

应用 GA-BP 神经网络建立明胶软糖口感的预测模型

杨涛涛^{1,2}, 周星宇^{1,2}, 钱善华^{1,2}, 俞经虎^{1,2*}

(¹ 江南大学机械工程学院 江苏无锡 214122

² 江苏省食品先进制造装备技术重点实验室 江苏无锡 214122)

摘要 为建立明胶软糖的口感预测模型,针对不同配比的 90 个琼脂-明胶复配软糖样品,分别进行质构测定和口感评价,采用模糊数学方法得出各样品的综合口感得分,以质构参数作为输入因子,口感综合得分作为输出因子,搭建神经网络模型。通过多模型训练对比,确定最优拓扑结构为 $6 \times 8 \times 1$,并利用遗传算法优化原有模型,建立 GA-BP 神经网络预测模型。经试验样本数据训练后,结果显示:该预测模型具有较好的拟合度,全部数据的相关系数 R 均大于 0.9,且没有出现过拟合状态。对于市售 3 种明胶软糖样品预测的口感误差均在 $\pm 5\%$ (最大 4.11%)以内,可满足口感预测的目的。该模型具有良好的应用和参考价值,为明胶软糖品质改善提供新手段,也为其它食品口感的预测提供方法借鉴。

关键词 明胶软糖; 质构测定; 口感评价; 模糊综合评价; GA-BP 神经网络

文章编号 1009-7848(2022)07-0238-10 DOI: 10.16429/j.1009-7848.2022.07.024

明胶软糖主要以食用明胶作为凝结剂,混合白砂糖等原料制备而成的一种软糖,由于其良好的弹性和咀嚼性,因此备受老年及儿童消费者的喜爱^[1]。通常情况下,一款食品的受欢迎程度取决于其自身的品质,其口感质量直接影响消费者的购买意愿^[2],明胶软糖亦是如此。目前,软糖的品质大部分通过感官评测获取,评价结果多以文字表达为主,易受专家的口味、情绪等主观因素及外在因素影响,缺乏可靠性,且量化、标准化不足^[3-5]。部分研究采用传统的数理统计方法,如简单相关分析、典型相关分析、多元回归分析、主成分分析、因子分析^[6-10]等,定性、定量分析食品的质构参数与口感指标之间的关系,却无法对感官质量进行科学预测并给出评价结果。然而,结合仪器测试与感官测试建立的科学评价与预测模型,可以快速、准确地得到明胶软糖的口感质量,对于改善其品质具有积极作用。

模糊数学是研究和处理模糊性现象的方法^[11]。而模糊综合评价是该方法中将不清边界、不

易定量的因素定量化、综合评价的一个分支,能够在一定程度上消除感官评定的主观与片面性,得到较客观的结果^[12-13]。近年来不少学者利用模糊综合评价来评定咖啡豆^[14]、牛肉^[15]、凉皮^[16]等食品品质。人工神经网络能够模拟人的大脑,依靠强大的自学习能力,训练出输入变量与目标量之间的高度非线性映射模型^[17]。然而,鲜有研究采用神经网络对食品品质进行评价预测,结合模糊数学方法的研究更是少见。

本文以制备的明胶软糖为研究对象,对不同配比的样品进行质构和口感测试,以模糊综合评价后的口感得分为导向,采用 GA-BP 神经网络建立以质构参数为自变量的口感评价及预测模型,并选择市售的明胶软糖样本对模型进行验证。

1 材料与方法

1.1 材料

明胶(250 冻力),鑫达食化生物科技;琼脂粉(1 000 凝胶强度),上海鸿健食品配料;纯白糖,上海吉多食品;以上均为食品级。其余葡萄糖浆、柠檬酸等均为市售常规食品原料。

1.2 主要仪器

电子天平,上海瑶新电子科技;双向磁力搅拌器,江苏科析仪器;数显恒温水浴锅,上海博讯实业有限公司医疗设备厂;TMS-pro 质构仪,美国 FTC。

收稿日期: 2021-07-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(51775244);江苏省先进食品制造装备与技术重点实验室项目(FMZ201901, FMZ201907)

作者简介: 杨涛涛(1996—),男,硕士生

通信作者: 俞经虎 E-mail: jnjxjinghuyu@163.com.

1.3 试验方法

1.3.1 配比设计 在糖果行业中,明胶的使用量一般在 5%~10%,弹性软糖的用量基本在 10%以上^[18]。徐晓飞等^[19]选用猪皮、牛皮明胶为材料,发现 6% 的明胶与 0.8% 的琼脂复配具有良好的品质。因此,为制备不同明胶软糖样本,分别将 5%, 6%, 7%, 8%, 9%, 10% 的明胶(质量分数)与 0, 0.4%, 0.8%, 1.2%, 1.6% 的琼脂(质量分数)进行复配,得到不同的软糖样品,且每种样品做 3 次平行试验。

1.3.2 明胶软糖制作工艺流程 制备流程如图 1

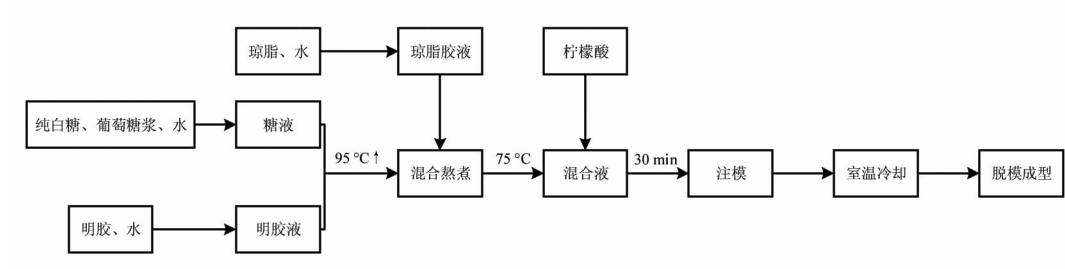


图 1 明胶软糖制备工艺流程

Fig.1 Preparation process of gelatin gummy

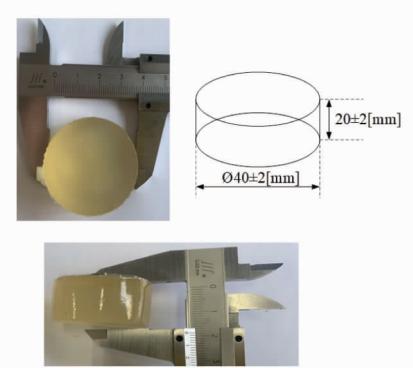


图 2 明胶软糖样品
Fig.2 Gelatin gummy sample

1.3.3 质构测定 采用质构分析法(TPA)^[20]对样品进行测定。由于 TPA 参数受测试条件的影响,因此在特定条件下进行试验:测试时室内温度 25 °C, 质构仪探头选用 TA12 型圆柱探头(半径 25 mm;高度 10 mm),检测前速度 2 mm/s,检测时速度 1 mm/s,检测后返回速度 2 mm/s,压缩形变 50%,压缩初始力 0.15 N,2 次压缩时间间隔 10 s,每次试验前将探头下表面擦拭干净且涂上硅油防

所示。首先用适量蒸馏水将琼脂和明胶按比例混合,并用双向磁力搅拌器进行充分溶解,制成胶液备用;接着在数显恒温水浴锅中,以 95 °C 以上的温度将葡萄糖浆、纯白糖与水充分混合成糖液;再向糖液中依次加入明胶液、琼脂胶液以及适量水,熬煮混合并搅拌;然后将温度降至 75 °C,向混合液中加入柠檬酸,保温 30 min 后充填注模;最后将样品在室温条件下静置冷却、脱模,样品如图 2 所示(圆柱状样品进行质构试验时受力均匀且便于食用)。

止粘结,每个相同样品测定 3 次,取平均值作为结果。最后,根据质地剖面的力度-时间曲线,获取硬度、弹性、凝聚性、回复性、胶黏性、咀嚼性等信息。

1.3.4 口感评定 依据 GB/T 10220-1988 及 GB/T 12316-1990 感官分析方法总论^[21],选择硬度、弹性、黏聚性和咀嚼性这 4 个最能反映明胶软糖口感品质的评价指标,评分标准采用 7 分制(表 1)。邀请 10 名糖果行业的专业评测人员组成评价小组,详细了解评分准则,且评定前 1 h 禁止进食。将待评定的样品随机编号,每名评价成员独立、客观地进行品评,评价过程中不得交流、讨论,每品尝完一个样品后使用温水漱口。

1.3.5 模糊数学综合评价

1.3.5.1 素集、评语集、模糊评价矩阵和加权重集的建立

$$U=\{u_1, u_2, u_3, u_4\} \quad (1)$$

评价因素集 U ,即明胶软糖口感质量构成因素指标的集合。根据口感评价标准, u_1 表示感官硬度, u_2 表示感官弹性, u_3 表示感官黏聚性, u_4 表示

表1 明胶软糖口感评分标准

Table 1 Taste index criterion of gelatin gummy

指标	含义	评分标准
硬度	用白齿穿透样品所用力的大小	软硬适中7~6分;较硬或较软5~3分;硬或软2~1分
弹性	对样品压缩一定程度并停留5 s,取消压力后回复速度越快等级越高	快7分;较快6~5分;适中4分;较慢3~2分;慢1分
黏聚性	将样品放在白齿间,压迫它并评价在样品断裂前的变形量,变形越大黏聚性越好	大7分;较大6~5分;适中4分;较小3~2分;小1分
咀嚼性	每秒咀嚼样品1次,所用力与0.5 s内咬穿口香糖的力量相同,评价可吞咽时所咀嚼的次数	多7分;较多6~5分;适中4分;较少3~2分;少1分

感官咀嚼性,得到 $U=\{\text{硬度}, \text{弹性}, \text{黏聚性}, \text{咀嚼性}\}$ 。

$$V=\{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5, v_6, v_7\} \quad (2)$$

评语集 V ,即对每个评价因素的评语。由于评价采用7分制, v_1 表示1分, v_2 表示2分, v_3 表示3分, v_4 表示4分, v_5 表示5分, v_6 表示6分, v_7 表示7分。

$$R_k = \begin{vmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & r_{14} & r_{15} & r_{16} & r_{17} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & r_{24} & r_{25} & r_{26} & r_{27} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & r_{34} & r_{35} & r_{36} & r_{37} \\ r_{41} & r_{42} & r_{43} & r_{44} & r_{45} & r_{46} & r_{47} \end{vmatrix} \quad (3)$$

模糊评价矩阵 R_k ,即第 k 号样本的模糊评价矩阵。对于单个样本矩阵中元素 r_{ij} 表示第 i 个感官指标 j 分票数的归一化结果(如 r_{11} 代表硬度指标中1分票数的比例)。

$$A=\{a_1, a_2, a_3, a_4\} \quad (4)$$

加权重集 A ,即各个因素在整体评价中的相对重要程度,元素的总和为1。请评测的其中6位专家依据以往大量感官评定经验,给出弹性、硬度、黏聚性和咀嚼性在评价明胶软糖样品中的重要程度数值(所给出的数值介于0~100之间,不重要的为0,重要的为100)。然后对结果进行归一化处理,得到各评价指标所占权重比例,即为加权重集 A 。

1.3.5.2 综合评价模型的建立 根据文献[22],利用合成算子中频率较高的模糊变换最佳算子 $M(\cdot, +)$ 建立模糊综合评价模型。单个样品评价结果向量 b_k 计算公式如下:

$$b_k = \sum_{i=1}^p a_i r_{ij}, j=(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7) \quad (5)$$

式中, k —样品序号; p —评价指标数目;

r_{ij} —模糊矩阵第 i 行第 j 列元素; a_i —加权重集中第 i 个元素。最终通过行向量 b_k 与评价分列向量 $v=(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7)^T$ 相乘得到综合评价分 P_k 。

1.3.6 GA-BP 神经网络评价预测模型 模型采用非线性映射能力较强的 BP 神经网络(BP-ANN)^[23],拓扑结构如图 3 所示。将 TPA 试验中明胶果糖样品的 6 个质构参数作为输入因子,模糊综合评价分数作为输出,建立 $6 \times N \times 1$ 的 3 层 BP 神经网络。其中,隐含层神经单元数量的选择至关重要^[24],若单元数量太少,会导致整体网络的性能太差;若过多,则可能引发网络学习时间长、泛化能力差等问题,而暂时还没有能够确定隐含层单元数的理想方法^[25]。目前,隐含层单元数可根据参考式(6),比较 $N=2 \sim 12$ 时的网络模型所预测结果的均方误差,得到最佳单元数进行训练。

$$N=\sqrt{l+m}+\epsilon \quad (6)$$

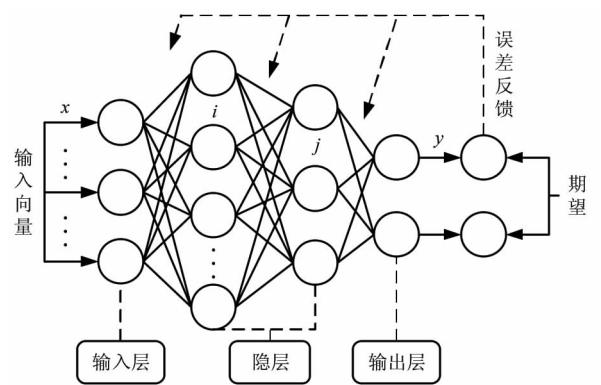


图3 BP 神经网络拓扑结构
Fig.3 BP neural network topology diagram

式中, l —输入层神经元数; m —输出层神经元数; ε —[1, 10]之间的常数。

遗传算法(Genetic algorithm, GA)是一种随机非线性优化算法^[26], 能够较快、较优获得最佳结果。为了尽可能提高 BP 神经网络的性能, 降低网络的不稳定性, 采用遗传算法优化原有预测模型的阈值和权值, 建立 GA-BP 复合神经网络模型。

1.4 数据分析及模型训练

采用 Excel 2019 和 Origin 2018 软件进行基础数据处理及分析, 运用 Matlab 2018a 建立及训练神经网络。数据样本共计 $30 \times 3 = 90$ 个, 随机分成训练集(80%)、测试集(10%)和验证集(10%)。首先, 设定模型训练的循环次数 100, 学习速率 0.05, 误差目标 1×10^{-5} , 利用 mapminmax 函数对数

据进行归一化处理; GA 优化参数: 进化代数 maxgen = 20, 种群规模 sizepop = 10, 交叉概率 pcross = 0.2, 变异概率 pmutation = 0.1。

2 结果与分析

2.1 质构测定结果

对不同明胶软糖样品进行测定, 可得到对应的质地参数(部分样品的质地参数如表 2 所示)。有研究表明, 某些质地指标能够间接反映食品的口感。其中, 质地指标的硬度、弹性与口感测试的硬度、弹性具有很高的相关性^[27]。为了便于观察, 随着明胶质量分数和琼脂分数浓度的增加, 明胶软糖的硬度和弹性的变化趋势, 分别绘制了图 4、图 5。

表 2 部分明胶软糖样品的质地参数

Table 2 Texture parameters of some gelatin gummy samples

样品序号	明胶质量 分数/%	琼脂质量 分数/%	硬度/N	弹性	凝聚性	回复性	胶黏性/N	咀嚼性/N
1	5	0	41.7192	0.9462	0.6607	0.7535	26.9570	27.2492
4	5	0.4	43.9175	0.9514	0.6824	0.7579	31.3308	29.3163
8	5	0.8	47.6022	0.9031	0.6490	0.5554	24.6809	25.2137
11	5	1.2	52.1357	0.8914	0.6533	0.5404	30.1843	32.7737
14	5	1.6	57.0947	0.8006	0.6373	0.5057	31.6296	30.6290
31	7	0	76.3444	0.9359	0.7428	0.8020	54.8971	53.7879
34	7	0.4	79.4572	0.8962	0.7637	0.7628	59.8971	52.3903
38	7	0.8	81.8825	0.8933	0.7326	0.6188	58.7142	55.1661
41	7	1.2	86.6406	0.8862	0.7280	0.5813	63.8354	56.8262
44	7	1.6	91.3336	0.8952	0.7731	0.4817	71.2347	62.7751
61	9	0	102.2704	0.9520	0.8637	0.8116	90.4448	84.5914
64	9	0.4	106.3246	0.9153	0.8834	0.7741	92.9271	86.5219
68	9	0.8	107.7306	0.9143	0.8456	0.7179	91.9536	85.8286
71	9	1.2	114.2982	0.9271	0.8462	0.7679	95.7191	90.6176
74	9	1.6	120.7633	0.8878	0.8094	0.5676	99.1502	88.3457

图 4 显示, 随着明胶质量分数的增加, 软糖的硬度显著增大, 每增加 1%, 硬度增加 10~20 N, 最高达到了 128.8 N, 而弹性却没有大幅度变化, 稳定在 0.93~0.96 之间, 结果与徐晓飞等^[19]、吴修东^[28]的研究结果相似; 而当琼脂质量分数增加时, 软糖的硬度变大, 弹性呈下降趋势, 最低达到了 0.8006, 究其原因, 可能是由于逐渐增多的琼脂分子, 在明胶分子组成的三角网状结构之间将分散的网络共聚在一起^[29], 使得能够破坏其结构的力增大, 进而

导致弹性变差。

2.2 模糊数学综合评价结果

6 位专业人员给出的明胶软糖感官指标权重归一化结果见表 3。对每项指标权重值平均处理后作近似, 得到各因素所占权重比例: 感官硬度 31%, 感官弹性 31%, 感官黏聚性 16%, 感官咀嚼性 22%。加权重集 $A = \{0.31, 0.31, 0.16, 0.22\}$ 。

以样品 1 为例, 计算其综合评价分 P_1 , 该样品的口感评价结果如表 4 所示。

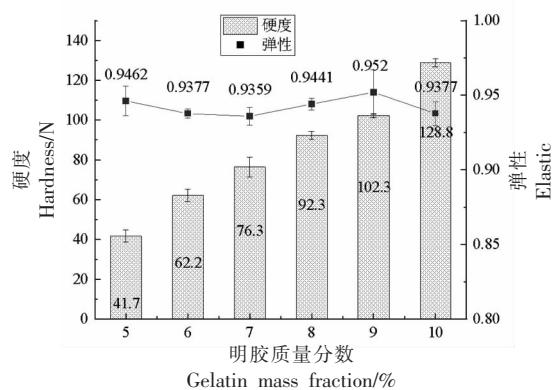


图4 明胶质量分数对软糖硬度及弹性的
影响(0 琼脂)

Fig.4 Effect of gelatin mass fraction on the hardness and elasticity of fondant (0 agar)

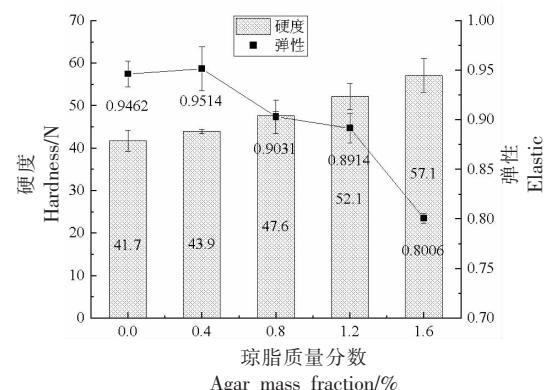


图5 琼脂质量分数对软糖硬度及弹性的
影响(5%明胶)

Fig.5 Effect of agar mass fraction on the hardness and elasticity of fondant (5% gelatin)

表3 明胶软糖感官指标权重结果

Table 3 Gelatin gummy sensory index weighting results

感官指标	得分统计						平均值/ 10^{-2}	权重/%
	I	II	III	IV	V	VI		
硬度	0.35	0.30	0.29	0.33	0.29	0.28	30.67	31.00
弹性	0.27	0.31	0.33	0.28	0.34	0.30	30.50	31.00
黏聚性	0.18	0.15	0.17	0.17	0.13	0.16	16.00	16.00
咀嚼性	0.20	0.24	0.21	0.22	0.24	0.26	22.83	22.00

注：I~VI表示6位专业人员的序号。

表4 样品1口感评价结果
Table 4 Sample 1 taste evaluation results

Aa	感官指标	I	II	III	IV	V	VI	VII
票数统计	硬度	1	4	3	1	1	0	0
	弹性	0	0	1	0	2	4	3
	黏聚性	2	2	3	1	1	1	0
	咀嚼性	6	3	1	0	0	0	0

注：I~VII表示感官评价分数1~7。

根据表4及式(3),得到归一化矩阵 R_1 :

$$R_1 = \begin{vmatrix} 0.1 & 0.4 & 0.3 & 0.1 & 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 & 0 & 0.2 & 0.4 & 0.3 \\ 0.2 & 0.2 & 0.3 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0 \\ 0.6 & 0.3 & 0.1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{vmatrix} \quad (8)$$

根据式(5),将加权重集 A 与 R_1 相乘,得到评价结果向量 $b_1=(0.195, 0.222, 0.194, 0.047, 0.109, 0.14, 0.093)$,再与评价分列向量 $v=(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7)^T$ 相乘得到综合评价分 $P_1=3.445$,其余89个样品综合评价得分 P_k 的获取与以上操作相

同。

2.3 GA-BP 神经网络训练

已知模型输入因子数为6,输出因子数为1,而隐含层单元数 N 未确定。依据上述结果,通过比较 $N=2\sim12$ 下模型训练后测试集的均方误差,获得最优训练参数。从不同 N 的均方误差图(图6)可以看出,当 N 大于7时,均方误差都小于0.3,然而为了防止过多隐含层节点造成过拟合的情况,选择采用隐含层节点数 $N=8$ 的神经网络模型,确

定最终网络的结构为 $6 \times 8 \times 1$ 。

图7为优化后预测模型的误差下降曲线图,网络的均方误差越小,表明模型的预测精度更加准确。从图7可知,神经网络模型随着循环次数的增加,误差逐渐趋近于目标值,当迭代至26次时,整个模型的性能达到最优,低于所设置的误差目标,满足性能要求。为进一步观察训练模型的结果,统计计算并绘制训练、验证、测试以及全部数据的输出与输入的相关系数,如图8所示。其中,训练、验证、测试以及全部数据的R值分别为0.9575,0.93389,0.96027,0.95287,均大于0.9,说明不存在欠拟合的情况;同时,测试R值大于验证R值,说明也不存在过拟合的情况。综合结果表明,优化后的神经网络模型能够很好地映射输入与输出的关系,从而对明胶软糖样品的口感做较

为准确的预测。

2.4 明胶软糖口感预测

将样本中随机9组数据对以上完成训练的网络模型进行检测,得到试验结果与预测结果对比(图9)。其中试验结果与预测结果的相对误差均在 $\pm 2\%$ 之内,且两者的变化一致,说明该模型具有良好的预测效果。将模型进行保存,可作为评价明胶软糖口感的方便工具。

为进一步验证所建立模型的准确性,购买维乐维公司的3种明胶软糖(V_{AD}软糖、钙软糖以及蓝莓叶黄素酯软糖)进行口感评定测试以及质构测试,再通过神经网络预测口感值,得出统计结果(表5)。从结果上看,相对误差虽总体高于训练样本的结果,但都保持在 $\pm 5\%$ 以内,符合BP神经网络对精确度的要求^[30],可达到预测的目的。

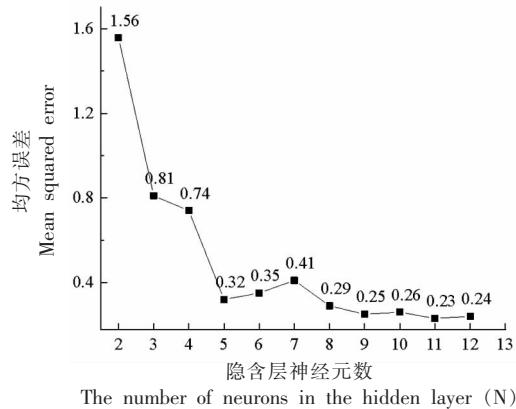


图6 不同模型下的均方误差

Fig.6 Mean square error under different models

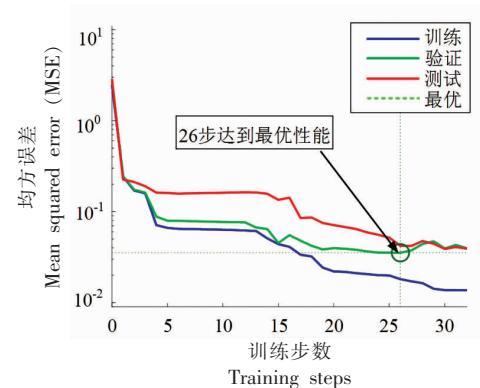
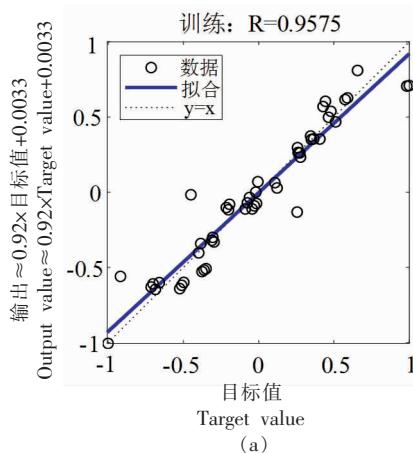
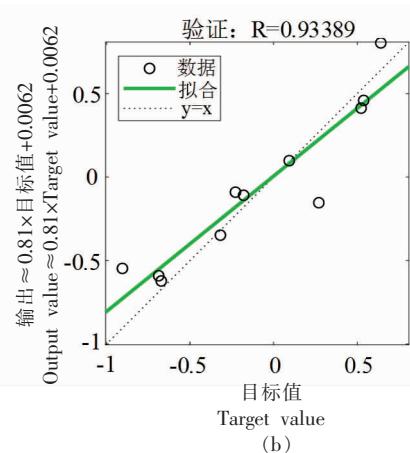


图7 GA-BP神经网络误差下降曲线

Fig.7 GA-BP neural network error drop curve



(a)



(b)

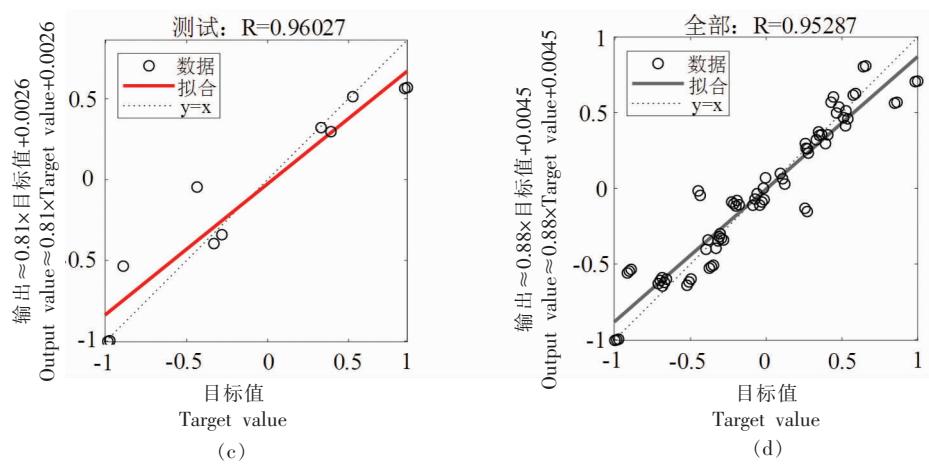


图 8 GA-BP 神经网络预测结果评估图

Fig.8 Evaluation chart of GA-BP neural network prediction results

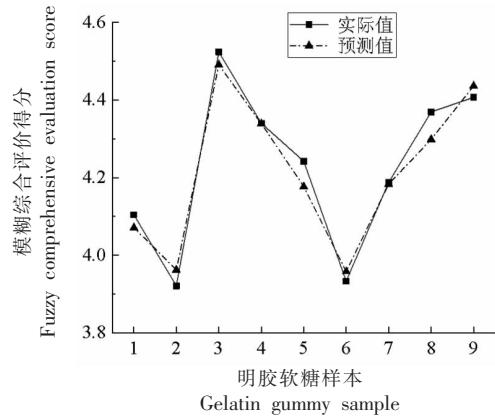


图 9 GA-BP 神经网络预测结果与实际结果对比图

Fig.9 Comparison of GA-BP neural network prediction results and actual results

3 结论

本研究以制备的明胶软糖为对象，分别进行质构试验和口感评定试验，并采用模糊数学方法对口感测试结果进行处理；依据以上试验数据，以硬度、弹性、凝聚性和回复性作为输入变量，口感预测综合得分为输出变量，在多模型训练对比之后，构建出 $6 \times 8 \times 1$ 的最优BP神经网络口感预测模型；接着利用遗传算法优化原有模型，建立GA-BP神经网络模型，并进行数据样本训练；完成训练后，整个网络对已知样本的预测性能较高，具有较高的拟合度；对3种市售明胶软糖口感的预测误差虽较大，但都处于 $\pm 5\%$ 之内，满足预测要求。然而，由于样本集大都是明胶-琼脂复配的软糖，无法对多种类、多配方的明胶软糖进行预测，后续研究可以增加相应的数据集，完善数据源，扩大整

表 5 市售明胶软糖预测结果

Table 5 Predicted results for commercially available gelatin gummies

序号	名称	模糊综合评价得分		相对误差/%
		试验值	预测值	
1	V _{AD} 软糖	4.21	4.32	2.61
2	钙软糖	4.38	4.20	4.11
3	蓝莓叶黄素酯软糖	4.06	4.11	1.23

体模型的适用范围，使其成为改善明胶软糖口感的有效手段。同时，本课题组一直致力于基于仿生平台（图10）的食品口感感知一体化研究，本文所采取的结合模糊数学与GA-BP神经网络的研究手段，可为后期搭建某食品的口感评价系统提供方法借鉴。



图 10 仿生咀嚼平台

Fig.10 Bionic masticatory platform

参 考 文 献

- [1] GE H Y, WU Y, WOSHNAK L L, et al. Effects of hydrocolloids, acids and nutrients on gelatin network in gummies[J]. Food Hydrocolloids, 2020, 113: 106549.
- [2] 黄星奕, 戴煌, 徐傅斌, 等. 电子舌对橙汁感官品质定量评价研究[J]. 现代食品科技, 2014, 30(5): 172–177.
- HUANG X Y, DAI H, XU F B, et al. Quantitative evaluation of orange juice sensory quality using electronic tongue [J]. Modern Food Science & Technology, 2014, 30(5): 172–177.
- [3] 徐金巧, 陈勇, 谈满良, 等. 基于内源性致香物质和化学计量学的烟草感官评价研究[J]. 分析测试学报, 2017, 36(6): 762–767.
- XU J Q, CHEN Y, TAN M L, et al. Sensory evaluation on tobacco based on endogenous aromatic components and chemometrics[J]. Journal of Instrumental Analysis, 2017, 36(6): 762–767.
- [4] CHUNG C, OLSON K, DEGNER B, et al. Textural properties of model food sauces: Correlation between simulated mastication and sensory evaluation methods [J]. Food Research International, 2013, 51 (1): 310–320.
- [5] 闫圆圆. 食品研究中质构仪的运用分析[J]. 食品安全导刊, 2016, 6: 56–57.
- YAN Y Y. Analysis of the application of texture analyzer in food research [J]. China Food Safety Magazine, 2016, 6: 56–57.
- [6] 杨植, 王振磊. 基于TPA法评价枣果实质地及聚类分析[J]. 新疆农业科学, 2019, 56(10): 1860–1868.
- YANG Z, WANG Z L. Evaluation and cluster analysis of jujube fruit texture based on TPA method [J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2019, 56 (10): 1860–1868.
- [7] 文波, 张名位, 张雁, 等. 广式月饼感官评分与TPA参数的相关性[J]. 中国粮油学报, 2012, 27 (1): 91–96.
- WEN B, ZHANG M W, ZHANG Y, et al. Correlation between sensory evaluation and TPA parameters of Guangdong-style moon cake[J]. Journal of The Chinese Cereals and Oils Association, 2012, 27(1): 91–96.
- [8] BLAKER K M, PLOTITO A, BALDWIN E A, et al. Correlation between sensory and instrumental measurements of standard and crisp-texture southern highbush blueberries (*Vaccinium corymbosum* L. interspecific hybrids) [J]. Journal of the Science of Food & Agriculture, 2014, 94(13): 2785–2793.
- [9] 任范伟, 朱兰兰, 周德庆. 秋刀鱼肉质感官评价与质构的相关性分析[J]. 南方农业学报, 2016, 47 (11): 1932–1938.
- REN F W, ZHU L L, ZHOU D Q. Correlation between meat quality sensory evaluation and texture of *Cololabis saira*[J]. Journal of Southern Agriculture, 2016, 47(11): 1932–1938.
- [10] 高爽, 焦文雅, 焦英帅, 等. 发芽糙米饼干质构与感官品质研究[J]. 食品研究与开发, 2020, 41(23): 99–105.
- GAO S, JIAO W Y, JIAO Y S, et al. Study on texture and sensory quality of germinated brown rice biscuits[J]. Food Research and Development, 2020, 41(23): 99–105.
- [11] 刘加友, 陈兵兵, 王振斌, 等. 模糊数学和响应面在葛根乳酸菌饮料感官评定中的应用[J]. 中国食品学报, 2017, 17(1): 224–229.
- LIU J Y, CHEN B B, WANG Z B, et al. Application of fuzzy mathematics and response surface in sensory assessment of kudzu root beverage [J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2017, 17(1): 224–229.
- [12] 陈舒唱, 利通, 沈阿倩, 等. 响应面分析结合模糊数学评价在油塔子配方优化中的应用[J]. 中国粮油学报, 2020, 35(8): 134–140.
- CHEN S C, LI T, SHEN A Q, et al. Application of response surface analysis and fuzzy mathematical evaluation in formula optimization of Youtazi [J]. Journal of The Chinese Cereals and Oils Association, 2020, 35(8): 134–140.
- [13] 张斌, 孙兰萍, 胡海燕, 等. 基于模糊数学和响应面法的超高压嫩化河蚌肉的感官评价[J]. 食品与发酵工业, 2017, 43(6): 134–140.
- ZHANG B, SUN L P, HU H Y, et al. The sensory evaluation of mussel meat tenderization treated by ultra-high pressure based on fuzzy mathematics and response surface method [J]. Food and Fermentation Industries, 2017, 43(6): 134–140.
- [14] LIVIO R, HODHOD R. AI cupper: A fuzzy expert system for sensorial evaluation of coffee bean

- attributes to derive quality scoring[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 26(6): 3418–3427.
- [15] 刘斌雄, 苏煌杰, 谢昭鹏, 等. 模糊数学评价过热蒸汽牛肉干工艺研究[J]. 食品研究与开发, 2019, 40(9): 76–81.
LIU B X, SU H J, XIE Z P, et al. Fuzzy mathematics optimize the process of beef jerky by superheated steam drying [J]. Food Research and Development, 2019, 40(9): 76–81.
- [16] 林致通, 张东霞, 雷雯, 等. 基于模糊数学与感官质构分析建立鲜凉皮食用品质评价标准[J]. 食品与发酵工业, 2020, 46(7): 225–233.
LIN Z T, ZHANG D X, LEI W, et al. Establish comprehensive quality standards of fresh Liangpi based on sensory evaluation combined with fuzzy mathematics [J]. Food and Fermentation Industries, 2020, 46(7): 225–233.
- [17] 夏卜敬. 基于模糊综合评价和神经网络对边坡稳定性的分析研究[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2008.
XIA B J. Analyse and study of slope stability based on fuzzy comprehensive evaluation and neural network [D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2008.
- [18] 蔡云升. 糖果巧克力生产工艺与配方[M]. 北京: 中国轻工业出版社, 1999: 8.
CAI Y S. Candy chocolate production technology and recipe[M]. Beijing: China Light Industry Press, 1999: 8.
- [19] 徐晓飞, 陈少洁, 刘玮, 等. 不同来源明胶软糖质构的研究[J]. 中国食品添加剂, 2017(11): 107–112.
XU X F, CHEN S J, LIU W, et al. Texture of gelatin gummy from different sources of gelatin [J]. China Food Additives, 2017(11): 107–112.
- [20] NISHINARI K, FANG Y P. Perception and measurement of food texture: Solid foods[J]. Journal of Texture Studies, 2018, 49(2): 160–201.
- [21] 吴如健, 万继锋, 韦晓霞, 等. 优质鲜食橄榄新品系‘光甜’的选育[J]. 热带作物学报, 2011, 32(8): 1445–1448.
WU R J, WAN J F, WEI X X, et al. Selection and breeding of a new high -quality and fresh Chinese olive strain ‘Guangtian’[J]. Chinese Journal of Tropical Crops, 2011, 32(8): 1445–1448.
- [22] 彭嵩琪. 北京地铁列车综合舒适度评价方法研究及评价系统开发[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
PENG S Q. Study on synthesis comfort evaluation method of Beijing subway train and development of evaluation system [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.
- [23] DENG Y, XIAO H J, XU J X, et al. Prediction model of PSO -BP neural network on coliform amount in special food[J]. Saudi J Biol Sci, 2019, 26(6): 1154–1160.
- [24] MITTAL G S, ZHANG J. Artificial neural network for the prediction of temperature, moisture and fat contents in meatballs during deep -fat frying [J]. International Journal of Food Science & Technology, 2001, 36(5): 489–497.
- [25] 沈花玉, 王兆霞, 高成耀. BP 神经网络隐含层单元数的确定[J]. 天津理工大学学报, 2008, 24(5): 13–15.
SHEN H U, WANG Z X, GAO C Y. Determining the number of BP neural network hidden layer units [J]. Journal of Tianjin University of Technology, 2008, 24(5): 13–15.
- [26] 贾渊, 姬长英, 罗霞, 等. 基于遗传算法的 BP 神经网络识别牛肉肌肉与脂肪[J]. 农业工程学报, 2007, 3(11): 216–219.
JIA Y, JI C Y, LUO X, et al. Classifying beef muscle and fat pixels using BP-GA neural network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2007, 3(11): 216–219.
- [27] LIU X H, LIU Y, WANG B, et al. Effects of *thermus scotoductus* 4 - α -glucanotransferase on modified property of potato starch[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 24(28): 363–368.
- [28] 吴修东. 高热稳定性明胶软糖的开发和工艺优化[D]. 广州: 华南理工大学, 2011.
WU X D. Research and engineering improvement of gelatin-based gummy on its thermodynamic stability [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2011.
- [29] SINGH S S, ASWAL V K, BOHIDAR H B. Structural studies of agar-gelatin complex coacervates by small angle neutron scattering, rheology and differential scanning calorimetry [J]. International Journal of Biological Macromolecules, 2007, 41: 301–307.
- [30] 未志胜, 詹萍, 田洪磊, 等. 基于 GA-BP 神经网络的鹰嘴豆美拉德肽的定向制备[J]. 中国食品学报, 2019, 19(9): 147–153.

WEI Z S, ZHAN P, TIAN H L, et al. The oriented preparation of Maillard reaction peptide from chickpea using GA-BP neural network [J].

Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2019, 19(9): 147-153.

Application of GA-BP Neural Network for Prediction Model of Gelatin Gummy Taste

Yang Taotao^{1,2}, Zhou Xingyu^{1,2}, Qian Shanhua^{1,2}, Yu Jihu^{1,2*}

(¹School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, Jiangsu

²Jiangsu Province Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment and Technology, Wuxi 214122, Jiangsu)

Abstract In order to establish a prediction model for the taste of gelatin gummy, 90 agar-gelatin fondant samples with different ratios were subjected to texture profile analysis (TPA) and taste evaluation experiments. Then the comprehensive taste score of each sample was obtained by fuzzy mathematical method, using the texture parameters as input factors and the comprehensive taste score as output factors to build a neural network model. Through multi-model training comparison, the optimal topology is determined as 6×8×1, and the original model is optimized by using genetic algorithm to establish a GA-BP neural network prediction model. After the training of the experimental sample data, the results showed that the prediction model had a good fit, the correlation coefficient R of all the data was greater than 0.9, and there was no overfitting state. Meanwhile, the predicted taste errors for the three commercially available gelatin gummy samples were all within ±5% (maximum 4.11%), which could meet the purpose of taste prediction. The model has good application and reference value, which can provide a new means to improve the quality of gelatinous fondant and can also give methodological reference for predicting the taste of other foods.

Keywords gelatin gummy; texture profile analysis (TPA); taste evaluation; fuzzy integrated evaluation; GA-BP neural network