

基于多特征融合和水平集的碧根果品质检测

刘哲¹ 邹小波² 宋余庆¹ 王明¹ 苏骏¹

(1. 江苏大学计算机科学与通信工程学院, 镇江 212013; 2. 江苏大学食品与生物工程学院, 镇江 212013)

摘要: 碧根果在生产加工过程中易酸败, 误食会对人体造成多方面危害。针对此问题, 提出一种基于多特征融合和水平集的碧根果品质检测方法。以薄壳碧根果为研究对象, 首先, 对采集的原始图像进行预处理, 解决目标对象与背景区域比例不匹配问题; 然后, 通过改进边缘指示函数的自适应距离正则化水平集算法 (Distance regularized level set evolution, DRLSE) 对图像进行感兴趣区域 (Region of interest, ROI) 分割, 最后提取图像灰度直方图统计特征、灰度共生矩阵、Tamura 和局部二值模式等多特征, 并进行融合分析, 建立支持向量机 (Support vector machine, SVM) 判别模型, 实现碧根果无损品质检测。试验采集了 200 个正常、酸败碧根果样本图像, 对其进行图像酸败及多特征分析。结果表明, 采用本文方法判别碧根果酸败的分类准确率高达 96.15%, 在此基础上识别碧根果酸败程度, 平均识别率为 90.81%。

关键词: 碧根果; 水平集; 多特征; 支持向量机; 无损检测

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)12-0348-09

Detection of Pecan Quality Based on Multi-feature Fusion and Level Set

LIU Zhe¹ ZOU Xiaobo² SONG Yuqing¹ WANG Ming¹ SU Jun¹

(1. School of Computer Science and Communication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

2. School of Food and Biological Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: Pecan is one of the top ten nuts in the world. Because of its good taste and rich nutrition, it is loved by people. But pecan is easy to deteriorate in the process of production and processing. Mistaken food can cause many hazards to human body. To solve this problem, a method for detecting the quality of pecans was proposed based on multi-feature fusion and level set. Taking thin-shelled pecans as research object, and the original image was preprocessed to solve the problem that the target object did not match the background area. The adaptive DRLSE method with improved edge indication function was used to segment the pecans in the image, and the statistical features of the gray histogram of the image were extracted. Multi-features such as co-occurrence matrix, Tamura and local binary mode were combined and analyzed. The SVM discriminant model was established to realize the non-destructive quality detection of pecans. The experiment collected 200 normal, rancid pecans sample images, and subjected to image rancidity and multi-feature analysis. The experimental results showed that the adaptive DRLSE segmentation method with improved edge indication function can complete the segmentation better than the traditional method even inside or outside the target. The accuracy of the method was as high as 96.15% in judging whether pecan was rancid or not, and on this basis, the average recognition rate was 90.81% in judging the degree of pecan rancidity.

Key words: pecan; level set; multi-feature; support vector machine; non-destructive test

0 引言

碧根果也叫薄壳山核桃, 具有良好的营养价值

与经济价值^[1]。但碧根果在生产加工过程中易酸败, 并产生刺鼻的气味, 降低了其商品价值和保健功效。一旦误食酸败的碧根果将会对人体健康产生

收稿日期: 2019-06-10 修回日期: 2019-10-22

基金项目: 中国博士后科学基金项目(2017M611737)和国家自然科学基金面上项目(61772242, 61572239)

作者简介: 刘哲(1982—), 女, 副教授, 博士生导师, 主要从事图像处理和数据挖掘研究, E-mail: lzhe@ujs.edu.cn

通信作者: 宋余庆(1959—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事模式识别和医学图像处理研究, E-mail: yqsong@ujs.edu.cn

多方面的危害,甚至致癌^[2]。

目前,国内外检测坚果的技术主要集中在机器视觉、X 射线、光谱分析和其他检测方法。研究的对象大多为整幅图像,并未针对目标有效区域。近年来,将水平集方法运用到几何活动轮廓模型中,可分割具有拓扑结构变化的目标,其在农业检测领域中占据着越来越重要的地位^[3]。文献[4]以杂草、小麦和苹果为研究对象,提出了基于水平集和先验信息的计算机视觉(Computer vision, CV)模型,可分割复杂环境下的农业图像,为图像后续处理提供了新思路。文献[5]提出了一种无需重新初始化水平集函数、基于目标区域停止准则的水平集分割算法,由此实现完整和破损巴西坚果二分类,准确率高达 99.55%。考虑到单一特征识别能力的局限性,研究者开始尝试多特征融合,实现更高精度的检测。文献[6]提取行人图像的色调饱和度值(Hue saturation value, HSV)和 LAB 颜色特征以及 SILTP 纹理特征和方向梯度直方图(Histogram of oriented gradient, HOG)特征,融合多种特征得到行人图像对的整体与局部相似度量函数,并结合产生相似度量函数,最后使用交替方向乘子优化算法更新出最优的测度矩阵,实现行人再识别,效果较好。文献[7]提出一种将颜色、形状、纹理特征与稀疏表示相融合的害虫识别方法。该方法利用已标注的训练样本构造不同特征下的训练样本矩阵,通过求解样本的最优稀疏系数实现害虫图像识别,该方法的害虫识别率获得较大的提高。文献[8]利用颜色特征与纹理特征融合的方式表示害虫图像样本,并通过有监督的字典训练方式构建害虫图像特征的完备字典,利用改进的 SRC 分类模型对害虫图像进行稀疏表示,并实现自动分类,分类准确率达到 94.49%。文献[9]在不去除背景条件下,利用颜色和 HOG 特征融合训练获得的稀疏表示害虫识别模型,有效地克服了环境、光照和害虫姿态变化等引起的问题,获得了较高的农业测报害虫识别率和较低的误检率。

本文将提取的碧根果灰度直方图、灰度共生矩阵等多特征进行融合分析,结合水平集算法和多特征融合的优势,对碧根果酸败与否及酸败情况进行研究,并将其分为正常、轻度酸败、中度酸败和重度酸败 4 个等级,以期对坚果品质无损检测提供新的方案。

1 材料和方法

1.1 试验样本

本试验由江苏沃顿食品有限公司提供正常、酸败碧根果样本。样品横向直径为(2.5 ± 0.3) cm,纵

向直径为(4.6 ± 0.2) cm,质量为(9.4 ± 4) g。精挑选正常果、酸败碧根果各 20 个,并对样本进行编号,如表 1 所示:A1 ~ A20(酸败的碧根果标签序号),B1 ~ B20(正常的碧根果标签序号)。采集碧根果横断面的 T_2 (自旋-自旋或横向弛豫时间)加权核磁共振图像。图像分辨率为 512 像素 × 512 像素,每个样本采集 5 幅图像,总计 200 幅。

1.2 核磁共振采集设备

MRI(磁共振成像)设备采用上海纽迈公司的中型尺寸核磁共振成像分析仪,其磁体类型为永磁体,磁场强度为(0.5 ± 0.08) T,仪器主频率为 21.3 MHz;探头线圈直径为 60 mm,磁体温度为 32℃。采集碧根果横断面的 T_2 加权 MRI 图像。试验参数如下:切片厚度为 2 mm,切片间距为 0.3 mm,重复时间(TR)为 1 600 ms,回波时间(TE)为 46 ms。

由于采集管空间有限,为保证采集图像的质量,每组采集 4 个碧根果,每个样本果采集 5 幅横切面图像,每组采集耗时 5 ~ 8 min,图像分辨率为 512 像素 × 512 像素,总计 200 幅。

1.3 图像预处理

碧根果核磁共振图像分辨率虽然很高,但是碧根果完整轮廓区域面积占比非常小。因此本文对碧根果轮廓作最小外接矩形处理,以突出目标域,如图 1 所示。由于每个坚果的切片大小不同,得到的最小外接矩形存在差异,导致处理过的图像分辨率各不相同。因此本文采用平滑效果好且运算时间快的双线性插值实现统一的分辨率(190 像素 × 180 像素)。

1.4 碧根果图像酸败分析

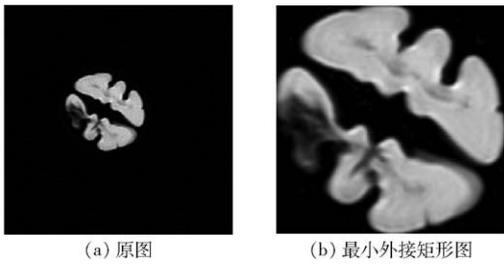
通常情况下,带正电的原子核不会有自旋现象,但有些原子核(比如¹H、¹⁹F 和³¹P 等)却可以自发地产生自旋运动。这类原子核自旋轴无规律,在一定的外来磁场等因素作用下将产生核磁共振现象。原子核从激化的状态恢复到平衡排列状态的过程叫弛豫过程。弛豫时间有两种: T_1 (自旋-点阵或纵向弛豫时间)和 T_2 。由于 T_2 加权成像表现在组织的 T_2 越长,恢复越慢,信号就越强,成像部分就越亮;组织的 T_2 越短,恢复越快,信号就越弱,成像部分就越暗。因此本文采用信号较强的氢原子核质子¹H,在 T_2 加权下采集碧根果核磁共振图像^[10]。

酸败后的果仁油脂含量将减少,氢氧基酸含量也将随之减少,所以酸败后的果仁将呈现低灰度级别。为了直观地分析由于酸败引起的灰度变化情况,本文对酸败果和正常果各 100 幅图像统计了每幅切片图像的灰度折线图,考虑到背景为黑色(即灰度为 0)的点较多且无意义,所以选择统计灰度

表1 酸败和正常的碧根果相关信息

Tab.1 Information on rancidity and normalpecans

编号	质量/ g	重复 序号	信号量	含油率/ %	平均 含油率/%	相对标准 偏差/%	编号	质量/ g	重复 序号	信号量	含油率/ %	平均 含油率/%	相对标准 偏差/%
A1	12.425	1	6 184.951	36.970	36.955	0.078	B1	6.433	1	3 444.964	39.914	39.837	0.332
	12.425	2	6 176.754	36.921				6.433	2	3 444.878	39.913		
	12.425	3	6 185.330	36.972				6.433	3	3 424.988	39.684		
A2	10.704	1	6 521.769	45.239	45.237	0.067	B2	7.017	1	4 240.656	44.975	45.077	0.206
	10.704	2	6 525.699	45.266				7.017	2	4 252.264	45.098		
	10.704	3	6 517.001	45.206				7.017	3	4 257.984	45.158		
A3	12.177	1	7 869.722	47.950	47.978	0.091	B3	6.166	1	2 829.330	34.258	34.295	0.128
	12.177	2	7 882.612	48.029				6.166	2	2 836.425	34.344		
	12.177	3	7 870.740	47.957				6.166	3	2 831.356	34.283		
A4	9.166	1	5 792.346	46.947	46.972	0.120	B4	7.698	1	4 701.286	45.422	45.390	0.082
	9.166	2	5 790.739	46.934				7.698	2	4 693.681	45.349		
	9.166	3	5 803.600	47.037				7.698	3	4 698.811	45.399		
A5	11.241	1	7 202.110	47.554	47.511	0.129	B5	7.646	1	4 087.456	39.796	39.843	0.135
	11.241	2	7 199.622	47.537				7.646	2	4 091.075	39.831		
	11.241	3	7 184.887	47.441				7.646	3	4 098.405	39.902		
A6	11.033	1	6 638.997	44.677	44.929	0.500	B6	3.549	1	1 053.512	22.533	22.723	0.789
	11.033	2	6 687.037	44.999				3.549	2	1 063.759	22.747		
	11.033	3	6 703.568	45.110				3.549	3	1 070.608	22.890		
A7	9.918	1	6 008.867	45.002	45.050	0.097	B7	7.873	1	5 001.699	47.230	47.280	0.093
	9.918	2	6 020.463	45.089				7.873	2	5 009.937	47.307		
	9.918	3	6 016.466	45.059				7.873	3	5 009.643	47.304		
A8	10.022	1	6 016.132	44.589	44.714	0.654	B8	8.248	1	5 483.974	49.405	49.403	0.037
	10.022	2	6 004.636	44.504				8.248	2	5 485.669	49.420		
	10.022	3	6 078.317	45.048				8.248	3	5 481.567	49.384		
A9	10.255	1	5 608.693	40.638	40.569	0.153	B9	5.991	1	3 330.833	41.450	41.317	0.382
	10.255	2	5 592.049	40.518				5.991	2	3 323.479	41.359		
	10.255	3	5 596.693	40.551				5.991	3	3 305.966	41.143		
A10	10.129	1	6 135.235	44.985	44.947	0.075	B10	6.871	1	3 802.205	41.212	41.367	0.328
	10.129	2	6 128.793	44.938				6.871	2	3 822.508	41.430		
	10.129	3	6 126.247	44.919				6.871	3	3 825.278	41.460		
A11	9.241	1	6 006.327	48.278	48.275	0.040	B11	8.150	1	5 250.803	47.886	47.924	0.093
	9.241	2	6 008.254	48.293				8.150	2	5 253.599	47.912		
	9.241	3	6 003.463	48.255				8.150	3	5 260.399	47.974		
A12	7.386	1	4 292.596	43.247	43.469	0.441	B12	5.235	1	2 511.540	35.866	35.736	0.731
	7.386	2	4 325.811	43.580				5.235	2	2 514.410	35.906		
	7.386	3	4 325.719	43.579				5.235	3	2 481.033	35.435		
A13	9.472	1	5 881.037	46.125	46.081	0.414	B13	7.168	1	3 912.788	40.646	40.731	0.244
	9.472	2	5 848.776	45.873				7.168	2	3 918.541	40.706		
	9.472	3	5 896.642	46.246				7.168	3	3 931.608	40.840		
A14	7.357	1	4 010.165	40.582	40.678	0.204	B14	5.226	1	2 123.866	30.445	30.380	0.204
	7.357	2	4 024.822	40.729				5.226	2	2 118.769	30.373		
	7.357	3	4 024.142	40.722				5.226	3	2 115.129	30.322		
A15	9.319	1	5 828.955	46.466	46.353	0.211	B15	6.832	1	4 324.752	47.101	47.159	0.251
	9.319	2	5 808.019	46.300				6.832	2	4 342.684	47.295		
	9.319	3	5 807.175	46.293				6.832	3	4 322.818	47.080		
A16	8.069	1	4 645.131	42.816	42.841	0.090	B16	5.626	1	3 642.436	48.238	48.374	0.251
	8.069	2	4 652.663	42.885				5.626	2	3 655.666	48.412		
	8.069	3	4 645.634	42.821				5.626	3	3 660.252	48.472		
A17	7.443	1	4 228.958	42.285	42.189	0.217	B17	5.056	1	2 509.036	37.096	37.149	0.250
	7.443	2	4 218.210	42.178				5.056	2	2 519.979	37.256		
	7.443	3	4 210.613	42.103				5.056	3	2 508.905	37.094		
A18	9.203	1	5 506.470	44.461	44.437	0.751	B18	5.562	1	2 866.299	38.473	38.470	0.216
	9.203	2	5 543.552	44.759				5.562	2	2 859.797	38.386		
	9.203	3	5 460.643	44.093				5.562	3	2 872.298	38.552		
A19	7.212	1	4 032.761	41.631	41.592	0.176	B19	6.204	1	3 819.105	45.843	45.884	0.099
	7.212	2	4 033.370	41.637				6.204	2	3 821.920	45.876		
	7.212	3	4 020.713	41.508				6.204	3	3 826.673	45.933		
A20	9.192	1	5 012.539	40.542	40.721	0.458	B20	5.894	1	3 618.170	45.736	45.698	0.301
	9.192	2	5 033.105	40.707				5.894	2	3 624.240	45.812		
	9.192	3	5 058.837	40.914				5.894	3	3 602.974	45.545		



(a) 原图 (b) 最小外接矩形图

图 1 MRI 图像预处理过程

Fig. 1 MRI image preprocessing

区间为 [1, 255] 的像素点, 得到的试验结果如图 2 所示。

根据图 2 在灰度区间 1 ~ 100 的曲线密集度可知, 酸败果明显多于正常果, 并且酸败果在灰度 100 的波峰处有多条曲线重叠即多幅切片图像相似。总体而言, 正常果灰度主要集中在灰度为 175 的波峰附近, 酸败碧根果灰度主要集中在灰度 150 ~ 175 的波峰附近, 即正常果整体灰度较酸败果稍微偏大。

为了进一步分析图像中酸败域与正常域的区别, 手动勾勒区块, 并统计灰度直方图。红色框为手动勾选的酸败区块, 蓝色框为手动勾选一个正常区块, 若无酸败域, 则红色框选中的仅作为对比区块不代表酸败区域。由此测定红蓝区块的灰度直方图, 可得酸败果对比图如图 3 所示。

由图 3 可知, 酸败域的灰度集中在 50 和 100 (波峰) 处, 而正常域灰度集中在 150 和 175 (波峰) 处, 碧根果果仁中酸败域灰度明显低于正常域, 若能够自动分割出最大疑似酸败区块, 将有利于最终的酸败分类识别。

1.5 水平集分割算法

文献 [11 - 13] 主要依赖外部能量项不断推进

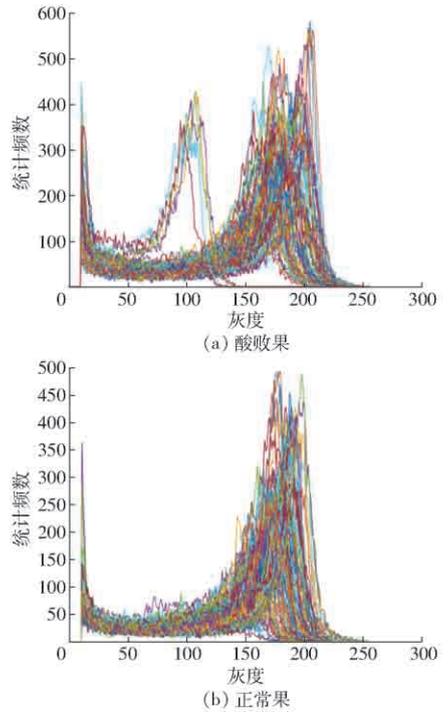


图 2 部分样品果的疑似酸败域和正常域的灰度折线图

Fig. 2 Gray line chart of suspected rancid domains and normal domains in some samples

曲线向目标边缘附近靠近。其中基于图像梯度信息的边界指示函数对噪声敏感且难以分割边界模糊或灰度不均匀的图像。本文在 DRLSE 模型基础上, 针对噪声敏感、易陷入局部极小值以及初始轮廓敏感的问题, 提出一种改进边缘指示函数的自适应 DRLSE 方法, 主要是改进面积项系数, 使其可以自适应地向曲线内或曲线外演变, 避免初始轮廓位置的影响; 边缘指示函数中引入图像局部区域像素拟合值避免了噪声导致曲线演化到局部极值处的问

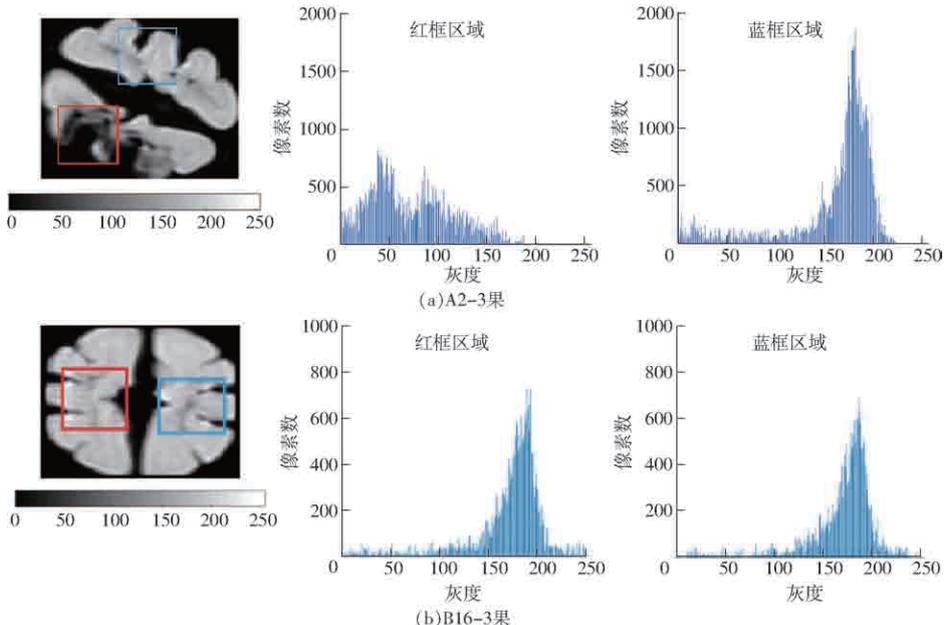


图 3 部分样品果的疑似酸败域和正常域的灰度直方图

Fig. 3 Gray histogram of suspected rancid domains and normal domains in some samples

题。

能量泛函定义为

$$\varepsilon(\phi) = \mu R_p(\phi) + \varepsilon_{ext}(\phi) \quad (1)$$

式中 $R_p(\phi)$ ——内部能量项,也称距离规则项

μ ——大于0的常数

$\varepsilon_{ext}(\phi)$ ——外部能量项,由长度项和面积项组成

ϕ ——水平集函数

在曲线演化过程中,外部能量项 $\varepsilon_{ext}(\phi)$ 不断推进曲线向目标边缘附近靠近,而距离正则项 $F_p(\phi)$ 则用于消除曲线与符号距离函数的偏差。距离正则项作为一个惩罚项,定义为

$$F_p(\phi) = \int_{\Omega} P_1(|\nabla\phi|) dx \quad (2)$$

其中 $P_1(|\nabla\phi|) = \frac{1}{2}(|\nabla\phi| - 1)^2$

式中 ∇ ——梯度算子

P_1 ——势阱函数

Ω ——定义域空间

外部能量函数为

$$\varepsilon_{ext}(\phi) = \lambda L_g(\phi) + a A_g(\phi) \quad (3)$$

式中 $L_g(\phi)$ ——曲线长度项

$A_g(\phi)$ ——曲线内部区域面积,用于加快曲线的演化速度

λ, a ——定值常数

当初始化轮廓曲线完全包围目标域,此时 a 必须为正数,以保证曲线向内收缩至目标边缘;反之,初始化轮廓曲线在目标域内,此时 a 必须为负数,以保证曲线向外扩张至目标边缘;但是当初始化轮廓曲线与目标域相交则无法正确分割,并且长度项和面积项中都引入了边缘指示函数 g ,导致曲线在演化过程中易陷入局部极值且对噪声敏感,边缘指示函数为

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla(G_\sigma I)|^2} \quad (4)$$

式中 G_σ ——标准差为 σ 的高斯核函数

I ——待分割图像

本文改进了面积项系数,使曲线能够自适应地向内或向外演化,公式为

$$S(I) = A \sqrt{s(G_\sigma I)} \frac{255T_{otsu} - G_\sigma I}{b} \quad (5)$$

式中 $S(I)$ ——曲线演化速率

A, b ——调整 $S(I)$ 的常数

T_{otsu} ——图像卷积后的最大类间方差法所求分割阈值

$\sqrt{s(G_\sigma I)}$ 表示图像的离散程度,用来计算图像高斯

卷积后灰度方差的算术平方根,当图像目标离平均值越远时, $S(I)$ 值越大,越加速曲线演化,相反, $S(I)$ 值越小,越减缓曲线演化。

$\arctan \frac{G_\sigma I - 255T_{otsu}}{b}$ 为图像目标信息函数,该

函数使得曲线在目标域与背景域两侧的符号相反,以此使曲线可向内或向外演化,不再受初始轮廓的影响。

本文改进的边缘指示函数为

$$g(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{\nabla(G_\sigma I)}{M} \right|^2} \quad (6)$$

其中 $M = A[K_\sigma(1 - f_1(x))^2 H_\varepsilon + K_\sigma(1 - f_2(x))^2(1 - H_\varepsilon)] + b$ (7)

$$f_1(x) = \frac{K_\sigma(H_\varepsilon(\phi(x))I(x))}{K_\sigma(x)H_\varepsilon(\phi(x))} \quad (8)$$

$$f_2(x) = \frac{K_\sigma((1 - H_\varepsilon(\phi(x)))I(x))}{K_\sigma(x)(1 - H_\varepsilon(\phi(x)))} \quad (9)$$

式中 K_σ ——标准差为 σ 的高斯核函数

H_ε ——正则化的 Heaviside 函数

$f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 用来拟合零水平集轮廓曲线内、外的图像局部区域灰度。

当演化曲线在目标内部且远离目标边界时, M 值很大,又由于图像梯度 $\nabla(G_\sigma I)$ 较小,所以 $g \approx 1$, 促使曲线继续演化;当曲线演化出现虚假边界,此时图像梯度很大但同时 M 值也很大,所以 $g \approx 1$ 促使曲线也继续演化;当曲线演化到目标真实边界处, M 非常小,而图像梯度 $\nabla(G_\sigma I)$ 非常大,此时 $g \approx 0$, 曲线停止演化完成分割。

根据式(1)可得

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla\phi|)\nabla\phi) + \lambda \delta(\phi) \operatorname{div}\left(g \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right) + S(I)g\delta(\phi) \quad (10)$$

式中 d_p ——对 $|\nabla\phi|$ 求导

$\delta(\phi)$ ——一阶变分

由此可得水平集函数的迭代公式为

$$\phi_{i,j}^{k+1} = \Delta t D(\phi_{i,j}^k) + \phi_{i,j}^k \quad (11)$$

式中 Δt ——时间步长

$D(\cdot)$ ——式(1)的离散化求解形式

i, j ——像素值横纵坐标

k ——当前时刻

改进边缘指示函数自适应的 DRLSE 方法步骤如下:①读入碧根果 MRI 图像。②初始化参数 $\mu, \lambda, a, b, c, \varepsilon, \sigma$ 与水平集函数 ϕ 。③根据式(5)计算 $S(I)$ 。④根据式(7)~(9)计算 $f_1(x), f_2(x), M$ 。⑤根据式(11)更新水平集函数 ϕ 。⑥检测更新后的 ϕ 是否收敛,若收敛,则 ϕ 停止演化,所在位置记

为目标边缘完成分割, 否则转步骤③继续演化。
⑦输出最终分割结果。

1.6 图像特征提取

特征一般分为颜色特征、形状特征和纹理特征等, 由于本文研究对象是碧根果的核磁共振图像, 因此本文主要关注灰度直方图统计特征与纹理特征^[14-15]。在纹理特征中比较常用的特征量为: 灰度共生矩阵、Tamura 纹理特征、局部二值模式特征。本文级联各特征向量以获取最终的特征描述子。

1.6.1 灰度直方图统计特征

灰度直方图描述图像中灰度出现的频率。如果一幅图像有 L 个灰度级 (对于 8 位灰度图像, $L = 256$), 则灰度直方图的数学表达式为

$$P(G) = \frac{N_G}{N} \quad (12)$$

式中 N_G ——灰度为 G 的像素数

N ——图像总像素数

灰度直方图提供了图像外观最简单可视的全局描述, 具有旋转、比例及位移不变性。经常使用的 7 个灰度直方图统计特征^[16-17]为均值、均方差、偏斜度、信息熵、能量、峭度、平滑度。

1.6.2 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵就是从图像坐标 (x, y) 处的灰度为 i 的像素出发, 统计距离为 d 、角度为 θ 、灰度为 j 的像素同时出现的概率。一般距离 d 为 1、2、3, 角度为 0° 、 45° 、 90° 、 135° 中任意一个。图像的纹理特征不同, 其共生矩阵也会明显不同。一般采用 4 个最常用的特征来提取影像的纹理特征: 角二阶矩、对比度、相关性、熵。

1.6.3 Tamura 特征

文献[18]从心理学的角度提出了一种纹理特征的描述方法 (Tamura 特征), 其中定义了 6 个用于描述纹理的特征量, 分别为粗糙度 (Coarseness)、对比度 (Contrast)、方向度 (Directionality)、线像度 (Linelikeness)、规则度 (Regularity) 和粗略度 (Roughness)。其中对比度、方向度和粗糙度 3 个定量分析指标对图像纹理的分析比较重要。

(1) 粗糙度

反映图像灰度变化的剧烈程度, 纹理基元尺寸越大则感觉越粗糙, 其定义如下: 计算图像中以坐标 (x, y) 为中心、大小为 $2^l \times 2^l$ 的活动窗口, 窗口中每个像素元的灰度均值 $A_k(x, y)$ 为

$$A_k = \frac{1}{2^{2l}} \sum_{i=x-2^{l-1}}^{x+2^{l-1}-1} \sum_{j=y-2^{l-1}}^{y+2^{l-1}-1} G(i, j) \quad (13)$$

式中 l ——参与均值计算的像素值

对于每个像元, 分别计算其在水平及垂直方向上互不重叠的活动窗口之间的平均灰度差 $E_{k,v}$ 、 $E_{k,h}$, 公式为

$$E_{k,v} = |A_k(x, y + 2^{l-1}) - A_k(x, y - 2^{l-1})| \quad (14)$$

$$E_{k,h} = |A_k(x + 2^{l-1}, y) - A_k(x - 2^{l-1}, y)| \quad (15)$$

对于每一个像元, 寻找最优的尺寸 $S_{kbest} = 2^l$, 使其平均灰度达到最大 E_{kbest} , 即

$$E_{kbest} = \text{argmax}(E_{k,v}, E_{k,h}) \quad (16)$$

粗糙度 F_{crs} 定义为 $M' \times N'$ 图像中各像元最优尺寸 S_{kbest} 的平均值, 即

$$F_{crs} = \frac{1}{M'N'} \sum_{i=1}^{M'} \sum_{j=1}^{N'} S_{kbest}(i, j) \quad (17)$$

(2) 对比度

反映灰度图像中最暗和最亮灰度的层级, 其差异范围决定对比度, 此外灰度级的动态范围、边缘的尖锐程度、模式的重复周期等也会影响对比度。定义对比度 F_{con} 为

$$F_{con} = \frac{\sigma}{a_4} \quad (18)$$

其中

$$a_4 = \mu_4 / \sigma^4 \quad (19)$$

式中 a_4 ——图像灰度统计量的峰态

μ_4 ——四阶矩均值

(3) 方向度

描述纹理沿某方向集中的强度。方向度的计算基于每个像素点的梯度向量, 该向量的模和方向分别定义为

$$|\Delta G| = \frac{|\Delta_h| + |\Delta_v|}{2} \quad (20)$$

$$\theta = \arctan \frac{\Delta_v}{\Delta_h} + \frac{\pi}{2} \quad (21)$$

式中 Δ_h, Δ_v —— (x, y) 处水平与垂直方向灰度差分

量化各像素点的方向角 θ , 统计其相应方向角上边缘像素数量 $N_\theta(i)$, 挑选出边缘强度 (模) 大于预定阈值的边缘像素点, 设其数量为 $N_\theta(\phi)$, 则相应方向上的直方图 $H_D(\phi)$ 为

$$H_D(\phi) = \frac{N_\theta(\phi)}{\sum_{i=0}^{n-1} N_\theta(i)} \quad (\phi = 0, 1, \dots, n-1) \quad (22)$$

则方向度定义为

$$F_{dir} = 1 - rn_p \sum_p \sum_{\phi \in w_p} (\phi - \phi_p)^2 H_D(\phi) \quad (23)$$

式中 n_p ——峰的数量

w_p ——围绕该角度峰值与谷值之间的范围

r ——与角度 θ 量化水平相关的归一化因子

ϕ_p ——第 p 个峰值的位置

1.6.4 局部二值模式

局部二值模式(Local binary patterns, LBP)最早是由芬兰 Oulu 大学机器视觉小组的研究者 OJALA 等^[19-20]提出,是一种典型的局部纹理描述子,该方法在计算机视觉和模式识别领域引起了广泛的关注,目前已经成为纹理分类和人脸识别领域主要的特征提取方法之一。

LBP 算子最初是定义在某中心像素及其周围大小为 3×3 的矩形邻域系统上,如图 4 所示:将中心像素的每个邻域像素值以该中心像素的灰度为阈值进行二值量化,大于或等于中心像素的像素值则编码为 1,小于则编码为 0,按照给定的编码方向依次对不同的邻域点赋予不同的权重,并将量化后得到的二值编码序列转换成无符号十进制数值,然后将该值作为对应像素点的 LBP 特征模式值。计算公式为

$$L_{P,R} = \sum_{i=0}^{P_s-1} S(g_i - g_c) 2^{P_s} \quad (24)$$

其中

$$S(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases}$$

式中

g_i ——邻域像素点的像素值

g_c ——中心像素点的像素值

P_s ——采样点个数

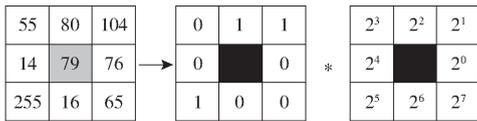


图 4 局部二值模式方法示意图

Fig. 4 Schematic of local binary mode method

2 试验结果与分析

本文试验运行环境配置:Core(TM)i3-3320 CPU@3.30GHz,4GB RAM,64位 Windows 7 操作系统,Matlab R2016a。

2.1 改进的自适应 DRLSE 方法分割结果

2.1.1 碧根果完整轮廓分割

为验证本文改进算法相比于原始 DRLSE 算法具有初始轮廓不敏感且演化速度更快的优点,将本文算法与原始 DRLSE 算法进行试验对比。试验样本选择酸败的碧根果核磁共振图像 A3-1,试验效果如图 5 所示,其中蓝色线为初始轮廓曲线,红线为最终分割结果。

由图 5 可知,原始 DRLSE 受面积项系数 a 的影响只能单向向内收缩或向外膨胀,当初始曲线与碧根果轮廓边缘相交时便无法完成正常分割,只有初始轮廓曲线包围目标域才勉强完成分割,效果相比于本文模型方法较差。本文所提模型无论初始曲线在目标内部或外部甚至相交都能很好地完成分割,

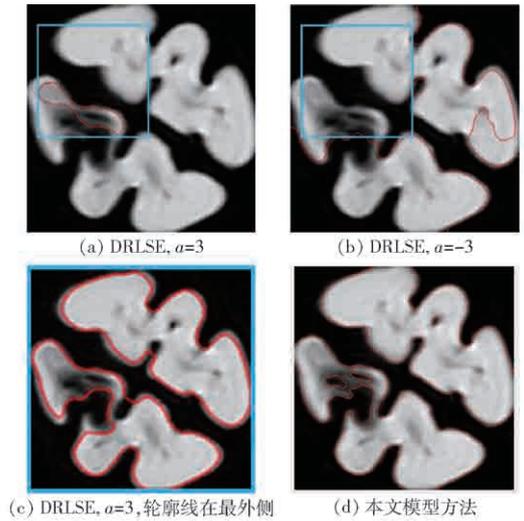


图 5 改进水平集分割图

Fig. 5 Improved level set segmentation graphs

如图 5d 所示。

2.1.2 疑似酸败域分割

在 1.4 节分析了碧根果图像酸败特性后,本文在分割出碧根果完整轮廓基础上结合 OTSU 算法分割出疑似酸败域,如图 6 所示。

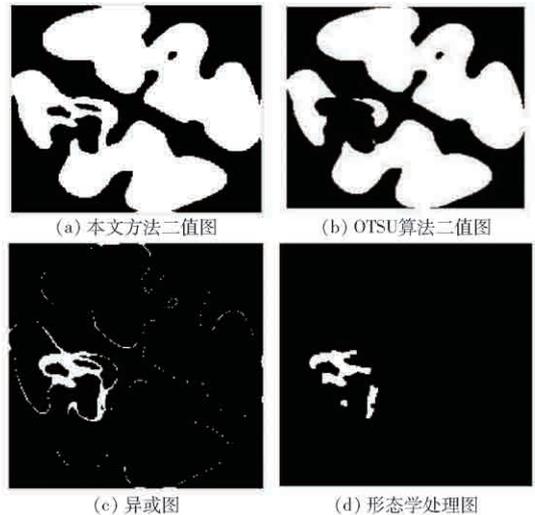


图 6 疑似酸败域分割图

Fig. 6 Suspected rancid domain segmentation graphs

由图 6 可知,碧根果存在边缘模糊的情况,OTSU 算法无法正常分割,导致异或处理后出现了很多边缘散点,如图 6c 所示,因此本文结合形态学开操作,去除散点如图 6d 所示。

为了证明提取“疑似酸败域”的方法可行性,试验样本选择之前的酸败果 A2-3、A3-3、A8-3 和正常果 B6-1、B16-3、B20-5,对 200 幅 MRI 图像分析可知,提取其中面积占比较大的前 4 幅即可。倘若面积过小(像素点之和少于 16)则舍去,试验结果分别如图 7、8 所示。

2.2 碧根果酸败识别

采用支持向量机^[21]完成碧根果酸败分类识别。

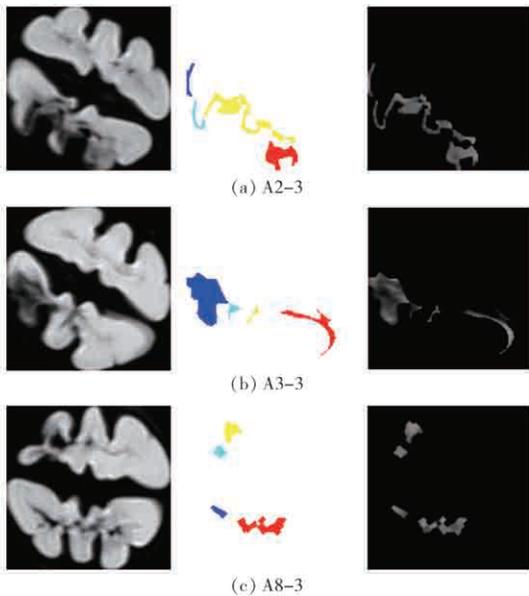


图 7 酸败果处理示意图

Fig. 7 Diagram of processing rancid pecan

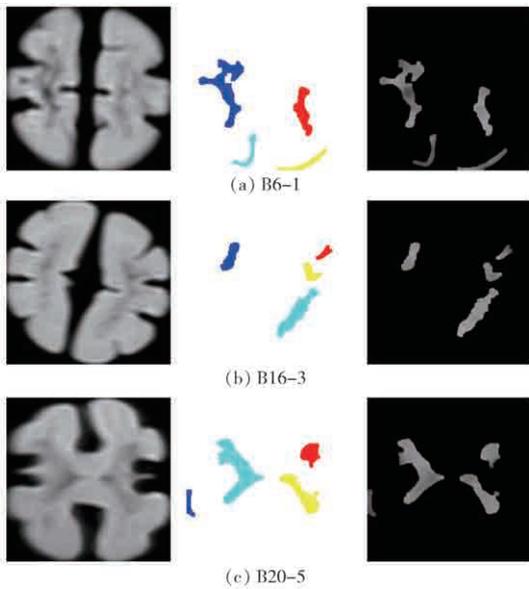


图 8 正常果处理示意图

Fig. 8 Diagram of processing normal pecan

分别提取出疑似酸败域的灰度直方图统计特征、灰度共生矩阵特征、Tamura 特征和局部二值模式特征。将提取的特征数据作标记 0 或 1 (0 表示正常果, 1 表示酸败果), 随机选择其中 160 个数据作为训练集, 余下 40 个数据作为测试集, 一共 3 组, 每组计算 20 次独立试验下分类准确率的平均值如表 2 所示。

由表 2 可知, Tamura 特征分类准确率最低, 灰度直方图统计特征较好, 可达到 88.53%, 当融合其他所有特征时, 酸败特征描述能力得到增强, 高达 96.15%。这也说明了本文提出的灰度直方图统计特征在融合其他纹理特征后, 能够较好地满足碧根果酸败与否的检测。

表 2 不同特征下碧根果酸败分类准确率

Tab. 2 Accuracy of pecan rancidity classification

特征类型	准确率
灰度直方图统计特征	88.53
GLCM	84.32
Tamura	77.32
LBP	86.62
灰度直方图统计特征、GLCM	90.86
灰度直方图统计特征、GLCM、Tamura	94.42
灰度直方图统计特征、GLCM、Tamura、LBP	96.15

2.3 碧根果酸败程度判别

将碧根果酸败程度划分为 4 个等级: 正常、轻度、中度、重度。试验中碧根果酸败的程度取决于酸败特征面积占整个碧根果有效域面积的比值, 面积比越大说明酸败的程度越严重。在实际测量酸败程度上, 将碧根果的果仁取出, 将具有酸败的部分果仁 (品尝具有哈喇味, 外表发黑、泛油, 可闻到异臭味均视为酸败) 取出称量, 测出其所占整个碧根果的质量比值并作为试验参考值。在已判别是否酸败的基础上, 根据标签找出该碧根果的 5 幅切片图像, 测出其酸败的面积, 整个碧根果酸败程度的计算公式为

$$Y = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 P_i \quad (25)$$

式中 P_i ——单个碧根果中第 i 幅切片图像被判别为酸败果的酸败特征面积占碧根果完整轮廓面积百分比; 若其被判别为正常果, 则 $P_i = 0$

根据式 (25), 将酸败面积比大于 0 且小于等于 30% 视为轻度酸败; 大于 30% 且小于等于 50% 视为中度酸败, 大于 50% 视为重度。经过 3 次分类并测量酸败面积比所得结果的识别率如表 3 所示。

表 3 碧根果酸败程度识别率

Tab. 3 Recognition rate of pecan rancidity degree

组别	正常	轻度	中度	重度
第 1 组	92.31	88.83	89.43	91.21
第 2 组	91.53	89.17	88.52	94.38
第 3 组	92.76	87.52	90.47	93.52
平均值	92.20	88.51	89.47	93.04

由表 3 可知, 正常和重度酸败果的识别率很高, 这是因为“是否酸败”检测准确率高达 96.15%, 所以这个前提下再判别酸败程度会更准确。而轻度酸败的识别率相对低一些, 主要由于疑似酸败域分割产生的偏差以及正常果被判别为酸败果时, 酸败面积比偏高, 识别率稍微降低。中度酸败识别率为

89.47%,也存在此情况但稍高于轻度酸败果,主要因为存在酸败果的切片较正常果多。酸败程度的总体识别率平均值为90.81%。

3 结论

(1) 基于核磁共振成像技术采集碧根果 T_2 加权的图像,通过对比酸败、正常区块比灰度直方图,可直观地发现,碧根果酸败域和正常域的灰度存在明显差异。

(2) 采用改进边缘指示函数的自适应 DRLSE 算法,结合 OTSU 算法和形态学方法,提取碧根果疑

似酸败域。融合灰度直方图统计特征、GLCM、Tamura 和 LBP 特征判别碧根果是否酸败。试验结果表明,融合后的多特征在酸败特性上描述能力强于单一特征,准确率高达 96.15%。在此基础上,通过被判别为酸败果的疑似酸败域面积占比粗略计算碧根果酸败程度,碧根果酸败程度的总体识别率平均值为 90.81%。

(3) 本文方法能够自适应地分割出碧根果疑似酸败域,并建立了多特征融合描述子,提高了分类识别率,试验效果较好,为坚果类的内部品质无损检测提供了新思路。

参 考 文 献

- [1] 陈咪佳. 山核桃主要营养成分比较及其加工影响的研究[D]. 杭州:浙江农林大学, 2017.
CHEN Mijia. Study on the comparison of main nutrient components of pecan and its processing effects [D]. Hangzhou: Zhejiang Agricultural and Forestry University, 2017. (in Chinese)
- [2] 支红波, 韩永生. 核桃仁的酸败及抑制[J]. 包装工程, 2006, 27(5): 22-24.
ZHI Hongbo, HAN Yongsheng. Acidity and inhibition of walnut kernels [J]. Packaging Engineering, 2006, 27(5): 22-24. (in Chinese)
- [3] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.
- [4] 耿楠, 于伟, 宁纪锋. 基于水平集和先验信息的农业图像分割方法[J]. 农业机械学报, 2011, 42(9): 167-172.
GENG Nan, YU Wei, NING Jifeng. Agricultural image segmentation method based on level set and prior information [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(9): 167-172. (in Chinese)
- [5] QUISPE S C, TAPIA J D B, PAREDES M N L, et al. Automation of the Brazil-nuts classification process using dynamic level set[C]//11th International Conference on Hybrid Intelligent Systems, HIS 2011. Melacca:IEEE, 2011.
- [6] 齐美彬, 王慈淳, 蒋建国, 等. 多特征融合与交替方向乘子法的行人再识别[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(6): 827-836.
QI Meibin, WANG Cichun, JIANG Jianguo, et al. Pedestrian recognition by multi-feature fusion and alternating direction multiplier method [J]. Chinese Journal of Image Graphics, 2018, 23(6): 827-836. (in Chinese)
- [7] 胡永强, 宋良图, 张洁, 等. 基于稀疏表示的多特征融合害虫图像识别[J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(11): 985-992.
HU Yongqiang, SONG Liangtu, ZHANG Jie, et al. Multi-feature fusion pest image recognition based on sparse representation [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2014, 27(11): 985-992. (in Chinese)
- [8] 张超凡, 王儒敬, 谢成军. 基于多特征字典学习的害虫图像自动分类方法[J]. 计算机应用与软件, 2017(3): 142-147.
ZHANG Chaofan, WANG Rujing, XIE Chengjun. Automatic classification method of pest image based on multi-feature dictionary learning [J]. Computer Application and Software, 2017(3): 142-147. (in Chinese)
- [9] 张永玲, 姜梦洲, 俞佩仕, 等. 基于多特征融合和稀疏表示的农业害虫图像识别方法[J]. 中国农业科学, 2018, 51(11): 67-76.
ZHANG Yongling, JIANG Mengzhou, YU Peishi, et al. Agricultural pest image recognition method based on multi-feature fusion and sparse representation [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(11): 67-76. (in Chinese)
- [10] 冯晓源. MRI 技术发展十年回顾[J]. 生物医学工程学进展, 2006, 27(2): 119-123.
FENG Xiaoyuan. Ten-year review of the development of MRI technology [J]. Progress in Biomedical Engineering, 2006, 27(2): 119-123. (in Chinese)
- [11] 赵瑶池, 胡祝华, 白勇, 等. 基于纹理差异度引导的 DRLSE 病虫害图像精准分割方法[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(2): 14-19.
ZHAO Yaochi, HU Zhuhua, BAI Yong, et al. Precise segmentation method of DRLSE pest image guided by texture difference [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2): 14-19. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150203&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.02.003. (in Chinese)
- [12] OJALA T, PIETIKAINEN M, HARWOOD D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [13] LI S Z, JAIN A K. Handbook of face recognition[M]. London:Springer, 2011: 470-487.
- [14] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural features for image classification[J]. Studies in Media and Communication, 1973, 3(6): 610-621.

- REN Jun'an, HUANG Wensheng, GE Yiqiang, et al. Progress in meat adulteration detection techniques[J]. Food Science, 2016, 37(1): 247–257. (in Chinese)
- [8] MEYER R, CHARDONNENS F, HÜBNER P, et al. Polymerase chain reaction (PCR) in the quality and safety assurance of food; detection of soybean in processed meat products [J]. Zeitschrift für Lebensmittel-Untersuchung und Forschung, 1996, 203(4): 339–344.
- [9] 田少君, 张君旗, 王璇, 等. 利用 SDS-PAGE 法检测火腿肠中大豆蛋白的含量[J]. 河南工业大学学报, 2011, 32(2): 1–4.
- TIAN Shaojun, ZHANG Junqi, WANG Xuan, et al. Content determination of soy protein isolate in sausage by SDS-PAGE[J]. Journal of Hebei University of Technology, 2011, 32(2): 1–4. (in Chinese)
- [10] 杨勇, 周小平, 秦丹, 等. 猪肉乳化香肠中大豆分离蛋白的检测[J]. 食品科学, 2011, 32(14): 281–284.
- YANG Yong, ZHOU Xiaoping, QIN Dan, et al. Determination of soybean protein isolate in emulsion-type pork sausages[J]. Food Science, 2011, 32(14): 281–284. (in Chinese)
- [11] 杨志敏, 丁武. 原料肉中掺大豆蛋白的近红外检测技术的研究[J]. 肉类工业, 2010(10): 29–33.
- YANG Zhimin, DING Wu. Study on near infrared spectroscopy determination of soybean protein in raw meat [J]. Meat Industry, 2010(10): 29–33. (in Chinese)
- [12] 杨志敏, 丁武. 近红外光谱技术快速鉴别原料肉掺假的可行性研究[J]. 肉类研究, 2011, 25(2): 25–28.
- YANG Zhimin, DING Wu. A feasibility study of rapid discrimination of raw meat and adulterated meat based on near-infrared spectroscopy and artificial neural network model[J]. Meat Research, 2011, 25(2): 25–28. (in Chinese)
- [13] JIANG H, ZHUANG H, SOHN M, et al. Measurement of soybean contents in ground beef using near-infrared spectroscopy [J]. Applied Sciences, 2017, 7(1): 97.
- [14] LIU D, PU H, SUN D W, et al. Combination of spectra and texture data of hyperspectral imaging for prediction of pH in salted meat[J]. Food Chemistry, 2014, 160: 330–337.
- [15] BAIANO A, TERRACONE C, PERI G, et al. Application of hyperspectral imaging for prediction of physico-chemical and sensory characteristics of table grapes[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 87: 142–151.
- [16] ZHANG C, LIU F, KONG W, et al. Application of visible and near-infrared hyperspectral imaging to determine soluble protein content in oilseed rape leaves[J]. Sensors, 2015, 15(7): 16576–16588.
- [17] YU K, ZHAO Y, LIU Z, et al. Application of visible and near-infrared hyperspectral imaging for detection of defective features in loquat[J]. Food and Bioprocess Technology, 2014, 7(11): 3077–3087.
- [18] KAMRUZZAMAN M, ELMASRY G, SUN D W, et al. Prediction of some quality attributes of lamb meat using near-infrared hyperspectral imaging and multivariate analysis[J]. Analytica Chimica Acta, 2012, 714: 57–67.
- [19] BOWKER B, HAWKINS S, ZHUANG H. Measurement of water-holding capacity in raw and freeze-dried broiler breast meat with visible and near-infrared spectroscopy[J]. Poultry Science, 2014, 93(7): 1834–1841.
- [20] BILGE G, VELIOGLU H M, SEZER B, et al. Identification of meat species by using laser-induced breakdown spectroscopy [J]. Meat Science, 2016, 119: 118–122.

(上接第 356 页)

- [15] OHANIAN P P, DUBES R C. Performance evaluation for four classes of textural features[J]. Pattern Recognition, 1992, 25(8): 819–833.
- [16] MALIK F, BAHARUDIN B. Analysis of distance metrics in content-based image retrieval using statistical quantized histogram texture features in the DCT domain[J]. Journal of King Saud University-computer and Information Sciences, 2013, 25(2): 207–218.
- [17] PATRICIO M A, MARAVALL D. A novel generalization of the gray-scale histogram and its application to the automated visual measurement and inspection of wooden pallets[J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(6): 805–816.
- [18] TAMURA H, MORI S, YAMAWAKI T. Textural features corresponding to visual perception[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1978, 8(6): 460–473.
- [19] OJALA T, PIETIKAINEN M. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971–987.
- [20] OJALA T, VALKEALAHTI K, OJA E, et al. Texture discrimination with multidimensional distributions of signed gray-level differences[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(3): 727–739.
- [21] LAPORTE L, FLAMARY R, CANU S, et al. Nonconvex regularizations for feature selection in ranking with sparse SVM[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2014, 25(6): 1118–1130.