

# 基于信息熵的粮食干燥塔温度预测控制

胡 灿, 田小梅

(湖南环境生物职业技术学院, 湖南 衡阳 421005)

**摘要:** 针对混流式粮食干燥塔生产过程中, 物理化学变化复杂, 温度变化呈现的非线性和滞后性, 难以准确检测的问题, 提出了一种基于信息熵的温度预测方法; 首先分别采用支持向量机和灰色预测独立建立第一降速段的温度模型; 利用加权方法对两种模型进行集成, 最后利用信息熵算法, 对加权因子进行优化, 提升模型的预测精度; 运行结果表明干燥后的稻谷含水量与设定值误差从原来的 $\pm 24.7\%$ , 降低至 $8.5\%$ , 验证本方法在实际生产中的有效性。

**关键词:** 粮食干燥; 信息熵; SVM; 灰色预测

## Intelligent Control System for Grain Drying Based on Integrated Prediction

Hu Can, Tian Xiaomei

(Hunan Environment—biological Polytechnic, Hengyang 421005, China)

**Abstract:** For Francis grain drying tower production process, complex physical and chemical changes, temperature changes of the non-linearity and hysteresis difficult to accurately detect the problem, a temperature forecasting method based on information entropy is proposed. First, support vector machine and gray prediction independent establishment of the first spin-down segment temperature model; using a weighting system integration, information entropy algorithm to optimize the weighting factor to enhance the precision of the model, and the actual operating results show that the value of error of dried grain from  $\pm 24.7\%$  to reduced to  $8.5\%$ , which verify the validity of the method.

**Key words:** grain drying; entropy; SVM; gray prediction

### 0 引言

随着经济发展和人口增长, 社会对粮食质量和产量的需求正在日益增长, 然而受到气候条件制约和存储条件的限制, 每年有 $5\%$ 的粮食因含水量超安全标准而损失。粮食干燥是一种降低粮食含水量, 延长粮食存储时间的有效技术。因此研究粮食干燥的新技术, 对提高设备的干燥效率、降低能耗十分必要, 对我国粮食生产具有十分重要的意义。

在我国, 粮食干燥技术起步晚, 自动控制水平较为落后, 大多数粮食干燥设备所采用检测手段和控制手段较为简单<sup>[1-2]</sup>, 效果往往难以取得令人满意的效果。在粮食干燥过程中, 温度对粮食含水量起决定性作用, 温度过低干燥效果难以保证, 温度过高会引起食物变质, 甚至碳化。然而粮食干燥是一个复杂的物理化学过程, 温度受到多种因素的共同影响, 呈现出非线性、大时滞特点, 缺乏有效的检测和预测手段, 成为控制过程中的难点。为了解决这一问题, 亟需一种先进的预测算法, 对干燥塔生产过程参数进行学习, 预测温度变化, 完善

粮食干燥过程控制系统。

### 1 工艺原理及算法结构

粮食干燥的主要设备是干燥塔, 干燥塔种类繁多, 按热交换方式不同可分为对流式、辐射式和导热式等多种。其中混流式粮食干燥塔是历史最长、使用最广的一种<sup>[3]</sup>, 其原理如图1所示。

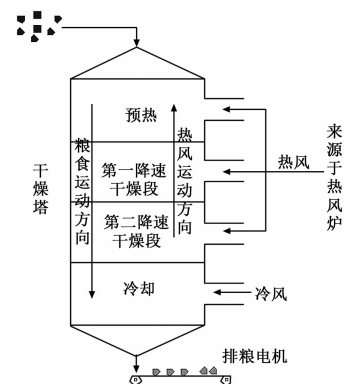


图1 混流式粮食干燥塔原理图

谷物由干燥塔顶部, 混合少量空气后, 经由加料口进入干燥塔; 排粮电机, 将干燥后的粮食从塔底送出, 从而带动粮食从塔顶向塔底移动; 塔腹鼓风机向塔内输入来自热风炉的高温气流, 与谷物运动方向形成对流, 使其充分干燥, 塔底输入的常温气流, 使干燥后的谷物迅速降温。根据干燥内谷物降水速度的不同, 干燥过程可依次分为预热、第一降速干燥段、第二

收稿日期: 2013-12-27; 修回日期: 2014-02-08。

基金项目: 2010年度湖南省教育厅科学研究项目(10C0232, 13C243)。

作者简介: 胡 灿(1980-), 男, 湖南岳阳人, 主要从事自动控制、基础电路设计、虚拟实验室及单片机控制方向的研究。

田小梅(1971-), 女, 湖南隆回人, 博士, 副教授, 主要从事 P2P 网络、分布式计算机及可信系统方向的研究。

降速干燥段及冷却<sup>[3]</sup>4 个阶段。

1.1 工艺原理

预热段，温度较低，谷物颗粒大量吸热，降水速度缓慢；第一降速干燥段，温度有所升高，粮食表面的液态自由水分大量蒸发，此时热风温度越高，干燥速度越快；第二降速段，温度达到高峰，谷物水分由内向外地迁移，进行深度干燥，此时热风风量和风温决定了干燥效果。为了防止长时间的高温处理导致粮食变质，粮食在出塔前快速冷却，最后由排粮电机送出。

由于混流式粮食干燥塔自身的结构特点，第一降速段的温度相对较高，能有效反应塔内热传递状况，为保障品质，干燥稻谷的第一降速段的温度不得超过 80 ℃，干燥玉米时温度最高不得超过 130 ℃；过高则可能导致食物变质，过低则干燥效果较差。因此第一降速段的温度对粮食干燥效果具有十分意义。

从干燥塔的原理不难看出，热风的风温、风速直接对第一降速段的温度起主导作用，风温和风速较高时，塔内对流能力较强，热传递状况较好，温度较高；排粮电机的速度，影响了粮食在干燥塔内的滞留时间，也对温度有一定的影响。

1.2 算法结构

根据混流式粮食干燥塔的工作原理分析可知，热风温度、风量和排粮电机转速，是影响第一降速段的温度的主要因素，温度变化除了受外界影响外，自身呈现出的时间累积性和连续性。因此本文采用信息熵的算法，将两种从不同角度建立的预测模型进行集成，其原理如图 2 所示。

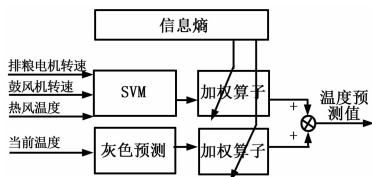


图 2 控制系统结构

温度预测是干燥过程控制的核心，粮食干燥过程中，物理化学反应异常复杂，第一降速段的温度除了呈现时间上的延续性和滞后性外，还受到粮食投放量及排放量，热风风量等干扰因素影响。单一预测算法，很难同时综合考虑多种扰动因子的影响和温度在时间序列上的累积效应。本文首先分别采用支持向量机（Support Vector Machine，简称 SVM）和灰色预测独立建立第一降速段的温度模型；利用加权方法对两种模型进行集成，最后利用信息熵算法，对加权因子进行优化，提升模型的预测精度。

SVM 预测模型，主要侧重于扰动多样性，以粮排粮电机转速、当前鼓风机转速、热风温度作为输入，从而反映了多种因素对第一降速段温度的影响。

灰色预测，主要考虑第一降速段温度变化的时间累积效应，以温度变化的连续性角度出发，利用之前的第一降速段温度预测结果，预测下一周期温度。

由于两种模型建立的机理不同，不同情况下的预测精度也不同，因此利用信息熵的方法，能够有效地结合两种模型的优势，提升预测精度。

2 基于 SVM 的温度预测模型

粮食干燥过程存在一定随机性，对于此类非线性、小样本控制对象，支持向量机（简称 SVM）算法具有较强的学习能力和泛化能力<sup>[4-5]</sup>。十分适合第一降速段的温度预测。因此，本文采用最小二乘支持向量机（简称 LM-SVM），作为第一降速段温度的学习器。

设第一降速段温度预测训练样本集表示为  $(x_1, x_2, x_3, x_4, y)$ ，其中， $x_i$  表示输入样本种类， $x_1$  为粮食投放速度， $x_2$  为热风鼓风机转速， $x_3$  为当前采样时刻第一降速段温度， $x_4$  为排粮电机转速， $y$  表示输入样本对应的下一采样时刻的第一降速段温度。进行线性回归，得到：

$$f(x) = [\omega \times \varphi(x)] + b \quad \varphi: R^n \rightarrow F, \omega \in F \quad (1)$$

式中， $b$  为阈值。该逼近问题等价于公式 (2)：

$$R_{reg}(f) = R_{emp}(f) + \lambda \|\omega\|^2 = \sum_{i=1}^s C(e_i) + \lambda \|\omega\|^2 \quad (2)$$

式中， $R_{reg}(f)$  为目标函数， $R_{emp}(f)$  为风险函数， $s$  为样本数量， $\lambda$  为调整常量， $\|\omega\|^2$  为平坦复杂性， $C$  为惩罚因子。

$$R_{emp}^e(f) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y - f(x)|_\epsilon \quad (3)$$

对公式 (2) 进行极小化处理，可以得到 SVM 回归函数如公式 (4) 所示。

$$\begin{cases} \min \left\{ \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + M \sum_{i=1}^n (\xi_i^* + \xi_i) \right\} \\ y_i - \omega \cdot \phi(x) - b \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \omega \cdot \phi(x) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中， $M$  为训练误差权重， $\epsilon$  为损失函数， $\xi_i$  和  $\xi_i^*$  为松弛因子。该先行回归问题可转化式 (5) 所示对偶问题。

$$\begin{cases} \max = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (a_i^* - a_i)(a_j^* - a_j) K(x_i, y_j) x \\ -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (a_i^* - a_i)(a_j^* - a_j) K(x_i, y_j) \\ + \sum_{i=1}^n a_i^* (y_i - \epsilon) - \sum_{i=1}^n a_i (y_i - \epsilon) \\ \sum_{i=1}^n a_i = \sum_{i=1}^n a_i^* \\ 0 \leq a_i^* \leq M \\ 0 \leq a_i \leq M \end{cases} \quad (5)$$

在 LM-SVM 求解问题中，通常采用拉格朗日乘子法和核函数方法<sup>[6]</sup>，从而可将该问题进一步简化为线性方程组进行求解，如式 (6)。

$$\begin{bmatrix} 0 & \vec{1}^T \\ \vec{1} & \Omega + C^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ Y \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中， $\Omega_{i,j} = k(x_i, x_j) = \phi(x_i)\phi^T(x_j)$ ， $i, j = 1, 2, \dots, l$ ， $Y = [y_1, y_2, \dots, y_l]$ ， $a = [a_1, a_2, \dots, a_l]$ ， $b = [b_1, b_2, \dots, b_l]$ ， $\vec{1} = [1, 1, \dots, 1]$ 。

公式 (6) 中，核函数  $k(x_i, x_j)$  的选取对第一降速段温度预测模型的精度影响较大，综合考虑，本文采用公式 (7) 所

示径向基函数。

$$k(x_i, x_j) = \exp\left[-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right] \quad (7)$$

根据公式 (7), 求解公式 (6) 所示线性方程, 可以得到 LM-SVM 回归函数, 从而建立气化炉第一降速段温度集成预测模型, 如公式 (8) 所示。

$$f(x) = \sum_i^n (a_i - a_i^*) k(x_i, x_j) + b \quad (8)$$

### 3 灰色温度预测模型

在粮食干燥的过程中, 温度、含水量等主要参数的传感器检测值均不可避免地存在误差, 冷、热风湿度、粮食初始含水量、粮食初始温度等均可视作对系统的扰动, 存在不确定性; 此外由于干燥过程本身的复杂性, 各种因素的影响难以准确描述, 使第一降速段温度呈现灰色特性。

对于第一降速段温度这类对象, 灰色预测具有较强的分析能力, 其主要思想是对粮食干燥过程在时间序列上动态发展趋势进行量化分析, 得到预测模型。传统的灰色预测模型对于粮食干燥过程这类扰动强、波动大、数据分布零散的对象, 易出现过拟合或欠拟合现象, 预测精度低下。本文采用加权平滑法, 对灰色预测模型进行改进, 在保留传统算法优点的基础上, 克服其不足, 使其具有弱化数据波动的能力。

假设系统中, 第一降速段温度的原始时间序列为:  $X_{(0)} = \{X_{(0)}(1), X_{(0)}(2), \dots, X_{(0)}(m)\}$ , 考虑敢做过程可能瞬时剧烈波动, 直接使用初始序列, 误差较大。本文依据新近时刻数据与未来时刻第一降速段温度的关联较大的原则, 采用加权平滑法, 均衡原始数列的变化趋势, 尽量使样本数据与干燥过程的客观变化规律保持一致, 提高预测的精度。本文引入加权生成算子对第一降速段温度原始数据进行平滑处理, 如公式 (9) 所示。

$x'(k) = v_1 \cdot x'(k) + v_2 \cdot x'(k-1) + v_3 \cdot x'(k-2)$  (9)  
 $X_{(0)}$  平滑处理后的序列为  $X'_{(0)}$ , 对序列  $X'_{(0)}$  进行一阶累加计算, 得到依次累加序列  $X_{(1)}$  :

$$\begin{cases} X_{(1)} = x_{(1)}(1) + x_{(1)}(2) + \dots + x_{(1)}(m) \\ x_{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x_{(0)}'(i) \end{cases} \quad (10)$$

根据公式 (10) 建立一阶单变量线性灰色微分方程, 得到其白化微分方程如下:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u \quad (11)$$

式中,  $a$  为灰度系数, 反映序列第一降速段温度  $X^{(0)}$  和一阶累加生成序列  $X_{(1)}$  的发展趋势,  $u$  为灰作用量, 反应了采样数据间的关系。考虑方便计算, 按公式 (12) 对微分项  $\frac{dx^{(1)}}{dt}$  进行离散化。

$$\frac{\Delta x}{\Delta t} = \frac{x_{(1)}(k+1) - x_{(1)}(k)}{k+1-k} = x_{(1)}(k+1) - x_{(1)}(k) = x_{(0)}(k+1) \quad (12)$$

按公式 (13) 所示最小二乘法, 对公式 (11) 中的待定参数  $a$  和  $u$  进行求解。

$$\hat{A} = [\hat{a}, \hat{u}]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (13)$$

式中,

$$B = \begin{bmatrix} -[v_3 \cdot x_{(1)}(1) + v_2 \cdot x_{(1)}(2) + v_1 \cdot x_{(1)}(3)] & 1 \\ -[v_3 \cdot x_{(1)}(2) + v_2 \cdot x_{(1)}(3) + v_1 \cdot x_{(1)}(4)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -[v_3 \cdot x_{(1)}(n-2) + v_2 \cdot x_{(1)}(n-1) + v_1 \cdot x_{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix},$$

$$Y = \begin{bmatrix} x_{(0)}(2) \\ x_{(0)}(3) \\ \vdots \\ x_{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

将最小二乘求得的估计值  $\hat{a}$  和  $\hat{u}$  代入微分方程 (13) 中, 可求解得到第一降速段温度累积和离散解为:

$$x_{(1)}(k+1) = \left[ x_{(0)}(1) - \frac{\hat{u}}{a} \right] e^{-\hat{a}k} + \frac{\hat{u}}{a}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (14)$$

最后, 对公式 (14) 进行累减还原求解, 得到第一降速段温度预测模型如公式 (15)。

$$\hat{x}_{(0)}(k+1) = (e^{-\hat{a}} - 1) \left[ x_{(0)}(1) - \frac{\hat{u}}{a} \right] e^{-\hat{a}k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (15)$$

### 4 基于信息熵的温度预测模型

为了使预测结果尽可能接近第一降速段温度的实际值, 必须将从空间角度建立的 SVM 温度预测模型和从时间角度出发建立的灰色预测模型, 进行集成。本文将上述两个单一模型进行加权, 并通过熵值递推算法优化两个模型加权系数, 建立第一降速段温度集成预测模型。

设  $x(t)$  为某采样时刻一次降速段温度的实际测量值,  $m$  为预测模型个数, 本文共设 SVM 和灰色预测两种模型, 因此  $m=2$ ; 在  $t$  时刻, 第  $i$  个模型预测值为  $\hat{x}_i(t)$ , 则加权集成预测模型可表示为公式 (16)。

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^m \omega_i \hat{x}_i(t), \quad i = 1 \dots m \quad (16)$$

式中,  $\omega_i$  为第  $i$  个预测模型的加权系数,  $\omega_i$  必须满足公式 (17) 所示归一化条件:

$$\sum_{i=1}^m \omega_i = 1, \omega_i > 0, i = 1 \dots m \quad (17)$$

第  $t$  时刻, 第  $i$  个预测模型的预测相对误差可用公式 (18) 表示。

$$e_{it} = \begin{cases} \left| \frac{x_t - \hat{x}_{it}}{x_t} \right|, & \text{if } 0 \leq \left| \frac{x_t - \hat{x}_{it}}{x_t} \right| < 1 \\ 1, & \text{if } \left| \frac{x_t - \hat{x}_{it}}{x_t} \right| \geq 1 \end{cases} \quad (18)$$

信息熵算法基本思想是: 以预测模型当前时刻  $t$  和上一时刻  $t-1$  的预测相对误差为基础, 建立相对误差序列。在此基础上, 利用熵值递推算法确定各个模型的加权系数, 其步实现步骤如下:

Step 1: 确定初始参数, 模型个数  $m=2$ , 模型初始时间  $t$ =当前采样时刻, 模型序号  $i=1$ , 迭代次数  $n=0$ ;

Step 2: 计算  $t$  时刻, 第  $i$  个单一预测模型的相对预测误

差，并增加迭代计数  $n=n+1$ ；

Step 3: 为方便工程计算，当  $n=2$  时，跳转至 Step 2 重新计算，否则进入 Step 4；

Step 4: 计算  $t$  时刻，第  $i$  个单一预测模型的相对预测误差比重  $p_{it}$ ，如公式 (19) 所示。

$$p_{it} = \frac{e_{it}}{e_{it} + e_{i,t+1}} \tag{19}$$

Step 5: 计算  $t$  时刻，第  $i$  个单一预测模型相对预测误差的熵值  $E_{it}$ ，如公式 (20)：

$$E_{it} = -r(p_{it} \ln p_{it} + p_{i,t+1} \ln p_{i,t+1}) \tag{20}$$

式中， $r > 0$ ，本文取  $r = \frac{1}{\ln n}$ 。

Step 6: 根据其预测相对误差的熵值大小与变异程度相反的原则，计算第  $i$  个单一模型预测相对误差序列的变异系数  $d_{it}$ ，如公式 (21)：

$$d_{it} = 1 - E_{it}, i = 1, \dots, m \tag{21}$$

Step 7: 当  $i=m$  时，完成各个模型遍历，进入 Step 8 处理；否则，继续遍历其余模型，更新参数， $i=i+1, t=t+1$ ，重复 Step 2。

Step 8: 计算  $t$  时刻，第  $i$  个单一预测模型的加权系数  $\omega_{it}$ ，如公式 (22) 所示：

$$\omega_{it} = \frac{1}{m} \left( 1 - \frac{d_{it}}{\sum_{i=1}^m d_{it}} \right) \tag{22}$$

Step 9: 根据求得的权重系数，计算输出第一降速段温度集成预测模型的预测值  $\hat{x}(t)$ ，如公式 (23)

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^m \omega_i \hat{x}_i(t), \quad i = 1 \dots m \tag{23}$$

一般情况下，可假设热风湿度恒定，根据第一降速段温度集成预测模型的预测值，计算最优的热风风量，折算出最佳的风机转速，弥补系统温度变化的滞后性；结合 PID 控制策略，对干燥塔热风鼓风机的转速，可实现较高精度的干燥塔温度预测控制。

### 5 实验与应用

#### 5.1 仿真实验

针对混流式粮食干燥塔第一降速段温度预测问题，分别建立 SVM 预测模型和灰色预测模型，采用信息熵算法，推算各个时刻各模型的加权系数，两种模型的加权系数变化曲线如图 3 所示。

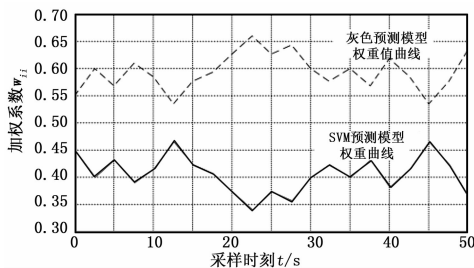


图 3 加权系数变化曲线

为验证本文方法在实际生产中的有效性。采用本文方法和单纯的灰色预测方进行对比试验，训练样本采用该干燥塔的 2 500 组实际运行数据，试验样本为相同条件下的 500 组实际运行数据。图 4 为相同样本数据条件下，仿真对比实验的结果。

从图 4 中可以看出，对粮食干燥这一复杂过程，单纯的灰色预测方法只考虑了温度变化的时间序列上连续性，未能综合考虑多个其他因素对第一降速段温度的影响，预测精度较低，最终预测曲线与实际检测值的平均误差达到了 22%。而本文利用基于信息熵的信息熵算法，能够综合 SVM 模型和灰色预测两个模型的优点，提升了预测精度，平均误差仅为 5.7%。

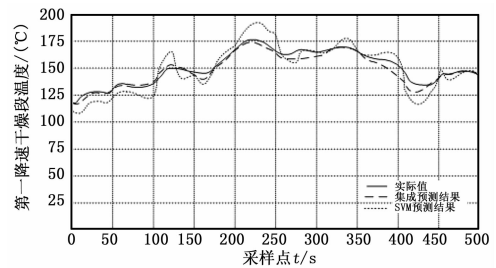


图 4 仿真对比试验

#### 5.2 应用及结论

针对某粮食干燥塔，采用本文所提出的温度预测算法作为控制系统中的反馈环节。在塔底排粮口设置两台 GMK-303F 水分检测传感器，进行谷物类粮食的水分反馈。借助组态软件和第三方接口，编写控制策略搭，建软件控制系统，实现了对粮食干燥塔干燥过程的监视和控制。

系统投入运行后，干燥后的稻谷含水量与设定值误差从原来的 ±24.7%，降低至 8.5%，将含水量 28% 的稻谷从干燥到 13.6% 的安全值，从原来的每小时 13.45 t，提升到 14.56 t。此外，干燥不均匀度，破碎率等指标也均较之前有了明显的提升，可以验证本文方法在实际生产中的有效性。

#### 参考文献：

- [1] 姜永成, 张成龙, 牛津桥, 等. 基于卡尔曼滤波的粮食干燥温湿度控制方法 [J]. 农机化研究, 2012, 26 (2): 54-58.
- [2] 韩 峰, 吴文福, 朱 航. 粮食干燥过程控制现状及发展趋势 [J]. 中国粮油学报, 2009, 29 (5): 43-48.
- [3] 师建芳, 刘 清, 谢奇珍. 新型混流式粮食干燥机的应用 [J]. 农业工程学报, 2011, 31 (s2): 67-74.
- [4] 张淑宁, 王福利, 何大阔, 等. 基于多最小二乘支持向量机的草酸钴粒度软测量 [J]. 仪器仪表学报, 2010, 17 (09): 103-106.
- [5] 吴学钊, 王小平, 林秦颖, 等. 基于自适应 LMD 和 SVM 的电传系统传感器故障诊断 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (6): 1487-1490.
- [6] Russell B C, Torralba A, Murphy K P, et al. LabelMe: A Database and Web-Based Tool for Image Annotation [J]. 2008, 18 (08): 42-45.