

基于 PNN 的蛋壳质量鉴别研究模型

刘宏卿

名医医生集团(深圳)有限公司, 中国·广东 深圳 518000

【摘要】本文基于 PNN (概率神经网络) 的方法, 建立了蛋壳质量鉴别研究模型。结果表明: 建立的模型结构为 3-0.6-1, 均方误差 (RMSE) 最小值为 0.012。该模型可以有效地预测蛋壳质量判定影响规律, 为选择蛋壳质量提供理论参考。

【关键词】蛋壳质量; 蛋壳鉴别; PNN; 均方误差; 模型结构

Research Model of Eggshell Quality Identification Based on PNN

Liu Hongqing

Famous Doctors Group (Shenzhen) Co., Ltd., Shenzhen, Guangdong, China 518000

[Abstract] Based on the method of PNN (probabilistic neural network), this paper established a research model of eggshell quality identification. The results show that the established model structure is 3-0.6-1, and the minimum mean square error (RMSE) is 0.012. The model can effectively predict the influence law of eggshell quality determination, and provide a theoretical reference for the selection of eggshell quality.

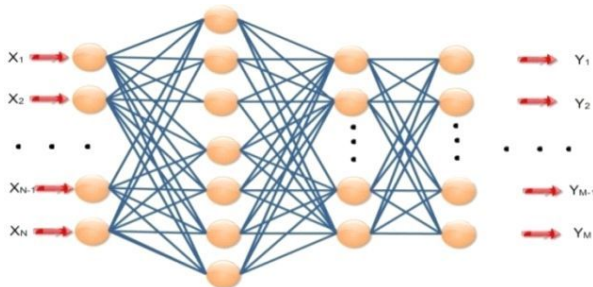
[Key words] eggshell quality; eggshell identification; PNN; mean square error; model structure

1 前言

液蛋巴氏消毒工艺流程主要有鲜蛋选择, 上蛋, 打蛋, 过滤, 巴氏消毒, 蛋液存储, 灌装, 冷藏, 其中鲜蛋选择是巴氏消毒的第一个工序。现阶段, 蛋液的鉴别方式主要靠常规的感官感知, 将存在颜色异常、粘稠不均、存在异味等特征的蛋液判定为不合格的产品, 但是这种鉴别方法存在耗费时间和人力。PNN 网络是人工神经网络的升级寻优方法, 该方法耗时少, 效率高, 且运算成本小的优势越来越受到科研者的青睐, 在寻求各事物之间的因果规律关系中得到了广泛的应用^[1]。本文建立了鲜蛋的 PNN 模型, 为鲜蛋的选择提供必要的保证。

2 理论

根据 PNN 网络的理论设计编程原理表明, 该网络主要由 SPREAD 函数控制其运算精网络的运算精度。模拟运算时候, 先将实验输入数据导入值模型中, 然后通过不断调整 0~1 之间的 SPREAD 函数值从而获得不同的模拟结果, 最后通过运算模拟结果与实验输出结果之间的差异来衡量判定最佳的网络^[1]。



输入层 模式层 求和层 输出层

图 1 PNN 神经网络基本结构

建立的 PNN 蛋液选择模型结构运算流程如下:

PNN 是将输入误差信号作为修正各个神经单元权值和阈值的依据。网络求解过程为^[1]:

随机地给网络权值和神经元阈值赋初始值;

设定输入 X 值和期望输出 T 值;

构建神经网络的隐含层值

$$net_i^p = \sum_{j=1}^M w_{ij} O_j^p - \theta_i = \sum_{j=1}^M w_{ij} X_j^p - \theta_i \quad (i=1, 2, \dots, q) \quad (公式 1)$$

其中 X_j^p 和 O_j^p 分别表示输入单元 j 在样本 p 作用时的输入与输出, 对于输入单元而言这两者相当; w_{ij} 为输入层神经元 j 与隐含层神经元 i 之间的连接权; θ_i 为隐含层神经元 i 的阈值; M 为隐含层的节点数, 隐含层第 i 个神经元的输出为:

$$O_i^p = f_1(net_i^p) \quad (i=1, 2, \dots, q) \quad (公式 2)$$

其中 $f_1(X)$ 为 Sigmoid 型激活函数, 满足:

$$f_1(X) = \frac{1}{1 + \exp(X)} \quad (公式 3)$$

隐含层第 i 个神经元的输出 O_i^p 将通过权系数向前传播到输出层第 k 个神经元, 并作为它的输出之一, 而输出层的第 k 个神经元的输入为:

$$net_k^p = \sum_{i=1}^q w_{ki} O_i^p - \theta_k \quad (k=1, 2, \dots, L) \quad (公式 4)$$

式中, w_{ki} 为隐含层神经元 i 与输出层神经元 k 之间的连接权; θ_k 为输出层神经元 k 的阈值; q 为隐含层的节点数。输出层第 k 个神经元的实际输出为:

$$O_k^p = f_2(net_k^p) \quad (k=1, 2, \dots, L) \quad (公式 5)$$

$$f_2(X) = \begin{cases} 1, X \geq 1; \\ X, 1 \geq X \geq -1, \\ -1, X \leq -1; \end{cases} \quad (公式 6)$$

步骤4：计算系统误差：

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{K=1}^L (O_K^P - T_K^P)^2 \quad (\text{公式7})$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_{P=1}^N \sum_{K=1}^L (O_K^P - T_K^P)^2 \quad (\text{公式8})$$

Step1 将蛋液采集的感官结果设定为PNN的输入层；

Step2 将蛋液判定为良，次良，劣的结果为输出层；

Step3 设置最小的蛋液判定标准，当PNN网络运算结果达到最小，停止运算，否则继续运算。

3 实验方法

神经网络训练是指样本数据正向运行并反向传播，直到网络找出样本数据中输入与输出之间本质联系的过程。由于所收集的数据包含噪音，当训练次数过多时，网络会将包含噪音的数据记录下来。在极端情况下，训练后的网络可以实现相当于查表的功能，但是对于新的输入数据（指不包含在训练数据范围）却不能给出合适的输出。网络测试就是用一组非训练数据测验网络的泛化能力[2-5]。测试过程中，保持连接权值与阈值不变，只将测试数据作为网络输入，正向运行网络，并检验输出误差。当训练次数逐渐增大时，网络误差反而增加，出现了过拟合现象。在提前终止法中采用Levenberg - Marquardt (LM)算法具有避免过拟合、收敛速度快、误差小的特点，而韩利群等[30]认为在BP网络中加入动量因子能够加速收敛，可防止局部极小值出现。实验材选取10000组数据随机分为实验组和验证组，实验组主要监测进行网络训练，验证组主要是为了验证模型的准确性。

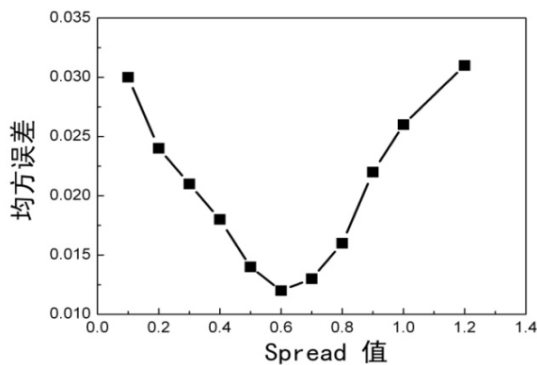


图2 Spread 值与均方误差关系图

4 结果与讨论

标准的PNN网络主要由三层结构构成，本文建立的PNN网络输入层为蛋液眼看，手摸，耳听，鼻嗅数据；输出层位蛋液判定良质蛋液，次质蛋液，劣质蛋液。选择均方误差（RMSE，具体见公式1）来描述网络模拟值与实验值之间的差异。图2为Spread在0至1.4范围内，均方误差对应的数值分布图。从图2可见，当Spread值为0.6时候，均方误差最小值为0.012，所以最终确定的网络结构为3-0.6-1。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_i - Y_i)^2} \quad (\text{公式9})$$

5 结论

- ①基于PNN算法，建立了蛋液参数与蛋液质量的模型。
- ②当Spread值为0.6时候，均方误差最小值为0.012，所以最终确定的网络结构为3-0.6-1。
- ③基于PNN方法构建的建立了蛋液参数与蛋液质量的模型可以有效地进行蛋液判定。

参考文献：

- [1] 韩力群. 神经网络教程 [M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2007: 2-60.
- [2] H. Mirzadeh, A. Naja?zadeh. ANN modeling of strain-induced martensite and its applications in metastable austenitic stainless steels[J]. Journal of Alloys and Compounds, 2009, 476: 352-355.
- [3] Mehmet Sirac Ozerdem, Sedat Kolukisa. Artificial neural network approach to predict the mechanical properties of Cu-Sn-Pb-Zn-Ni cast alloys[J]. Materials and Design, 2009, 30: 764-769.
- [4] Sumantra Mandal, P. V. Sivaprasad, S. Venugopal. Artificial neural network modeling of composition-property correlations in austenitic stainless steels[J]. Materials Science and Engineering A, 2008, 485: 571-580.
- [5] Sumantra Mandal, P. V. Sivaprasad, S. Venugopal. Artificial neural network modeling to evaluate and predict the deformation behavior of stainless steel type AISI 304L during hot torsion[J]. Applied Soft Computing, 2009, 9: 2372-244.