

基于 RBFNN 模型明胶浓度在线测量

曹洁, 王金荣

(兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 为提高国内明胶企业检测明胶浓度效率, 提出一种基于径向基函数人工神经网络(RBFNN)软测量多模型。选定时间、温度和比重作为辅助变量, 用 GK 聚类算法对所采集的数据进行聚类, 使用 NeuroSolution 软件中的 RBF 模块组成 RBFNN, 将所聚类数据输入该模型进行训练, 用与输入变量对应的子模型的输出作为系统最终输出。仿真结果表明该建模方法均方根误差为 0.000 824, 与相同辅助变量单 RBFNN 模型相比精度有了很大提高。

关键词: 明胶浓度; 软测量; 聚类; RBFNN; 多模型

[中图分类号] TP216+.1 [文献标志码] A [文章编号] 1000-3886(2012)05-0059-03

The Online Measurement of Gelatin Concentration Based on RBFNN Modeling

CAO Jie, WANG Jin-rong

(College of Electrical Engineering and Information Technology,
Lanzhou University of Technology, Lanzhou Gansu 730050, China)

Abstract: For improving the measurement efficiency of the gelatin concentration, the paper presents a soft sensor multi-model based on radial basis function neural network (RBFNN). It chose time temperature and density as instrumental variables. The obtained datas were clustered by GK clustering algorithm. The RBFNN has been constructed by the RBF network module of the NeuroSolution software. Each subclass gathered was established by RBFNN model. The outputs corresponding input variables of the subclasses were as the the system model final one. The simulation result shows MSE is 0.000 824 and the accuracy of the multi-model RBFNN is higher than the single one.

Key words: gelatin concentration; Soft Sensor; clustering; radial basis function neural network (RBFNN); multi-model

0 引言

明胶^[1]是一种从动物的结缔或表皮组织中的胶原部分水解出来的蛋白质, 主要应用于照相、食品、医药和工业等领域。在现代明胶生产中, 提胶工序进度的快慢控制了整个明胶生产的速度, 因此快速准确的测量出胶液浓度在生产中具有重要意义。

国内明胶企业没有统一的原料供应渠道, 并且大都采用人工定时采样、离线检测的方法测量胶液浓度, 在采样过程中容易污染样本。相比之下国外明胶企业原料供应稳定, 自动化水平较高, 大都采用浓度在线测量仪测量胶液浓度。但该仪器不仅价格昂贵, 而且维护保养复杂, 这使得国内明胶浓度在线测量受到很大限制。

受工业软测量方法启发, 文献[2]首次引入了小波神经网络建模方法测量明胶浓度。但其采用单一的建模方法, 对于多工况点明胶浓度测量实时性较差。本文基于 RBFNN 设计了明胶浓度软测量多模型, 与单模型相比精确度有了很大的提高。

1 明胶工艺简介及软测量技术

牛、猪等动物的骨、皮中含有大量蛋白质。其中胶原蛋白是制胶的主要成分。骨粒经过前处理、水洗中和变为质地较软的骨素, 将骨素打入提胶锅加水抽提得到明胶。骨素中的胶原蛋白不溶于酸、碱和盐的稀溶液, 但在一定温度热水条件下发生适度降解和解旋, 通过渗透作用明胶分子从骨素中游离到热水中, 形成 3%—6% 稀胶液。影响明胶浓度的因素^[3]主要有时间、温度、比重、粘度等。我们选取与明胶浓度密切相关的变量, 应用软测量

技术建立合理模型在线测出明胶浓度。

软测量技术的主要思想是采集生产过程中容易测量且与主导变量关系密切的辅助变量, 通过构造数学模型, 推导出主导变量的过程。软测量建模步骤包括: 辅助变量的选择、数据采集与处理、软测量模型的建立及在线校正四个环节。

通过对明胶工艺分析, 本文采用时间、温度和比重作为软测量模型的辅助变量。温度从 PLC 上位机上每隔半小时读取一次并记录下相应的时间, 用比重计测量同一时刻胶液比重值。同时, 通过手持式分光仪对胶液进行人工采样, 经以下公式换算后得到当前胶液浓度: 胶液浓度 = 指示值 $\times 0.8016 + 0.1762$ 。由于所采集的数据在数量级上存在很大差异, 因此对输入辅助变量需做归一化处理。

目前研究者所建的大部分模型均为单模型。但单模型建模会导致学习时间过长、过程特性匹配不佳、精度和外推能力差等缺陷。为克服这些缺点本文建立 RBFNN 多模型测量明胶浓度。与文献[4]所建多模型不同, 本文采用分而治之的原则建模, 其原理见图 1。

这种多模型建模方法的基本思想是: 将样本按照各工况点进行聚类; 再对每个子类进行建模, 子聚类数目按照先验知识预先设定; 以子模型的输出作为系统最终输出。

2 Gustafson Kessel(GK)聚类算法及 RBFNN 模型建模

2.1 Gustafson Kessel(GK)聚类算法

聚类^[5]是指按照事物间距离或相似性对数据进行分类的过程, 使同类数据尽可能靠近, 不同类数据尽可能疏远。GK 聚类

收稿日期: 2011-09-08

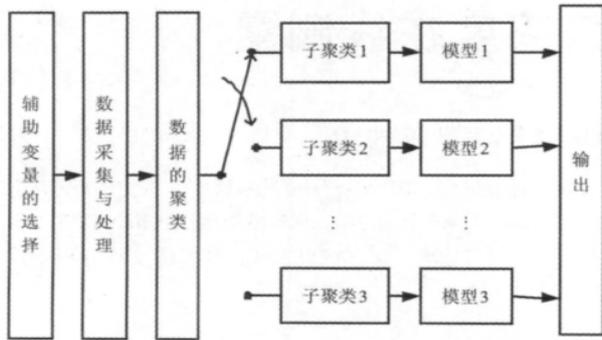


图1 多模型建模原理图

算法由 Gustafson 和 Kessel 于 1979 年提出,是 Fuzzy C-means (FCM) 聚类的一种改进算法,是一种距离范数自适应的聚类算法,可以有效地搜索超椭球、平面或线性的数据类。

GK 聚类算法目标函数为:

$$J(Z;U,V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (u_{ik})^m D_{ik}^2 \quad (1)$$

其中 Z 为数据集, U 为模糊划分矩阵, V 为聚类中心, c 是聚类数目, N 为样本数目, m 为模糊指数, D_{ik} 为第 i 个聚类到第 k 数据之间的距离范数, u_{ik} 为第 k 个数据相对于第 i 个聚类中心的隶属度,且满足以下条件:

$$u_{ik} \in [0,1]; \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1; \sum_{k=1}^N u_{ik} < N \quad (2)$$

第 i 个聚类和第 k 个数据间的距离范数:

$$D_{ik}^2 = \|z_k - v_i\|^2 = (z_k - v_i)^T A_i (z_k - v_i) \quad (3)$$

其中:

$$A_i = (\rho \det(F_i))^{-1/\rho} F_i^{-1}, \quad \rho = \det(A_i)$$

模糊协方差矩阵:

$$F_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m (z_k - v_i)(z_k - v_i)^T}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m} \quad (4)$$

利用拉格朗日乘法求得使目标函数(2)最小的必要条件为:

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c (D_{ik}/D_{jk})^{2/(m-1)}} \quad v_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m z_k}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m} \quad (5)$$

根据以上推倒 GK 聚类算法步骤如下:

- (1) 选择模糊聚类数 c , 模糊指数 m , 对模糊划分矩阵赋初值并满足 $\sum_{k=1}^N u_{ik} = 1$, 迭代次数 $l=0$, 迭代终止条件 $\epsilon > 0$;
- (2) 根据(5)式更新聚类中心;
- (3) 根据(4)式计算模糊协方差矩阵;
- (4) 根据(3)式计算距离范数;
- (5) 根据(2)式更新模糊化分矩阵 U ;
- (6) 满足预定终止条件就停止迭代, 否则转至 2)。

2.2 RBFNN 模型建模

选用 3 层结构的 RBFNN 进行软测量建模。其中输入层包含时间、温度和比重 3 个节点;第二层为隐含层,采用高斯函数作

为激活函数,该层隐节点个数需在建模过程中进行调整,使模型精度达到要求时确定其值;第三层为输出层,仅包含一个输出节点,选取双曲正切函数作为该层激活函数。

为了更精确测量出明胶浓度,本文采用 NeuroSolution 软件^[6]来建立 RBFNN 模型。它是由 NeuroDimension 开发的一个神经网络集成开发环境。它把以模块化组件为基础的神经网络设计界面和多种算法相结合。运用被监督的和不被监督的神经网络模型来完成各种不同的任务,例如数据挖掘、分类、函数逼近、多元回归和时间序列预测等。同时,该软件还提供 Excel 程序,方便实验数据的修改、输入和输出。

根据已确定的辅助变量,采集 117 组数据作为样本。将聚类数 c 定为 3。使用 NeuroSolution 中 RBFNN 模块对每个子类建模并充分进行学习训练,将子模型的输出作为模型最终输出。图 2 为 NeuroSolution 中建立的一个 RBFNN 子模型。隐节点个数是由 NeuroSolution 软件中的优化算法在数据学习中确定的,最后确定每个子模型最优隐节点数为 12 个。

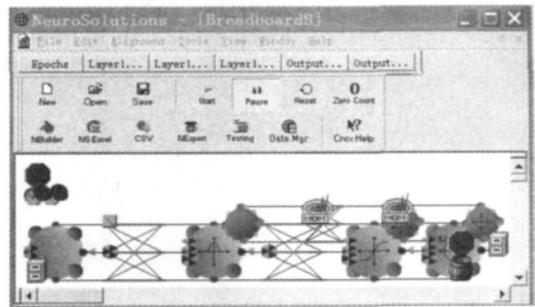


图2 NeuroSolution 软件中生成的 RBFNN 模型

3 仿真结果分析

用 NeuroSolution 软件分别建立以时间、温度为辅助变量的单模型 1 和以时间、温度、比重为辅助变量的 RBFNN 单模型 2 和多模型。单模型仿真结果如图 3 和图 4 所示。

两图中曲线 ①、② 均代表预测浓度和实际浓度。对比两图可以看出,比重是影响明胶浓度的重要因素。

图 5 是将样本经 GK 聚类后建立的 RBFNN 多模型,与图 4 相比,多模型建模预测曲线与实际曲线吻合更好。所以,将样本

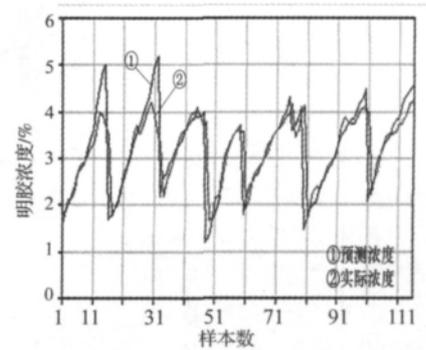


图3 单模型1明胶预测浓度与实际浓度曲线

表1 误差报告

性能	单模型 1	单模型 2	多模型
MSE	0.020 983	0.016 362	0.000 824
%Error	20%	7%	5%

按照相似性进行聚类后再建模可以使输出结果更接近实际值。与单模型相比,RBFNN多模型可以更好的预测明胶的浓度。

各模型所得误差报告如表1所示,表中MSE为均方差,%Error为预测浓度与实际浓度最大误差百分比。

从表1中可以看出单模型2的MSE比单模型1有所下降,但下降幅度不大,%Error由20%缩小到7%,但误差范围仍不能很好的满足工业要求。而多模型MSE为0.000824,精度明显高于两个单模型,且误差百分比为5%,可以满足工业要求。

一般来说,神经网络模型可移植性较差,本文所建模型是在现有数据基础上不断训练,得到较好仿真效果,为使所建模型能

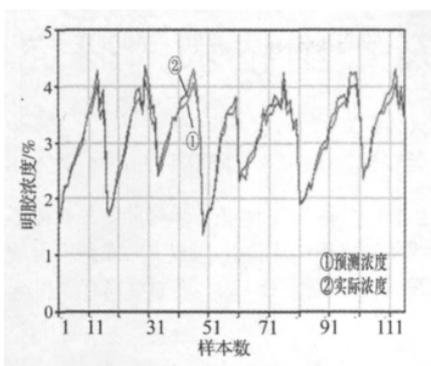


图4 单模型2明胶预测浓度与实际浓度曲线

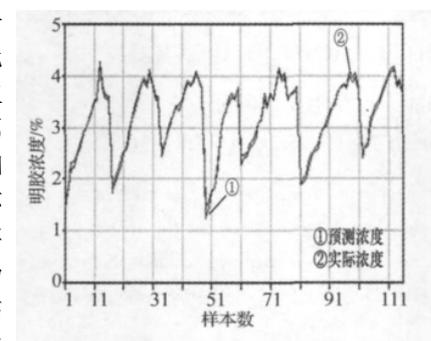


图5 多模型明胶预测浓度与实际浓度曲线

应用与工业现场,还需要不断采集新的数据训练模型,使模型更加完善。

4 结束语

本文对明胶胶液浓度测量做了深入研究,分析了温度、时间及比重对胶液浓度的影响,设计了与之相匹配的RBFNN结构,并在青海明胶公司采集大量数据。用NeuroSolution软件对软测量模型进行学习训练,最后建立了明胶浓度RBFNN单模型和多模型。

仿真结果显示,比重是反应胶液浓度重要辅助变量,但是单模型2误差范围仍不能满足工业要求。相比之下,采用时间、温度和比重为辅助变量的多模型误差为5%,MSE也极大降低,研究结果表明多模型建模可用于明胶浓度测量,为明胶浓度测量开辟了一条新途径。

参考文献:

[1] 周雅婷. 明胶史[J]. 明胶科学与技术, 2011, 31(2): 84-91.
 [2] 曹洁, 高丽敏. HGA-AWNN模型在明胶浓度软测量中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(8): 775-779.
 [3] 陈其康. 骨明胶生产工艺[J]. 明胶科学与技术, 2000, 20(4): 180-187.
 [4] 郝平, 焦永花. 基于自适应模糊聚类的多模型染纱能耗软测量[J]. 计算机集成制造系统, 2009, 15(12): 2487-2490.
 [5] WANG HONGWEI, LIAN JIE. Fuzzy prediction of chaotic time series based on fuzzy clustering[J]. Asian Journal of Control, 2011, 13(4): 576-581.
 [6] 姜万录, 雷亚飞, 张齐生, 等. 基于RBFNN建模的动态流量软测量方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(9): 1888-1893.

【作者简介】曹洁(1966-),女,安徽宿州人,硕士,教授、博士生导师,主要研究方向软测量与信息融合;王金荣(1983-),女,黑龙江哈尔滨人,硕士研究生,主要研究方向为软测量。

(上接第7页)

否则,必须选择合适的散热器,以满足下式:

$$R_{\Phi SA} \leq \frac{T_{JMAX} - T_A}{P_D} - R_{\Phi JC} \quad (4)$$

其中, $R_{\Phi SA}$ 为散热器热阻; $R_{\Phi JC}$ 为调整管结到外壳的热阻。

在电机完全短路的情况下,电机电源所能输出的全部电流将流过调整管。如果需要考虑这种情况,则应该采用此时的电流和电压值来计算功耗和散热。作为另一种选择,可以在调整管上增加一个限流电路,例如图4所示的电路。可依据下式计算限流电阻的阻值:

$$R_{OUT} = \frac{0.6}{I_{LIMIT}} \quad (5)$$

其中, I_{LIMIT} 是期望的限流值。需要注意的是,该限流电路对温度比较敏感。等式中的常数0.6实际上是电流限制晶体管的基一射极电压,变化率约为 $-2.2 \text{ mV}/^\circ\text{C}$ 。对于要求随着温度的升高而降低限流值的应用,这个特性却是很有用的。

通过以上设计案例可以看出,以Maxim芯片为核心的无刷电机控制系统,系统结构直观明了,设计简单,各元器件的参数便于计算,散热功能较易实现,具有更好的动态控制性能和稳定性能。

4 结束语

随着电机控制系统性能要求的提高及系统控制任务的日益

繁重,传统的电机控制方式已经不能满足电机驱动控制系统的要求。本文将Maxim芯片应用到无刷电机控制系统中,基于Maxim6550控制器开发了无刷直流电机控制系统,既能够实现通过程序控制电机的转速,使之智能化,又大大简化了控制系统电路结构,提高了系统的使用性能和稳定性;既解决了相对于输入电压的变化电机所表现出的非线性问题,又降低了成本。通过实际应用验证,证明其具有较高的可靠性和很好的实用价值。

参考文献:

[1] 张宇, 刘凤春, 牟宪民. 永磁同步电机的自适应神经模糊推理控制研究[J]. 电气自动化, 2011, 33(6): 4-6.
 [2] 杨扬, 贺明智, 孙利娟, 等. 基于PLC的直流电动机软启动器的设计[J]. 电气自动化, 2011, 33(6): 77-79.
 [3] 翟波, 李建春. 无位置传感器无刷直流电动机起动新方法[J]. 中国惯性技术学报, 2007, 19(3): 347-350.
 [4] 张晓明, 余海涛. 基于DSP的异步电机矢量控制系统[J]. 电气自动化, 2011, 33(4): 7-9.
 [5] 范文韬, 夏鲲, 季诺等. 永磁球形步进电机的结构研究与设计[J]. 电气自动化, 2010, 32(6): 73-76.
 [6] 谷善茂, 何凤有, 谭国俊, 等. 永磁同步电动机无传感器控制技术现状与发展[J]. 电工技术学报, 2009, 24(11): 14-20.
 [7] 张晓红, 赵显红, 陈经林, 等. 直流无刷电机控制系统的研究[J]. 微计算机信息, 2009, 25(2): 146-147, 175.

【作者简介】赵忠宪(1961-),男,甘肃兰州人,副教授,现从事于图像处理 and 自动控制方向的研究。