化如图 2 所示。曲线的上升部

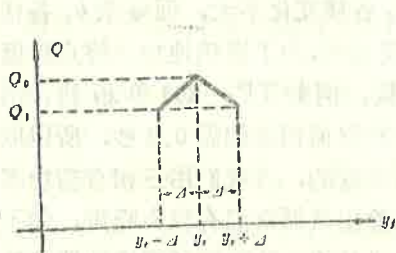


图 1 混凝土终点稠度 y_f 与质量 Q 的关系

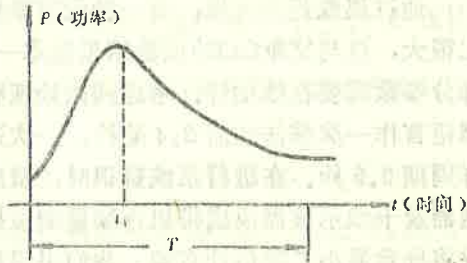


图 2 搅拌过程中功率变化曲线

分由于有加料的影响不能直接反映混凝土的稠度。当上料完毕则进行加水搅拌，混凝土愈拌愈匀，功率曲线逐渐下降。一定数量的加水量将对应某一稳态功率，相当于某一终点稠度。由于原材料中含水量随机变化，所以搅拌过程中的加水量也要相应变化才能使终点稠度达到目标值 y_r ，通常一个搅拌周期 T 大约是 1 至 2 分钟。图 2 中我们感兴趣的只是能反映稠度变化的那部分功率曲线（由 t_1 起直到稳态的一段过程），我们要建立的模型实际就是在这段时期内稠度变化和加水量之间的动态关系；假定这个关系可用以下线性差分方程来描述：

$$y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_p y(k-p) = b_0 + b_1 u(k-1) + \dots + b_q u(k-q) + e(k), \quad (1)$$

其中 $u(k)$ 为输入量，即从 t_1 开始到第 k 个采样时刻的总加水量，认为 $u(t_1) = 0$ 。 $y(k)$ 为输出量，表示混凝土稠度。 b_0 是待定常数，其值取决于原材料中沙石含水量和 t_1 前的加水量。 $e(k)$ 为模型残差，假定为同分布方差为 σ^2 的零均值高斯白噪声序列。离线辨识利用北京第一建筑公司构件厂 1500 公斤强制式搅拌机人工操作数据（包括烟道、楼板、外墙板三种不同配方），辨识的目的是决定方程（1）的阶 p 、 q 和参数

$\theta = [a_1 \dots a_p, b_0, b_1, \dots, b_q]^T$. 关于阶 p, q 的确定, 应用了损失函数的 F 检验. 计算结果见附录 I. 模型参数 θ 的估计应用递推最小二乘法, 其计算公式如下:

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + K(k+1)P(k)X(k+1)[y(k+1) - X^T(k+1)\hat{\theta}(k)],$$

$$P(k+1) = P(k) - K(k+1)P(k)X(k+1)X^T(k+1)P(k),$$

$$K(k+1) = 1/[1 + X^T(k+1)P(k)X(k+1)],$$

$$X(k+1) = [-y(k), \dots, -y(k-p+1), 1, u(k), \dots, u(k-q+1)]^T,$$

$\theta(0)$ 取接近于离线辨识结果的值, 这样初值 $P(0)$ 可以取得较小.

确定了模型结构和参数后, 对残差 $e(k)$ 的独立性进行了统计检验, 结果见附录 II. 利用上述方法, 对混凝土各种配方的大量实测数据进行辨识, 结果举例如下:

烟道配方模型:

$$y(k) - 1.22y(k-1) + 0.34y(k-2) = (3 \sim 6) - 0.03u(k-1) + e(k).$$

楼板配方模型:

$$y(k) - 1.35y(k-1) + 0.44y(k-2) = (2 \sim 4) - 0.05u(k-1) + e(k).$$

通过离线辨识发现: 对一种配方模型参数 a_1, a_2 各楼变化不大, 而参数 b_0 各楼变化很大, 这与文献[2]的试验结果基本一致. 这个事实表明, 为了准确地控制终点稠度, 部分参数需要在线估计. 考虑到微处理机的运算速度, 例如 TP-801 单板机, 用机器语言作一次乘法约需 2.4 毫秒, 一次递推参数估计和终值预报约需 0.4 秒, 所以取采样周期 0.5 秒. 在进行系统辨识时, 量测噪声是值得注意的, 当我们用三相有功功率变送器及十线示波器或磁带机连续量测搅拌功率时, 其输出数据常混有较大噪声, 如不过滤将导致最小二乘估计有偏. 我们采用截止频率为 0.2 赫的二阶有源低通滤波器将功率输出滤波后再进行最小二乘递推估计, 效果大为改善.

二、混凝土稠度的终值预报

所谓稠度的终值预报, 就是根据每个采样时刻过程模型和该时刻所加的控制, 对混凝土终点稠度 y_f 的概率分布进行预报, 为计算方便, 将方程(1)改写成以下形式:

$$A(z^{-1})y(k) = b_0 + B(z^{-1})u(k) + e(k), \quad (2)$$

其中 z^{-1} 为后移一步算子, 即 $z^{-i}y(k) = y(k-i)$,

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + \dots + a_pz^{-p},$$

$$B(z^{-1}) = b_1z^{-1} + \dots + b_qz^{-q}.$$

假定 k 时刻的控制为 $u(k)$, 假如此后一直保持不变, 即 $u(k+s) = u(k)$, $s \geq 0$, 令这时输出稳态值为 $y_f(k)$, 即 $\lim_{s \rightarrow \infty} y(k+s) = y_f(k)$, 根据方程(2)可得:

$$y(k) = \frac{b_0 + B(z^{-1})u(k)}{A(z^{-1})} + \frac{e(k)}{A(z^{-1})}, \quad (2')$$

$$y_f(k) = \lim_{s \rightarrow \infty} y(k+s) = \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{b_0 + B(z^{-1})u(k+s)}{A(z^{-1})} + \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{e(k+s)}{A(z^{-1})}. \quad (3)$$

上式中第一项相当于终点稠度的确定性部分, 第二项相当于终点稠度的随机部分, 假设随机变量 $y_f(k)$ 的分布是正态的, 那么只要求出 $y(k)$ 的均值 $E[y_f(k)]$ 和方差 $\text{Var}[y_f(k)]$ 就够了。如果过程模型参数全部已知, 则 $y_f(k)$ 的均值完全由 $u(k)$ 决定, $y_f(k)$ 的方差完全由 $\lim_{s \rightarrow \infty} e(k+s)$ 决定, 它们的计算公式为:

$$\begin{aligned} E[y_f(k)] &= E \left[\lim_{s \rightarrow \infty} \frac{b_0 + B(z^{-1})u(k+s)}{A(z^{-1})} + \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{e(k+s)}{A(z^{-1})} \right] \\ &= E \left[\lim_{s \rightarrow \infty} \frac{b_0 + B(z^{-1})u(k+s)}{A(z^{-1})} \right] = \frac{b_0 + B(1)u(k)}{A(1)}, \end{aligned} \quad (4)$$

$$\text{Var}[y_f(k)]_e = \frac{\sigma_e^2}{2\pi j} \oint \frac{1}{A(z^{-1})} \cdot \frac{1}{A(z)} \cdot \frac{dz}{z} = \alpha^2, \quad (5)$$

α^2 相当于 $\{e(k)\}$ 产生的输出方差, 即随机信号 $\{e(k)\}$ 通过传递函数为 $\frac{1}{A(z^{-1})}$ 的线性系统所产生的输出方差。利用输出谱密度的关系和输出谱密度与输出信号的均方值的关系可导出 (5) 式^[3]。

如果方程 (2) 中 b_0 和 $B(z^{-1})$ 的参数未知, 但 $A(z^{-1})$ 的参数已知, 可先估计参数 $b_0, b_1, \dots, b_n$, 然后利用它们的估值 $\hat{b}_0, \hat{B}(1)$ 和估计误差协方差 P_{b_0}, P_{b_0B}, P_B 来计算 $y_f(k)$ 的均值和方差, 计算公式如下:

$$E[y_f(k)] = \frac{\hat{b}_0 + \hat{B}(1)u(k)}{A(1)}, \quad (6)$$

$$\text{Var}[y_f(k)] = \frac{P_{b_0}}{A^2(1)} + \frac{2P_{b_0B}u(k)}{A^2(1)} + \frac{P_B u^2(k)}{A^2(1)} + \alpha^2, \quad (7)$$

其中 $P_{b_0} = E(b_0 - \hat{b}_0)^2$,

$P_{b_0B} = E[(b_0 - \hat{b}_0)(B(1) - \hat{B}(1))]$,

$P_B = E[B(1) - \hat{B}(1)]^2$ 。

(6)、(7) 两式的推导如下:

$$\begin{aligned} E[y_f(k)] &= E \left[\frac{\hat{b}_0 + \hat{B}(1)u(k)}{A(1)} \right] + E \left[\lim_{s \rightarrow \infty} \frac{e(k+s)}{A(z^{-1})} \right] \\ &= \frac{b_0 + B(1)u(k)}{A(1)} \approx \frac{\hat{b}_0 + \hat{B}(1)u(k)}{A(1)}, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Var}[y_f(k)] &= E[y_f(k) - Ey_f(k)]^2 = E \left[\frac{\hat{b}_0 + \hat{B}(1)u(k)}{A(1)} \right. \\
 &\quad \left. + \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{e(k+s)}{A(z^{-1})} - \frac{b_0 + B(1)u(k)}{A(1)} \right]^2 \\
 &= E \left\{ \frac{\hat{b}_0 - b_0}{A(1)} + \frac{[\hat{B}(1) - B(1)]u(k)}{A(1)} + \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{e(k+s)}{A(z^{-1})} \right\}^2 \\
 &= \frac{P_{b_0}}{A^2(1)} + \frac{2P_{b_0 B}u(k)}{A^2(1)} + \frac{P_B u^2(k)}{A^2(1)} + \alpha^2.
 \end{aligned} \tag{8}$$

公式(8)中的 α^2 由公式(5)计算,其中残差的方差 σ_e^2 可用它的估计 $\hat{\sigma}_e^2$ 来代替:

$$\hat{\sigma}_e^2 = \frac{1}{N} (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\theta})^T (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\theta}), \tag{9}$$

其中 N 为总数据点数,向量 $\mathbf{Y}$ 、 θ 和矩阵 $\mathbf{X}$ 为:

$$\begin{aligned}
 \hat{\theta} &= [\hat{b}_0, \hat{b}_1, \dots, \hat{b}_q]^T, \\
 \mathbf{X} &= \begin{bmatrix} 1 & u(k-1) & \dots & u(k-q) \\ 1 & u(k-2) & \dots & u(k-q-1) \\ \vdots & \vdots & & \\ 1 & u(k-N) & \dots & u(k-q-N+1) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} A(z^{-1}) & y(k) \\ A(z^{-1}) & y(k-1) \\ \vdots & \\ A(z^{-1}) & y(k-N+1) \end{bmatrix}.
 \end{aligned}$$

本系统待估计的参数只有 b_0 、 b_1 ,所以参数估计误差协方差为 $P_{b_0}(k)$ 、 $P_{b_0 b_1}(k)$ 、 $P_{b_1}(k)$,它们可以直接从递推估计中的 $\mathbf{P}(k) = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}$ 来计算,由于: $E[\theta - \hat{\theta}]^T = \sigma_e^2 \mathbf{P}(k)$,所以有:

$$\begin{bmatrix} P_{b_0}(k) & P_{b_0 b_1}(k) \\ P_{b_0 b_1}(k) & P_{b_1}(k) \end{bmatrix} = \sigma_e^2 \mathbf{P}(k). \tag{10}$$

(10)式右端 σ_e^2 近似用 $\hat{\sigma}_e^2$ 代替,在线控制时用递推算法求 $\hat{\sigma}_e^2$.

利用终值预报进行自适应控制,关键是要求预报准确,否则将产生不正确的决策.

根据预报公式(6): $E[y_f(k)] = \frac{\hat{b}_0 + \hat{B}(1)u(k)}{A(1)}$, $A(1) = 1 + a_1 + a_2$.

对烟道: $a_1 = -1.22$, $a_2 = 0.34$, $A(1) = 0.12$. 对楼板: $a_1 = -1.35$, $a_2 = 0.44$, $A(1) = 0.09$. 由于 $A(1)$ 的数值很小又是(6)式的分母,所以当 a_1 或 a_2 稍有波动,算出的 $E[y_f(k)]$ 就会相差很大,从而导致错误的停水决策.从这一观点出发, a_1 、 a_2 不参加在线辨识而采用固定值为好.我们采用了两种选定 a_1 、 a_2 的方法.第一种方法是记录几次人工操作的功率曲线,分别进行离线辨识,取 a_1 、 a_2 的平均值,但应舍去由扰动造

成偏离正常值较远的数据。当数据较少时用这个方法求解有困难。第三种方法是根据功率变化示波图上从停止加水到稳态的过渡过程时间来估计 z 平面上极点的大小,从而得到 a_1 、 a_2 的近似值。例如当过渡过程时间大约为 10 个采样周期时,数值较大的极点为 z_1 ,则 $z_1^0 \cong 0.05$, $z_1 = 0.74$ 。较小的极点 z_2 按 $\frac{p_1}{2}$ 来进行估计,则 $z_2 = 0.37$ 。因此有: $a_1 = -(z_1 + z_2) = -1.13$, $a_2 = z_1 z_2 = 0.294$ 。经过三种不同配方近 20 次现场记录曲线的计算,说明用上述方法确定 a_1 、 a_2 能获得满意的结果——预报和控制都较准确。

三、混凝土稠度的自适应控制

混凝土终点稠度自适应控制实质是根据终点预报对加水量进行控制。控制分两步:第一步是从 t_1 开始对预加水的停水控制,第二步是对最后的补加水量的控制。下面分别阐明每步的控制规律。

预加水的停水控制:

当搅拌楼上料完毕,开始预加水,一边加水一边搅拌,当搅拌机功率达到峰值后开始进行过程模型的参数估计,利用在线辨识的参数 $\hat{\theta}(k)$ 和现时的加水量 $u(k)$ 对终点稠度 $y_f(k)$ 的概率分布进行预报,预报 $E[y_f(k)]$ 和 $\text{Var}[y_f(k)]$ 。当 $p\{y_r - \Delta < y_f(k) < y_r + \Delta | u(k)\} \geq p_1$ 时,设 p_1 是一个较大的概率,如 0.7,表示混凝土终点稠度进入目标区的概率已相当大,即不需再加水的可能性已相当大,则暂时停水。当使用判别条件 $p\{y_r - \Delta < y_f(k) < y_r + \Delta | u(k)\} \geq p_1$ 时并不需要直接计算概率,只要用一个简单的判别式即可。由图 3 当 $y_r + \Delta - E[y_f(k)] = \sqrt{\text{Var}[y_f(k)]}$ 时,查正态分布表知: $p\{y_r - \Delta < y_f(k) < y_r + \Delta\} \cong p\{y_f(k) < y_r + \Delta\} = 0.84$,本方案取 $y_r + \Delta - E[y_f(k)] \geq 0.5\sqrt{\text{Var}[y_f(k)]}$ 作为预加水停水准则。由于 $E[y_f(k)]$, $\text{Var}[y_f(k)]$ 在线辨识时已算出,所以检查这个准则是否满足所需计算量是很小的。

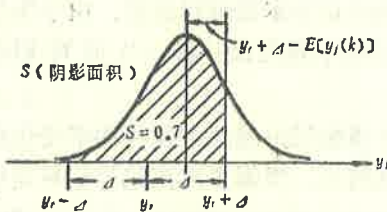


图 3 预加水停水条件示意图

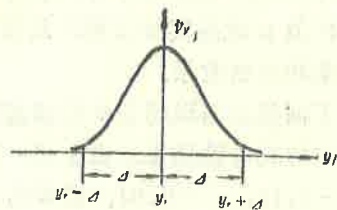


图 4 终点稠度的概率分布

补加水的确定:

当预加水停水后,搅拌功率将继续下降,在线参数估计和终值预报仍继续进行,由于样本不断增加,参数估计精度将不断改善, $\text{Var}[y_f(k)]$ 将不断减小,当 $2\sqrt{\text{Var}[y_f(k)]}$ 收敛到等于或小于目标区间宽度 Δ 时,如将 $E[y_f(k)]$ 控制到等于 y_r ,则终点稠度越出目

标区间的概率就很小 ($< 5\%$), 如图 4 所示。

最后所需的总加水量 u_f 应满足下式:

$$y_f(1 + a_1 + \dots + a_p) = \hat{b}_0 + (\hat{b}_1 + \dots + \hat{b}_q)u_f$$

$$u_f = \frac{A(1)y_f - \hat{b}_0}{B(1)}$$

根据第一步预加水停水时间可以决定预加水量 u_1 , 所以第二步的补加水量 $\Delta u = u_f - u_1$ 。

从以上分析可以看出, 提高控制精度和生产率的关键在于提高参数估计精度和误差协方差的收敛速率, 因为稠度终值预报精度主要决定于模型精度。整个计算机控制系统结构如图 5 所示。

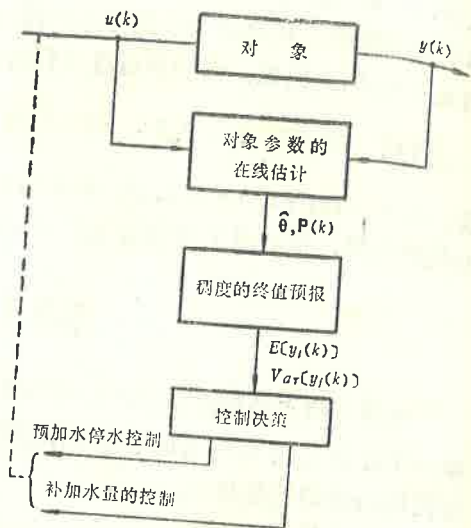


图 5 混凝土稠度自适应控制系统结构图

四、数字仿真的结果

利用现场实测的输入输出数据和离线辨识得到的过程模型, 设定好参数 P_0 (P 阵初值)、 Δ 等后就可对在线辨识、终值预报、适应控制等几个环节进行数字仿真。仿真的具体方法如下: 用离线辨识得到的数学模型来模拟搅拌功率下降的那段曲线, 数学模型的输入采用正常运行时的加水信号, 输出量由数学模型算出的输出加上残差而得到。根据这样获得的输入输出数据, 在各个采样时刻进行参数的在线辨识。由于 a_1 、 a_2 参数对估计和估计误差协方差, 预报稠度终值的概率分布, 按前节确定的控制律来控制预加水 and 补加水, 最后将仿真控制所用的总加水量与实测的总加水量进行比较。由于所采取的目标值 y_f 就是实际过程的终值, 因此上述的两个总加水量应该一样。从而可以考察本方案的控制效果。

下面是采用现场记录的烟道配方、楼板配方、外墙板配方混凝土搅拌功率变化数据所作的仿真检验结果。表 1 是一组烟道配方数据仿真结果。根据多次离线辨识平均结果 $a_1 = -1.13$, $a_2 = 0.94$ 。表中的 y_f 值是取现场记录的终点稠度, 对于同一配方, 要求这个值是一定的, 但是, 由于是人工操作, 只凭经验, 又没有严格的检验措施, 所以每次搅拌的终点稠度波动很大, 表中之 y_f 值最小的为 0.75, 最大的达 13。仿真的目的是为检验前述的控制算法是否能得到某一预定终点稠度, 因此就取每次搅拌实际的终点稠度作为要求的目标值 y_f , 按上述控制算法, 找到达到此 y_f 值所需的加水量, 将它与现场实际的加水量比较, 如果相符, 表示算法可行。这里加水量是以加水点数计算, 所谓一点水, 即加一个采样周期 (0.5 秒) 的水。表中的实际加水点数是以开始辨识时的加水

量为零计算的。开始辨识的时间是取在功率开始下降后的某一点（见图 2）。实验证明只要是从下降部分开始，早几点开始或晚几点开始，对辨识结果没有显著影响。允许区间 Δ 取搅拌过程中总的功率变化的 1/10。对于烟道配方，由实际记录的示波图上量出，功率峰值与终值的幅度差在 30~40 毫米之间，每次的幅度稍有出入，现在取 $\Delta=3$ 。这个允许范围比人工操作的误差要小。表 1 中所列出的几次人工操作的终点稠度在 0.75 到 13 之间波动。

表 1 烟道配方仿真结果

数 据 编 号	y_r	实际加水 点 数	自适应控制结果 ($\Delta=3$)			
			预 加 水 点 数	补 加 水 点 数	最 后 的 $\text{Var}[y_f(k)]$	总 搅 拌 时 间
6、4、5	3	27	22	4.4	$2\sqrt{\text{Var}[y_f(k)]}<3$	加水所需时间 加 25 秒
6、4、2	6.5	28	21	5	"	"
6、3、3	13	41	34	6.7	"	"
6、4、6	0.75	25	20	4.1	"	"
5、29、6	12	31	31	0	8	加水所需时间 加 35 秒

表 2 是楼板配方仿真试验结果。其 $a_1、a_2$ 值为 $a_1=-1.23, a_2=0.336, \Delta=2.5$ 。

表 3 是二次外墙板配方的仿真试验结果。其 $a_1=1.2, a_2=0.33, \Delta=2.5$ 。

表 2 楼板配方仿真结果

数 据 编 号	y_r	实际加水 点 数	自适应控制结果 ($\Delta=2.5$)			
			预 加 水 点 数	补 加 水 点 数	最 后 的 $\sqrt{\text{Var}[y_f(k)]}$	总搅拌时间
6、6、2	3	17	15	2.2	$<\frac{\Delta}{2}$	加水所需时间 加 25 秒
6、6、3	5.5	17	15	1.75	"	"
6、6、4	4	17	16	1.3	"	"
6、6、6	6	19	17	2.4	"	"
6、6、7	8	17	16	1.7	"	"

表 3 外墙板配方仿真结果

数 据 编 号	y_r	实际加水 点 数	自适应控制结果 ($\Delta=2.5$)			
			预 加 水 点 数	补 加 水 点 数	最 后 的 $\sqrt{\text{Var}[y_f(k)]}$	搅 拌 时 间
5、29、1	6	19	17	1.9	~ 2.8	加水时间 加 35 秒
5、29、2	8	19	18	0.9	"	"

仿真结果均说明自适应控制的加水量与实际的水量基本相符。表 3 的数据及表 1 最后一组数据由于功率信号噪声较大, 所以 $\text{Var}[y_f(k)]$ 较大, 但在预停水后 25 秒钟时作补加水计算, 也能得到较好的控制效果。

附录 I: 关于模型阶的确定

利用损失函数 F 检验定阶。

取统计量 $t = \frac{V_1 - V_2}{n_2 - n_1} \div \frac{V_2}{N - n_2} = \left[\frac{V_1 - V_2}{V_2} \right] \left[\frac{N - n_2}{n_2 - n_1} \right]$, 其中 V_1 为被估

计的参数个数为 n_1 时的损失函数, V_2 为参数个数为 n_2 时的损失函数, N 为样本数。

设原假设 H_0 : 模型阶 $p+q=n_1$, 备择假设 H_1 : $p+q=n_2$ 。取检验水平 $\alpha=5\%$, 由于 t 是自由度为 $(n_2 - n_1, N - n_2)$ 的渐近 F 分布, 根据 α 查 F 分布表可决定临界点 t_α , 计算 t 并与 t_α 比较, 若 $t \leq t_\alpha$ 则接受 H_0 , 若 $t > t_\alpha$ 则拒绝 H_0 。

计算结果如下:

模型方程: $y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_p y(k-p) = b_0 + b_1 u(k-1) + \dots + b_q u(k-q) + e(k)$

	p	q	损失函数的 F 检验	结 果
烟 道	2	1	与一阶比较 $t = 5.0067382 > t_\alpha(1.39) = 4.10$	有显著改善
		2	与二阶 $q=1$ 比较 $t < t_\alpha(1.38)$	没有显著改善
	3	1	与二阶 $q=1$ 比较 $t = 1.6907329 < t_\alpha(1.38) = 4.10$	没有显著改善
		2	与二阶 $q=1$ 比较 $t < t_\alpha(1.37)$	没有显著改善
楼 板	2	1	与一阶比较 $t = 21.708 > t_\alpha(1.48) = 4.04$	没有显著改善
		2	与二阶 $q=1$ 比较 $t = 0.8820694 < t_\alpha(1.47) = 4.04$	没有显著改善
	3	1	与二阶 $q=1$ 比较 $t = 1.53268 < t_\alpha(1.4) = 4.04$	没有显著改善
		2	与二阶 $q=1$ 比较 $t = 1.3364476 < t_\alpha(2.46) = 3.0$	没有显著改善

附录 II: 残差独立性检验

计算实际量测值 $y(k)$ 与模型 (二阶, $q=1$) 输出值 $\hat{y}(k)$ 之差, 即残差 $\{e(k)\}$, 求残

差序列的自相关系数: $\hat{r}_j = \left[\frac{1}{N-j} \sum_{i=1}^{N-j} e_i e_{i+j} - (Ee)^2 \right] / \sigma_e^2$. 其中 Ee 、 σ_e^2 分别为

残差序列的均值和方差, N 为总数据点数, j 为序列中前后距离. 为了判断 r 是否为零, 可进行如下显著性检验.

检验假设: $H_0: r_j = 0$

犯第一类错误 (弃真) 的概率: $p(|r_j| > r_\alpha) = \alpha$, 给定显著性水平 $\alpha = 0.05$, 按 $n-2$ ($n = N-j$) 的数值到相关系数检验表中查出相应的临界值 r_α , 比较 $|r_j|$ 与 r_α , 若 $|r_j| < r_\alpha$, 则接受 H_0 , 否则拒绝 H_0 . 图 6 是楼板配方残差的相关函数, 当 $j > 0$ 时, $|r_j| < r_\alpha$, 因此可认为 $\{e(k)\}$ 基本上白噪声序列.

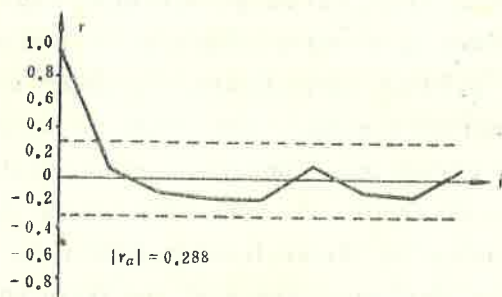


图 6 残差序列的相关函数

致 谢 在完成本项工作的过程中, 得到了本校工业自动化教研室主任郑维敏教授和同济大学自动化教研室的大力支持和帮助, 特此致谢.

参 考 文 献

- [1] Åström, K. J. et, Theory and Application of Self-tuning Regulators, Automatica (1977), 457—476.
- [2] Pehrson, B., Cautious Stochastic Computer Control Applied to Concrete Mixing, Automatica (1979), 631—639.
- [3] 韩曾晋, 自适应控制系统, 机械工业出版社 (1983).

IDENTIFICATION AND ADAPTIVE CONTROL OF THE CONCRETE MIXING PROCESS

Han Zengjin, Xia Kai, Cao Cihui, Liu Zhong

(Qinghua University, Beijing)

Abstract

In this paper, a method of adaptive control applied to a China-made concrete mixer is presented. Firstly, a mathematical model is determined by off-line identification making use of the data measured from manual control to determine the model structure and the deterministic parameters. Then, the on-line identification is performed in order to determine the rest parameters. According to the parameters determined by the on-line identification, the probability distribution of the final consistency of the fresh concrete is predicted. Finally, the necessary control action is determined from the prediction. The control process consists of two steps. First, a coarse regulation is adopted. The water supply is ceased when the probability of the final consistency which enters into the target region is large enough. Then, a fine regulation follows. The amount of the final additional water is determined when the estimated parameters are precisely enough. This ensures that the probability of the final consistency which is inside the target region is higher than 95 per cent, and the probability of the final consistency which reached the target value is maximal. Simulation shows a good control performance can be achieved by the method suggested in this paper.