草莓感官评价模型方法比较

马婉婷[1]，尚伟[1]，谷晏[2]，赵峙尧[1]，孙颖[1*]

（1.北京工商大学化学与材料工程学院,人工智能学院,北京 100048）（2.北京市西城区市场监督管理局,北京 100048）

摘要：为使草莓感官评价结果更客观，不受评价者评价经验、年龄及健康状况等主观因素影响，该研究将草莓的十项理化风味指标如过氧化氢酶、多酚氧化酶等作为输入数据，感官评价得分作为输出数据，运用灰狼优化支持向量机建立草莓感官评价估计模型。为验证所提出模型的优越性，将其与粒子群优化支持向量机模型、卷积神经网络、长短时记忆网络模型进行对比分析，为充分保证所提出模型的有效性，重复实验 20 次并计算各项指标均值，得到所提出模型的均方根误差和平均绝对误差分别为 0.28、0.24（低于粒子群优化支持向量机的误差指标 0.46、0.38，长短时记忆网络误差指标 1.24、0.99 和卷积神经网络误差指标 0.88、0.75）。实验结果表明，基于灰狼优化支持向量机模型的预测精度最高、稳定性最好、误差最小，研究结果可为草莓感官评价得分的评定提供参考。

关键词：草莓感官评价；灰狼优化算法；支持向量机

文章编号：1673-9078(2023)11-33-40 DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2023.11.1547

Comparison of Sensory Evaluation Models for Strawberry

MA Wanting[1], SHANG Wei[1], GU Yan[2], ZHAO Zhiyao[1], SUN Ying[1*]

（1.School of Chemistry and Materials Engineering, School of Artificial intelligence, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China）

（2.Market Supervision and Administration Bureau of Xicheng District, Beijing 100048, China）

Abstract: In order to make the result of sensory evaluation of strawberry more objective and independent of subjective factors such as evaluator's evaluation experience, age and health status, in this study, ten physicochemical flavor indicators of strawberry, such as catalase and polyphenol oxidase, were used as the input data, and the sensory evaluation score was used as the output data. The grey wolf optimizer-based support vector machine was used to establish a sensory evaluation prediction model of strawberry. To verify the superiority of the proposed model, this established model was compared with the particle swarm optimization support vector machine model, convolutional neural network model and long-/short-term memory network model. In order to ensure fully the effectiveness of the proposed model, the experiment was repeated 20 times and the mean value of each index was calculated. The root mean square error and the mean absolute error of the proposed model were 0.28 and 0.24, respectively (lower than the error indices for particle swarm optimization support vector machine (0.46 and 0.38), for long short time memory network (1.24 and 0.99), and for convolutional neural network (0.88 and 0.75). The experimental results showed that the grey wolf optimizer-based support vector machine model had the highest prediction accuracy, the highest stability, and the smallest error. The results can provide a reference for the evaluation of strawberry's sensory evaluation score.

Key words: sensory evaluation of strawberry; grey wolf optimizer; support vector machine

引文格式：

马婉婷,尚伟,谷晏,等.草莓感官评价模型方法比较[J].现代食品科技,2023,39(11):33-40

MA Wanting, SHANG Wei, GU Yan, et al. Comparison of sensory evaluation models for strawberry [J]. Modern Food Science and Technology, 2023, 39(11): 33-40

收稿日期：2022-12-06

基金项目：国家重点研发计划项目（2022YFF1101103）；北京市教育委员会科技研究计划项目资助（KM202210011006）；北京市自然科学基金青年科学基金项目（6204036）；国家自然科学基金项目（31972191）

作者简介：马婉婷（2000-），女，硕士在读，研究方向：保鲜品质评价与货架期预测，E-mail：981356176@qq.com

通讯作者：孙颖（1991-），女，硕士，实验师，研究方向：食品接触材料、食品风味化学，E-mail：btbusunying@163.com

草莓为蔷薇科的多年生草本植物，其果实鲜美红嫩、果肉柔嫩多汁、有着浓郁的特殊香气，具有较高的营养价值，有着“浆果皇后”的美称，在国内外许多地区均有种植[1,2]。近年来，中国草莓生产规模稳定增长,产量和种植规模均居于全球首位，在全世界的经济作物中占有重要的地位[3]。然而针对草莓的品质优劣的评价流程仍存在欠缺从而使得草莓的综合利用率相对较低[4]。目前有关草莓的感官评价研究大多

聚集在草莓果汁、果酒和草莓酱等领域[5], 针对草莓新鲜果实的感官评价方法较少，有基于电子鼻技术[6]、近红外光谱检测[7]等，但仍以专家组人工品尝评定的方法为主[8]。人工评定与评价者本人的评价经验、年龄及健康状况有关, 结果具有主观性，不同专家评定结果会有偏差，导致不同批次的产品无法横向比较。钟成等[8]提出一种基于神经网络对啤酒风味建立的客观评价模型，但由于草莓的货架期短，导致理化指标样本数据少，故而鲜果草莓感官评价的估计模型相对较少。

支持向量机（Support Vector Machine，SVM）是一种具有构建流程相对简洁且耗时较低，可以较好的解决样本数量少、数据维度高等问题的机器学习算法[10]，被广泛应用于分类和回归问题中。支持向量机模型不仅可以表征样本数据中输入数据多个特性和目标输出之间的非线性关系而且结果精度高、稳定性好。游清顺等[11]通过SVM对抽检数据进行食品质量合格分类。王娜[12]采用了最小二乘支持向量机预测模型对北京市肉类供应量做出了预估。影响支持向量机模型精度、稳定性及泛化性的主要因素就是支持向量机的核心参数：惩罚因子*c*和松弛因子*g*。故而参数的优化对于如何建立起一个支持向量机模型必不可少。因此，本文提出了一种基于支持向量回归的草莓感官评价估计方法，并利用灰狼算法（Grey Wolf Optimizer，GWO）对模型参数进行优化。

1 材料与方法

1.1 材料与试剂

本研究中的草莓果实品种为“章姬”，来自北京天翼生物工程有限公司的昌平奶油草莓生产基地。超氧化物歧化酶（Superoxide Dismutase，SOD）、过氧化氢酶（Catalase，CAT）、抗坏血酸过氧化物酶（Ascorbate Peroxidase，APX）、过氧化物酶（Peroxidase，POD）、多酚氧化酶（Polyphenol Oxidase，PPO）、过氧化氢（H_2O_2）测定试剂盒，南京建成生物工程研究所有限公司；生理盐水，石家庄四药有限公司。

1.2 仪器与设备

Bio-tek 酶标仪，SYNERGY 公司；分光光度计，安捷伦科技有限公司；3K15 高速冷冻离心机，SIGMA 公司；T-403 数字电子天平，北京赛多利斯仪器系统有限公司；恒温集热式加热磁力搅拌器 DF-101S，巩义市予华仪器有限公司；F-80C 型制冰机，北京博威兴业科技发展有限公司。

1.3 方法

1.3.1 草莓样品设计

选择果实体积、色泽、成熟度相同（草莓品种为章姬，八成熟，色泽红润鲜艳色深，单果质量(15±1) g），无病虫害和机械伤的草莓鲜果在常温下进行试验。

1.3.2 理化指标测定

按照 SOD、CAT、APX、POD、PPO、H_2O_2 测定试剂盒提供的方法进行测定。按照 *m*（草莓）:*m*（生理盐水）=1:9，在冰水浴条件下配制比例为 10%组织均匀浆液，获取 3 500 r/min 离心 10 min 后的上清液。遵循试剂盒步骤，先准备好实验管、对照管，再添加相应试剂 1 到试剂 4。均匀后，获取 3 500 r/min 离心 10 min 后的上清液，在相应波长处，利用酶标仪进行测定，平行重复各 3 次，计算酶活力[13]。

黄酮的测定方法[14]：称取芦丁 10 mg，加入 10 mL 无水乙醇，配成 0.1 mg/mL 的标准品溶液。称取草莓样品 5 g，置于 50 mL 棕色容量瓶中，加入无水乙醇 35 mL，超声 60 min，以无水乙醇定容至刻度，摇匀后取 25 mL 于 50 mL 离心管中，于 6 000 r/min 离心 10 min，上清液备用。吸取 0.00、1.00、2.00、3.00、4.00、5.00 mL 芦丁标准品溶液，分别置于 25 mL 的比色管中，补水至 10 mL，加 1.0 mL 亚硝酸钠（50 g/L），放置 6 min，加 1.0 mL 硝酸铝溶液（100 g/L），放置 6 min，加入 4.0 mL 氢氧化钠溶液（40 g/L），加水至刻度，放置 15 min。用 1 cm 比色皿，以试剂空白调节零点，在波长 510 nm 处测定吸光度。以吸光度为纵坐标，芦丁质量为横坐标，绘制标准曲线。精密吸取 2.0 mL 供试品溶液，置 25 mL 比色管中，补水至 10 mL。在波长 510 nm 处测定吸光度。

总多酚的测定方法[15]：称取没食子酸约 10 mg，置于 100 mL 棕色容量瓶中，加水配成的 0.1 mg/mL 标准品溶液。称取草莓样品 10 g，置 100 mL 棕色容量瓶中，加入水适量，超声 60 min，冷却至室温，以水定容至刻度，摇匀后取 30~35 mL 于 50 mL 离心管中，于 6 000 r/min 离心 15 min，上清液备用。吸取标准品溶液 0.20、0.40、0.60、0.80 mL 分别置于 10 mL 的容量瓶中，各加入 3~4 mL 的水。加入 0.5 mL 福林酚试液；在 1~8 min 内，各加入 1.5 mL Na_2CO_3 溶液（20.0 g/100 mL 的水溶液）。用水定容至刻度，分别得到没食子酸浓度约为 0.002、0.004、0.006、0.008 mg/mL 的标准品溶液，将各容量瓶置于 30 ℃水浴中保持 2 h。同时配制空白溶液，以空白溶液调零，于 760 nm（10 min 内）处测定吸光度，以吸光度为纵坐标，浓度为横坐标，绘制回归曲线。精密吸取 0.2 mL 供试

品溶液，置 10 mL 容量瓶中，各加入 3~4 mL 水，以空白溶液调零，于 760 nm（10 min 内）处测定吸光度。

pH 值的测定：草莓可食部分打浆，取一定量的草莓酱加等量的屈臣氏水混匀，用 pH 计测量 5 次。

可溶性固形物（Soluble Solids Content，SSC）的测定[16]：草莓可食部分打浆，用四层纱布挤出均浆汁液，用 Abbemat 500 全自动折光仪测量 3 次。

1.3.3 感官评价

感官评价小组由 5 名女性和 5 名男性（年龄从 25 岁到 55 岁）组成。他们能够区分基本口味（苦、甜、酸、咸和鲜味），并在果蔬感官评级及风味分析方面有一定经验。小组成员接受了培训，每周（3 周）三次，每次 20 min，对 5 种不同浓度的基本口味溶液进行区分和重新排序。在培训期间，为受试者提供了五种草莓，为每种属性提供了广泛的感官可变性，并进一步刺激描述符的形成。感官评估的最终评估标准由小组讨论确定。

描述性术语及其评价标准定义如下：（1）酸度：0.05 g 柠檬酸/100 mL 水=酸 10，0.1 g 柠檬酸/100 mL 水=酸性 20；（2）甜度：2 g 蔗糖/100 mL 水=甜度 10，4 g 蔗糖/100 mL 水=甜值 20；（3）苦味：0.00075 g 奎宁/100 mL 水=苦味 10，0.0015 g 奎宁/100 mL 水=苦 20；（4）外观：草莓果实饱满完整，没有机械损伤=外观 20；（5）坚硬度：硬度高，无腐烂=硬度 20；（6）色泽：红润，均匀=色泽 20；（7）香气：草莓香气浓郁，无异味，无涩味=香气 20；（8）滋味：不同口味的组合。根据确定的感官评估标准，小组成员在 2 周内接受了 6 次培训。最后，所有小组成员都能够识别这些描述词并一致使用它们。

感官评价在（23±2）℃、湿度 55%的感官面板室中进行。小组成员被要求以外观、坚硬度、色泽、香气、滋味为评价指标。每个指标满分 20 分，总计 100 分。表 1 为试验中的感官评价回答表。为了避免疲劳和携带影响，小组成员被要求在两个不同样本的测试间隔期间用 50~60 mL 的饮用水漱口。感官评估前一小时不允许进食、饮酒或吸烟。在每节课结束时收集所有记分卡，并计算所有 10 名小组成员在三次重复实验中给出的所有描述符的平均值，以进行多元统计分析。

表 1 感官评价得分表

Table 1 Sensory evaluation score table

姓名:	日期:				
提示语	1.本评价目的：区分比较不同条件下的草莓果实 2.请从左到右依次评价，将每个样品按照以下五项逐个打分 3.评价下一个样品前，休息 15 s				
评价指标/序号	外观	坚硬度	色泽	香气	滋味

注：外观：腐烂 0~5；果实果皮失水严重 5~10；果实果皮褶皱 10~15；果实饱满完整 15~20；坚硬度：软 0~5；硬度较低 5~10；硬度适中 10~15；硬度高 15~20；色泽：不好 0~40；一般 40~60；较好 60~80；非常好 80~100；香气：香气较淡 0~5；香气一般 5~10；香气较浓郁 10~15；香气浓郁 15~20；滋味：单薄 0~40；一般 40~60；较饱满圆润 60~80；饱满圆润 80~100。

1.3.4 数据处理

理化指标及感官指标均每 0.5 d 测定一次，共测量 6 d，每次平行测定 3 组，共测得 36 条实验样本数据。

2 模型的建立

2.1 支持向量机模型

支持向量机可以对样本进行有监督的分类和回归，2014 年由 Vladimie 等[17]提出，本文使用的是支持向量机的回归（Support Vector Regression，SVR），图 1 为其原理图，目的是通过训练寻找到一个使得所有样本点距其距离最小的超平面。

超平面可用式（1）表示：

$$f(x)=\omega^T x+b \tag{1}$$

式中：

ω^T ——权向量转置，

b ——偏置。

寻找最优超平面的问题可以转化为所对应的凸二次规划问题：

$$\min\frac{1}{2}\|\omega\|^2+c\sum_{i=1}^{l}(\xi_i+\xi_i^*) \tag{2}$$

$$s.t.\begin{cases} y_i-\omega^T\varphi(x_i)-b\le\varepsilon+\xi_i \\ \omega^T\varphi(x_i)+b-y_i\le\varepsilon+\xi_i^*, i=1,2\cdots l \\ \xi_i,\xi_i^*\ge 0 \end{cases} \tag{3}$$

式中惩罚因子 c 的取值反映了公式（2）中 2 个变量的权重；ξ_i 和 ξ_i^* 为松弛变量，旨在使得寻找最优超

平面的标准降低。落入到 ε 定义的不敏感带内的样本数据忽略其损失，即只有落在不敏感地带外的样本才会对支持向量模型产生影响，最后确定的优化模型具有总损失最小和间隔最大的特点。

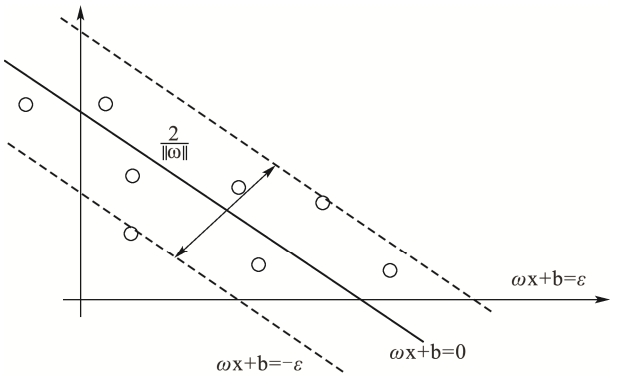


图 1 支持向量机原理示意图

Fig.1 Schematic diagram of Support vector machine

SVR 的核函数有多种选择[18]，应用广泛的径向基函数作为本文选用的核函数。寻找最优超平面转化为的凸二次规划的对偶问题由拉格朗日乘数法解决，并给出决策函数：

$$f(x)=\sum_{i=1}^{l}(a_i-a_i^*)K(x,x_i)+b \quad (4)$$

式中:

a_i 和 a_j——拉格朗日乘数;

用 $K(x_i, x_j)=\varphi(x_i)^T\varphi(x_j)$ 来计算多维特征空间向量的数量积。

参数的正确取值也对 SVR 模型有着很大的影响[19]，合理的参数选择会使得所建立模型学习能力更强，精度更高。惩罚因子 c 和径向基核函数的参数 g 是建立支持向量回归模型需要确定的两个关键参数。c 决定了模型的复杂程度和误差大小，拟合效果会随着 c 数值的增大而变好，然而取值超过一定范围也会导致过拟合现象。核函数参数 g 则是用于定义了单一训练样本能起到多大的影响，如果 g 的取值不恰当会导致支持向量机模型的泛化能力差。为获取精度最高的 SVR 模型，采用 GWO 算法进行参数 c、g 的寻优[20]。

2.2 灰狼优化算法

灰狼优化算法在 2014 年作为一种群体的随机搜索算法由高校研究者 Mirjalili 等[21]提出。该优化算法模仿灰狼种群的等级制度及捕猎生活，存在能够自适应调整的收敛因子，需要设定的参数少易通过编程实现等优点因而被广泛选用。

灰狼是一种处于食物链顶端的群居犬科哺乳动物[22]。灰狼种群严格按照社会权力等级制度进行生活。GWO 将灰狼群体划分为 α、β、γ 和 ω 4 种等级。按适应度的大小排序金字塔如图 2 所示。

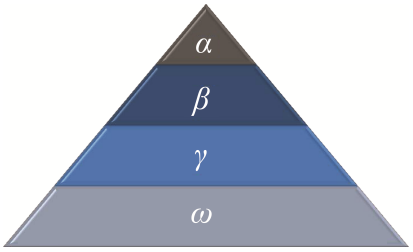


图 2 灰狼的社会等级制度

Fig.2 The social hierarchy of the gray wolf

狼群中的头狼记为 α，它是在狼群中对捕猎、生长、作息时间等行为进行决定的支配狼。狼群中所有其他的狼都要听从它的吩咐。另外, 虽然它不一定是整个狼群中最强大的狼但是它是整个狼群中最具有管理技能。

β 狼是 α 狼的最优递补狼，它可以管理除了 α 狼之外的其他等级的狼群，并帮助 α 狼做出选择，在 α 狼死亡或衰弱后，β 狼将有望顶替 α 狼。

γ 狼，它服从 α、β 狼，并同时调配底层狼。

ω 狼，需要服从社会层级上的其他狼，主要作用是保持狼群内秩序的稳定,防止出现自相残杀等问题。

灰狼捕食猎物有如下三个步骤：搜寻、跟踪和围捕[23]，GWO 优化过程就是灰狼种群生活中社会阶级划分、搜索、包围和攻击猎物的过程，GWO 算法首先自由产生部分狼群，确定猎物的大致位置，ω 狼在 α、β、γ 狼的带领和指导下进行跟踪猎物和围攻，最优参数通过计算适应度值得出,直至满足终止条件时，目标函数的最优解即为猎物的最终位置。

灰狼在发觉猎物后渐渐靠近并围困猎物的过程可用如下数学模型进行描述：

$$\vec{D}=\left|\vec{C}\cdot\vec{X}_p(t)-\vec{X}(t)\right| \quad (5)$$

$$\vec{X}(t+1)=\vec{X}_p(t)-\vec{A}\cdot\vec{D} \quad (6)$$

灰狼的位置变化过程通过式（6）表示，其中 $\vec{X}$ 为位置向量，$\vec{D}$ 为狼群与目标猎物之间距离，t 是此时的重复次数，$\vec{A}$ 和 $\vec{C}$ 为系数向量，计算方式如下：

$$\vec{A}=2\vec{a}\cdot\vec{r}_1-\vec{a} \quad (7)$$

$$\vec{C}=2\vec{r}_2 \quad (8)$$

式中收敛因子 $\vec{a}$ 的数值在迭代中线性的从 2 减小到 0，$\vec{r}_1$ 和 $\vec{r}_2$ 是在[0,1]之间的随机向量。

搜寻过程大多依赖α、β、γ狼的合作进行。算法通过假设狼群具有分辨猎物方向和位置的潜能[23,24]来模拟灰狼狩猎的过程从而获得最优解，这样在每次迭代过程中，保留社会等级中前三层级的狼群位置并根据

其位置数据来更新计算出其余灰狼的定位[25]，用下列数学模型描述上述过程：

$$\begin{cases}\overrightarrow{D_\alpha}=\left|\overrightarrow{C_1}\square\overrightarrow{X_\alpha}-\overrightarrow{X}\right|\\ \overrightarrow{D_\beta}=\left|\overrightarrow{C_2}\square\overrightarrow{X_\beta}-\overrightarrow{X}\right|\\ \overrightarrow{D_\gamma}=\left|\overrightarrow{C_3}\square\overrightarrow{X_\gamma}-\overrightarrow{X}\right|\end{cases}\tag{9}$$

$$\begin{cases}\overrightarrow{X_1}=\overrightarrow{X_\alpha}-\overrightarrow{A_1}\square\overrightarrow{D_\alpha}\\ \overrightarrow{X_2}=\overrightarrow{X_\beta}-\overrightarrow{A_2}\square\overrightarrow{D_\beta}\\ \overrightarrow{X_3}=\overrightarrow{X_\gamma}-\overrightarrow{A_3}\square\overrightarrow{D_\gamma}\end{cases}\tag{10}$$

$$\overrightarrow{X(t+1)}=\frac{\overrightarrow{X_1}+\overrightarrow{X_2}+\overrightarrow{X_3}}{3}\tag{11}$$

其中 $\overrightarrow{D_\alpha}$、$\overrightarrow{D_\beta}$、$\overrightarrow{D_\gamma}$ 分别表示 α、β 和 γ 与其他个体间的距离，$\overrightarrow{X_\alpha}$,$\overrightarrow{X_\beta}$ 和 $\overrightarrow{X_\gamma}$ 分别代表 α、β 和 γ 当前的位置，$\overrightarrow{X}$ 是当前灰狼的位置，$\overrightarrow{X(t+1)}$ 是下一步时间即更新后灰狼的位置。$\vec{A}$ 和 $\vec{C}$ 为算法带来了随机性，避免陷入局部最优[26]，当 $\left|\vec{A}\right|<1$ 时。灰狼靠近猎物，进行开发，$\left|\vec{A}\right|>1$ 时进行勘探。在计算 $\vec{D}$ 时，$\vec{C}$ 将随机强化或弱化目标对 $\vec{X}$ 的影响。灰狼位置更新示意图如图 3 所示。

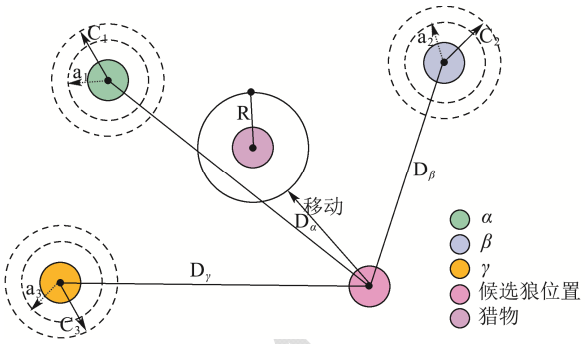


图 3 灰狼位置更新示意图

Fig.3 Schematic of gray wolf location update

2.3 基于 GWO-SVM 的草莓感官评价软测量模型

2.3.1 数据分析

实验每隔 0.5 d 测量一次与草莓感官评价相关的十项理化风味指标并记录，同时记录专家组评定的草莓感官评价得分数据，每次平行测定三组，直至 6 d 后草莓腐败失去感官价值，共获得3组36条草莓理化风味指标及对应的专家组感官评价得分数据，并计算三组平行实验数据的均值。对所有数据进行归一化处理，将实验所得的三组平行数据作为训练集，用三组平行数据的均值作为测试集对模型的估计结果进行验证。利用十项理化风味指标作为输入数据，草莓感官评价得分作为输出数据的软测量模型结构图如图 4。

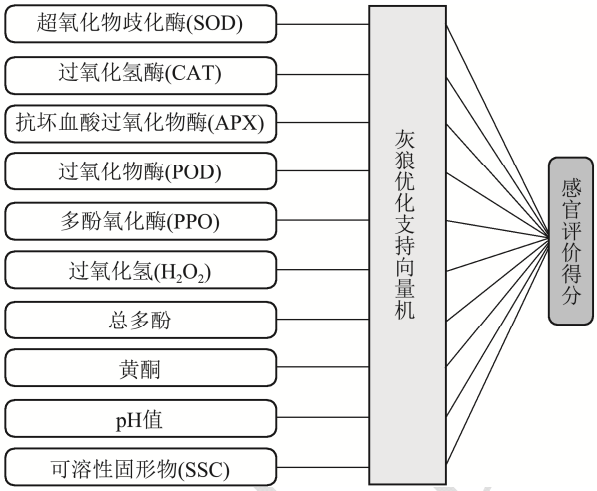


图 4 草莓感官评价模型结构图

Fig.4 Structural diagram of strawberry sensory evaluation model

2.3.2 草莓感官评价模型的建立

整个流程在 MATLAB2019b 中进行编译与实现，使用 LIBSVM 工具箱来进行支持向量机的应用, 核函数采用径向基函数。影响 SVR 模型精度参数的惩罚因子 c 和核函数参数 g 由灰狼优化算法通过不断迭代直至达到终止状态获得，模型的精度由测试集数据进行评定，上述过程即为草莓感官评价得分的软测量模型的建立，如图 5 所示。

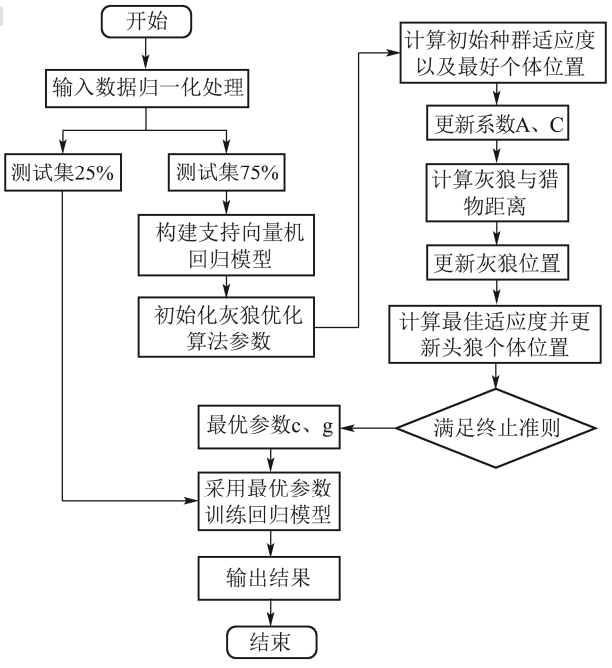


图 5 基于灰狼优化支持向量回归的草莓感官评价模型的建立

Fig.5 Establishment of strawberry sensory evaluation based on grey wolf optimized support vector regression

3 结果与分析

本文按照 3:1 的比例划分为训练集和测试集。草莓感官评价模型基于灰狼优化支持向量机算法实现，其中灰狼算法初始参数设置为：狼群数量 20，迭代终止次数 50。将寻优算法寻优后获得的最佳参数 c 和参数 g 代入构建的支持向量回归模型中对样本进行训练和预测。

本实验选用均方根误差（Root Mean Squared Error，RMSE）、平均绝对误差[27]（Mean Absolute Error，MAE）和 R^2（R Squared）这三个指标来评价基于 GWO-SVM 的草莓感官评价模型的性能。

其中，以均方根误差计算出估计值与真值之间偏差的平方和与训练次数 n 比值的平方根，用于反映估计值同真值之间的误差[28]；平均绝对误差用于衡量估计值与真值之间的距离，可以准确表达实际估计偏差的严重程度；R^2 是一个相对度量指标，它的主要作用是对其结果进行了归一化，更易于看出模型间的差距[29]，故而可以使用它来与在相同数据上训练的其他模型进行比较。

三项指标的计算公式如下：

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}{n}} \tag{12}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\hat{y}_i\right| \tag{13}$$

$$\mathrm{R}^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i-\bar{\hat{y}}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y}_i)^2}\in[0,1] \tag{14}$$

式中：

n——样本数；

$\hat{y}$——草莓感官评价真实值；

$\bar{\hat{y}}$——草莓感官评价真实值的平均值；

y——预测结果；

$\bar{y}$——预测结果的平均值。

设置粒子群优化支持向量机（Particle Swarm Optimization-Support Vector Machine，PSO-SVM）、卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）、长短时记忆网络（Long Short Term Memory Networks，LSTM）进行对比，每种算法的迭代次数均与实验所用方法迭代次数一致。其中粒子群优化算法与灰狼优化算法的目的相同，均为找到支持向量机模型中最优的的惩罚因子 c 和松弛因子 g[30,31]，旨在比较不同优化算法在此实验问题中的参数寻优性能。LSTM 和 CNN[32]有监督学习的深度神经网络对草莓感官评价数据进行回归预测，比较了机器学习和深度学习在本实验中小样本数据回归问题上的精度。为了充分验证所提出模型的有效性，将每种方法独立重复 20 次，均计算均方根误差、平均绝对误差、R^2 三个评价指标与所提出模型的误差效果进行对比，以确保结果的客观性。统计结果如图 6~8 所示。

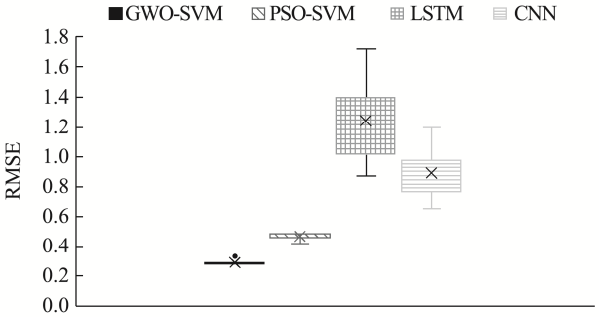


图6 各个模型的RMSE箱线图

Fig.6 RMSE boxplot of each model

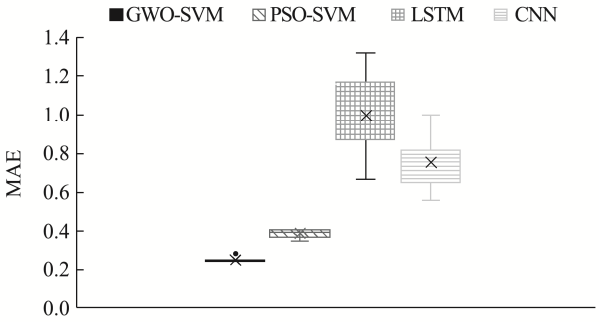


图7 各个模型的MAE箱线图

Fig.7 MAE boxplot of each model

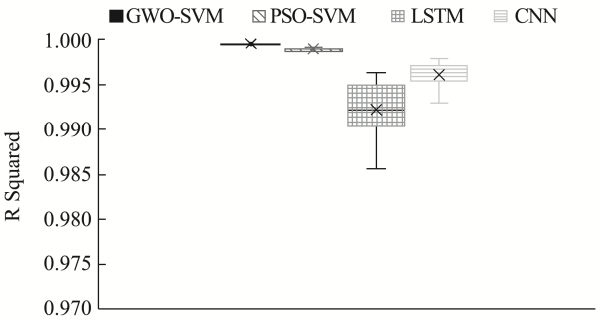
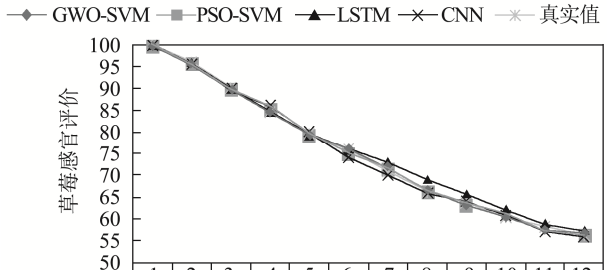


图8 各个模型的R^2箱线图

Fig.8 R^2 boxplot of each model

由图 6、7 可以看出，经 GWO 优化后的 SVM 模型的误差箱体小于其他模型的误差箱体，重复实验 20 次后，RMSE 均值为 0.28，误差浮动范围为 0.04，MAE 均值为 0.24，误差浮动范围为 0.05。其次依次为经 PSO 优化的支持向量机模型 RMSE 均值 0.46，MAE 均值 0.38，误差浮动范围分别为0.06、0.06；CNN 模型 RMSE

均值 0.88，MAE 均值为 0.75，误差浮动范围 0.9、0.44；LSTM 模型 RMSE 均值 1.24，MAE 均值 0.99，误差浮动范围 0.85、0.66。证明所提出模型的 RMSE 和 MAE 的分布最集中，模型误差最小，相比其他模型，保持了较高的精度和稳定性。由图 8 可以看出，GWO-SVM 模型的 R^2 最高，证明在草莓感官评价估计问题中，所提出模型的拟合度最高。文中所需设定寻优参数较少，灰狼优化算法可以可以在简单寻优问题中在局部寻优与全局搜索之间实现平衡，证明 GWO 在简单寻优问题中全局寻优能力强，效果优于侧重于局部寻优的 PSO 算法。SVM 模型作为机器学习模型的一种，在小样本回归问题中准确率和稳定性均高于深度神经网络模型。由图 9 可以看出，GWO-SVM 与真值重合度最高，其余依次为 PSO-SVM、CNN、LSTM。



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
GWO-SVM	100	95.5	89.8	84.5	79.5	76	71.2	66.3	63.4	60.8	57.7	56.7
PSO-SVM	99.7	95.5	89.9	85.1	79.3	75.1	71.3	66.5	63.5	61.3	57.5	56.4
LSTM	99.8	95.8	90.1	84.7	79.6	76.2	72.7	69	65.4	62	58.8	57.2
CNN	100	95.5	89.5	86	79.9	74.1	70.1	66	64.1	60.7	57	56.1
真实值	100	95.8	90.1	84.6	79.6	75.9	70.8	66.3	63.6	60.3	58.1	56.3

图9 各个模型的感官评价得分估计曲线及分值

Fig.9 Sensory evaluation score estimation curve and score of each model

4 结论

本试验建立了一种可以将草莓的理化指标与感官评价得分对应起来的综合模型，并设置了对照实验验证了所提出模型的优越性。试验结果表明，同等条件下，在小样本高纬度问题中，SVM 模型的结果优于神经网络模型，而灰狼优化算法在简单寻优问题中可以在局部寻优与全局搜索之间实现平衡且具有较强的收敛性能，基于 GWO-SVM 综合模型的草莓感官评价软测量结果优于基于 PSO-SVM 模型软测量结果。以上结论已在其他批次的草莓上进行过验证，结果表明方法可行，可以为支持向量机方法在其他食品领域感官评价得分的估计研究提供一定的参考，在未来的研究中，将尝试使用该模型对不同种类食品的理化指标数据进行测试，并对模型结构进一步优化和改进。

参考文献

[1] 王鸣谦,薛莉,赵珺,等.世界草莓生产及贸易现状[J].中国果树,2021,2:104-108.

[2] MA Yan, ZHANG Qi, GONG Liyang, et al. Design of a high-tech system to evaluate fresh strawberry quality-based on the principal component analysis [J]. Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering, 2022, 22(3): 713-724.

[3] 谭昌华,代汉萍,雷家军,等.世界草莓生产与贸易现状及发展趋势(上)[J].世界农业,2003,5:10-12,40.

[4] 李亮杰,楚宗丽,张惠妹,等.河南省草莓生产现状调查、经济效益分析及发展建议[J].中国果树,2022,7:91-96.

[5] 刘晓伟.草莓果酱感官品质评价方法比较研究[J].食品研究与开发,2018,39(8):20-23,47.

[6] WEI Guozheng, DAN Meiling, ZHAO Guohua, et al. Recent advances in chromatography-mass spectrometry and electronic nose technology in food flavor analysis and detection [J]. Food Chemistry, 2022, 405(Pt A): 134814.

[7] 曾明飞.基于 SVM 和可见/近红外光谱的蓝莓新鲜度快速评价研究[D].哈尔滨:东北林业大学,2022.

[8] 项丹丹,王云冰,陈梦微,等.不同草莓品种果实品质的感官指标评价[J].中国蔬菜,2022,4:62-66.

[9] 钟成,黄奕雯,贾士儒,等.基于主成分分析、神经网络对啤酒感官评价的预测[J].食品与发酵工业,2013,39(3):48-51.

[10] Onyelowe Kennedy C, Mahesh Chilakala B, Srikanth Bandela, et al. Support vector machine (SVM) prediction of coefficients of curvature and uniformity of hybrid cement modified unsaturated soil with NQF inclusion [J]. Cleaner Engineering and Technology, 2021, 5.

[11] 游清顺,王建新 张秀宇,等.基于支持向量机的食品安全抽检数据分析方法[J].软件工程,2019,22(2):29-31.

[12] 王娜.基于最小二乘支持向量机的北京市肉类需求量预测研究[D].北京:北京交通大学,2013.

[13] SUN Ying, HUANG Yan, WANG Xingyu, et al. Kinetic analysis of PGA/PBAT plastic films for strawberry fruit preservationquality and enzyme activity [J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2022, 108: 104439.

[14] Sammani Mohamad Subhi, Clavijo Sabrina, Cerdà Víctor. Recent, advanced sample pretreatments and analytical methods for flavonoids determination in different samples [J]. Trends in Analytical Chemistry, 2021, 138: 116220.

[15] Nguyen Ai Thach. Optimization of conditions for extraction of total polyphenols from dried tumeric (*Curcuma longa* L.) leaves using response surface methodology [J]. Vietnam

Journal of Chemistry, 2020, 58(1): 45-49.

[16] 黄沛遵,靳皓.雪梨中可溶性固形物的快速检测[J].农业与技术,2017,37(14):34-35,37

[17] Cao Q, Banerjee R, Gupta S, et al. Data driven production forecasting using machine learning [C]// Spe Argentina Exploration & Production of Unconventional Resources Symposium, [2023-08-31]. DOI:10.2118/180984-MS.

[18] 王万森.人工智能原理及其应用[M].北京:电子工业出版社,2018.

[19] YANG Jiawei, WU Zeping, PENG Ke, et al. Parameter selection of Gaussian kernel SVM based on local density of training set [J]. Inverse Problems in Science and Engineering, 2021, 29(4): 536-548.

[20] Seyedali Mirjalili, Seyed Mohammad Mirjalili, Andrew Lewis. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61

[21] ZHANG Shuyou, YUAN Yujun, WANG Zili, et al. A hierarchical prediction method based on hybrid-kernel GWO-SVM for metal tube bending wrinkling detection [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 121(7): 5329-5342.

[22] Hosseini-Hemati Saman, Derafshi Beigvand Soheil, Abdi Hamdi, et al. Society-based grey wolf optimizer for large scale combined heat and power economic dispatch problem considering power losses [J]. Soft Comput J, 2022, 117: 108351.

[23] 卢超.加工时间可控的多目标车间调度问题研究[D].武汉:华中科技大学,2017.

[24] 李士勇,李研,林永茂.智能优化算法与涌现计算[M].北京:清华大学出版社,2019.

[25] LONG Wen, CAI Shaohong, JIAO Jianjun, et al. An efficient and robust grey wolf optimizer algorithm for large-scale numerical optimization [J]. Soft Computing: A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications, 2020, 24(2): 997-1026.

[26] Precup Radu Emil, David Radu Codrut, Petriu Emil M. Grey wolf optimizer algorithm-based tuning of fuzzy control systems with reduced parametric sensitivity [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(1): 527-534.

[27] Hodson Timothy O. Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): When to use them or not [J]. Geoscientific Model Development, 2022, 15(14).

[28] 虞文美,方扶星.基于 LSTM 神经网络的中国原油期货指数预测研究[J].哈尔滨师范大学自然科学学报,2020,36(2):32-37.

[29] Nick Serão, Amy Petry. Do prediction equations with high R-squared in low sample size studies have high predictive ability? [J]. Journal of Animal Science, 2020, 98(Supplement_3): 71-71.

[30] ZHU Yong, LI Guangpeng, TANG Shengnan, et al. Acoustic signal-based fault detection of hydraulic piston pump using a particle swarm optimization enhancement CNN [J]. Applied Acoustics, 2022, 192: 108718.

[31] 许建,王家华,陈玉峰.基于 LSTM 和 PSO 联合优化的微电网短期负荷预测方法[J].电器与能效管理技术,2022,9:74-79,84.

[32] 简定辉,李萍,黄宇航,等.基于 CNN-LSTM 网络的短期电力负荷预测[J].电工电气,2022,9:1-6.