

刘 静,傅泽田,张小栓. 基于 GM-RBF 神经网络的冷链运输环境预测[J]. 江苏农业科学,2015,43(10):498-500.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2015.10.154

基于 GM-RBF 神经网络的冷链运输环境预测

刘 静¹,傅泽田²,张小栓³

(1. 鲁东大学商学院,山东烟台 264025;2. 中国农业大学工学院,北京 100083;3. 中国农业大学信息与电气工程学院,北京 100083)

摘要:针对鲜食葡萄冷链运输监测数据的特点,采用灰色径向基神经网络预测模型,对冷藏车厢环境状态进行预测。该方法不仅能有效规避灰色预测模型自身误差大的缺点,还能减弱神经网络中训练样本随机性对建模精度的影响,提高整体模型的精度。结果表明,灰色径向基神经网络预测算法得到的预测结果最接近真实值,均方根相对误差为 0.60%,平均相对误差为 0.44%,显著优于单一的灰色预测、径向基神经网络预测,能准确反映冷藏车厢的环境状态。

关键词:预测;冷藏车;灰色理论;径向基;神经网络;葡萄

中图分类号: S126;TP274 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2015)10-0498-02

制冷设备故障、传感器异常、人为因素等使冷链运输的品质受到威胁,实施冷链监测是保证其品质的有效手段^[1-2]。传统的冷链运输监测系统仅对冷藏车厢内的环境参数进行监测,而无法进行预测,当冷藏车厢内的环境状态低于临界状态时才进行补救,管理较为消极,常造成经济损失。

灰色系统理论(grey model, GM)认为,任何随机过程都是在一定幅值范围及时间段内变化的灰色量^[3]。在冷链运输监测系统中,传感器每一时刻监测到的冷藏车厢环境数据都是随机的,因此冷链运输监测数据具有明显灰性,可将灰色理论应用于冷链运输数据预测。冷链运输过程中,在不同时间、不同空间采集的冷藏车厢环境参数存在一定波动性,但整体上具有稳定性^[4]。通过灰色累加生成操作将原始监测数据生成有规律的时间序列,为建模提供更有利的信息,从而实现对冷藏车厢环境参数的预测^[5]。当车厢内环境出现较大的扰动、突变、机械故障等异常情况时,灰色模型预测数据的平稳性受到影响,导致预测结果误差较大,并降低数据反馈的准确性。

径向基(radial basis function, RBF)神经网络通过学习有规律的异常数据,实现对某些特殊情况的预测,在复杂问题的处理上具有优越性^[6]。采用多变量灰色预测与径向基神经网络相结合的方法可形成互补^[7]。通过神经网络模型建立残差反馈项,弥补灰色预测处理异常情况时建模精度低的缺陷。将多变量灰色预测与 RBF 神经网络技术相结合^[8-10],以期实现冷链运输过程中冷藏车厢环境的有效预测。

1 基于 GM-RBF 神经网络的数据预测

GM-RBF 神经网络预测采用混合补偿式组合模式(图 1)。利用冷藏车厢原始监测数据,采用 GM 模型进行建模预测,并求出残差项;采用 RBF 神经网络建立原始监测数据与残差项间的映射关系,原始数据作为模型输入,预测残差项作为目标输出;利用训练好的网络对残差项进行预测,并补

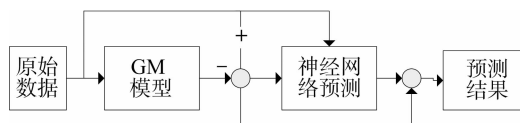


图1 混合补偿式灰色神经网络

偿 GM 模型的预测值。

冷链运输过程中,影响葡萄品质的关键监测参数为温度、相对湿度、二氧化硫体积浓度^[11],获得了 s 个时间点的原始监测数据 $\{x_i^{[0]}(t-s+1)\}$, $i=1,2,3$ 。GM 预测模型的原始输入数据长度为 s ,滚动预测步长为 R 。原始监测数据与 GM 预测值的残差为:

$$e(t+R) = x(t+R) - \hat{x}(t+R) \quad (1)$$

使用 GM-RBF 神经网络预测之前,必须对 RBF 神经网络进行充分训练。使用未经充分训练的网络将产生很大误差;而过多网络训练则会降低学习效率,少数特殊的监测数据点被湮没在大量正常的数据中,耗费大量资源。本研究提出的 GM-RBF 神经网络模型在残差训练中增加了残差判断过程,事先设定残差阈值,一旦发现残差的绝对值大于阈值,即判定特殊点出现并进行神经网络的训练。输入测试样本,使用训练好的 RBF 神经网络进行预测,得到预测残差序列 $\hat{e}^{(0)}(k)$,由此最终得到基于 GM-RBF 神经网络模型的冷链运输监测数据的预测值 $\hat{x}^{(0)}(k)^*$ 。

$$\hat{x}^{(0)}(k)^* = \hat{x}^{(0)}(k) + \hat{e}^{(0)}(k) \quad (2)$$

2 情景设计

在实际冷链运输过程中,突发性的扰动、故障等异常情况的出现具有随机性,无法进行预测;但对于有规律的突变点,通过其突变之前出现的数据先兆,可对将要发生的状况进行预测。神经网络训练样本的选取尽量具有正确性、准确性、代表性,尽量涉及冷链运输过程中可能发生的各种情况,正确反映冷链运输过程中数据的内在规律,防止坏样本干扰神经网络的训练。本研究选取 150 组数据作为训练样本,包括较为特殊的突变点、开关门过程等,并选取 50 组数据作为测试样本。采用 TEMI1880 型高低温交变试验箱(天津苏瑞科技有限公司产品)模拟冷藏车厢环境,以温度预测为例进行研究。

收稿日期:2015-03-25

基金项目:国家自然科学基金(编号:31371538);鲁东大学引进人才项目(编号:WY2014025)。

作者简介:刘 静(1979—),女,山东威海人,博士,讲师,主要从事农业信息化技术研究。E-mail:ljlddx@163.com。

3 结果与分析

3.1 预测结果

RBF 神经网络的输入向量是原始监测数据,目标向量是 GM 模型的残差。为确定 RBF 神经网络的目标向量,采用 GM 模型对原始监测数据进行拟合与预测。经多次测试,将每 40 次监测数据作为 1 个循环周期建立的模型较为理想,模型的发展系数 $-a < 0.3$,适用于中长期预测。利用第 1 个至第 40 个连续的冷链监测数据预测第 41 个至第 50 个数据;利用第 2 个至第 41 个连续数据预测第 42 个至第 51 个数据;以此类推,利用第 109 个至第 150 个连续数据预测第 151 个至第 160 个数据。

由 GM 模型 109 次预测过程的比例绝对误差(图 2)可知,第 40 个至第 80 个预测点误差较大,原因是此阶段的原始监测数据存在较大的突变及开关门现象。由于 GM 模型自身的局限性,突发事件(大扰动、切换、突变、故障等异常情况)对数据的平稳性造成破坏,从而干扰预测结果,使预测误差较高。使用此类数据进行预警将有较高的误报率;因此,须对模型进行误差补偿以提高预测的准确性。

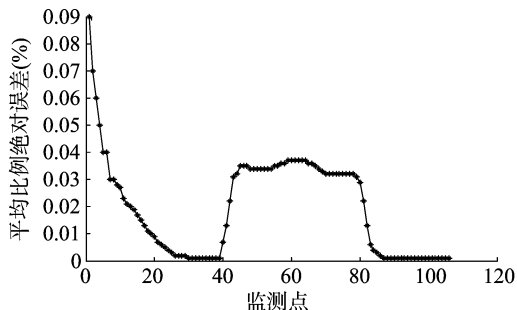


图2 GM模型预测过程的平均比例绝对误差

采用 GM 模型计算 150 组原始数据可得到 109 组残差序列,并将其作为 RBF 神经网络的目标向量;输入向量是与残差序列对应的原始监测数据。使用 GM 模型对第 151 个至第 190 个数据进行拟合与预测,预测阶数为 10。经计算,发展系数 $a = -0.000\ 142\ 46$ 、灰作用量 $u = -0.495\ 96$,由于 $-a < 0.3$,该模型适用于中长期预测。

拟合后的数据残差曲线见图 3。其中,圆圈代表残差值,竖线代表各点相应的 95% 置信区间,第 2、第 39 个点为离群点,误差较大。小误差概率 $P = 0.725 \in [0.7, 0.8]$,模型精度等级为 3 级(勉强);而后验差比 $C = 0.662\ 01 > 0.65$,模型精度不合格,因此 GM 模型需进行误差补偿。使用训练好的

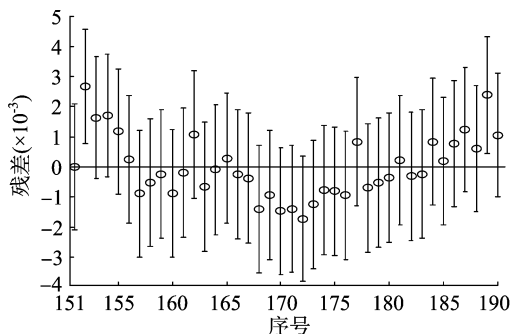


图3 拟合数据残差曲线

RBF 神经网络对第 191 组至第 200 组的 GM 模型残差进行预测。为检验预测的准确性,已监测到实际中第 191 组至第 200 组的原始数据。经计算,前几个点的神经网络预测残差与真实计算残差相差不大,但最近监测点对未来预测的决定作用随时间的推移越来越小,且预测精度随着随机因素的增多而开始下降。将 GM - RBF 神经网络的输出向量反归一化,得到最终的拟合值与预测值。

GM 模型、RBF 神经网络模型、GM - RBF 神经网络模型在第 151 组至第 200 组的拟合值与预测值见图 4。其中,前 40 个监测点对应的温度值是拟合值,后 10 个是预测值。采用 GM - RBF 神经网络预测算法得到的预测结果最接近于真实值,其次为 RBF 神经网络算法,而 GM 模型的预测结果仅呈现出监测数据的总体变化趋势,并未准确给出每个时间点的监测值,与原始监测值间的偏差较大,并且可以预见,预测结果必将随着预测时间的增长而产生越来越大的偏差。

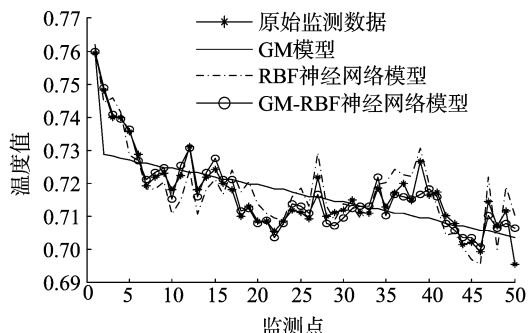


图4 3种模型的预测结果

3.2 预测结果评价

为对预测结果进行更好的评价与比较,定义如下 2 个误差指标。

均方根相对误差:

$$E_{\text{均}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N 0 \left(\frac{x_{\text{监测值},k+2} - \hat{x}_{\text{监测值},k+2}}{x_{\text{监测值},k+2}} \right)^2} \times 100\%; \quad (3)$$

平均相对误差:

$$E_{\text{平}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N 0 \left| \frac{x_{\text{监测值},k+2} - \hat{x}_{\text{监测值},k+2}}{x_{\text{监测值},k+2}} \right| \times 100\%。 \quad (4)$$

经计算得到不同预测方法的误差(表 1),GM - RBF 神经网络预测结果的均方根相对误差为 0.60%,平均相对误差为 0.44%,显著优于其他预测方法。

表 1 3 种预测方法的误差

预测方法	$E_{\text{均}}(\%)$	$E_{\text{平}}(\%)$
GM 模型	0.87	0.77
RBF 神经网络	0.98	0.84
GM - RBF 神经网络	0.60	0.44

GM - RBF 神经网络在训练第 65 次时,其训练误差达到 0.000 967 07,满足冷链运输监测精度的要求;在相同训练次数下,单纯 RBF 神经网络并未达到训练精度的要求,在第 95 步时才收敛,训练误差为 0.000 998 13,是 GM - RBF 神经网络组合预测的 1.03 倍。将多变量灰色预测与 RBF 神经网络预测相结合,可以加快 RBF 神经网络的训练速度,降低全局误差,实现较高的预测精度。采用 GM - RBF 神经网络预测

李吉龙,刘新平. 基于 BP 神经网络的未利用地开发生态风险预警研究——以新疆阜康市为例[J]. 江苏农业科学,2015,43(10):500-503.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2015.10.155

基于 BP 神经网络的未利用地开发生态风险预警研究 ——以新疆阜康市为例

李吉龙, 刘新平

(新疆农业大学管理学院, 新疆乌鲁木齐 830052)

摘要:首先,构建阜康市未利用地开发生态风险指标体系,其次确定该市各样本点生态风险等级,最后运用 BP 神经网络模型学习、训练,为该区域未利用地开发生态风险预警提供对策建议。根据阜康市的地貌特征,选取 6 个具有代表性的样本点,通过生态风险综合指数法,结合生态风险评价指标权重,确定 6 个样本点区域内未利用地生态风险等级。运用 BP 神经网络模型进行模拟训练、测试。结果表明,未利用地开发的生态风险与地形地貌水文有直接关系;BP 神经网络模型能较好地拟合实际数据,仿真效果好,对未利用地开发生态风险预警研究具有重要意义。在进行未利用地开发过程中,对一些地貌条件差、生态环境不稳定的地区,要降低开发强度,在未利用地开发后的生态保护建设中,应更多关注这些区域,加强对这些区域的生态保护投资。

关键词:未利用地开发;BP 神经网络模型;生态风险;预警

中图分类号: F323.211;S126 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2015)10-0500-04

近年来,随着我国社会、经济的快速发展,规模不断扩大的非农建设用地将占用大量的耕地,加上生态退耕,使得中国

收稿日期:2014-10-14

基金项目:国家自然科学基金(编号:71363054);新疆维吾尔自治区科技计划(编号:201342107)。

作者简介:李吉龙(1988—),男,吉林吉林人,硕士研究生,主要从事土地利用与规划研究。E-mail:j19880929@qq.com。

通信作者:刘新平,博士后,教授,博士生导师,主要从事土地利用与土地生态研究。E-mail:lxping16@163.com。

方法的预测结果优于单一的 GM 预测、RBF 神经网络方法。

4 结论

针对鲜食葡萄冷链运输监测数据的特点,将多变量灰色预测方法与径向基神经网络技术相结合,提出一种新的鲜食葡萄冷链运输监测数据的预测方法:GM-RBF 神经网络预测方法。该方法有效规避了灰色预测模型自身误差大的缺点,同时减弱了神经网络中训练样本随机性对建模精度的影响,提高了整体模型的精度。结果表明,GM-RBF 神经网络预测法的均方根相对误差、平均相对误差分别为 0.60%、0.44%,显著优于单一的 GM 预测、RBF 神经网络方法,能够准确反映实际的冷链运输监测数据。

参考文献:

- [1] Mai N T, Gudjonsdottir M, Lauzon H L, et al. Continuous quality and shelf life monitoring of retail - packed fresh cod loins in comparison with conventional methods [J]. Food Control, 2011, 22 (6): 1000-1007.
- [2] Díaz S E, Pérez J C, Mateos A C, et al. A novel methodology for the monitoring of the agricultural production process based on wireless sensor networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011,

耕地数量将大大减少^[1]。为缓解耕地数量锐减的现状,许多地方大力开发未利用地,以无序性、单一性、不可持续性的方式挖潜未利用地,对原未利用地所处地区的生态环境造成严重影响。在此背景下,对区域未利用地开发生态风险预警可以有效防止未利用地开发向无序化、病态化、危害环境方向发展,为实现未利用地开发、环境和社会效益统一提供参考。针对未利用地开发利用的不合理趋势,政府及有关学者主要围绕耕地适宜性评价、未利用地开发绩效评价和未利用地开发

76(2):252-265.

- [3] 杨祺山,邵 诚. 基于灰色 RBF 神经网络模型的电梯层间交通分布预测[J]. 信息与控制,2008,37(6):690-696.
- [4] 齐 林,田 东,张 健,等. 基于 SPC 的农产品冷链物流感知数据压缩方法[J]. 农业机械学报,2011,42(10):129-134.
- [5] 张世强. 基于信息再利用的灰色系统 GM(1.1)模型建模方法及应用[J]. 数学的实践与认识,2009,39(13):97-104.
- [6] Casasent D, Chen X W. Radial basis function neural networks for nonlinear Fisher discrimination and Neyman-Pearson classification [J]. Neural Networks, 2003, 16(5/6):529-535.
- [7] 袁景凌,钟 璐,李小燕,等. 灰色神经网络的研究及发展[J]. 武汉理工大学学报,2009,31(3):91-93.
- [8] 李家科,李亚娇,李怀恩,等. 非点源污染负荷预测的多变量灰色神经网络模型[J]. 西北农林科技大学学报:自然科学版,2011,39(3):229-234.
- [9] 阮 萍,骆力明,王 华,等. 基于灰色系统和人工神经网络的中长期电力负荷预测[J]. 首都师范大学学报:自然科学版,2004,25(2):22-25.
- [10] 郭凤仪,郭长娜,王洋洋. 煤矿涌水量的灰色 RBF 网络预测模型 [J]. 计算机测量与控制,2012,20(2):300-302,310.
- [11] 刘 静,张小栓,肖新清,等. 基于多目标决策模糊物元法的冷藏车传感器布点优化[J]. 农业机械学报,2014,45(10):214-219.