

人工神经网络方法在红曲杨梅果酒发酵工艺优化中的应用

蒋益虹, 冯 雷
(浙江大学)

摘 要: 将人工神经网络技术与传统正交试验方法相结合, 提出一种新的试验数据分析和处理方法, 利用神经网络特有的自学习能力, 可以充分挖掘正交试验数据信息, 并通过仿真、评估和优化, 获得了红曲杨梅果酒发酵的最佳工艺: 发酵温度 18 ℃、糖汁比 4:6、酵母加量 15%、红曲加量 2.1%。将该优化工艺应用于实际生产中, 取得了较好的效果。

关键词: 发酵工艺; 神经网络; 正交试验; 果酒

中图分类号: TP183; TQ920.6

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2003)02-0140-04

1 引言

杨梅 (*Myrica Rubra Seib et Zucc*) 属杨梅科 (*Myricaceae*) 杨梅属 (*Myrica*), 是我国的特产常绿果树, 国外仅日本有少量栽培。杨梅不仅色泽艳丽, 风味别致, 而且营养丰富, 并具有很好的保健功能, 历来倍受人们的喜爱。目前, 我国杨梅的栽培面积和产量较大, 并呈现出较快的发展势头。然而杨梅是一种易腐果实, 且成熟于高温多雨季节, 每年因腐烂变质造成的损失较大。因此, 根据杨梅果实取汁容易, 出汁率高, 适宜于酿制果酒的特点, 研制开发品质上乘的杨梅果酒, 可以充分利用我国丰富的杨梅资源, 提高杨梅产地的经济效益。同时, 还可以满足国内日益发展的果酒市场的需要, 并可能因其独特的风格打入国际市场, 发展国际贸易, 前景十分广阔。

发酵工艺是果酒酿制过程中最关键的环节, 直接影响到成品酒的感官品质。本试验应用 4 因素 4 水平正交试验设计, 得到了 16 个果酒样本的感官评定结果, 并从中获取了较优的发酵工艺条件。然而, 传统的正交设计法是多因素试验的部分实施, 对因素水平的要求和交互作用的考虑有一定的限制, 不可避免地要混杂一些效应或者损失一些信息, 不能真正获得多因素连续区域中的最优试验方案。因此, 在正交试验基础上, 应用人工神经网络技术, 充分挖掘试验信息, 进行仿真优化, 从而可以获取发酵的最优工艺。

人工神经网络是以工程技术手段模拟人脑神经网络的结构与功能特征的一种技术系统, 它用大量的非线性并行处理器来模拟众多的人脑神经元, 用处理器间错综灵活的连结关系来模拟人脑神经元间的突触行为。因此, 人工神经网络是一种大规模并行的非线性动力系统, 它具有许多引人注目的特点: 大规模的复杂系统, 有大量可供调节的参数; 高度并行的处理机制, 具有高速运算的能力; 高度分散的存贮方式, 具有全息联想的特

征; 高度灵活可变的拓扑结构, 具有很强的适应能力; 高度冗余的组织方式, 具有很好的坚韧性; 高度的非线性运算, 具有自学习、自组织的潜力; 高度的集体协同计算, 模拟处理与数字处理并存。

正是因为具有上述特点, 人工神经网络得到了广大学者的高度重视, 在上述特点中, 具有全息的联想学习能力及很强的容错能力, 尤其得到科学研究者的重视。因为, 对于大量的实际预测问题, 数据的采集是不精确的, 甚至可能是错误的, 而且只有当预测模型参数的选取随着预测环境的不同而改变, 才会得出较好的结果。这些问题对于传统的评价方法都是难以解决的。

2 人工神经网络模型及其算法

下面就模拟领域应用最为广泛的神经网络模型——前向网络(也称 BP 网络)^[1-3], 讨论其结构和功能(见图 1)。1985 年, 以 Rumelhart 和 McClelland 为首的 PDP (Parallel Distributed Processing) 小组提出了实现神经网络的 BP 模型。事实上, BP 网络可以看成是输入与输出集合之间的一种非线性映射。而实现这种非线性映射关系并不需要知道所要研究系统的内部结构, 而只需通过对有限多个样本的学习来达到对所研究系统内部结构的模拟。BP 算法属于 δ 学习律, 是一种有教师的学习算法, 设输入学习样本为 P 个, X^1, X^2, \dots, X^P , 已知与其对应的教师为 t^1, t^2, \dots, t^P , 学习算法是将实际的输出 Y^1, Y^2, \dots, Y^P 与 t^1, t^2, \dots, t^P 的误差来修改其连续的权值和阈值, 使输出 Y^{p1} 与要求的 t^{p1} 尽可能地接近。

2.1 学习算法及过程

该神经网络模型的学习算法采用带有冲量项的 BP 算法。

网络的训练过程如下:

1) 输入学习样本

输入向量 X_p ($p = 1, 2, \dots, P$) 和目标输出 T_p ($p = 1, 2, \dots, P$)。

2) 计算网络的实际输出及隐含单元的状态

$$o_{pj} = f_j(\omega_j o_i - \theta_j)$$

式中 o ——神经元输出; ω ——连接权值; θ ——神经元的阈值, 激发函数 f 为 Sigmoid 函数, 即 $f(x) = 1/(1 + \text{EXP}(-x))$ 。

收稿日期: 2002-03-19 修订日期: 2002-10-20

基金项目: 浙江省科技厅资助项目

作者简介: 蒋益虹(1972-), 女, 浙江慈溪人, 博士, 讲师, 从事食品科学与发酵工程研究。杭州市 浙江大学生物工程与食品科学学院, 310029

3) 计算训练误差

输出层:

$$\delta_{pj} = o_{pj}(1 - o_{pj})(t_{pj} - o_{pj})$$

隐含层:

$$\delta_{pj} = o_{pj}(1 - o_{pj}) \quad \delta_{pk}\omega_k$$

4) 修改权值和阈值

$$\omega_{ij}(t+1) = \omega_{ij}(t) + \eta\delta_j o_{pi} + \alpha(\omega_{ij}(t) - \omega_{ij}(t-1))$$

式中 η ——学习步长, 本模型取 0.5; α ——势态项, 本模型取 0.5。

5) 当 p 经历 1~ P 后, 判断指标是否满足精度要求 E , 这里 $E < \epsilon$

其中: $E = \sum E_p, E_p = \sum (t_{pj} - o_{pj})^2 / 2, \epsilon$ 为精度, 本文取 $\epsilon = 0.0001$

若满足要求则停止, 否则重新开始。

3 红曲杨梅酒最佳发酵工艺的确定

3.1 四因素正交试验及结果分析

根据果酒发酵工艺的特点以及成品酒品质指标的要求, 得出发酵温度、糖汁比、酵母加量和红曲加量是影响杨梅果酒发酵的主要因素^[4]。试验应用正交试验设计, 采用 $L_{16}(4^5)$ 正交表, 考察因素及水平如表 1 所示。

表 1 发酵试验因素及水平

水平	A 温度 /	B 糖汁比	C 酵母加量 /%	D 红曲加量 /%
1	18	2.8	2	0.2
2	22	3.7	5	1.0
3	28	4.6	10	2.0
4	32	5.5	15	3.0

正交试验结果表明, 在所有 16 个果酒样本中, 较优的发酵工艺条件的试验组合为 $A_1B_3C_3D_3$ (感官评定的得分为 87.4 分), 即发酵温度为 18、糖汁比为 4.6、酵母加量为 10%、红曲加量为 2.0%。

3.2 试验数据分析及预测评估

现取发酵温度、糖汁比、酵母加量、红曲加量数据作为样本, 部分数据见表 2。将发酵工艺中的 4 个因素值的 16 个实验值作为样本输入, 即 $x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{4k}$ 为第 k 个输入样本。

用专家相应评价结果作为第 k 个输入样本对应的

表 3 神经网络连接权值和阈值

	输入单元 1	输入单元 2	输入单元 3	输入单元 4	输出单元 1	阈 值
隐含单元 1	- 0.8566	0.0272	- 0.0303	- 0.5636	0.3541	- 0.2616
隐含单元 2	0.4035	- 1.0150	- 1.0365	- 1.0723	- 0.6535	- 0.4924
隐含单元 3	- 0.5713	- 0.6816	- 0.2571	0.0465	1.0590	- 0.3383
隐含单元 4	1.2800	- 1.2016	- 0.0084	- 0.9009	- 0.7973	- 0.5624

3.3 对主要因素进行仿真和优化分析

在正交试验所获得的最优工艺的基础上, 改变一种

教师。即将 $(x_{11}, x_{21}, x_{31}, x_{41})$ 作为第 1 个样本; $(x_{12}, x_{22}, x_{32}, x_{42})$ 作为第 2 个样本, ..., $(x_{116}, x_{216}, x_{316}, x_{416})$ 作为第 16 个样本, 对应的教师为 t_1, t_2, \dots, t_{16} 。

取精度 $\epsilon = 0.00001$, 输入层节点数为 4, 隐含层取 4 个节点, 输出层 1 个节点, 建立 BP 神经网络模型^[5,6] (图 1), 用 Visual Basic 编制程序在 586 微机上迭代 50643 次后, 得到输出值。

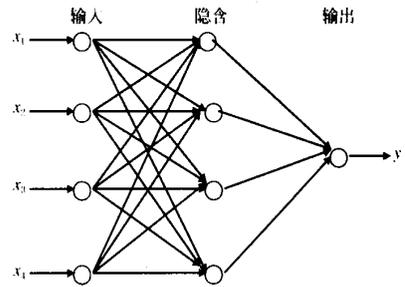


图 1 BP 神经网络模型

Fig 1 BP neural network model

数据仿真计算值与实际值相比, 误差都小于 1% (表 2)。表 3 为作为训练结果的神经网络各层间连接权值和阈值。

表 2 发酵工艺样本指标及仿真结果

Table 2 Sample indexes and simulation results of fementation technology

试验号	温度水平	糖汁比水平	酵母量水平	红曲量水平	专家评分	仿真得分
1	1	1	1	1	78.2	78.18
2	1	2	2	2	81.3	81.60
3	1	3	3	3	87.4	87.39
4	1	4	4	4	83.6	83.69
5	2	1	2	3	81.2	80.94
6	2	2	1	4	80.1	80.08
7	2	3	4	1	79.5	79.44
8	2	4	3	2	80.6	80.88
9	3	1	3	4	77.7	78.43
10	3	2	4	3	78.6	78.21
11	3	3	1	2	77.4	77.17
12	3	4	2	1	75.7	75.85
13	4	1	4	2	73.8	73.96
14	4	2	3	1	72.9	72.81
15	4	3	2	4	76.8	76.4
16	4	4	1	3	77.1	77.38

影响因素值, 固定其他 3 种影响因素值, 应用神经网络模型进行模拟^[7,8], 结果如图 2~ 5 所示。可以看出: 发酵

温度 1(18)、糖汁比 3(4:6)、酵母加量 4(15%)、红曲加量 3(2.0%), 得分为 88.90 分, 超过正交试验较优组合。根据上述分析结果, 固定其他 3 种影响因素值, 在

糖汁比 3 附近或红曲加量 3 附近进行数值仿真, 应用神经网络模型进行模拟, 结果如图 6、图 7 所示。

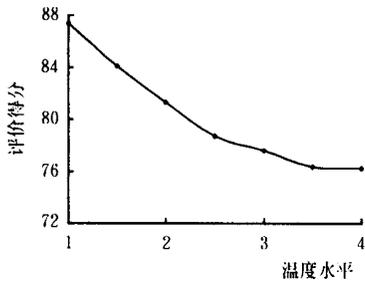


图 2 仿真温度变化对果酒风味的影响
Fig 2 Effect of simulating temperature variation on wine flavor

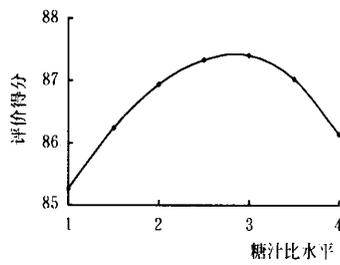


图 3 仿真糖汁变化对果酒风味的影响
Fig 3 Effect of simulating the variation of glucose to juice on wine flavor

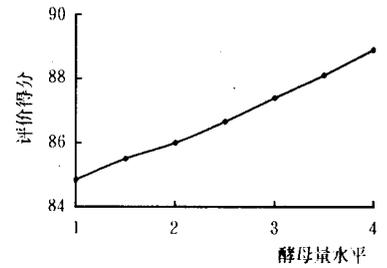


图 4 仿真酵母量变化对果酒风味的影响
Fig 4 Effect of simulating the quantity variation on yeast on wine flavor

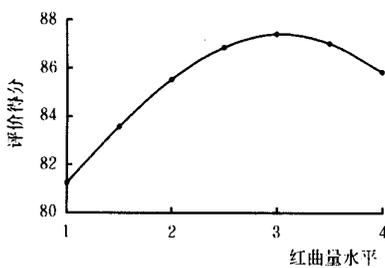


图 5 仿真红曲量变化对果酒风味的影响
Fig 5 Effect of simulating the quantity variation on monascus pigment on wine flavor

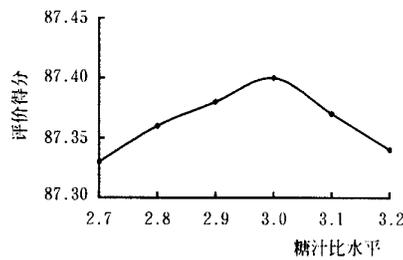


图 6 仿真糖汁比 3 附近变化对果酒风味的影响
Fig 6 Effect of simulating the ratio variation around 3 of glucose to juice on wine flavor

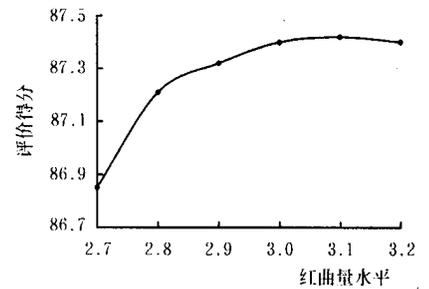


图 7 仿真红曲量 3 附近变化对果酒风味的影响
Fig 7 Effect of simulating the quantity variation around 3 of monascus pigment on wine flavor

由图 2~ 7 可以确定红曲杨梅酒最佳发酵工艺为: 发酵温度 1(18)、糖汁比 3(4:6)、酵母加量 4(15%)、红曲加量 3.1(2.1%), 得分为 88.94 分。并从图中的曲线走势可以看出, 在一定的范围内, 温度越低、酵母量越多则果酒的风味越好, 而糖汁比和红曲量变化对果酒风味的影响有个由低到高再到低的变化过程。这是因为在不同的发酵温度下, 葡萄酒酵母的代谢副产物也有差别。高温下酿制的果酒, 除缺乏新鲜果香外, 酒质不细致, 口感粗糙, 有异味, 与其代谢产物的质量有关。此外, 酒中的营养成分、酒精含量以及芳香物质, 尤其是果香成分, 随发酵温度的升高而损失较大, 且在高温条件下, 易感染杂菌, 使酒变坏。对于糖汁比而言, 则在一定范围内, 糖分的增加可提高发酵酒度, 从而减少调配时酒基的加入量, 但糖分过高, 则相对果汁含量过少, 使成品酒的果香味减少, 从而影响果酒的风味。而在一定的糖汁比和红曲量下, 发酵温度对酵母加量有很大的影响, 温度越低(18), 酵母的活力越低, 则所需发酵的时间也就越长, 因此, 在一定范围内(酵母加量过多, 会产生酵母味), 提高酵母的加量, 可以保证后期的发酵能力, 使发酵进行得较为彻底。红曲的加量主要影响果酒的色泽, 红曲加量多色泽较好, 但红曲量过多则会使果酒中混杂有曲味, 使果酒的风味不够纯正^[9, 10]。将该最

优发酵工艺应用到实际生产中, 生产的杨梅果酒经专家感官评定, 得分为 88.5 分, 与仿真结果的相对误差小于 1%, 取得了很好的效果。

4 结 论

1) 人工神经网络与传统正交试验方法相结合, 可以更好的利用信息。建立神经网络模型, 变离散数据为连续数据, 可方便地进行仿真、评估和优化。

2) 输入输出数据的处理方法具有科学性, 对输入数据采用除以某一常数的办法, 以免在计算时产生溢出, 对输出数据采用公式 $f(u) = \frac{1}{1 + \exp(-u)}$, 此函数具有单调递增之特性, 这样既保证了样本的数据在 0~1 之间, 又保证了它具有反函数, 从而实现数据的回代, 达到评价的目的。

3) 从模型的仿真结果看, 预测精度高, 相对误差均小于 1%, 并且通过此模型, 模拟仿真各种参数变化对发酵工艺的影响, 找出了最优方案, 即发酵温度为 18、糖汁比为 4:6、酵母加量为 15%、红曲加量为 2.1%。实际应用表明该模型用于评价成品酒的感官品质是可行的, 为果酒生产加工分析提供了一种新的途径。

[参 考 文 献]

- [1] 西广成 神经网络的学习过程探索[J] 自动化学报, 1991, 17(3): 311~ 316
- [2] Lacher R C Back-Propagation Learning in Expert Networks[J] IEEE Transaction on Neural Networks, 1992, 1(3): 62~ 72
- [3] 陈秉钧, 上官儒 基于人工神经网络的组合预测及应用[J] 农业工程学报, 1997, 13(2): 51~ 55
- [4] Constantions Dallas Effects of pH, Sulphur Dioxide, Alcohol Content, Temperature and Storage Time on Color Composition of a Young Portuguese Red Table Wine[J] J Sci Food Agric, 1994, (65): 477~ 485
- [5] 张际先 神经网络在农业工程中的应用[J] 农业工程学报, 1995, 11(1): 28~ 34
- [6] 胡泽新, 周金荣等 生化过程的神经网络组合模型[J] 华东理工大学学报, 1995, 21(6): 714~ 719
- [7] 花 强, 王树清 神经网络建模方法在维生素 C 发酵过程中的应用[J] 化工学报, 1996, 47(4): 433~ 438
- [8] 霍 兰, 张卫华等 基于人工神经网络的发酵过程动态模式及优化[J] 山东科学, 1997, 10(3): 49~ 52
- [9] Jennifer A Stillman Color influences flavor identification in fruit-flavored beverages[J] J of Food Sci, 1993, 58(4): 810~ 812
- [10] Rommel A. Blackberry juice and wine: processing and storage effects on anthocyanin composition, color and appearance[J] J of Food Sci, 1992, 57(2): 385~ 391

Application of artificial neural network on the fermentation technology of monascus waxberry wine optimization

Jiang Yihong, Feng Lei

(College of Biological Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China)

Abstract: Artificial Neural Network (ANN) combined with traditional orthogonal design was put forward as a new method of analyzing and processing test data. The orthogonal test data can be used by applying the self-learning ability of the artificial neural network. With the help of artificial neural network, which simulates, evaluates and optimizes, the best fermentation technology of Monascus Waxberry wine was discovered. Optimum conditions are as follows: fermentation temperature is 18 °C, amount of yeast is 10%, amount of Monascus is 2.1% and proportion of glucose to juice is 4:6. The satisfactory results show that this new method is reasonable and practical.

Key words: fermentation technology; artificial neural network; orthogonal design; wine