

文章编号: 1002-0411(2002)02-141-05

基于小波分析与 RBF 神经网络的甘蔗制糖结晶过程预测

文绍纯 罗飞 付连续 朱春明

(华南理工大学电子与信息学院 广州 510640)

摘要: 本文针对甘蔗制糖结晶过程中由于传感器失灵引起的变量及参数不可测的问题, 建立一个甘蔗制糖结晶过程的 RBF(径向基函数)神经网络模型, 该模型把小波分析和 RBF 神经网络紧密结合起来. 实验结果表明该模型能达到逼近实际煮糖过程的目的.*

关键词: 小波分析; 神经网络; RBF 网络; 学习; 权值

中图分类号: TP13

文献标识码: B

PREDICT IN CRYSTALLIZING PROCESS OF CANE SUGAR BASED ON WAVELET ANALYSIS AND RBF NEURAL NETWORKS

WEN Shao-chun LUO Fei FU Lian-xu ZHU Chun-ming

(College of Electronic & Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640)

Abstract: According to the problems such as the unaffected sensor, the unavailable parameters in crystallizing process of cane sugar, a kind of RBF neural network model is built in this paper. In the model, the RBF networks are combined with wavelet analysis. The empirical test indicates the model can approximate the realistic process of cane sugar.

Keywords: wavelet analysis, neural networks, RBF networks, learn, weight

1 引言 (Introduction)

制糖生产的主要任务之一是在结晶罐中煮炼出高质量的糖^[1]. 经过二次硫熏处理的糖浆, 称为洁净糖浆, 一般尚含有 35%~45% 的水分. 还须进一步浓缩煮制至有蔗糖晶体析出, 并使晶粒长到大小符合要求. 这一操作过程, 叫做煮糖, 也称结晶过程^[2]. 煮糖过程中, 晶体不断吸收糖膏中的糖分长大, 直到糖膏在罐中煮至规定的体积以后, 便进行浓缩卸糖, 完成了煮糖这一工序^[3]. 传统的煮糖结晶方法在停止煮糖的时间判断上往往依赖于工人的经验; 虽然也有一些浓度测量的传感器, 如电导仪、折光仪等, 但它们在煮糖过程的后期, 测量值都会较大地偏离实际值. 因此, 还要通过人去全面观察糖膏在视镜和验糖玻璃板上的变化情况, 结合经验判断是否该停止煮糖. 但是, 这种观察比较费时, 往往增加了工人的劳动强度, 也加长了煮糖的时间, 不利于实现制糖的自动化^[4].

针对这一问题, 本文建立了一个甘蔗制糖结晶

过程的神经网络模型, 该模型将 RBF 神经网络与小波分析相结合, 以温度、纯度和浓度为模型的输入, 结晶速度为模型的输出, 来逼近实际煮糖过程, 以达到对结晶过程的有效控制.

2 煮糖过程的抽象描述 (Abstract description of the process of cane sugar)

在甘蔗制糖结晶过程中, 存在下述关系式:

$$dS = KF dZ \quad (1)$$

其中, S 为晶粒重量(mg), K 为结晶速度(mg/m²·分钟), F 为晶粒表面积(m²), Z 为时间(分钟).

在晶体的实际生长过程中, 随着晶粒的成长而结晶面积亦增大, 结晶速度也是一变量. 通过量度晶粒的统计结果可得蔗糖晶粒重量和表面积的关系^[2]:

$$F = 4.12 \sqrt[3]{S^2} \times 10^{-6} \quad (2)$$

由(1)和(2), 可得:

$$S = (K \times 4.12 \times 10^{-6} Z)^3 \quad (3)$$

* 收稿日期: 2001-07-30
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(69864001)

可知, 结晶出来的糖量一定时, 成糖时间 Z 决定于结晶速度 K .

蔗糖结晶动力学过程比较复杂, 这方面的研究很多, 并给出了结晶速度的一些计算公式^[2~4]. 其中比较符合实验结果的是西林给出的一个理论计算式^[4]:

$$K = \frac{k_1}{d} \left[\Delta c + 0.5 \frac{k_1}{dk_2} - \frac{k_1}{dk_2} \sqrt{\left(\Delta c + 0.25 \frac{k_1}{dk_2} \right)^2} \right] \quad (4)$$

其中, k_1 为扩散系数, 它与糖浆绝对温度成正比, 与介质粘度成反比; d 为膜厚度^[2], 也称扩散行程, 与糖浆的对流情况等有关; $\Delta c = c - c_0$, c 为过饱和和糖液浓度, c_0 为糖液饱和浓度; k_2 为常数.

这些公式虽然都在不同程度与实验结果相符合, 但它们多针对纯糖溶液, 且推导过程中作了许多假设^[4]. 在实际生产过程中, 还要考虑原料纯度、真空度等一些生产因素给结晶速度带来的影响. 根据 [2] 中介绍的内容, 可以将影响结晶速度的诸多因素归结为以下几个主要的变量: 糖膏的浓度(即锤度)、纯度、粘度, 煮糖过程中的罐内平均加热温度. 而粘度又随温度和糖液纯度而变化, 因此可把影响因素进一步缩减为: 浓度(即锤度)、纯度、平均加热温度.

在煮糖过程中, 上述各量除影响结晶速度外, 它们之间还相互影响, 且很难确定这些关系的显式表达式. 同时, 又很难直接测量结晶速度. 如能有一种既简单又经济的方法会更好.

由于现在的煮糖技术已比较成熟, 并已形成一套较严格的煮糖制度, 能根据具体情况的不同, 如原料纯度的不同, 设备性能的差异等, 而采取相应的措施^[2]. 这种操作上的规范化使得煮糖过程中一些随机因素的影响大大减小. 在这里, 假设这些随机因素的影响都是可以忽略的, 把煮糖过程看作一个确定

对象; 并假设煮糖过程是一平稳过程(即可把它看作一参数非时变的系统), 且其状态量为浓度和纯度, 输入为平均加热温度, 输出为结晶速度, 则其状态和输出由初始状态和输入所确定, 存在下述关系式:

$$K = f(c(0), \pi(0), \bar{T}) \quad (5)$$

其中, K 为成糖时间; $c(0)$ 为初始浓度(锤度); $\pi(0)$ 为初始纯度; \bar{T} 为平均加热温度.

这是一个三输入、单输出的复杂非线性关系式. 如能构造一非线性函数逼近器, 就可用该函数逼近器来逼近上述函数关系式.

3 RBF 网络(RBF networks)

RBF 网络是一种典型的局部逼近神经网络, 即对输入空间的某个局部区域, 只有少数几个权值影响网络的输出. 而全局逼近神经网络对于每对输入输出数据对, 网络的每一个权值均需要调整, 从而导致全局逼近网络学习速度很慢, 这个缺点对于控制来说常常是不可忽视的. 对于每个输入输出对, 只有少量的权值需要调整, 从而使局部逼近网络具有学习速度快的优点.

RBF 网络也是一种重要的前馈网络, 它使用的神经元, 不同于我们熟知的、含有 sigmoid 兴奋函数的感知器所采用的神经元. RBF 神经网络模型如图 1 所示, 从图中可以看出, RBF 网络同其它前向神经网络的表达式不同, 其网络输入为权值向量 W 与输入向量 P 之间的向量距离乘以阈值 b , RBF 神经元的传递函数表示为 $\text{radbas}()$. 当 RBF 网络输入为 0 时, 输出的极大值为 1; 当输入向量 P 同权值向量 W 完全相同时, RBF 网络的输出为 1. 其中传递函数 radbas 定义如下:

$$\text{radbas}(n) = e^{-n^2} \quad (6)$$

传递函数图如图 1 所示.

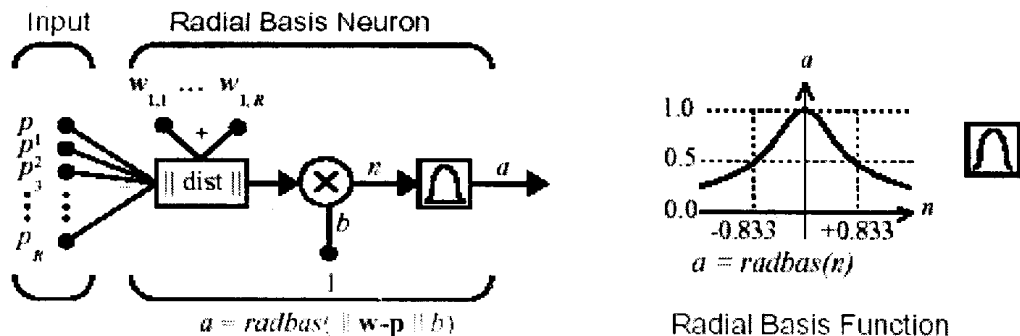


图 1 RBF 神经网络模型图

Fig. 1 Graph of RBF neural networks model

RBF 网络包含隐含层和输出层, 其中隐含层采用径向基传递函数; 输出层采用纯线性神经元. 输

入、输出层的神经元个数根据系统精度要求在网络训练时自动调整. 网络输出层采用线性神经元可以使网络的输出取到任意值.

4 小波分析基本理论(Principle of wavelet analysis)

小波分析属于时频分析的一种. 传统的信号分析是建立在傅立叶(Fourier)变换的基础之上的, 由于傅立叶分析使用的是一种全局的变换, 要么完全在时域, 要么完全在频域, 因此无法表述信号的时频局域性质, 而这种性质恰恰是非平稳信号最根本和最关键的性质. 为了分析和处理非平稳信号, 人们对傅立叶分析进行了推广乃至根本性的革命, 提出并发展了一系列新的信号分析理论: 短时傅立叶变换、Gabor 变换、时频分析、小波变换、Randon-Wigner 变换、分数阶傅立叶变换、线调频小波变换、循环统计量理论和调幅-调频信号分析等. 其中, 短时傅立叶变换和小波变换也是应传统的傅立叶变换不能够满足信号处理的要求而产生的. 短时傅立叶变换分析的基本思想是: 假定非平稳信号在分析窗函数 $g(t)$ 的一个短时间间隔内是平稳(伪平稳)的, 并移动分析窗函数, 使 $f(t)g(t-\tau)$ 在不同的有限时间宽度内是平稳信号, 从而计算出各个不同时刻的功率谱. 但从本质上讲, 短时傅立叶变换是一种单一分辨率的信号分析方法, 因为它使用一个固定的短时窗函数. 因而短时傅立叶变换在信号分析上还是存在着不可逾越的缺陷.

小波变换是一种信号的时间-尺度(时间-频率)分析方法, 它具有多分辨率分析的特点, 而且在时频两域都具有表征信号局部特征的能力, 是一种窗口大小固定不变但其形状可改变, 时间窗和频率窗都可以改变的时频局部化分析方法. 即在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率, 在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率, 很适合于探测正常信号中夹带的瞬间反常现象并展示其成分, 所以被誉为分析信号的显微镜, 利用连续小波变换进行动态系统故障检测和诊断具有良好的效果.

5 神经网络模型的选择(Selection of neural networks model)

本文采用了 RBF 神经网络. 同属于多层前馈网络的 BP 网络被研究得较多, 但 BP 算法具有收敛速度慢、局部极值、难以确定隐层和隐节点的缺点. 而

RBF 网络, 是一种典型的局部逼近神经网络, 它在逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于 BP 网络.

有人利用 RBF 网络来完成函数逼近任务, 并且将结果与 BP 网络以及采用改进 BP 算法的前向网络的训练结果作比较, 发现 RBF 网络所用的时间最短, 当误差为 0.01 时, 其性能对比结果如表 1 所示.

表 1 性能对比结果

Tab. 1 The contrast result of capability

训练函数	网络类型	时间(s)	训练步数
trainbp	BP 网络	259.1	4123
trainbpx	采用快速 BP 算法的前向网络	42.4	570
trainim	采用 L-M 算法的前向网络	3.3	5
solverb	RBF 网络	1.9	5

6 小波分析与 RBF 网络的结合(The combination of wavelet analysis and RBF networks)

根据以上的分析, 我们知道小波分析具有良好的时频局部特性, 而神经网络具有自学习、自适应性、强鲁棒性和推广能力, 如何把小波和神经网络结合起来, 一直是人们关注的问题.

本文先用小波变换对信号进行预处理, 对信号进行奇异检测, 然后再通过 RBF 神经网络来模拟实际过程. 这里先简单介绍一下信号的奇异检测.

信号中的奇异点指不规则的突变部分, 它经常带有比较重要的信息. 在本文中, 信号的奇异点包含不同工况变化的重要信息以及系统运作时的不正常情况. 不正常情况通常表现为输出信号的突变, 不同工况的切换通常表现为信号的不连续变化. 所以对于信号的奇异点检测在实验中具有非常重要的意义. 长期以来, 傅里叶变换是研究函数奇异性的主要工具, 其方法是研究函数在傅里叶变换域衰减以推断函数是否具有奇异性. 但是傅里叶变换缺乏空间的局部性, 它只能确定一个函数奇异性的整体性质, 而难以确定奇异点空间的位置及分布情况. 小波变换具有空间的局部性质, 因此利用小波变换来分析信号的奇异性以及奇异点的位置和奇异度的大小是比较有效的^[5].

通常情况下信号的奇异性分两种情况: 一种是信号在某一时刻内, 其幅值发生突变引起信号的非连续, 幅值的突变点是第一种类型的间断点; 另一种信号的外观上很光滑, 幅值没有突变, 但是信号的一

阶微分是不连续的,称之为第二种类型的间断点.

一非负整数 $\alpha, n < \alpha \leq n+1$, 如果存在两个常数 A 和 $h_0 (h_0 > 0)$, 以及 n 次多项式 $P_n(h)$, 使得对任意的 $h \leq h_0$, 均有

$$|f(x_0 + h) - P_n(h)| \leq A|h|^\alpha \quad (7)$$

成立, 则说 $f(x)$ 在点 x_0 为 Lipschitz $\alpha^{[6]}$.

如果上式对所有的 $x_0 \in (a, b)$ 均成立, 且 $x_0 + h \in (a, b)$, 称 $f(x)$ 在 (a, b) 上是一致 Lipschitz α .

显然, $f(x)$ 在 x_0 点的 Lipschitz α 刻画了函数在该点的正则性, 称为函数 $f(x)$ 在 x_0 点是 Lipschitz α , Lipschitz α 指数越大, 函数越光滑; 函数在一点连续可微, 则在该点的 Lipschitz α 指数为 1. 在一点可导, 而导数有界但不连续时, Lipschitz α 指数仍为 1, 如果 $f(x)$ 在 x_0 点的 Lipschitz α 小于 1, 则函数在 x_0 点是奇异的. 一个在 x_0 点不连续但有界的函数, 该点的 Lipschitz α 为 0.

在利用小波分析这种局部奇异性时, 小波系数取决于 $f(x)$ 在 x_0 点邻域内的特性及小波变换所选取的尺度. 在小波变换中, 局部奇异性可定义为:

定义 1 设 $f(x) \in L^2(R)$, 若 $f(x)$ 对任意 $x \in \delta x_0$, 小波 $\Psi(x)$ 满足实且连续可微, 并具有 n 阶消失矩 (n 为整数), 存在:

$$|wf(s, x)| \leq Ks^\alpha, K \text{ 为常数}$$

成立, 则称 α 为 x_0 点的奇异性指数 (即 Lipschitz 指

数).

定义 2 对任意 $x \in \delta x_0$, 有 $|Wf(s, x)| \leq |Wf(x, x_0)|$, 则称 x_0 为小波变换尺度下的局部极值点.

7 模型设计与实现 (Design and realization of the model)

综上所述, 以结晶过程中的温度、纯度、浓度为输入, 结晶速度为输出, 与小波分析相结合, 建立一个 RBF 神经网络.

在小波分析的预处理中, 把历史数据作 db5 小波分解到第六层, 然后对第六层低频部分和各层高频部分进行信号重构. 其中 s 为原始信号, a_6 为第六层低频重构信号, $db_i (i = 1, 2, \dots, 6)$ 为第 i 层高频重构信号, 以做小波的奇异检验. 小波奇异性检验图如图 2 所示.

该 RBF 网络采用了三输入单输出的三层前馈网络, 隐含层神经元的数目随训练的结果而定, 目标误差为 0.00001, RBF 的宽度设为 1.0. 训练误差曲线图如图 3, 训练结果图如图 4.

在训练 RBF 神经网络完成以后, 用没训练过的数据进行检验, 这些验证样本是在原始历史数据中任意抽取的, 这样可以更好地验证效果. 检验结果图如图 5.

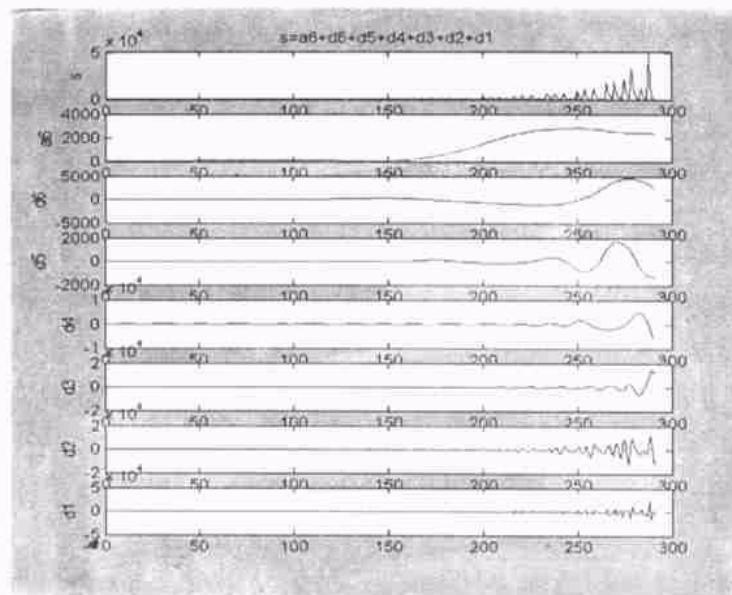


图 2 小波奇异性检验

Fig. 2 The test of wavelet singularity

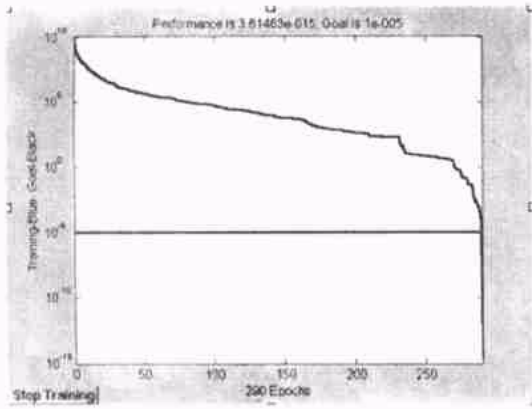


图 3 训练误差曲线图

Fig. 3 Curve graph of training error

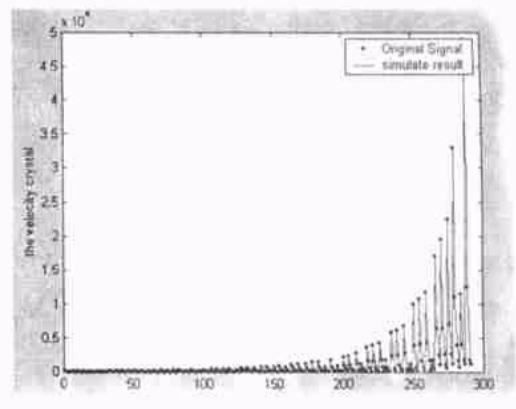


图 4 训练结果图

Fig. 4 Graph of training result

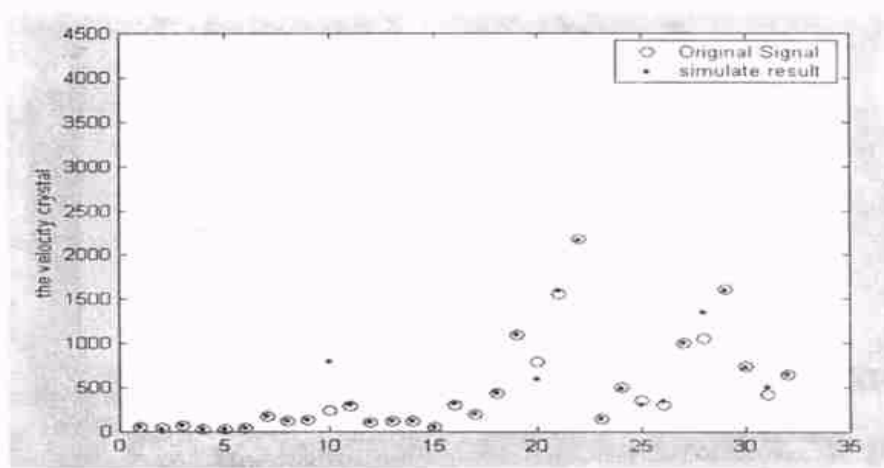


图 5 检验结果图

Fig. 5 Graph of testing result

由图 3~ 图 5 的仿真和检验结果可看出, 用于检验结果的样本, 其相对误差都不超过 8%, 说明此模型有较好的逼近功能。

8 结论(Conclusion)

本文通过小波分析对原始数据的奇异性检验, 能够很好地除去那些不正常点, 使输入 RBF 的训练数据近乎完美; 而 RBF 神经网络的选择也证明是可行的, 它速度之快, 非 BP 网络或其他前向神经网络所能比拟的, 验证的结果表明它的准确度相当高, 该网络对甘蔗制糖结晶过程的预测是可行的。至于如何使模型更加优化、合理, 则是我们今后要研究和解决的问题。

参 考 文 献 (References)

- 1 B. T. 卡略夏等著, 杜松龄等译校. 煮糖过程的强化. 轻工业出版社, 1989
- 2 无锡轻工业学院, 华南工学院编著. 甘蔗制糖工艺学. 轻工业出版社, 1982
- 3 广东省糖纸食品工业公司编. 糖膏煮炼与助晶. 轻工业出版社, 1985
- 4 陈树功编著. 现代制糖工艺理论. 轻工业出版社, 1988
- 5 陈哲等. 小波分析与神经网络结合的研究发展. 电子科学学刊, 22(3)
- 6 董新洲等. 小波变换. 继电器学刊, 1999, 27(1)

作者简介

文绍纯(1975-), 男, 硕士生. 研究领域为遗传算法、神经网络、计算机控制、管理信息系统和智能控制等。

罗 飞(1957-), 男, 博士, 教授. 研究领域为神经网络, 遗传算法, 模糊控制, 运动控制系统, 机器人控制系统。

付连续(1972-), 男, 硕士生。