

融合局部纹理特征的颗粒图像 SLIC 超像素分割方法

A SLIC-based superpixel segmentation method by using local texture features for granular image

李啸宇^{1,2} 张秋菊^{1,2}

LI Xiao-yu^{1,2} ZHANG Qiu-ju^{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与技术重点实验室, 江苏 无锡 214122)

(1. School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China; 2. Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment and Technology, Wuxi, Jiangsu 214122, China)

摘要:将 SLIC 超像素分割的方法引入颗粒图像检测的分割过程中,将颗粒图像分割成感兴趣的超像素块,可降低后续图像处理过程的复杂度。由于 SLIC 超像素分割在聚类过程中计算相似度时没有考虑图像的纹理特征,一定程度上会影响颗粒目标外轮廓分割的细节。利用 CRLBP 局部纹理算子纹理特征,改进 SLIC 分割中聚类相似度的计算,并按照符合颗粒形状的圆形邻域搜索相似点,保证了分割速度。通过对棉种颗粒图像的分割试验,与传统分水岭算法和 SLIC 超像素算法进行比较,结果表明改进的 SLIC 超像素分割方法能更有效地分割出颗粒目标。

关键词:颗粒图像;超像素分割;SLIC;局部纹理算子;CRLBP

Abstract: This paper adopts SLIC-based superpixel segmentation method in the granular image detection. SLIC method segments the granular image into superpixel block which will reduce the complexity of the subsequent image processing. As SLIC superpixel segmentation method doesn't use the texture feature in the distance calculation, the detail of the outline for the granular object is lost. This paper adopts the CRLBP local texture operator as the texture feature to improve the SLIC segmentation's distance calculation and searches the similar pixel in circle neighborhood pixels to guarantee the processing speed. The test on cotton seed image shows that the improved SLIC superpixel segmentation method is more efficient than watershed and original SLIC method.

Keywords: granular image; superpixel segmentation; SLIC; local

texture operator; CRLBP

在农业生产过程中,经常需要对颗粒状农产品进行视觉检测与品质分选^[1]。由于颗粒图像中目标物体数量多,图像处理工作量大,所以快速而精确的图像分割是正确在线视觉检测分类的前提。颗粒状物体图像中还会经常出现颗粒相互黏连重叠的情形,这对于颗粒图像的分割带来一定的困难。最常用的颗粒图像分割方法一般运用形态学中的极限腐蚀与膨胀的方法或距离变换^[2]的方法。但是这类算法计算量大、耗时长、占用内存空间大,存在过分割的现象,分割结果与颗粒目标的外轮廓有一定差异,无法实际运用到在线分类的场合。

超像素的概念是指具有相似纹理、颜色、亮度等特征的相邻像素组合构成的图像块。运用各像素特征的相似程度将像素分组,获取图像的冗余信息,以减少后续图像处理的复杂度。超像素分割可分为基于图论的方法和基于梯度上升的方法两大类。基于图论的方法则主要把图像看作带权无向图,图中的每个像素对应一个节点,边权值对应像素间的相似性或者差异,利用分割准则对图像节点进行分类,完成对图像的分割。基于图论的方法主要有归一化分割(normalized cuts)方法^[3-4]、基于图的分割(graph-based)方法^[5]和超像素网格(superpixel lattice)的方法^[6]。基于梯度上升的方法主要采用了聚类的思想方法,通过迭代聚类直至收敛,得到分割结果。基于梯度上升的方法主要有分水岭(watersheds)方法^[7]、MeanShift 方法^[8]、QuickShift 方法^[9]、TurboPixels 方法^[10]和 SLIC (simple linear iterative clustering)方法^[11]。SLIC 算法是基于颜色和距离相似性的超像素分割,该方法主要使用局部计算比较和快速聚类,可以产生大小均匀和形状规则的超像素,一般情况下具有良好的分割效果。

SLIC 超像素分割只考虑了图像的空间和色彩信息,没

基金项目:国家自然科学基金项目资助(编号:51575236);教育部中央高校基本科研业务专项基金资助(编号:JUSRP51316B);江苏省食品先进制造装备技术重点实验室(江南大学)资助

作者简介:李啸宇(1986—),男,江南大学在读博士研究生。

E-mail: anotherlx@hotmail.com

收稿日期:2016-05-13

有利用图像纹理特征。本研究针对颗粒图像提出一种融合局部纹理特征的 SLIC 图像分割方法,利用简单的 CRLBP 局部纹理算子纹理特征,按照符合颗粒形状的圆形邻域进行搜索相似点,以更为有效地分割出所感兴趣的颗粒目标群体。

1 SLIC 超像素分割

SLIC 超像素分割是一种高效简单并且易于实现的分割算法,其相比于其他超像素算法能够更加有效地利用存储空间,呈现出更好的分割边缘贴合度,生成紧凑均匀的超像素,有效提高了分割算法的性能。SLIC 超像素分割是 K-means 聚类算法的改型,主要思想是将彩色图像转换为 CIELAB 颜色空间,提取 CIELAB 色彩与空间坐标的 5 维特征向量并构造特征向量的相似度衡量标准,而后以此对图像像素进行局部聚类。SLIC 超像素分割的具体步骤为:

(1) 初始化聚类中心。假设原图像有 N 个像素点,预期分割相同大小的超像素个数为 K ,那么每个超像素的大小为 N/K ,且每个聚类中心之间的距离近似为 $S = \sqrt{N/K}$ 。为了防止预期分割的聚类中心处于图像的边缘,从而对分割聚类过程造成干扰,需要将聚类中心移动到以它为中心的 3×3 的窗口内梯度值最小的位置,并赋予每个聚类中心一个标签 i 。

(2) 计算相似度。计算图像中每个像素点和与其距离最近的聚类中心之间的相似度,将最相似聚类中心的标签赋予该像素。通过多次迭代上述过程进行聚类收敛,而相似度的表达式^[11]为:

$$d_c = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2}, \quad (1)$$

$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2}, \quad (2)$$

$$D' = \sqrt{\left(\frac{d_c}{N_c}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{N_s}\right)^2}, \quad (3)$$

式中:

d_c ——像素点间的颜色差异;

d_s ——像素点间的空间距离;

D' ——两个像素的相似度;

i ——聚类中心标签;

j ——对应聚类中心 i 的 $2S \times 2S$ 大小邻域的像素坐标的一维索引值;

N_c ——像素点间的色彩最大距离;

N_s ——像素点间的空间最大距离。

其中 N_s 和 N_c 可看作是彩色和空间距离的归一化常数。

N_s 为 $S = \sqrt{N/K}$, N_c 根据图片和像素簇的不同差距很大,故可看作为常数 m 。所以相似度的表达式更新为:

$$D = \sqrt{\left(\frac{d_c}{m}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2}. \quad (4)$$

m 的取值可用于平衡色彩相似度和空间相似度之间的比重关系。 D 取值越小则表示两个像素越相似。

(3) 迭代更新聚类中心。给每个像素分配标签 $label(i)$ 和初始相似度 $D(i)$,针对每个聚类中心 φ_i 与其对应 $2S \times 2S$ 大小邻域的每个像素 p_j ,计算 p_j 与 φ_i 之间的相似度,然后更新 $label(i)$ 和 $D(i)$,完成聚类过程。重新

计算聚类后每个聚类中所有像素的平均 5 维特征向量,作为新的聚类中心 φ_i 。根据初始设置的迭代次数不断重复迭代更新聚类中心,最后采用邻近合并策略来处理孤立的小尺寸超像素,保证图像分割结果具有良好的紧密贴合度。SLIC 图像分割效果见图 1。

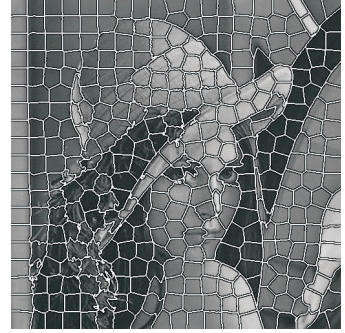


图 1 SLIC 图像分割效果

Figure 1 SLIC image segmentation result

2 CRLBP 纹理特征表述

纹理特征的描述方法大致可以分为统计方法、结构方法、模型方法和局部算子方法四类。而局部算子方法 LBP (local binary pattern) 算子^[12]是一种用于描述图像局部纹理特征的算子,该算子计算简单并具有很强的纹理表述能力。后续相继出现了大量改进 LBP 算法,具有代表性的有自对称的 LBP 算子 (CS-LBP)^[13],主要 LBP 算子 (dominant LBP)^[14]、局部三值模式算子 (local ternary pattern, LTP)^[15] 和完备的 LBP 算子 (completed LBP)^[16] 等。本文采用完备鲁棒的 CRLBP^[17] 纹理特征表述方式,来描述局部纹理算子。CRLBP 算子作为 LBP 算子的改进方法,不但继承了 LTP 和 CLBP 的优点,而且解决了 LTP 和 CLBP 的缺陷,提高了 LBP 算子的对于亮度、旋转和噪声的鲁棒性。

2.1 RLBP (robust local binary pattern) 纹理特征描述

首先,为了提高局部纹理算子的鲁棒性,定义一个对噪声不敏感的局部平均灰度 AL 作为阈值,具体定义:

$$AL = \frac{\sum_{i=1}^8 l_i + \alpha l_c}{8 + \alpha}, \quad (5)$$

式中:

l_c ——算子中心像素灰度值;

l_i ($i=0,1,\dots,8$) ——中心像素点周围邻域 8 个像素点的灰度值;

α ——中心像素灰度的权值, α 取值越大则代表中心像素的灰度信息保留越明显,同时也更易受到噪声的影响。

由此 RLBP 局部纹理算子公式:

$$RLBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} t(l_p - AL) 2^p, \quad (6)$$

$$t(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}, \quad (7)$$

式中:

l_p ($P=0,1,\dots,P-1$) ——中心像素点周围邻域的像素点灰度值;

P ——邻域像素点的总数;

R ——邻域像素的半径。

2.2 CRLBP(completed robust local binary pattern)纹理特征描述

CRLBP 纹理特征局部算子是 RLBP 的完备框架,主要包括 3 个部分:CRLBP_Sign(CRLBP_S)、CRLBP_Magnitude(CRLBP_M)和 CRLBP_Center(CRLBP_C)。其中 CRLBP_S 就是 RLBP 算子本身,而 CRLBP_M 则是计算局部平均灰度差值 m_p 与其全局平均值 c 进行比较编码生成的算子,具体公式:

$$m_p = \left| \frac{\sum_{p_i=1}^8 l_{p_i} + \alpha l_p}{8 + \alpha} - \frac{\sum_{c_i=1}^8 l_{c_i} + \alpha l_c}{8 + \alpha} \right|, \quad (8)$$

$$\text{CRLBP_M}_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} t(m_p, c) 2^p, \quad (9)$$

$$t(x) = \begin{cases} 1, & x \geq c \\ 0, & x < c \end{cases} \quad (10)$$

同时定义 CRLBP_C 来表达局部灰度与全局平均灰度之间的关系:

$$\text{CRLBP_C}_{P,R} = t(Al_c, c_i), \quad (11)$$

$$t(x) = \begin{cases} 1, & x \geq c_i \\ 0, & x < c_i \end{cases} \quad (12)$$

式中:

Al_c ——每个中心像素的局部平均灰度值;

c_i ——全局平均灰度值。

最后将 CRLBP_S、CRLBP_M、CRLBP_C 直接衔接起来作为 CRLBP 纹理特征。

3 颗粒图像超像素分割改进方法

SLIC 算法虽然具有良好的空间和色彩复杂度,但是没有利用图像的局部纹理特征,当背景和目標色彩相近但是纹理不同的情况下,不能很好地分割出符合目标轮廓的超像素,降低了分割精度。针对该情况,将 CRLBP 局部纹理特征算子引入 SLIC 算法的相似度计算中,更加全面准确地分割图像。同时由于 CRLBP 算子简单高效,保证了 SLIC 算法原有分割速度快的特点。

3.1 CRLBP 局部纹理特征分量的选取

为了将 CRLBP 局部纹理特征算子引入 SLIC 算法的相似度计算中,本研究仍沿用 SLIC 算法中相似度计算的思路,计算初始聚类中心与邻域像素点的 CRLBP 局部纹理特征之间的相似度,来作为改进算法的纹理相似度分量。

首先,计算以聚类中心的中心 i ,定义一个半径为 r 的圆形纹理单元,利用式(6)~(10)计算该纹理单元的 CRLBP ($P=8$)直方图,记为 $T_i(x)$ 。同时计算以聚类中心 i 附近 $2S \times 2S$ 大小邻域中的像素点 j 为中心,半径为 r 的圆形纹理单元的 CRLBP 直方图,记为 $L_j(x)$ 。然后,使用最常用的简单高效的直方图测度方法 χ^2 统计,来计算两个像素点所对应的纹理单元直方图之间的相似度。 χ^2 统计距离的计算:

$$d_{\chi^2}(T_i, L_j) = \sum_{x=1}^X \frac{[T_i(x) - L_j(x)]^2}{T_i(x) + L_j(x)}, \quad (13)$$

其中:

X ——直方图的 bins 值;

χ^2 ——统计距离的取值越小,则代表两个像素点附近的纹理越相似。

最后使用 $d_{\chi^2}(T_i, L_j)$ 作为 SLIC 分割中相似度的纹理特征分量。

3.2 基于空间、颜色与纹理特征相似度融合的改进 SLIC 分割方法

详细的改进 SLIC 分割方法步骤:

(1) 假设原图像有 N 个像素点,预分割超像素个数为 K ,以 $S = \sqrt{N/K}$ 为边长的网格超像素初始化聚类中心 C_i ,并赋予每个聚类中心一个标签 i 。

(2) 将聚类中心移动到以它为中心的 3×3 的窗口内梯度值最小的位置。

(3) 计算每个聚类中心 C_i 周围以 S 为半径的邻域中每个像素 j 到中心 C_i 的相似度距离 $Dist$ 。在聚类中心圆形邻域中搜索相似像素相比原来在 $2S \times 2S$ 的区域,可以减少计算量,搜索范围更加贴合颗粒图像类圆性质,提高了聚类图像的鲁棒性。相似度距离 $Dist$ 主要由颜色相似度分量 d_c 、空间相似度分量 d_s 与纹理相似度分量 d_{χ^2} 组成。具体的相似度分量与相似度距离 D 表达式:

$$d_c = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2}, \quad (14)$$

$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2}, \quad (15)$$

$$d_{\chi^2} = \sum_{x=1}^X \frac{[T_i(x) - L_j(x)]^2}{T_i(x) + L_j(x)}, \quad (16)$$

$$Dist = \frac{d_c}{m} + \frac{d_s}{S} + \frac{d_{\chi^2}}{t}, \quad (17)$$

式中:

m ——颜色相似度分量的平衡参数;

t ——纹理相似度分量的平衡参数,用来衡量颜色、空间与纹理三个特征分量在相似度计算中的比重。

(4) 初始化 $d(i) = \infty$,若 $Dist < d(i)$ 且在规定范围内,则将 $Dist$ 的值赋给 $d(i)$,同时将标签 i 赋给该邻域像素 j 。

(5) 重复执行(4)和(5)两步,完成整幅图像的聚类工作。而后重新计算聚类后每个聚类颜色和空间特征的均值,来重新定义聚类中心,并计算相应的纹理单元 CRLBP 直方图。然后重复迭代直至达到设定阈值。

(6) 最后采用邻近合并策略来合并孤立的小尺寸超像素,保证最终结果具有良好的紧密贴合度。

4 结果与分析

选用脱绒棉种颗粒图像作为研究对象,颗粒目标尽量选择形状和大小各异,具有裂纹和破损,且参有杂质的棉种。使用常用的分水岭方法、SLIC 方法与本方法对 1024×1024 分辨率的少量和大量棉种颗粒图像进行比较试验,结果见图 2。本研究使用迭代次数代替残差度阈值来控制迭代过程,聚类重复迭代次数选择为 10,过多或者过少的迭代次数会影响聚类效果且耗时。本研究试验中超像素个数 K 设为

100 和 300,超像素个数过多过少会出现过分割与欠分割的现象。在式(17)中, m 取值为 20, t 取值为 10,用于控制超像素的紧密贴合程度和纹理分割细节。关于 CRLBP 局部纹理算子相关参数,中心像素灰度的权值 ∞ 取值为 8,CRLBP 半径 R 取值为 1,邻域像素点总数为 8,纹理单元大小半径 r 取值为 20。试验平台为 Intel Core 2450 2.5 GHz 主频和 4 GB 内存的计算机。

具体的试验分割效果见图 3,分割效果细节对比见图 4。由图 4 可知,改进的 SLIC 超像素分割方法具有更好的纹理细节分割特征,其将尚未脱去的棉花绒与棉种分割出来,保留了轮廓细节,并且在黏连颗粒的地方可以有效地分割出不

同的颗粒目标。本方法在 K 取值为 300 的情况下,分割耗时为 530 ms,保证了一定的分割速度。

5 结论

本研究提出一种改进的 SLIC 方法来对颗粒图像进行分割,利用局部纹理算子 CRLBP 重新融合计算相似度,改进聚类中心相似像素的搜索方法,使得分割结果具有更好的纹理细节分割特征和更高的分割效率。试验结果表明,与原方法相比,该方法的分割精确度有所提高。相对于其他常见颗粒图像分割方法,本方法计算简单,对局部噪声敏感度低,有效地减少了过分割的现象。后续将在超像素分割的基础上,对超像素进行合并分类的工作,完成颗粒目标检测、筛选和分类等工作。

参考文献

[1] 王卫翼, 张秋菊. 基于机器视觉的虫蚀葵花籽识别与分选系统[J]. 食品与机械, 2014, 30(2): 109-113.

[2] CUISENAIRE O. Distance transformations: fast algorithms and applications to medical image processing [D]. Louvain-la-Neuve, Belgium: Universit catholique de Louvain (UCL), 1999: 13-50.

[3] SHI Jian-bo, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation [C]// Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 1997: 731-737.

[4] SHI Jian-bo, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905.

[5] FELZENSWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Efficient graph-based image segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 59(2): 167-181.

[6] MOOREA, PRINCE S, WARRELL J, et al. Superpixel lattices [C]// Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE Computer Society, 2008: 1-8.

[7] VINCENT L, SOILLE P. Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 583-598.

[8] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.

[9] VEDALDI A, SOATTO S. Quick shift and kernel methods for mode seeking [C]// European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2008: 705-718.

[10] LEVINSHTAIN A, STERE A, KUTULAKOS K N, et al. Turbopixels: fast superpixels using geometric flows [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(12): 2 290-2 297.

[11] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2 274-2 282.

(下转第 39 页)

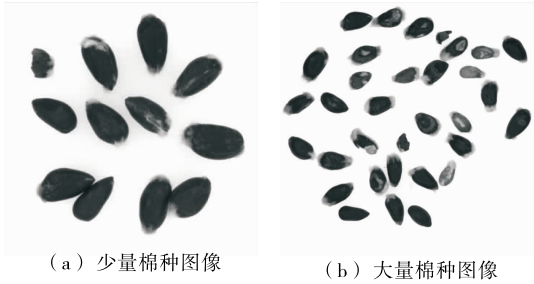


图 2 脱绒棉种颗粒图像
Figure 2 Cotton seeds images

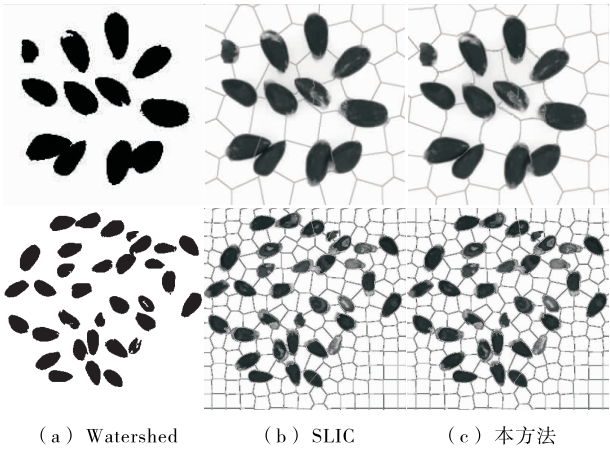


图 3 试验分割效果图
Figure 3 Segmentation test result

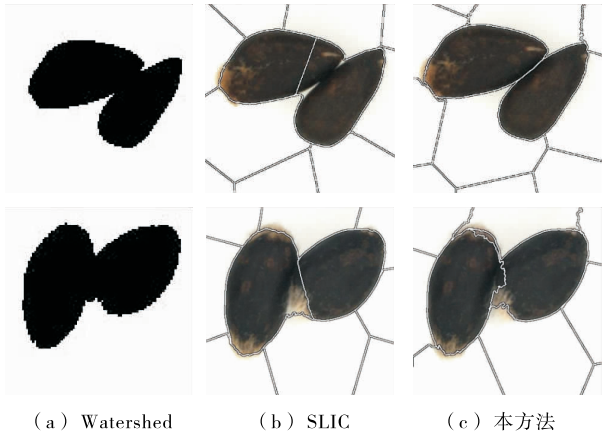


图 4 分割效果图细节对比

Figure 4 Detail comparison of segmentation result

表 3 响应面模型的方差分析[†]

变异源	平方和	自由度	均方	F 值	P 值	显著性
模型	24.030	14	1.720	43.650	<0.000 1	* *
A	1.260	1	1.260	32.060	<0.000 1	* *
B	0.330	1	0.330	8.310	0.012 1	*
C	2.600	1	2.600	66.140	<0.000 1	* *
D	0.042	1	0.042	1.060	0.320 7	—
AB	0.024	1	0.024	0.610	0.447 4	—
AC	0.190	1	0.190	4.920	0.043 5	*
AD	0.018	1	0.018	0.460	0.507 1	—
BC	9.000E—004	1	9.000E—004	0.023	0.881 9	—
BD	0.076	1	0.076	1.920	0.187 1	—
CD	0.044	1	0.044	1.120	0.307 5	—
A ²	4.630	1	4.630	117.760	<0.000 1	* *
B ²	5.340	1	5.340	135.830	<0.000 1	* *
C ²	11.260	1	11.260	286.320	<0.000 1	* *
D ²	8.390	1	8.390	213.420	<0.000 1	* *
残差	0.550	14	0.039			
失拟项	0.520	10	0.052	5.950	0.050 2	—
纯误差	0.035	4	8.670E—003			
总和	24.580	28				

† * * 表示极显著,P<0.01; * 表示显著,P<0.05; — 表示不显著,P>0.05。

表 4 加酶与未加酶处理 IgG 含量与活性变化[†]

Table 4 Changes on IgG contents and activity between enzyme treatment and no enzyme treatment mg/mL			
样品	IgG 含量	IgG 活性	
加酶处理	27.13 ^b	15.92 ^a	
空白对照	22.35 ^a	16.07 ^a	

† 同列不同字母表示在 $\alpha=0.05$ 显著水平差异显著($P\leq 0.05$)；相同字母表示在 $\alpha=0.05$ 显著水平差异不显著($P>0.05$)

3 结论

不同的酶解条件下,添加 α -半乳糖苷酶对 IgG 表面聚糖进行酶解,当酶解 pH 为 4.4,酶解温度为 39 ℃,酶解时间为 2 h,酶解添加量为 5 mL(酶活 467.5 U)时,IgG 含量为 27.13 mg/mL,比不加酶含量提高了 21.38%,应用 ELISA 方

法检测经过酶处理后样品 IgG 活性含量为 15.92 mg/mL,比不加酶处理 IgG(活性含量 16.07 mg/mL)活性下降了 0.93%($P>0.05$)。综上所述,糖基转移酶 α -半乳糖苷酶在酶解糖蛋白 IgG 表面聚糖提高 IgG 含量以及对活性有所影响。至于 IgG 表面聚糖去糖基化以后稳定性等问题还有待进一步研究。

参考文献

[1] 于海燕,罗永康. 牦牛生理化特性的研究[J]. 肉类研究, 2007 (6): 33-36.

[2] 朱森阳,汪国和,王志鹏. 畜禽血液资源的开发利用进展[J]. 养殖与饲料, 2007(1): 67-69.

[3] SASAKI M, DAVIS C L, LARSON B L. Production and turnover of IgG1 and IgG2 immunoglobulins in the bovine around parturition.[J]. Journal of Dairy Science, 1977, 59(12): 2 046-2 055.

[4] 照日格图,敖长金,斯日古楞. 羊 IgG 粗品提取方法的研究[J]. 中国饲料, 2009(12):26-27.

[5] 田明玉. 双水相萃取白蛋白和酶的初步研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2009: 5-8.

[6] 杜雨. 超声波辅助盐析法提取及双水相法提取纯化牦牛血 IgG 的工艺条件研究[D]. 兰州: 甘肃农业大学, 2015: 6-8.

[7] 章晓联. 糖基化与免疫[J]. 生命科学, 2011(7): 685-694.

[8] 李孝辉,陈声明. 微生物源 α -半乳糖苷酶的研究进展[J]. 微生物学通报, 2002(2): 71-75.

[9] 任杰,胡志和,吴子健,等. 超高压处理对牛初乳中 IgG 活性的影响[J]. 食品工业科技, 2013, 34(20): 280-283.

[10] 陈仁芳,邢益平,林艳,等. 乙型肝炎病毒表面抗原中蛋白去糖基化对体液免疫应答的影响[J]. 南京医科大学学报: 自然科学版, 2007, 27(11): 1 209-1 212.

[11] 岳喜庆,冯巧萍,张和平,等. 牛血清免疫球蛋白的盐析法提取与纯化[J]. 中国乳品工业, 2005(3): 16-21.

[12] 金晶. 牦牛血 IgG 分离纯化工艺研究[D]. 兰州: 甘肃农业大学, 2010.

[13] 刘红霞,苏卫,张连峰. α -半乳糖苷酶研究进展[J]. 中国比较医学杂志, 2006, 16(11): 697-720.

[14] 郭斌. 牛初乳免疫球蛋白 G 的规模化提取关键技术及活性保持技术的研究[D]. 合肥: 安徽农业大学, 2011: 18-19.

[15] 罗磊,武涛,丁霄霖. 猪血 G 型免疫球蛋白稳定性研究[J]. 食品与机械, 2006, 22(6): 20-22.

[16] 庞晨. 牦牛血 IgG 分离纯化工艺及其稳定性研究[D]. 兰州: 甘肃农业大学, 2011: 32-34.

(上接第 34 页)

[12] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.

[13] HEIKKILA M, PIETIKAINEN M, SCHMID C. Description of interest regions with center-symmetric local binary patterns [J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 2006, 4 338: 58-69.

[14] LIAO S, LAW W K Max, CHUNG C S Albert. Dominant local binary patterns for texture classification [J]. IEEE Transactions

on Image Processing, 2009, 18(5): 1 107-1 118.

[15] TAN Xiao-yang, TRIGGS B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(6): 1 635-1 650.

[16] GUO Zheng-hua, ZHANG Lei, ZHANG David. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(6): 1 657-1 663.

[17] 赵洋. 基于局部描述子的纹理识别方法及其在叶片识别方面的应用[D]. 合肥: 中国科技大学, 2013: 37-40.