DOI:10.13652/j.issn.1003-5788.2021.11.013

基于改进 HMM 的食品安全风险评估方法

Food safety risk assessment method based on improved HMM

熊 慧[1] 唐宏亮[2] 丁 永[3]

XIONG Hui[1] *TANG Hong-liang*[2] *DING Yong*[3]

(1. 武汉交通职业学院,湖北 武汉 430065;2. 湖北第二师范学院,湖北 武汉 430205;3. 江西理工大学,江西 赣州 341000)

(1. *Wuhan Jiaotong Vocational College*, *Wuhan*, *Hubei* 430065, *China*;
2. *Hubei Second Normal University*, *Wuhan*, *Hubei* 430205, *China*;
3. *Jiangxi University of Science and Technology*, *Ganzhou*, *Jiangxi* 341000, *China*)

摘要:目的:解决现有的食品安全风险评估方法存在的评估精度低且不准确等问题。**方法:**在构建食品安全风险指数的基础上,提出了一种将隐马尔可夫模型和布谷鸟搜索算法结合用于食品风险评估方法。通过布谷鸟算法搜索全局最优解作为隐马尔可夫模型初值,在通过 Baum-Welch 算法进行局部校正,使其快速收敛到全局最优解。通过对乳制品数据的试验分析,验证了该方法的优越性。**结果:**与改进前相比,改进后的评价方法更准确、有效,在时间特征下能更准确地预测食品质量安全,检测准确度在 97.5% 以上。**结论:**该方法结合时间特征进行预测,检测准确度较高,可为企业提供有效的风险评估结果。

关键词:食品安全;风险评估;隐马尔可夫模型;布谷鸟搜索算法

Abstract: Objective: Solve the problems of low and inaccurate evaluation accuracy of the existing food safety risk evaluation methods. **Methods:** Based on the construction of food safety risk index, a food risk assessment method combining hidden Markov model and cuckoo search algorithm was proposed. The cuckoo algorithm was used to search the global optimal solution as the initial value of the hidden Markov model, and the Baum Welch algorithm was used for local correction to make it quickly converge to the global optimal solution. The superiority of this method was verified by the experimental analysis of dairy product data. **Results:** Compared with that before the improvement, the improved evaluation method was more accurate and effective, which could more accurately predict food quality and safety under the time characteristics, and the detection accuracy was more than 97.5%. **Conclusion:** This method combines time characteristics to predict, has high detection accuracy, and can provide effective risk assessment results for enterprises.

Keywords: food safety; risk assessment; hidden markov model; cuckoo search algorithm

目前的食品安全风险评估是食品检验检测部门对食品质量进行的抽样检测,仅评价食品是否合格,不能深入挖掘食品安全信息下更深层次的风险隐患。风险评估是用于估计风险概率和相关不确定性的过程,挖掘潜在危险和相关风险。由于食品安全问题不仅会对人体造成伤害,还会影响社会的稳定发展。因此有必要对食品安全风险评估方法进行研究。

王小艺等[1]将蒙特卡罗仿真用于食品风险评估方法,构建菌落动态生长模型,并对风险进行量化分析。结果表明,该风险评估方法可以为风险管理和决策部门提供较为直观的风险评估结果。高亚男等[2]提出了一种先验风险概率与模糊层次划分相结合的方法,计算不同类型属性的模糊综合风险值作为预测模型的标签值。结果表明,该方法可以较为准确地预测风险值,为决策者提供有价值的决策依据。张利锋等[3]根据国家相关标准程序,结合食物摄入量,对 17 种抗生素的残留量进行采集,并采用点评估法对鸡肉和鸡蛋饮食中接触抗生素的风险进行评估。结果显示,抗生素总体检出率为 14.4%,不合格率为 6.76%。虽然鸡肉和鸡蛋含有一定的抗生素残留,但暴漏的风险非常低,对人类健康的危害几乎为 0。然而,上述研究中的食品安全风险评估方法精度低且不准确,需要人的主观判断,缺乏客观性,无法结合时间特征进行动态评估,适应能力有待进一步提高。

布谷鸟搜索算法具有良好的全局搜索功能和跳出局部优化的能力;隐马尔可夫模型应用在评估中,结合数据

基金项目:湖北省自然科学基金(编号:2018CFC0799)

作者简介:熊慧(1980—),女,武汉交通职业学院讲师,硕士。
E-mail:xh_faye@163.com

收稿日期:2021-05-08

时间特征,使评估结果具有更好的实时性和针对性。文章拟提出一种通过布谷鸟搜索(Cuckoo Search,CS)算法优化隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model,HMM)的食品风险评估方法,以期为食品评估技术的发展提供参考。

1　食品安全风险指标构建

由于检测指标多且食品数据复杂度高,采用灰色关联分析算法优化的解释结构模型进行多层次划分[4]。以灭菌乳检测指标为例。其中,所使用的灭菌乳数据有9个检测指标,分为4个层次。分层的结果如图1所示。第1层权重最高,第4层权重最低。表1各指标的权重值,然后将其与检测指标对应的相关系数平均值相乘,得到检测指标的权重结果。

文中通过与国家标准的检测差值评估食品安全风险,将对身体有益物质(蛋白质、脂肪和非脂乳固体)定为正指标,含量必须高于国家标准。将对身体有害物质(汞、铅、砷、镉和黄曲霉毒素)定为负指标,含量必须低于国家标准[5]。将酸度定为中性指标,介于国家标准范围内。根据5-标度法,安全风险数据分为5类(1～5)。值越高,质量安全风险越高。文中第1类计算结果为[−0.077 6,0.060 96],第2类计算结果为(0.060 96,0.199 52],第3类计算结果(0.199 52,0.338 08],第4类计算结果(0.338 08,0.476 64],第5类计算结果(0.476 64,0.615 20]。

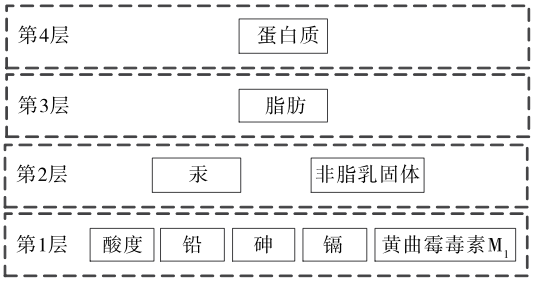


图1　分层结果

Figure 1　System structure

表1　权重结果

Table 1　Optimal parameters

指标	相关系数均值	分层结果权重	指标权重
蛋白质	0.902	0.09	0.091 3
脂肪	0.904	0.09	0.091 5
汞	0.882	0.11	0.109 2
非脂乳固体	0.901	0.11	0.111 5
酸度	0.898	0.12	0.121 3
铅	0.875	0.12	0.118 2
砷	0.883	0.12	0.119 2
镉	0.883	0.12	0.119 3
黄曲霉毒素 M_1	0.878	0.12	0.118 5

2　风险评估方法

2.1　隐马尔可夫模型

隐马尔可夫模型由 Baum 等提出,主要由两个过程组成,马尔可夫链和观测过程,分别描述了状态转移过程和观测概率矩阵[6]。隐马尔可夫模型可以被描述为一个五元素表达式 $\lambda=(Q,O,\boldsymbol{\pi},\boldsymbol{A},\boldsymbol{B})$,各元素如式(1)～式(5)所示[7]。

$$Q=\{q_1,q_2,\cdots,q_N\}, \tag{1}$$

$$O=\{o_1,o_2,\cdots,o_M\}, \tag{2}$$

$$\boldsymbol{\pi}=\{[\pi(i)_N]\pi(iq)=P(q_i)\}, \tag{3}$$

$$\boldsymbol{A}=\pi[a_{ij}]_{N*N},a_{ij}=P(q_i|q_j)\}, \tag{4}$$

$$\boldsymbol{B}=\pi[b_j(k)]_{N*M},b_j(k)=P(o_k|q_j)\}, \tag{5}$$

式中:

Q、O——无模型的隐含和观测状态;

$\boldsymbol{\pi}$——初始状态概率矩阵;

$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{B}$——无状态转移和观测状态的转移概率矩阵;

N——模型中隐藏层状态的数量;

M——观察特征的数量;

q——隐含序列状态;

o——观测序列状态。

CHH 主要解决基本问题:

学习问题:利用 Baum-Welch 算法对观测序列 O 进行训练,得到条件概率 $P(O,\lambda)$最大的模型 λ[8]。

评估问题:利用正反向算法计算观测序列 O 在模型λ中出现的概率 $P(O,\lambda)$[9]。

预测问题:已知模型 λ 和观测序列 O,使用 Viterbi 算法找到序列中发生概率最大的状态。

(1) 前后向算法:为了解决评估问题,采用前后向算法求解 $P(O,\lambda)$的值,这是解决随机推理问题最常用的方法。由两部分组成:前向和后向。

前向概率:时刻 t 的隐含状态为 q_i,观测状态为 o_1,$o_2,\cdots,o_t$ 的概率,如式(6)所示[8]。

$$a_t(i)=P(o_1,o_2,\cdots,o_t,i_t=q_i|\lambda)。 \tag{6}$$

计算最终结果如式(7)所示。

$$P(O,\lambda)=\sum_{i=1}^{N}a_T(i)。 \tag{7}$$

后向概率:时刻 t 的隐含状态 q_i,时刻 $t+1$ 到时刻 T 观测状态为 $o_{t+1},o_{t+2},\cdots,o_T$ 的概率,如式(8)所示[10]。

$$\beta_t(i)=P(o_{t+1},o_{t+2},\cdots,o_T,i_t=q_i|\lambda)。 \tag{8}$$

计算最终结果如式(9)所示。

$$P(O,\lambda)=\sum_{i=1}^{N}\pi_i b_i(o_1)\beta_1(i)。 \tag{9}$$

给定模型 λ 和观测序列 O,在时刻 t 处于状态 q_i 的概率表示如式(10)所示。

$$\gamma_t(i)=\frac{a_t(i)\beta_t(i)}{\sum_{i=1}^{N}a_t(j)\beta_t(j)}。 \tag{10}$$

模型 λ 和观测序列 O 已知，在时刻 t 的状态 q_i，且时刻 $t+1$ 处于状态 q_j 的概率如式(11)所示[11]。

$$\xi_t(i,j)=\frac{a_t(i)a_{ij}b_j(o_{t+1})\beta_{t+1}(j)}{\sum_{r=1}^{N}\sum_{s=1}^{N}a_t(r)\beta_{t+1}(s)a_{rs}b_s(o_{t+1})}。\quad(11)$$

(2) Baum-Welch 算法：Baum-Welch 算法在解决学习问题中应用广泛，步骤为初始化、参数更新和终止[12]。随机初始化模型参数 π_i、a_{ij}、$b_j(k)$，并通过正向和反向算法计算 $\gamma_t(i)$ 和 $\xi_t(i,j)$。参数计算如式(12)～式(14)所示。

$$\pi_i=\gamma_1(i),\quad(12)$$

$$a_{ij}=\frac{\sum_{t=1}^{T-1}\xi_t(i,j)}{\sum_{t=1}^{T-1}\gamma_t(i)},\quad(13)$$

$$b_j(k)=\frac{\sum_{t=1,o_t=v_k}^{T}\gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^{T-1}\gamma_t(j)}。\quad(14)$$

直到参数收敛，输出最终结果。

(3) Viterbi 算法：在 Viterbi 算法中，求解最优状态序列的主要步骤类似于前后向算法[13]。解析过程是状态序列的初始化、递归、终止和获取状态序列。在初始化过程中，可以根据变量定义获得初始化条件。当时间达到最大值时，Viterbi 算法终止，同时解得 P^* 的最大值。

2.2 改进隐马尔可夫模型

HMM 模型中 Baum-Welch 算法对初值有很强的依赖性，因为文中通过 CS 算法优化的 HMM 初始参数，在通过 Baum-Welch 算法进行局部校正，使其快速收敛到全局最优解[14]。CS 算法是一种基于杜鹃寄生育雏行的自然启发式算法，具有良好的全局搜索功能和跳出局部优化的能力，满足全局收敛的要求。

布谷鸟搜索算法优化隐马尔可夫模型的过程：

步骤 1：数据预处理。采用灰色关联分析算法和解释结构模型对数据进行预处理。

步骤 2：通过 CS 算法优化的 HMM 初始参数。

步骤 3：采用 Baum-Welch 算法进行局部校正，以提高风险评估算法的准确性[15]。

步骤 4：使用 Viterbi 算法完成风险分类。

图 2 为 CS 算法优化 HMM 的流程图。

3 试验结果与分析

3.1 试验参数

为了对 CS-HMM 方法的优越性进行验证，将改进的 HMM 方法与未改进前的 HMM 方法进行了比较。利用 2018 年 11 月—2021 年 2 月 951 条灭菌乳的检测数据进行实验验证。该设备是联想 PC，操作系统是 windows 10 64 位旗舰，Intel i52450m CPU，频率 2.5 GHz，8 GB 内存[16]。

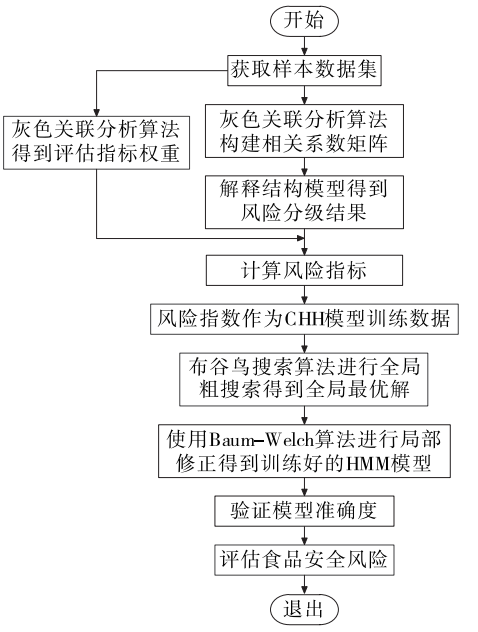


图 2　改进隐马尔科夫模型流程图

Figure 2　Flow chart of improved hidden markov mode

风险指数作为训练数据，布谷鸟搜索算法用于全局搜索，找出 HMM 模型的最优初始值。计算 HMM 风险评估模型的参数 $\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{B}$、$\boldsymbol{\pi}$，如式(15)～式(17)所示。

$$\boldsymbol{\pi}=[0\quad 0\quad 0\quad 1\quad 0]^T,\quad(15)$$

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}0.259\,0 & 0.002\,5 & 0.167\,0 & 0.267\,9 & 0.303\,6\\ 0.083\,3 & 0.346\,3 & 0.181\,0 & 0.280\,6 & 0.108\,8\\ 0.133\,2 & 0.152\,0 & 0.323\,2 & 0.259\,7 & 0.131\,9\\ 0.394\,3 & 0.158\,8 & 0.186\,3 & 0.206\,4 & 0.054\,2\\ 0.101\,7 & 0.070\,5 & 0.236\,6 & 0.363\,4 & 0.227\,7\end{bmatrix},\quad(16)$$

$$\boldsymbol{B}=\begin{bmatrix}0.039\,9 & 0.065\,1 & 0.226\,1 & 0.281\,0 & 0.393\,6\\ 0.350\,3 & 0.488\,9 & 0.016\,0 & 0.126\,4 & 0.018\,3\\ 0.335\,0 & 0.245\,7 & 0.209\,7 & 0.126\,5 & 0.083\,0\\ 0.069\,5 & 0.271\,0 & 0.220\,1 & 0.193\,5 & 0.245\,9\\ 0.026\,1 & 0.332\,0 & 0.148\,3 & 0.145\,4 & 0.348\,2\end{bmatrix}。\quad(17)$$

采用布谷鸟搜索算法计算的全局最优解作为 Baum-Welch 算法的初值进行精细搜索。以 300 个训练集数据为例，训练结果如式(18)～式(20)所示。

$$\boldsymbol{\pi}=[0.2\quad 0.2\quad 0.2\quad 0.2\quad 0.2]^T,\quad(18)$$

$$\boldsymbol{a}_{ij}=\begin{bmatrix}0.668\,2 & 0.000\,0 & 0.106\,7 & 0.162\,9 & 0.062\,2\\ 0.000\,0 & 0.791\,9 & 0.051\,0 & 0.000\,0 & 0.157\,2\\ 0.181\,0 & 0.224\,3 & 0.694\,7 & 0.000\,0 & 0.000\,0\\ 0.031\,5 & 0.000\,0 & 0.000\,0 & 0.968\,5 & 0.000\,0\\ 0.000\,0 & 0.117\,8 & 0.126\,5 & 0.000\,0 & 0.755\,8\end{bmatrix},\quad(19)$$

$$b_j(k) = \begin{bmatrix} 0.206\,9 & 0.065\,1 & 0.226\,1 & 0.281\,0 & 0.393\,6 \\ 1.000\,0 & 0.000\,0 & 0.000\,0 & 0.000\,0 & 0.000\,0 \\ 0.000\,0 & 0.000\,0 & 1.000\,0 & 0.000\,0 & 0.000\,0 \\ 0.000\,1 & 0.284\,4 & 0.521\,5 & 0.194\,0 & 0.000\,0 \\ 0.000\,0 & 0.935\,2 & 0.064\,8 & 0.000\,0 & 0.000\,0 \end{bmatrix}。\quad (20)$$

3.2　试验分析

基于食品安全风险评估模型的评估标准,通过误差矩阵分析模型的准确性,将样本分为正样本 TP 和 TN。当判断准确度时,各类别单独为正,其余均为负,TPR 为真正率,TNR 为真负率。初始风险阈值设置为 0,并在0.2 与 1.0 之间逐步增加。图 3 为 2 个不同大小的训练集评估准确度结果。

从图 3 可以看出,不同训练集模型准确度随阈值增加逐渐降低,当阈值达到 0.6 时,下降率显著增加。为了保证评估的准确性,选择阈值为 0.6 时的 TPR 和 TNR。

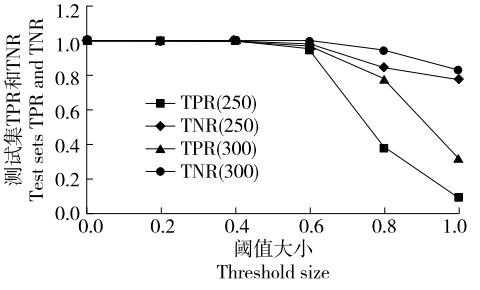
分了分析数据集对评估结果影响,在阈值 0.6 时分析不同数据集对测试准确度的影响,训练集从 200～375,次增加 25,测试集为全部数据。图 4 为准确度随训练集变化曲线。

从图 4 可以看出,模型准确度最高出现在训练集为 300 时,此时 TPR 和 TNR 分别达到 97.79%和 99.47%,所以 300 个数据足以满足模型训练。

为了比较该模型与传统 HMM 模型的性能,在阈值为 0.6 时分析不同模型随训练集的变化趋势,结果如图 5 所示。

由图 5 可知,文中模型 TPR1 和 TNR1 在训练集大小为 300 时达到峰值,TPR1 和 TNR1 值分别为 97.79%和 99.47%。传统 HMM 模型在 350 时达到峰值,TPR2 和 TNR2 值分别为 81.49%和 96.84%。文中模型的准确度峰值优于未改进前,需要的训练集也较少,证明了文中模型的优越性。

通过 vitabi 算法对训练后的模型进行风险评估,如图 6 所示模型改进前后评估结果比较。



TPR(250)和 TNR(250)表示训练集大小为 250 时模型的真正率和真负率,TPR(300)和 TNR(300)未训练集大小为 300 时模型的真正率和真负率

图 3　不同训练集模型准确度随阀值变化

Figure 3　The accuracy of different training sets varies with the threshold

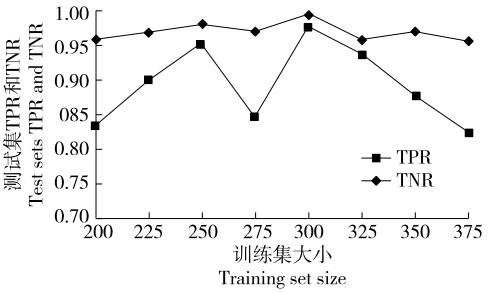
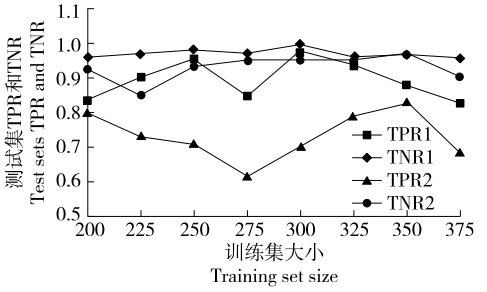


图 4　不同训练集模型准确度

Figure 4　Model accuracy of different training sets



TPR1 和 TNR1、TPR2 和 TNR2 分别为文中模型和 HMM 训练时结果的真正率和真负率

图 5　不同训练集模型改进前后准确度比较

Figure 5　Comparison of accuracy before and after improvement of different training set models

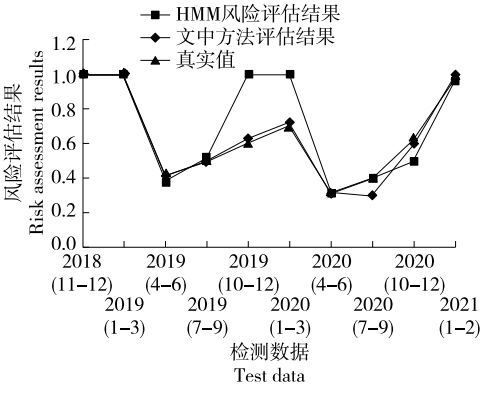


图 6　改进前后评估结果比较

Figure 6　Comparison of evaluation results before and after improvement

从图 6 可以看出,与传统 HMM 模型相比,文中模型的评估结果更接近真实值。这是因为文中模型采用 CS 优化 HMM 模型,使参数快速收敛到全局最优解,且结合时间特征进行预测,可以有效提高企业的食品安全质量。

4　结论

文中提出了一种将隐马尔可夫模型和布谷鸟搜索算法结合用于食品风险评估方法。通过布谷鸟搜索算法搜索全局最优解作为隐马尔可夫模型初值,在通过 Baum-Welch 算法进行局部校正,使其快速收敛到全局最优解。结果表明,该风险评估方法比未改进前更准确、有效。在

训练集为 300 时，测试数据真正值和真负值的准确度分别为 97.79%和 99.47%。该模型的食品安全风险评估尚处于试验阶段，布谷鸟搜索算法在搜索全局最优解过程中存在收敛速度慢的问题，后续工作中应该改进布谷鸟搜索算法的性能，如自适应布谷鸟搜索算法、合作协同进化布谷鸟搜索算法等，争取尽快实际应用，在实际应用中不断完善模型。

参考文献

[1] 王小艺, 陈谦, 赵峙尧, 等. 基于蒙特卡洛仿真的小麦仓储环节菌落总数风险评估方法[J]. 食品科学, 2020, 41(23): 166-171.
WANG Xiao-yi, CHEN Qian, ZHAO Zhi-yao, et al. Risk assessment method of total bacterial count in wheat storage based on Monte Carlo simulation[J]. Food Science, 2020, 41(23): 166-171.

[2] 高亚男, 王文倩, 王建新. 集成模糊层级划分的 LightGBM 食品安全风险预警模型: 以肉制品为例[J]. 食品科学, 2021, 42(1): 197-207.
GAO Ya-nan, WANG Wen-qian, WANG Jian-xin. Integrated fuzzy hierarchical lightGBM food safety risk early warning model: Taking meat products as an example[J]. Food Science, 2021, 42(1): 197-207.

[3] 张利锋, 杨瑞春, 袁鹏, 等. 河南省市售鸡肉和鸡蛋中抗生素残留及膳食暴露风险评估[J]. 现代预防医学, 2021, 48(12): 2 189-2 193.
ZHANG Li-feng, YANG Rui-chun, YUAN Peng, et al. Risk assessment of antibiotic residues and dietary exposure in chicken and eggs sold in Henan Province[J]. Modern Preventive Medicine, 2021, 48(12): 2 189-2 193.

[4] 李梦莹, 王成尘, 毕珏, 等. 食品中重金属的人体健康风险评估方法研究进展[J]. 福建农林大学学报(自然科学版), 2021, 50(1): 1-9.
LI Meng-ying, WANG Cheng-chen, BI Jue, et al. Research progress on human health risk assessment methods of heavy metals in food[J]. Journal of Fujian Agriculture and Forestry University (Natural Science Edition), 2021, 50(1): 1-9.

[5] 赵利平, 吴德刚. 基于小波与模糊相融合的苹果分级算法[J]. 食品与机械, 2020, 36(4): 142-145.
ZHAO Li-ping, WU De-gang. Apple grading algorithm based on Wavelet and fuzzy fusion[J]. Food & Machinery, 2020, 36(4): 142-145.

[6] 刘云, 杨建滨, 王传旭. 基于卷积神经网络的苹果缺陷检测算法[J]. 电子测量技术, 2017, 40(3): 108-112.
LIU Yun, YANG Jian-bin, WANG Chuan-xu. Apple defect detection algorithm based on convolutional neural network[J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40(3): 108-112.

[7] 赵小霞, 李志强. 基于 PLC 和机器视觉的水果自动分级系统研究[J]. 农机化研究, 2021, 12(8): 75-79.
ZHAO Xiao-xia, LI Zhi-qiang. Research on automatic fruit grading system based on PLC and machine vision[J]. Agricultural Mechanization Research, 2021, 12(8): 75-79.

[8] 王阳阳, 黄勋, 陈浩, 等. 基于同态滤波和改进 K-means 的苹果分级算法研究[J]. 食品与机械, 2019, 35(12): 47-51, 112.
WANG Yang-yang, HUANG Xun, CHEN Hao, et al. Research on apple grading algorithm based on homomorphic filtering and improved k-means[J]. Food & Machinery, 2019, 35(12): 47-51, 112.

[9] 杨双艳, 杨紫刚, 张四伟, 等. 基于近红外光谱和 PSO-SVM 算法的烟叶自动分级方法[J]. 贵州农业科学, 2018, 46(12): 141-144.
YANG Shuang-yan, YANG Zi-gang, ZHANG Si-wei, et al. Automatic tobacco grading method based on near infrared spectroscopy and PSO-SVM algorithm[J]. Guizhou Agricultural Sciences, 2018, 46(12): 141-144.

[10] CAETANO C E F, LIMA A B, PAULINO J O S, et al. A conductor arrangement that overcomes the effective length issue in transmission line grounding[J]. Electric Power Systems Research, 2018, 46(5): 159-162.

[11] JIA Zhi-wei, WANG Li-jun, ZHANG Jin-chuan, et al. High efficiency, low power-consumption DFB quantum cascade lasers without lateral regrowth[J]. Nanoscale Research Letters, 2017, 12(1): 88-95.

[12] 樊泽泽, 柳倩, 柴洁玮, 等. 基于颜色与果径特征的苹果树果实检测与分级[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(9): 1 599-1 607.
FAN Ze-ze, LIU Qian, CHAI Jie-wei, et al. Apple fruit detection and grading based on color and fruit diameter characteristics[J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(9): 1 599-1 607.

[13] 李远松, 高博, 须琳, 等. 基于差分序列方差与 CPS 融合的数字变电站数据异常检测方法[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(2): 30-41.
LI Yuan-song, GAO Bo, XU Lin, et al. Digital substation data anomaly detection method based on difference sequence variance and CPS fusion[J]. Power Grid and Clean Energy, 2021, 37(2): 30-41.

[14] 杨挺, 侯昱丞, 赵黎媛, 等. 基于时—频域混合特征的变电站通信网异常流量检测方法[J]. 电力系统功能自动化, 2020, 44(16): 173-180.
YANG Ting, HOU Yu-cheng, ZHAO Li-yuan, et al. Method for detecting abnormal traffic in substation communication network based on mixed characteristics of time-frequency domain[J]. Function Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(16): 173-180.

[15] 郝唯杰, 杨强, 李炜. 基于 FARIMA 模型智能变电站通信流量异常分析[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 30-41.
HAO Wei-jie, YANG Qiang, LI Wei. Analysis of abnormal communication flow in smart substation based on FARIMA model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 30-41.

[16] 张嘉誉, 章坚民, 杨才明. 基于信息物理融合的智能变电站过程层网络异常流量检测[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(14): 30-41.
ZHANG Jia-yu, ZHANG Jian-min, YANG Cai-ming. Intelligent substation process layer network abnormal flow detection based on cyber-physical integration[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(14): 30-41.