

# 基于机械特性 BP 神经网络的苹果贮藏品质预测

李小昱<sup>1</sup>, 汪小芳<sup>1,2</sup>, 王 为<sup>1</sup>, 张 军<sup>1</sup>

(1. 华中农业大学工程技术学院, 武汉 430070; 2. 常州工程职业技术学院机械工程技术系, 常州 213164)

**摘 要:** 应用 L-M 优化算法 BP 神经网络, 通过用苹果机械特性指标(压缩时的最大力、屈服力、弹性模量)预测苹果贮藏品质(硬度、水分、可溶性固形物、总酸)的方法, 建立贮藏品质的人工神经网络模型。用试验所测的机械特性指标为输入, 苹果贮藏品质为输出来确定网络的拓扑结构, 训练建立的 BP 神经网络。仿真结果表明: 该神经网络模型用机械特性指标能预测苹果贮藏品质, 同时通过 5 组非样本数据来验证该神经网络, 模型的预测值与实测值的相对误差在 5% 以下, 能够满足工程应用中预测苹果贮藏品质的精度要求。

**关键词:** 苹果; BP 神经网络; 机械特性; 贮藏品质; 预测模型

**中图分类号:** TS255.3; TP183

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1002-6819(2007)5-0150-04

李小昱, 汪小芳, 王 为, 等. 基于机械特性 BP 神经网络的苹果贮藏品质预测[J]. 农业工程学报, 2007, 23(5): 150-153.

Li Xiaoyu, Wang Xiaofang, Wang Wei, et al. Estimation of apple storage quality properties based on the mechanical properties with BP neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(5): 150-153. (in Chinese with English abstract)

## 0 引 言

中国水果资源丰富、品种繁多, 苹果是四大水果之首, 苹果的贮藏品质直接影响其商品品质与经济价值。然而由于检测及处理手段的落后而引起的腐烂变质和品质下降, 每年造成的直接经济损失巨大。因此, 在苹果贮藏保鲜中须适时测定和掌握苹果品质的变化规律, 以便在流通及销售中能对苹果的质量分级, 既能保护消费者的利益, 又可提高苹果的加工质量和出口等级, 获取最佳的经济效果。

近年来, 国内外应用无损检测技术来检测果品质量, 主要是运用光学、电学、声学等手段。如 Lu 和 Park 等<sup>[1,2]</sup>用近红外光谱检测苹果内部的质量, 如坚实度、含糖量、可溶性固形物等; 何东健等<sup>[3]</sup>利用近红外检测水果内部品质, 结果表明在线检测水果内部品质能够满足检测的要求; 张立彬和郭文川等<sup>[4,5]</sup>测定了不同内部品质苹果的电特性, 认为可用介电特性检测其内部品质; Abbott 等<sup>[6]</sup>利用超声波技术对苹果进行非破坏性硬度测量。这些方法的技术均较为复杂, 成本较高。

另外, 国内外也开展了较多水果机械特性方面的研究, 如孙骊等<sup>[7]</sup>对苹果存放过程中的冲击破裂特性进行了研究; 王俊等<sup>[8,9]</sup>对桃子冲击力学特性及其与桃子硬

度和坚实度间关系进行了研究; 李小昱等<sup>[10]</sup>对苹果的压缩特性进行了研究; 王剑平等<sup>[11]</sup>研究了黄花梨碰撞力学特性参数与损伤的关系等。Abbott<sup>[12]</sup>提出可用动态力—变形试验无损评价猕猴桃硬度; Anand<sup>[13]</sup>通过缩排法试验得出杨氏模数和断裂应力可有效地评价食品质地。但尚未用机械特性指标检测苹果的贮藏品质。

李小昱等<sup>[14]</sup>基于灰色系统理论用机械特性检测苹果的贮藏品质建立了水果理化特性与机械特性间的关系, 结果表明, 用机械特性指标测定和预测苹果的贮藏品质是可行的。人工神经网络能够解决复杂非线性问题, 本文采用 BP 神经网络方法, 用机械特性指标建立了苹果贮藏品质的 BP 神经网络模型。这对于提高苹果品质的检测技术, 提供方便的测试手段均具有重要的意义。

## 1 苹果特性指标的试验测定

### 1.1 试验材料

供试苹果品种为山东烟台红富士, 果实采用箱装, 采摘运输后贮存于温度为 1~2℃, 相对湿度为 90%~95% 的冷藏条件下<sup>[15]</sup>。每周取样 1 次, 测定贮存期间品质的变化。试验时间共 20 周, 每次试验取样 15 个, 每个样品取 3 个点。

### 1.2 试验设备

RGT2000-10 型微机控制电子万能材料试验机(深圳瑞格尔公司)。

### 1.3 试验指标的选取与测定

根据有关文献, 机械特性指标<sup>[10]</sup>选取最大力  $F$ 、屈

收稿日期: 2006-04-19 修订日期: 2006-09-14

作者简介: 李小昱, 女, 教授, 博士生导师, 主要从事智能化检测与控制技术, 农业生物力学, 农产品加工与贮藏技术等方面的教学与科研。湖北省武汉市狮子山街特 1 号 华中农业大学工程技术学院, 430070。Email: lixiaoyu@mail.hzau.edu.cn

服力  $F_s$  和弹性模量  $E_{0.5}$  (0.5 mm 变形处的斜率), 测定采用压缩式方法, 压缩时测试速率为 15 mm/min, 加载范围为 0~50 N, 平顶圆柱压头直径为 6 mm<sup>[16-17]</sup>。用测定机械特性指标后的苹果测定理化特性指标, 理化特性指标<sup>[18]</sup>选取硬度  $HD$ 、可溶性固形物  $SS$ 、总酸  $A$  及水

分  $W$ 。其测定方法依据国家标准 GB10651—1989<sup>[19]</sup>, 同一果实重复测量 3 次。

测得整个试验周期(20 周)苹果的机械特性指标和理化特性指标的结果如表 1 所示。

表 1 不同贮藏期苹果特性指标的测量值

Table 1 Measured values of apple properties during different storage periods

周次	机械特性指标						理化特性指标							
	最大力 $F/N$	标准差	屈服力 $F_s/N$	标准差	弹性模量 $E_{0.5}/N \cdot mm^{-1}$	标准差	硬度 $HD/10^5 Pa$	标准差	可溶性固形物 $SS/\%$	标准差	总酸 $A/\%$	标准差	水分 $W/\%$	标准差
1	41.2413	0.2440	28.5243	0.2435	24.7925	0.2425	13.7932	0.2242	11.4672	0.2333	0.3089	0.2133	86.8121	0.7536
2	40.5519	0.2561	27.5042	0.1257	23.7371	0.2130	13.7161	0.1937	12.3339	0.2451	0.2912	0.1843	86.2471	0.6439
3	41.6563	0.2315	26.424	20.2571	22.8746	0.2517	13.3472	0.1826	12.1087	0.2208	0.2901	0.1624	85.3283	0.5791
4	40.0743	0.2385	25.886	20.1587	21.0726	0.2346	12.7863	0.2438	11.7129	0.2191	0.2827	0.1973	85.5286	0.7213
5	39.6081	0.2450	25.507	90.2647	20.9823	0.2375	11.6732	0.2461	12.7355	0.2438	0.2737	0.2074	85.6432	0.4628
6	39.3818	0.2445	25.440	30.2413	20.2473	0.2273	11.6192	0.2216	12.9580	0.2182	0.2684	0.2429	85.0056	0.5134
7	39.2535	0.2398	25.275	60.2694	19.3613	0.2315	11.6141	0.2375	13.3033	0.2046	0.2596	0.2109	85.1889	0.4915
8	38.7879	0.2443	24.974	80.1927	18.2931	0.2376	11.6131	0.2417	12.9143	0.2037	0.2567	0.1843	85.0034	0.5237
9	38.8075	0.2547	24.244	70.1834	18.0442	0.2467	11.6127	0.2138	13.0485	0.2481	0.2571	0.1976	85.0782	0.4618
10	38.5919	0.2397	24.2878	0.2251	17.9472	0.2513	11.6105	0.2193	13.0399	0.2219	0.2356	0.2564	85.3989	0.5179
11	38.9288	0.2512	24.3927	0.2239	17.4641	0.2043	10.6677	0.2364	13.0198	0.3104	0.2323	0.2178	85.1761	0.4737
12	38.8712	0.2432	24.3348	0.2146	17.2857	0.1934	10.5786	0.2417	13.6567	0.4153	0.2292	0.2039	85.7341	0.5741
13	38.5017	0.2399	24.2357	0.2375	17.1328	0.1829	10.7793	0.2461	14.0601	0.2752	0.2174	0.2463	84.9642	0.5681
14	38.4665	0.2441	23.9781	0.2391	16.7722	0.2173	10.3356	0.2043	13.1304	0.1634	0.2153	0.2649	85.3288	0.2761
15	38.4753	0.2385	24.1232	0.2461	16.7683	0.2454	10.0242	0.1673	13.6356	0.2371	0.2137	0.2513	85.1783	0.4619
16	38.0127	0.2443	23.9331	0.1839	16.7095	0.2513	9.6928	0.2094	13.3182	0.2109	0.2105	0.1958	85.8116	0.7319
17	36.8351	0.2392	23.6449	0.2182	16.4371	0.2152	9.8838	0.1973	13.5908	0.2571	0.2096	0.1846	85.0208	0.7529
18	36.5662	0.2298	21.7032	0.2173	16.5801	0.2391	9.5694	0.2462	13.7928	0.2164	0.1963	0.2430	85.5359	0.4361
19	36.2928	0.2443	21.4017	0.2218	16.2812	0.2371	9.3908	0.2457	13.9874	0.2087	0.1932	0.3412	85.2905	0.4628
20	36.0115	0.2512	21.1146	0.2485	16.0747	0.1829	9.1652	0.1972	14.2192	0.2576	0.1812	0.2509	85.0614	0.5179

注: 各项指标值为 45 次测量值的均值。

## 2 苹果贮藏品质模型的建立

### 2.1 BP 神经网络简介

BP 网络由输入层、隐含层和输出层组成, 每层神经元数分别为  $n_1$ ,  $n_2$  和  $n_3$ , 构成  $n_1 - n_2 - n_3$  结构。相邻层神经元之间为单向完全连接, 输入层与隐含层、隐含层与输出层之间的连接权值分别为  $\omega_{1kj}$  和  $\omega_{2kj}$ 。连接权的大小体现前接神经元的输出对后续神经元的激励强度。图 1 是基于 BP 算法的 3 层神经网络模型的拓扑结构。

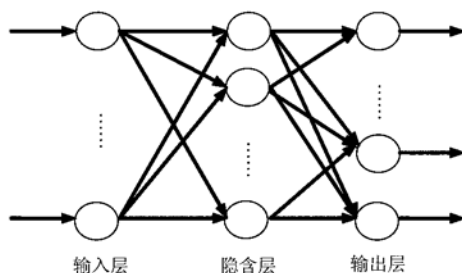


图 1 神经网络拓扑结构

Fig. 1 Topologic pattern of neural network

### 2.2 基于 L-M 优化 BP 神经网络的苹果品质模型

#### 2.2.1 网络层数

网络的拟合精度与网络层数和各层神经元个数关系密切。Hecht-Nielsen<sup>[20]</sup>证明有一个隐含层的 3 层前向网络可以逼近任何多变量函数。因此, BP 神经网络通常采用 3 层结构, 增加各层的神经元数可以提高拟合精度。苹果品质检测模型也选用 3 层结构, 输入层、隐含层采用 Tansig 作为传递函数, 即  $f(x) = \tanh(x)$ , 输出层采用 Purelin 传递函数, 即  $f(x) = kx$ 。

#### 2.2.2 神经元数

输入层和输出层的神经元数分别由输入变量和输出变量的个数确定。由于本模型选用机械特性指标作为输入, 理化特性指标作为输出, 隐层包含 10 个神经元。即网络的结构为 3-10-4 3 层结构。

#### 2.2.3 苹果品质模型的建立

首先定义网络的输入、输出样本, 然后设定建立的神经网络, 训练和仿真所建立的 BP 网络, 直到达到设定的误差, 同时通过 5 组试验数据(非训练样本数据)来

验证所建立网络的合理性。在模型建立的过程中,选用 MATLAB 神经网络工具箱中的 Newff 函数来初始化网络,所训练的模型参数设定为:训练步数为 500,网络性能目标误差为  $1e-5$ ,学习率为 0.05,动量常数为 0.9。最后按照此参数调用优化 Trainlm 算法来训练所建立的网络,训练过程达到设定参数时,自动停止训练。

3 结果与分析

由于 BP 神经网络是基于梯度下降的误差反向传播算法进行学习的,所以其网络训练速度通常很慢,而且很容易陷入局部极小点,在本模型中虽然采用了改进优化快速算法,可以较好地解决某些问题,但是在设计中往往要经过反复的凑试和训练过程,尤其是要提高网络的推广能力,通常是取一组验证集来监控网络的训练过程。

3.1 仿真结果及分析

网络训练时的误差变化曲线如图 2 所示,定义均方误差  $mse$  作为目标误差(Goal):

$$mse = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2$$

式中  $t_i$ 、 $a_i$ ——分别表示第  $i$  个训练样本的目标输出和网络输出。

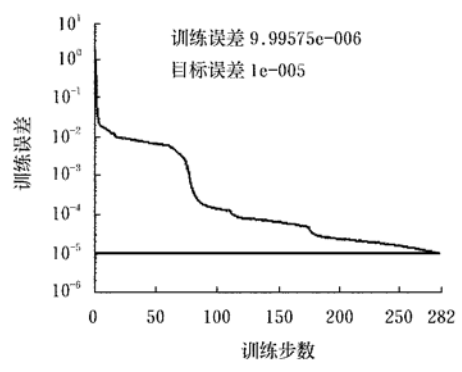


图 2 误差变化曲线

Fig.2 Curve of model error

从图 2 中知,所设计的苹果品质神经网络模型用实测的 20 组样本数据进行训练,训练中为  $10^{-5}$ ,当步长达到 282 次的时候,输出层的均方误差就达到了  $9.99575 \times 10^{-6}$ ,满足训练参数中要求的目标误差要求。同时通过 1 周实测数据的 45 组数据来训练神经网络,也能达到训练参数中要求的目标误差要求。

3.2 试验验证

用 5 组试验数据<sup>[14]</sup>(非训练样本数据,其试验条件和贮藏方法与本文一致,品种为红富士,产地陕西杨凌高新技术示范区),输入所建立的神经网络来预测苹果的品质,通过与实测数据对比,来进一步分析所建立模

型的合理性,表 2 为贮藏期间 0~ 4 周实测值与模型预测值对比结果。

表 2 模型预测值与实测值(0~ 4 周)对比

Table 2 Contrast of the predicted values by the model with the experimental values

HD 预测量	HD 实测量	相对误差 /%	SS 预测量	SS 实测量	相对误差 /%
15.4869	15.3258	1.05	12.4883	12.0707	3.46
14.9516	15.2400	1.89	12.3768	12.9831	4.67
14.5894	14.8300	1.62	13.1526	12.7460	3.19
14.6316	14.2070	2.99	12.8004	12.3294	3.82
12.7492	12.9700	1.70	13.0076	13.4058	2.97

A 预测量	A 实测量	相对误差 /%	W 预测量	W 实测量	相对误差 /%
0.2687	0.2574	4.39	87.3192	85.9526	1.59
0.2176	0.2113	2.98	83.1046	85.3931	2.68
0.2340	0.2427	3.58	87.4996	84.4835	3.57
0.2512	0.2417	3.92	86.5279	84.6818	2.18
0.2130	0.2044	4.29	87.4833	84.7953	3.17

从表 2 可知:该优化 BP 神经网络预测性能较好,与文献[14]中的实测值相对误差较小,最大相对误差为 4.67%,最小相对误差达到了 1.05%,预测效果好,能够满足苹果品质检测精度的要求,且预测速度快,操作方便。

同时通过 1 周实测数据的 45 组数据来训练神经网络,也能达到训练参数中要求的目标误差要求,通过验证说明可用 1 周 45 次测量值的平均值来训练网络。

4 结 论

1) 基于 BP 神经网络,用苹果机械特性指标建立的苹果贮藏品质的预测模型,可预测苹果贮藏品质,相对误差在 5% 以下。

2) 在网络的训练过程中,采用附加动量法和学习率来对神经网络进行改进可以避免网络陷入局部极小,同时可以大大减小网络的训练次数,使网络很快收敛。

3) 应用 L- M 优化算法的 BP 神经网络预测苹果品质的步长仅需 282 次,预测速度快,操作方便,可实现同一品种不同产地的苹果贮藏品质的检测。

4) BP 神经网络具有容错能力强、分类速度快、编程简单等特点,本文是用 BP 神经网络在苹果品质检测方面的初探,今后尚需对不同品种、不同成熟度等初始条件不一致的果实进一步进行研究。

[参 考 文 献]

[1] Lu R. Near-infrared sensing technique for measuring internal quality of apple fruit[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2002, 18(5): 585- 590.  
[2] Park B. Near-infrared diffuse reflectance for quantitative and qualitative measurement of soluble solids and firmness

- or delicious and gala apples [J]. Trans of the ASAE, 2003, 46(6): 1721– 1731.
- [3] 何东健, 前川孝昭, 森岛博. 水果内部品质在线近红外分光检测装置及试验[J]. 农业工程学报, 2001, 17(1): 146– 148.
- [4] 张立彬, 胥芳, 贾灿纯, 等. 苹果内部品质的电特性无损检测研究[J]. 农业工程学报, 2000, 16(3): 104– 106.
- [5] 郭文川, 朱新华, 郭康权. 采后苹果电特性与生理特性的关系及其应用[J]. 农业工程学报, 2005, 21(7): 136– 139.
- [6] Abbott J A. Nondestructive sonic firmness measurement of apples[J]. Trans of the ASAE, 1995, 38(5): 1467– 1476.
- [7] 孙 骊, 鞠建伟, 杨林青. 苹果在存放过程中冲击破裂特性的研究[J]. 农业工程学报, 1998, 14(2): 245– 246.
- [8] 王 俊, 许乃章, 岳 芸. 桃子冲击力学特性及其桃子硬度的数学模型[J]. 农业机械学报, 1994, 25(4): 58– 62.
- [9] 王 俊, 腾 斌. 桃下落冲击动力学特性及其与坚实度的相关性[J]. 农业工程学报, 2004, 20(1): 193– 197.
- [10] 李小昱, 王 为. 苹果压缩特性研究[J]. 西北农业大学学报, 1998, 26(2): 107– 110.
- [11] 王剑平, 王 俊, 陈善锋, 等. 黄花梨的撞击力学特性研究[J]. 农业工程学报, 2002, 18(6): 32– 35.
- [12] Abbott J A. Nondestructive dynamic fore/deformation measurement of fruit firmness[J]. Trans of the ASAE, 1995, 38(6): 1809– 1812.
- [13] Anand. Dimensional effects on the prediction of texture– relate mechanical properties of foods by indentation[J]. Trans of the ASAE, 2000, 45(4): 1045– 1050.
- [14] 李小昱, 王 为. 基于灰色系统理论用机械特性指标预测苹果贮藏品质特性[J]. 农业工程学报, 2005, 21(2): 1– 6.
- [15] 李慎福, 周正标, 张中栋, 等. 苹果贮藏保鲜试验简报[J]. 落叶果树, 1995, (3): 4– 7.
- [16] 周祖镠. 农业物料学[M]. 北京: 农业出版社, 1994.
- [17] 赵学笃, 陈远生, 张守勤. 农业物料学[M]. 北京: 机械工业出版社, 1987.
- [18] 魏钦平, 程述汉, 丁殿东. 苹果品质评价因素的选择[J]. 中国果树, 1997, (4): 14– 15.
- [19] 中华人民共和国国家标准. 鲜苹果 GB10651– 1989[S]. 中国国家标准汇编, 1989.
- [20] Hecht-Nielsen R. Komogorovs mapping neural network existence theorem [A]. Proceedings of the International Conference on Neural Networks[C]. New York: IEEE Press, 1987, 3: 11– 13.

## Estimation of apple storage quality properties based on the mechanical properties with BP neural network

Li Xiaoyu<sup>1</sup>, Wang Xiaofang<sup>1,2</sup>, Wang Wei<sup>1</sup>, Zhang Jun<sup>1</sup>

(1. College of Engineering and Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China;

2. Department of mechanical engineering and technology, Changzhou Institute of Engineering Technology, Changzhou 213164, China)

**Abstract:** Apple storage quality properties(including hardness, moisture, soluble solid, total acid) were estimated through the mechanical properties of apple(including the maximum of compression, the yield force, the elastic modulus). An artificial neural network model of storage quality properties was built by the optimization algorithm of L-M(levenberg marquardt) BP neural network. The mechanical properties and the apple storage quality properties measured in the experiment were adopted as input and output to establish the BP neural network. The simulated results show that this neural network make a good estimation of apple storage quality properties through mechanical properties. When tested by five groups of Non-sample data, the relative error between the estimation of this model and the measured value is below 5%, which meets the accuracy requirement of apple storage quality properties in engineering application.

**Key words:** apple; BP neural network; mechanical property; quality property; estimation model