

DOI: 10.13652/j.issn.1003-5788.2021.05.026

# 马铃薯品质鉴别的近红外光谱与多源信息耦合

Coupling method of near infrared spectroscopy and multi source information for potato quality identification

李学军<sup>1</sup> 程 红<sup>2</sup>

LI Xue-jun<sup>1</sup> CHENG Hong<sup>2</sup>

(1. 四川大学锦城学院, 四川 成都 611731; 2. 成都理工大学管理科学学院, 四川 成都 610059)

(1. Jincheng School, Sichuan University, Chengdu, Sichuan 611731, China;

2. College of Management Science, Chengdu University of Technology, Chengdu, Sichuan 610059, China)

**摘要:**建立了基于机器视觉和近红外光谱技术的分级概率输出,利用 DS 证据融合规则,搭建适用于异源数据的无损检测分级决策模型。采用方向梯度直方图和主成分提取方法提取光谱特征,并应用支持向量机和 AdaBoost 分类器进行识别,在此基础上,构建了基于特征层融合的马铃薯分级模型。采用多源信息融合技术,建立了融合无损检测分级决策和特征层融合的多源信息融合农产品品质鉴别模型。仿真结果表明,相比于单一鉴别模型,多源信息融合鉴别模型识别率提高了 12.7%~30.2%,达 95.7% 以上。

**关键词:**马铃薯;多源信息;机器视觉;近红外光谱

**Abstract:** The classification probability output based on machine vision and near infrared spectroscopy technology was established, and the classification decision model suitable for heterogeneous data was built by using DS evidence fusion rules. The directional gradient histogram and principal component extraction method were used to extract spectral features, and support vector machine and AdaBoost classifier were used for recognition. On this basis, the potato classification model based on feature layer fusion was constructed. By using multi-source information fusion technology, a multi-source information fusion agricultural product quality identification model was established, which integrated the classification decision of nondestructive testing and feature level fusion. The simulation results showed that, compared with the single identification model, the recognition rate of multi-source information fusion identification model was improved by 12.7%~30.2%, and reached more over 95.7%.

**基金项目:**四川省科技计划软科学研究项目(编号:2019JDR0030)

**作者简介:**李学军,女,四川大学副教授,硕士。

**通信作者:**程红(1987—),女,成都理工大学讲师,博士。

E-mail: abmart@foxmail.com

**收稿日期:**2021-12-06

**Keywords:** potato; multi source information; machine vision; near infrared spectroscopy

随着机器视觉以及红外光谱技术的日益成熟,其被应用于农作物品质鉴定中。以马铃薯为例,通过这些技术的应用,获取果实的形状、尺寸、损伤、状态,以及各种成分含量等方面的数据和信息,从而反映果实的品质。赵利平等<sup>[1]</sup>融合小波算法与模糊算法,提出了一种苹果分级方法,该方法针对特定类型损伤具有较高的识别率。王立扬等<sup>[2]</sup>设计了一种自动分级方法,在 LeNet-5t 基础上,利用 Leakerel 激励函数加深网络深度,结果表明该算法准确率达 97.37%。樊泽泽等<sup>[3]</sup>利用卷积神经网络提取多尺度特征,设计了一种基于颜色和果径的水果检测和分级算法,仿真表明,该方法的识别准确率达 96.6% 以上。目前,农产品识别鉴定研究主要集中在单一特征分类识别,只对某类特征具有较高的识别率,存在识别程序复杂、效率低的缺点<sup>[4-7]</sup>,同时,机器视觉技术的检测指标不够多样化,不能准确地反映果实表面和内部的质量等,近红外光谱则仅具备果实内部分级检测的功能<sup>[8-10]</sup>。

文章拟以马铃薯为例,基于多源信息融合技术搭建农产品无损检测分级模型。基于 DS 证据理论的指导,并结合分级模型概率输出,形成马铃薯无损检测分级决策模型;有关特征层的融合,通过主成分分析方法,将特征结合起来,比较分析多种方法对模型性能的影响,选择最合适的方法。此外,对决策层和特征层融合模型予以对比,提出多源信息融合技术定性分析农产品内外部品质的最优融合方法,以提高整体识别率。

## 1 试验与方法

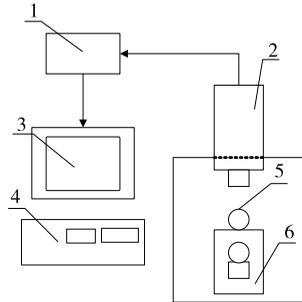
### 1.1 试验材料

成都市售马铃薯(50 kg),按 NY/T 1066—2006《马铃薯等级规格》的要求,最终选定 376 个果实,其中合格、

畸形、机械损伤、发芽和黑心的果实分别为 85,64,50,88,89 个,测定果实的长径、短径、高径,利用视觉采集试验平台,通过在线的方式采集马铃薯样品的近红外光谱。

1.2 试验装置与采集方法

将传送带速度设为 0.25 m/s,通过 Antaris II 傅立叶变换近红外光谱仪对马铃薯样品进行近红外光谱采集,其图像采集系统装置如图 1 所示。



1. 图像采集卡 2. 近红外光谱仪 3. 计算机 4. 硬盘 5. 马铃薯 6. 光源室

图 1 马铃薯近红外光谱图像采集系统

Figure 1 Potato near infrared spectrum image acquisition system

1.3 特征融合方法

从融合方式的角度来看,多源信息融合技术包括 3 种类型:数据层融合、特征层融合和决策层融合<sup>[11]</sup>。其中,数据层融合并不适用于异源数据,因此采用其他两种融合方式。

1.3.1 DS 证据理论 决策融合方法包括多种类型,其中应用最广泛的有贝叶斯法、DS 证据理论、人工神经网络和模糊集合论方法等。作为一种决策融合方法,DS 证据理论尤其适用于信任程度不一致的若干信息源的输出概率的融合。因此,建模时应用 DS 证据理论。

在 DS 证据理论中,论域被定义为识别框架,符号为  $\Theta$ ,基于该框架,不同命题互斥,函数  $m:2^\Theta \rightarrow [0,1]$  符合式(1)和式(2):

$$m(\Phi) = 0, \tag{1}$$

$$\sum_x \subset \Theta m(X) = 1. \tag{2}$$

1.3.2 AdaBoost 分类器融合 AdaBoost 分类器融合在一起,得到具有更强性能的强分类器,对其进行训练后,错误和正确分类样本的权重一个增大一个缩小,完成训练样本集的更新,在弱分类器的训练环节,只需重视报错样本<sup>[12]</sup>。结束一次循环后,得到一个弱分类器,根据分类误差计算,确定其权重值。进行  $T$  轮循环后,得到  $T$  个弱分类器,根据其权重将其集成在一起,得到试验所需的强分类器<sup>[13-14]</sup>。

AdaBoost 算法流程:

(1) 输入:训练集  $(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)$ , 其中  $x_i \in$

$X, y_i \in Y$ 。

(2) 初始化:分布权值  $D_1(i) = 1/m$ 。

(3) 训练过程: For  $t = 1, \dots, T$ 。

① 将权重分布  $D_t$  传给并调用弱规则学习器;

② 获得错误率  $\epsilon_t = \sum_i D_t(i) \cdot m[g(t) \neq y]$ , 其中,  $g(t), y$  分别表示预测结果和分类结果;

③ 选择权重  $\alpha_t = \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1-\epsilon}{\epsilon}\right)$ ;

④ 利用式(3)调整矩阵  $D$  的权值。

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i) \exp(-\alpha_t y_i [l] h_t(x_i))}{Z_t}, \tag{3}$$

式中:

$Z_t$  ——归一化因子。

(4) 输出:最终假设[式(4)],

$$H(x) = \text{sign}\left[\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x)\right]. \tag{4}$$

2 试验结果分析

2.1 基于 DS 证据理论的马铃薯分级决策层融合模型

样本果实包括畸形、机械损伤、黑心、发芽和合格 5 种状态,基于 DS 证据理论创建分级融合模型。

2.1.1 建立基于机器视觉和近红外光谱分级概率输出

(1) 基于机器视觉分级概率输出模型:分别运用主成分分析法(PCA)和 Hog 方向梯度直方图提取马铃薯近红外光谱图像中累计贡献率超过 95% 的主成分特征,其中主成分特征数为 13, Hog 方向梯度直方图特征数为 10,共 23 个特征数。运用支持向量机(SVM)进行识别,SVM 核函数选择径向基函数(RBF),通过网格搜索法(GS)得出 RBF 核函数的最优值惩罚参数  $c = 3.021 2$ ,核函数宽度  $g = 0.542 1$ ,创建分级模型,得到两个集合的概率输出。

(2) 基于近红外光谱分级概率输出模型:23 个主成分特征和 Hog 方向梯度直方图特征构成光谱特征集,同时通过 SVM 识别,取得 RBF 核函数最优参数惩罚参数  $c = 11.101 4$ ,核函数宽度  $g = 0.100 0$ ,得到两个集合的概率输出。

2.1.2 DS 证据融合规则 将 DS 融合模型识别框架描述成

$$\Theta = \{O_1, O_2, O_3, O_4, O_5, U\}. \tag{5}$$

式中:

$O_1, O_2, O_3, O_4, O_5$  ——畸形、黑心、机械损伤、发芽及合格;

$U$  ——不确定(为  $O_1, O_2, O_3, O_4$  和  $O_5$  中的任何一种)。

融合应基于如下规则:

$$M_{\text{图像}}(A) = m_{\text{图像}}(A)B_{\text{el 图像}}(A), \quad (6)$$

$$M_{\text{光谱}}(A) = m_{\text{光谱}}(A)B_{\text{el 光谱}}(A), \quad (7)$$

$$K = \sum_{\substack{i=\text{图像}, j=\text{光谱} \\ A_i \cap A_j = \emptyset}} M_{\text{图像}}(A_i)M_{\text{光谱}}(A_j), \quad (8)$$

$$M_c(A) = \sum_{\substack{i=\text{图像}, j=\text{光谱} \\ A_i \cap A_j = A}} M_{\text{图像}}(A_i)M_{\text{光谱}}(A_j)/(1-K), \quad (9)$$

式中:

$A \in \Theta$ .

$B_{\text{el 图像}}, B_{\text{el 光谱}}$ —— $\Theta$ 下图像和光谱 SVM 分类模型

对样本的信任函数;

$m_{\text{图像}}, m_{\text{光谱}}$ ——图像和光谱 SVM 分类模型;

$M$ ——概率输出值。

决策规则为:

设  $(\exists A_1), A_2 \in \Theta$ , 且满足

$$\begin{cases} A_c(A_1) = \max\{M_c(A_i), A_i \in \Theta\} \\ M_c(A_2) = \max\{M_c(A_i), A_i \in \Theta \cap A_i \neq A_1\} \end{cases}$$

$$\text{假如: } \begin{cases} M_c(A_1) - M_c(A_2) > \varepsilon_1 \\ M_c(\Theta) < \varepsilon_2 \\ M_c(A_1) > M_c(\Theta) \end{cases} \quad (10)$$

那么  $A_1$  代表最后的决策,  $\varepsilon_1, \varepsilon_2$  代表判定设置的阈值。

2.1.3 建模结果 为验证 DS 证据理论融合模型的效果, 对畸形、机械损伤、黑心、发芽和合格 5 种情况的马铃薯果实进行研究, 结果如表 1 所示。

由表 1 可知, 训练集和测试集的总体识别率分别为 100.00%, 93.55%。测试集中, 畸形、黑心和发芽类果实的识别率分别为 100.00%, 95.45%, 100.00%, 机械损伤和合格类果实的识别率分别为 83.33%, 85.71%。综上,

表 1 马铃薯信息分级建模融合模型结果

Table 1 Potato information classification modeling fusion model results

| 样本类型 | 正确识别个数 | 各类样本识别率/% | 总体识别率/% |        |
|------|--------|-----------|---------|--------|
| 训练集  | 合格     | 64        | 100.00  |        |
|      | 畸形     | 48        | 100.00  |        |
|      | 机械损伤   | 38        | 100.00  | 100.00 |
|      | 发芽     | 66        | 100.00  |        |
|      | 黑心     | 67        | 100.00  |        |
| 测试集  | 合格     | 18        | 85.71   |        |
|      | 畸形     | 16        | 100.00  |        |
|      | 机械损伤   | 10        | 83.33   | 93.55  |
|      | 发芽     | 22        | 100.00  |        |
|      | 黑心     | 21        | 95.45   |        |

DS 证据理论融合模型在识别畸形、黑心、发芽 3 类果实方面具有相当高的精度, 但在识别机械损伤和合格的果实方面识别精度相对较低。

### 2.2 基于 AdaBoost 融合的马铃薯分级模型

试验共涉及畸形、机械损伤、黑心、发芽和合格 5 种状态的样本数据共 376 个, 将其分成 4 份, 其中 3 份为训练集, 其余为测试集。

2.2.1 建立 AdaBoost 马铃薯二分类器模型 将训练集进一步分成 4 份, 其中 1 份为预测集, 其他均为校正集, 根据校正集构建 5 个 AdaBoost 二分类器: 机械损伤、发芽、畸形、黑心、合格果分类器, 迭代次数为 300 次, 结束迭代后, 5 个分类器均能够 100% 的分类, 其分类误差见图 2。由图 2 可知, 经 300 次迭代后, 5 个 AdaBoost 二分类器的分类准确率均显著提高。

2.2.2 形成 5 个 AdaBoost 二分类器联合判别规则 当 AdaBoost 分类器输出  $> 0$  时, 该样本被当作正样本, 其他为负样本。输出绝对值越高, 吻合度越高。确定联合判别规则的过程可以详细描述为:

(1) 用  $A_1, A_2, A_3, A_4, A_5$  表示 5 个 AdaBoost 二分类器的输出。

(2) 对样本  $X_i$ , 存在  $1 \leq i \leq N$ ,  $N$  为样本数量, 利用 5 个 AdaBoost 二分类器进行判别, 由此确定输出  $A_1(X_1), A_2(X_2), A_3(X_3), A_4(X_4), A_5(X_5)$ 。

(3) 对比  $A_j(X_i)$  值, 确定输出值最大情况下的分类号  $j_{\max} = \text{MAX}\{A_j(X_i)\}, 1 \leq j \leq 5$ , 此时证明  $X_i$  属于  $j_{\max}$  类。

(4) 全部样本均经检测, 取得相应结果。

2.2.3 建模结果 为验证 AdaBoost 融合模型的效果, 对畸形、机械损伤、黑心、发芽和合格 5 种情况的马铃薯果实进行研究, 结果见表 2。

由表 2 可知, 训练集和测试集的总体识别率分别为 100.00%, 91.40%。测试集中, 畸形、黑心和发芽类果实的识别率分别为 100.00%, 95.45%, 100.00%, 机械损伤和合格果实的识别率分别为 83.33%, 76.19%。说明该模

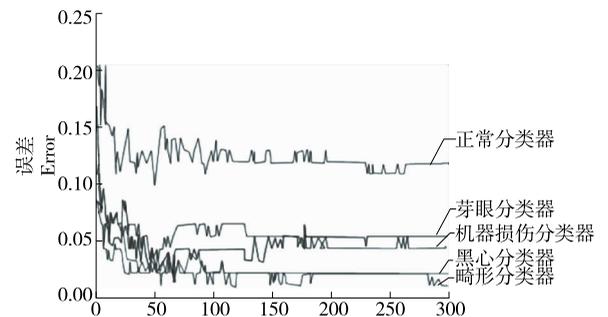


图 2 AdaBoost 分类迭代过程误差信息变化

Figure 2 Error information change of AdaBoost classification iteration process

表 2 AdaBoost 多层级分类融合模型识别结果  
Table 2 Recognition results of AdaBoost multi level classification fusion model

| 样本类型 | 正确识别个数 | 各类样本识别率/% | 总体识别率/% |        |
|------|--------|-----------|---------|--------|
| 训练集  | 合格     | 64        | 100.00  |        |
|      | 畸形     | 48        | 100.00  |        |
|      | 机械损伤   | 38        | 100.00  | 100.00 |
|      | 发芽     | 66        | 100.00  |        |
|      | 黑心     | 67        | 100.00  |        |
| 测试集  | 合格     | 16        | 76.19   |        |
|      | 畸形     | 16        | 100.00  |        |
|      | 机械损伤   | 10        | 83.33   | 91.40  |
|      | 发芽     | 22        | 100.00  |        |
|      | 黑心     | 21        | 95.45   |        |

型对畸形、黑心和发芽 3 类马铃薯果实具有良好的识别率,在识别机械损伤果实方面表现良好,但在识别合格果实方面精度较低,达不到要求。

2.3 基于 SVM 融合的马铃薯分级模型

将 23 个主成分特征和 Hog 方向梯度直方图特征构成光谱特征集,作为 SVM 的输入向量,创建基于 SVM 融合的马铃薯分级模型。通过 GS 法确定 RBF 核函数的惩罚参数  $c$  和核函数宽度  $g$ 。随机选择 1/4 果实为测试集,其余为训练集,其建模结果见表 3。

由表 3 可知,训练集和测试集的总体识别率分别为 100.00% 和 95.70%。测试集中,畸形、黑心、机械损伤、发芽和合格类果实的识别率分别为 100.00%, 95.45%, 91.67%, 100.00%, 90.48%, 表明该模型能够比较准确地识别任何一类马铃薯果实,达到了实际应用的要求。

2.4 不同融合方法结果对比

综合表 1~表 3 可知,3 种融合模型对畸形、黑心和发芽 3 类样本果实的识别率相同,但对其他两类果实的识别率存在显著差异( $P < 0.05$ )。与 DS 证据理论模型和 AdaBoost 分类器模型相比,SVM 融合模型在准确识别机械损伤和合格两类果实方面有着更好的表现。从整体识别率来看,3 种融合模型均超过了 90%,基于 DS 证据理论模型、AdaBoost 分类器模型的识别率分别为 93.55% 和 91.40%,SVM 融合模型的识别率为 95.70%,表现最佳。因此,在马铃薯果实品质检测方面,SVM 融合模型为最优的多源信息融合方法,基于 SVM 融合模型具有最高的识别率。

2.5 多源融合模型与单一模型对比

为了评估多源融合模型与单一模型的识别效果,选择分类准确率( $A_{cc}$ )、特异性( $S_p$ )、灵敏度( $S_e$ )和马修斯

表 3 SVM 马铃薯数据信息融合模型建模结果  
Table 3 Modeling results of SVM potato data information fusion model

| 样本类型 | 正确识别个数 | 各类样本识别率/% | 总体识别率/% |        |
|------|--------|-----------|---------|--------|
| 训练集  | 合格     | 64        | 100.00  |        |
|      | 畸形     | 48        | 100.00  |        |
|      | 机械损伤   | 38        | 100.00  | 100.00 |
|      | 发芽     | 66        | 100.00  |        |
|      | 黑心     | 67        | 100.00  |        |
| 测试集  | 合格     | 19        | 90.48   |        |
|      | 畸形     | 16        | 100.00  |        |
|      | 机械损伤   | 11        | 91.67   | 95.70  |
|      | 发芽     | 21        | 100.00  |        |
|      | 黑心     | 22        | 95.45   |        |

相关系数(MCC)作为性能指标,计算公式如式(11)~式(13)。

$$A_{cc} = \frac{T_p + T_n}{T_p + F_p + F_n + T_n}, \tag{11}$$

$$S_p = \frac{T_n}{F_p + T_n}, \tag{12}$$

$$S_e = \frac{T_p}{T_p + F_n}, \tag{13}$$

式中:

$T_p, T_n$ ——被正确分类的合格马铃薯样本和不合格马铃薯样本;

$F_p, F_n$ ——被错分的合格马铃薯样本和不合格马铃薯样本。

针对 5 种情况下马铃薯果实样本进行研究,多源融合模型与单一模型的测试结果见表 4。

由表 4 可知,多源信息融合技术能够有效地改善模型在各项品质指标上的检测精度。基于机器视觉创建的模型,在识别畸形、机械损伤和发芽类果实方面的表现比识别内部缺陷果实样本更佳;基于近红外光谱创建的模型,在识别黑心和发芽两类内部缺陷果实方面的表现比识别外部缺陷样本更佳,然而在单独应用的情况下,其整体识别率均不超过 83.87%,将二者集成,形成融合模型,能够更加准确地识别各类马铃薯样本,其整体识别率提高至 95.70%。

多源融合模型与单一模型评价结果如表 5 所示。由表 5 可知,基于多源信息融合模型的  $A_{cc}$  为 95.62%, 优于基于机器视觉模型的(92.85%)和基于红外光谱技术模型的(90.76%);基于多源信息融合模型的特异性和灵敏度分别为 95.38%, 97.46%, 优于基于机器视觉模型和基于红外光谱技术模型。说明试验方法对马铃薯的缺陷识别

表 4 不同级别马铃薯检测融合模型的识别率

Table 4 Modeling data of different level potato detection fusion model %

| 识别方法       | 畸形     | 黑心    | 机械损伤  | 发芽     | 合格    | 总体识别率 |
|------------|--------|-------|-------|--------|-------|-------|
| 基于机器视觉模型   | 93.75  | 77.27 | 83.33 | 95.45  | 71.43 | 83.87 |
| 基于红外光谱技术模型 | 75.00  | 90.91 | 75.00 | 95.45  | 76.19 | 83.87 |
| 基于多源信息融合模型 | 100.00 | 95.45 | 91.67 | 100.00 | 90.48 | 95.70 |

表 5 评价结果

Table 5 Evaluation results %

| 方法         | $A_{cc}$ | $S_p$ | $S_e$ |
|------------|----------|-------|-------|
| 基于多源信息融合模型 | 95.62    | 95.38 | 97.46 |
| 基于机器视觉模型   | 92.85    | 93.10 | 94.34 |
| 基于红外光谱技术模型 | 90.76    | 92.33 | 91.15 |

具有更高的分类准确率、特异性以及灵敏度。

### 3 结论

以马铃薯为例,创建了基于多源信息融合技术的检测方法。结果表明,在准确识别畸形、黑心、机械损伤、发芽和合格 5 类样本果实方面,基于 DS 证据理论、AdaBoost 分类器和支持向量机 3 种模型创建的特征层融合方法的识别率最高。通过多源信息融合技术和单一技术的对比,发现基于多源信息融合技术的模型的识别率最高,说明此项技术在马铃薯整体品质检测方面具有较大的应用潜力。后续应就如何提高大规模马铃薯品质识别效率值进行进一步研究。

#### 参考文献

[1] 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.  
 [2] 王立扬, 张瑜, 沈群, 等. 基于改进型 LeNet-5 的苹果自动分级方法[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(7): 105-110.

[3] 樊泽洋, 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.  
 [4] 陈兵旗, 吴召恒, 李红业, 等. 机器视觉技术的农业应用研究进展[J]. 科技导报, 2018, 36(11): 54-62.  
 [5] 王侨, 陈兵旗, 朱德利, 等. 基于机器视觉的定向播种用玉米种粒精选装置研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(2): 27-37.  
 [6] 贾洪雷, 王刚, 郭明卓, 等. 基于机器视觉的玉米植株数量获取方法与试验[J]. 农业工程学报, 2015, 31(3): 215-220.  
 [7] 王红军, 熊俊涛, 黎邹邹, 等. 基于机器视觉图像特征参数的马铃薯质量和形状分级方法[J]. 农业工程学报, 2016, 32(8): 272-277.  
 [8] 仇裕洪, 黄振楠, 阮昭, 等. 机器视觉技术在农业生产智能化中的应用综述[J]. 机械研究与应用, 2019, 32(2): 202-206.  
 [9] 贾志鑫, 傅玲琳, 杨信廷, 等. 机器视觉技术在水产食品感官检测方面的应用研究进展[J]. 机械研究与应用, 2019, 32(2): 320-325.  
 [10] 陈超, 柳琦, 李钊, 等. 红外光谱技术在食品安全检测中的研究与应用[J]. 食品与机械, 2013, 29(5): 219-224.  
 [11] 黄星奕, 管超, 丁然, 等. 基于嗅觉可视化和近红外光谱融合技术的海鲈鱼新鲜度评价[J]. 农业工程学报, 2015, 31(8): 277-282.  
 [12] 杨智灵, 李涛, 任保增. 近红外光谱技术在食品安全检测中的最新研究进展[J]. 食品与机械, 2013, 29(5): 237-240.  
 [13] 张勇, 王督, 李雪, 等. 基于近红外光谱技术的农产品产地溯源研究进展[J]. 食品安全质量检测学报, 2018, 9(23): 6 161-6 166.  
 [14] 李娟, 梁漱玉. 近红外快速无损检测食用油品质的研究进展[J]. 食品与机械, 2016, 32(11): 225-228.

(上接第 106 页)

[12] 赵宇. 螺旋管内流动与核态沸腾传热数值研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2019: 40-48.  
 [13] MINOCHA N, JOSHI J B. 3D CFD simulation of turbulent flow distribution and pressure drop in a dividing manifold system using openfoam[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2020, 151: 119420.  
 [14] 雷雪, 刘闯, 曹凯. 新型内螺纹波纹管强化传热数值模拟[J]. 化工科技, 2015, 23(6): 62-66.  
 [15] 杨世铭, 陶文铨. 传热学[M]. 4 版. 北京: 高等教育出版社, 2006: 318-320.  
 [16] WANG Jian-sheng, MA He, ZHU Qiang, et al. Numerical and experimental investigation of pulsating heat pipes with corrugated configuration[J]. Applied Thermal Engineering Design Processes Equipment Economics, 2016, 102: 158-166.

[17] 陈鑫, 桂超, 李旭阁. 内螺纹管两相流冷凝压降的理论分析[J]. 低温与超导, 2019, 47(8): 96-102.  
 [18] SADIGHI Dizaji H, JAFARMADAR S, MOBADERSANI F. Experimental studies on heat transfer and pressure drop characteristics for new arrangements of corrugated tubes in a double pipe heat exchanger[J]. International Journal of Thermal Ences, 2015, 96: 211-220.  
 [19] DALKILIC A S, CEBI A, ACIKGOZ O, et al. Prediction of frictional pressure drop of R134a during condensation inside smooth and corrugated tubes[J]. International Communications in Heat and Mass Transfer, 2017, 88: 183-193.  
 [20] CHI Wen-lu, HUANG Min-zheng. A numerical investigation of the geometric effects on the performance of plate finned-tube heat exchanger[J]. Energy Conversion & Management, 2011, 52(3): 1 638-1 643.