

# 基于 HP-Elman-LSSVM 模型的仓储烟草霉变预测

徐晓光<sup>1,2</sup>, 李红娟<sup>3</sup>, 田振伟<sup>3</sup>

(1.河南中烟工业有限责任公司许昌卷烟厂, 河南 许昌 461000; 2.郑州轻工业学院, 郑州 450002; 3.昆明理工大学, 昆明 650093)

**摘要:** 为提高仓储烟草的霉变预测精度, 建立了 HP-Elman-LSSVM 模型来预测仓储烟草的霉变。模型选取仓储环境的温度、湿度和烟草的自身含水量 3 个影响仓储烟草霉变的主要因素作为模型输入的变量, 以某烟草公司的实际生产数据为训练和验证样本, 进行仓储烟草霉变率预测。实验结果表明, HP-Elman-LSSVM 模型的预测精度明显高于单一模型; 且多次不同训练样本的实验结果表明平均相对误差在 5%~6.5%, 能满足工程应用的需求。

**关键词:** 仓储烟草; HP-Elman-LSSVM 模型; 烟草霉变; 霉变率; 预测精度

中图分类号: S435.72

文章编号: 1007-5119 (2015) 04-0102-04

DOI: 10.13496/j.issn.1007-5119.2015.04.018

## Prediction of Warehouse Tobacco Mildew Based on HP-Elman-LSSVM Model

XU Xiaoguang<sup>1,2</sup>, LI Hongjuan<sup>3</sup>, TIAN Zhenwei<sup>3</sup>

(1. China Tobacco Henan Industrial Co., Ltd, Xuchang, Henan 461000, China; 2. Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China; 3. Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China)

**Abstract:** To improve the prediction accuracy of mildew rate on warehouse tobacco, an HP-Elman-LSSVM-based model was established. In the model, input variables are environment temperature, humidity and moisture content of tobacco, which are the major factors affecting mildew of warehouse tobacco. The training and validation samples are from the actual production data of a tobacco enterprise. The prediction model was able to efficiently predict the mildew rate. The experimental results showed that the prediction accuracy of the HP-Elman-LSSVM model is better than that of the single models. Meanwhile, by inputting different training samples, the results showed that the average relative error were between 5% and 6.5%, which can meet the requirements of engineering application.

**Keywords:** warehouse tobacco; HP-Elman-LSSVM model; tobacco mildew; mildew rate; prediction accuracy

我国是烟草大国, 烟草业是我国极为重要的  
 国税收入行业。近年来, 因贮存方法和货架期保  
 管不善所引起的烟草霉变问题, 已越来越受到烟  
 草研究单位和生产厂家的关注。研究防止烟草贮  
 存过程的霉变有着重要的经济价值和实践意义。  
 而导致烟草霉变的因素众多, 其中主要影响因素  
 是存储环境的温度、湿度以及烟草的自身含水量  
<sup>[1]</sup>。由于烟草种类、地域、所含菌类和数量不同,  
 导致烟草霉变过程的不确定性和变化的非线性。  
 防止烟草存贮过程霉变的关键在于预测烟草霉变  
 程度, 实时监测烟草存储环境的变化, 并将烟草  
 存储环境控制在适合范围内, 此过程中, 烟草霉

变预测是核心与基础<sup>[2]</sup>。目前, 对烟草预测应用主  
 要集中在烟草烘烤过程中的烟叶温湿度变化预测、  
 烟草常规成分预测和包装保存预测等<sup>[3-5]</sup>, 而烟草  
 霉变预测研究较少, 处于不成熟阶段, 且霉变预  
 测精度较低, 适用性不强<sup>[2]</sup>。

烟草霉变情况最直接影响因素为存储环境的  
 温度和湿度, 而烟草的含水量直接关系到烟草霉  
 变发生的时间和发展的速度<sup>[6]</sup>。因此, 本文选择存  
 储环境的温度、湿度和烟草的含水量作为输入变  
 量, 利用 HP (Hodrick Prescott) 滤波与 Elman 神  
 经网络、LSSVM (最小二乘支持向量机)<sup>[7]</sup>相结  
 合的思想建模, 对烟草霉变进行预测。

作者简介: 徐晓光 (1978-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 烟草自动化。E-mail: xuxiaoguangyancao@126.com

收稿日期: 2014-09-25

修回日期: 2015-01-05

# 1 烟草霉变 HP-Elman-LSSVM 预测模型建立

霉变率为在一定的温度、湿度和自身含水量情况下,经过一个周期(30 d),烟草霉菌分布占总表面积的比例<sup>[6]</sup>,其可直观量化反映烟草霉变情况。本文以某烟厂的实际生产数据为预测样本进行建模、预测,并以霉变率作为霉变情况的输出变量。霉变标准如下:霉变率在[0,0.5%]区间内,则霉变度为无霉变;霉变率在[0.5%,10%]区间内,则霉变度为轻度霉变;霉变率在[10%,30%]区间内,则霉变度为中度霉变;霉变率在[30%,100%]区间内,则霉变度为重度霉变。

## 1.1 基于 HP 滤波的数据处理

设  $\{Y_t\}$  是霉变率包含趋势成分和波动成分的时间序列,  $\{Y_t^T\}$  是霉变率中含有的趋势成分,  $\{Y_t^C\}$  是霉变率中含有的波动成分。则

$$Y_t = Y_t^T + Y_t^C \quad t=1, 2, \dots, T \quad (1)$$

计算 HP 滤波就是从霉变率  $\{Y_t\}$  中将  $\{Y_t^T\}$  趋势成分和  $\{Y_t^C\}$  波动成分分离出来。一般地,时间序列  $\{Y_t\}$  中的霉变率趋势  $\{Y_t^T\}$  常被定义为下面最小化问题的解<sup>[8]</sup>:

$$\min \sum_{t=1}^T \left\{ (Y_t - Y_t^T)^2 + \lambda [c(L)Y_t^T]^2 \right\} \quad (2)$$

其中:  $c(L)$  是延迟算子多项式

$$c(L) = (L^{-1} - 1) - (1 - L) \quad (3)$$

将式(3)代入式(2),则 HP 滤波的问题就是使下面损失函数最小,即

$$\min \left\{ \sum_{t=1}^T (Y_t - Y_t^T)^2 + \lambda \sum_{t=1}^T \left[ (Y_{t+1}^T - Y_t^T) - (Y_t^T - Y_{t-1}^T) \right]^2 \right\} \quad (4)$$

最小化问题用  $[c(L)Y_t^T]^2$  来调整趋势的变化,并随着  $\lambda$  的增大而增大。这里存在一个权衡问题,要在趋势要素对实际序列的跟踪程度和趋势光滑度之间作一个选择。 $\lambda = 0$  时,满足最小化问题的趋势等于序列  $\{Y_t\}$ ;  $\lambda$  增加时,估计趋势中的变化总数相对于序列中的变化减少,即  $\lambda$  越大,估计趋势越光滑;  $\lambda$  趋于无穷大时,估计趋势将接近线性

函数。本文对  $\lambda$  的取值选取经验值  $\lambda = 10$ 。

通过以上计算可以得到霉变率的趋势项序列和波动项序列,为 HP-Elman-LSSVM 模型预测做样本的前期归一化处理。

## 1.2 基于 HP-Elman-LSSVM 的霉变率预测建模

### 1.2.1 趋势项序列的 Elman 神经网络建模

Elman 神经网络是一种典型的动态神经网络,它是在 BP(Back Propagation)网络基本结构的基础上,通过存储内部状态使其具备映射动态特征的功能,从而使系统具有适应时变特性的能力。Elman 型回归神经网络一般分为 4 层:输入层,中间层(隐含层),承接层和输出层,见图 1。其输入层,隐含层和输出层的连接类似于前馈网络,输入层的单元仅起信号传输作用。隐含层单元的传递函数可采用线性或非线性函数。承接层又称状态层,它用来记忆隐含单元前一时刻的输出值,可以认为是一个一步延时算子<sup>[9]</sup>。其特点是隐含层的输出通过承接层的延时与存储,自联到隐含层的输入,这种自联方式使其对历史状态的数据具有敏感性,内部反馈网络的加入增加了网络本身处理动态信息的能力,从而达到了动态建模的目的<sup>[10-12]</sup>。

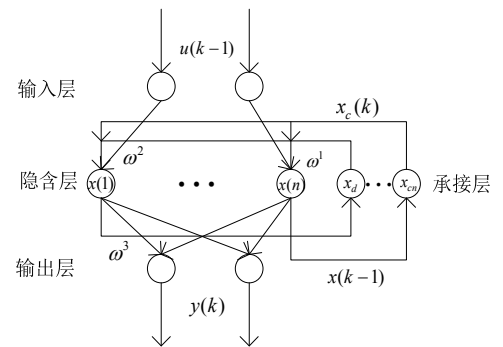


图 1 Elman 神经网络图  
Fig. 1 Elman neural network

Elman 神经网络的非线性转换空间表达式为:

$$\begin{cases} y(k) = g(\omega^3 x(k)), \\ x(k) = f(\omega^1 x_c(k) + \omega^2 u(k-1)), \\ x_c(k) = x(k-1) \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $k$  为神经网络训练的次数;  $y$  为  $n$  维霉变率趋势序列的输出向量;  $x$  为隐含层神经元输出向量;  $u$  为存储环境的温度、湿度、含水量

序列的输入向量； $x_c$  为反馈状态向量； $\omega_3$ 、 $\omega_2$ 、 $\omega_1$  分别表示隐含层到输出层、输入层到隐含层、承接层到隐含层的连接权值矩阵； $g(\bullet)$  为输出神经元的传递函数，是中间层输出的线性组合； $f(\bullet)$  为隐含层神经元的传递函数。Elman 神经网络采用 BP 算法进行权值修正，学习指标函数采用误差平方和函数<sup>[13-14]</sup>。

$$E(\omega) = \sum_{k=1}^n [y_k(\omega) - \tilde{y}_k(\omega)]^2 \quad (6)$$

其中： $\tilde{y}_k(\omega)$  为目标输出向量。在 Elman 神经网络中，输入信号决定反馈系统的重构后的趋势序列，系统经过一系列状态转移后，逐渐收敛于平衡状态，即网络的输出结果。可见，稳定性是 Elman 神经网络最重要的特点之一。因此只要适当地设计其连接权和输入就可找到系统稳定点，收敛速度会较快。由此可见，Elman 神经网络适合对霉变率趋势序列进行预测。

1.2.2 波动项序列的 LSSVM 建模 LSSVM 是由 J.A.K.Suykens 和 Vandewal 提出，以其计算简单，耗时少等应用特点已用于许多实际问题的在线预测建模。根据该烟草企业数据库提取的实时数据，经过滤波处理后得到波动项，一部分作为训练集，一部分作为测试集得到建立的霉变率波动项序列 LSSVM 模型如下<sup>[15-16]</sup>：

$$y_i = \omega\varphi(x_i) + b + \xi_i, i=1,2,\dots,l \quad (7)$$

$$\min_{\omega,b,\xi} J(\omega,b,\xi) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \quad (8)$$

为求解上述问题建立 Lagrange 函数：

$$L(\omega,b,\xi,\alpha) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (\omega^T \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i) \quad (9)$$

根据 KKT 条件有：

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 &\Rightarrow \omega = \sum_{i=1}^l \alpha_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 &\Rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 &\Rightarrow \alpha_i = \gamma \xi_i \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 &\Rightarrow \omega \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i = 0 \end{aligned} \quad (10)$$

$\varphi(x)$  为从样本空间到高维空间的映射函数；

$x_i$  为输入温度、湿度、含水量序列； $y_i$  为霉变率波动项序列的预测输出； $k(x_i, x_j)$  表示两个  $\varphi(\bullet)$  的点积，即  $\varphi(x_i)\varphi(x_j) = k(x_i, x_j)$   $i, j=1, \dots, l$ ，称  $k(x, x_i)$  为核函数，本文选择高斯核函数进行计算。

$$k(x, x_i) = \exp\left\{-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (11)$$

将依据 KKT 条件计算的结果代入建立的 Lagrange 函数中，所求的回归函数，即霉变率波动项序列的 LSSVM 模型输出预测为：

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i k(x_i, x) + b \quad (12)$$

## 2 模型应用

### 2.1 预测结果

本文以某烟草企业为例，应用 HP-Elman-LSSVM 进行烟草霉变预测。随机地从此烟草企业任意连续 3 个月的实际生产实据中选择 360 个样本点作为一组预测样本，共选两组预测样本。第 1 组预测样本中前 345 个点作为训练样本，后 15 个点作为检验样本；第 2 组预测样本前 330 个点作为训练样本，后 30 个样本点作为检验样本，可检验预测结果的真实性，以验证本文所构建方法的实用性。

以上述所取的训练样本，分别采用 HP-Elman-LSSVM 模型、Elman 神经网络、LSSVM 模型对霉变率进行预测，两组预测样本所得预测值和实际值如图 2 所示。并对比分析了各预测方法的平均绝对误差 (MAE) 和平均相对误差 (MRE)，如表 1 所示。

从图 2 中可以看出，HP-Elman-LSSVM 模型的预测结果与样本实际值更接近，说明 HP-Elman-LSSVM 预测法效果明显优于 Elman 和 LSSVM 预

表 1 不同预测模型的误差比较

模型	平均绝对误差 MAE		平均相对误差 MRE/%	
	15	30	15	30
Elman	0.017	0.019	13.3	12.1
LSSVM	0.011	0.015	8.9	10.1
HP-Elman-LSSVM	0.008	0.009	5.8	6.2

测法。通过霉变率的 MAE 和 MRE 分析,从表 1 中可以看出,HP-Elman-LSSVM 预测法的 MAE 和 MRE 明显低于 Elman 和 LSSVM 预测法。本样本的霉变率预测的平均相对误差分别为 5.8%和 6.2%,多次实验结果表明,霉变率预测的平均相对误差在 5%~6.5%,能满足烟草企业实际需要。

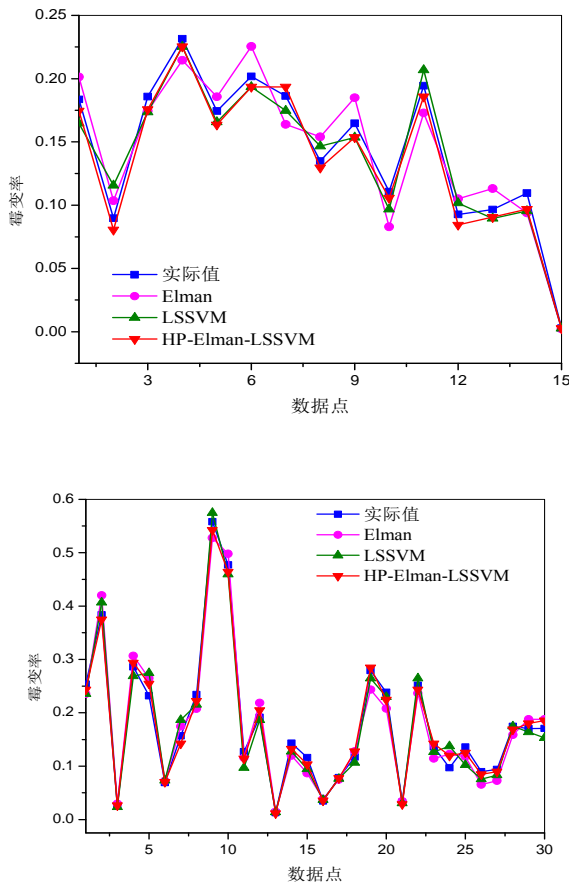


图2 不同预测方法比较

Fig. 2 Comparison of different forecasting methods

### 3 小结

环境温度、湿度、烟草自身含水量的动态变化及其他不确定性影响因素,对烟草霉变的影响复杂,使准确预测烟草霉变率十分困难。本研究在充分考虑了烟草的霉变特性,并克服 Elman、LSSVM 等单一模型方法不足的基础上,构建 HP-Elman-LSSVM 模型对烟草霉变进行预测。相比单一预测模型预测精度更高,且霉变率预测的平均相对误差在 5%~6.5%,能满足烟草企业实际需要与工业应用需求,且有较好的应用前景。

### 参考文献

- [1] 孔凡玉,林建胜. 储烟霉变机理与防霉技术研究进展[J]. 中国烟草学报, 2009, 5(15): 78-81.
- [2] 张利华,马钧钊,勒国庆,等. 基于 BP 神经网络的仓储烟草霉变预测[J]. 华东交通大学学报, 2013, 30(3): 71-75.
- [3] 汪健,路晓崇,王鹏,等. BP 神经网络模型在烟草烘烤过程中叶温变化预测中的应用[J]. 南方农业学报, 2013, 44(8): 1351-1354.
- [4] 王芳,陈达,邵学广. 小波变换和偏最小二乘法在烟草常规成分预测中的应用[J]. 烟草科技, 2004(3): 30-34.
- [5] 刘跃武,彭艳. 烟草包装保存预测数学模型的改进[J]. 科技与产业, 2010(10): 53-56.
- [6] 张成省,王海滨. 仓储片烟霉变的影响因素分析[J]. 中国烟草科学, 2011, 32(3): 80-83.
- [7] 李红娟,王建军,王华,等. 基于 HP-Elman-LSSVM 模型钢铁企业自备电厂煤气供入量预测及优化调度研究[J]. 钢铁, 2013, 48(6): 22-31.
- [8] Hodrick R J, Prescott E C, Postwar U S. Business Cycles: an Empirical Investigation[J]. Journal of Money, Credit and Banking, 1997, 29: 1-16.
- [9] Cheng Y C, Qi W M, Cai W Y. Dynamic properties of Elman and modified Elman neural network[C]//2002 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2002(2): 637-640.
- [10] 李锡杰,师硕,王旭. 基于 Elman 神经网络的机电信号分类[J]. 人工智能, 2006, 22(8): 305-306.
- [11] Pham D T, Liu X. Training of Elman networks and dynamic system modeling[J]. International Journal of Systems Science, 1996, 27(2): 2212-2261.
- [12] 何玉婉. 基于 Elman 神经网络的高速公路入口匝道预测控制仿真研究[D]. 成都:西南交通大学信息科学与技术学院, 2008: 20-42.
- [13] Cheng Y L, Huang J C, Yang W C. Modeling word perception using the Elman network[J]. Neurocomputing, 2008, 71(16/17/18): 3150-3157.
- [14] Gao X Z, Gao X M, Ovaska S J. Trajectory control based on a modified Elman neural network[C]//Orlando Florida, USA: IEEE International Conference on SMC, 1997, 6(5): 1212-1228.
- [15] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. 2nd Edition. New York: Springer Verlag, 1999.
- [16] Suykens J A K, Gestel T V, Brabanter J D, et al. Least Squares Support Vector Machines[M]. Singapore: World Scientific Pub. Co., 2002.