

基于机器视觉的猪胴体背膘厚度在线检测技术

李 青, 彭彦昆^{*}

(中国农业大学工学院, 国家农产品加工技术装备研发分中心, 北京 100083)

摘 要: 为了能在线精准测量猪胴体背膘厚度, 解决人工测量过程中效率低、人为因素影响大及结缔组织易被误测量为背膘的问题。该文基于机器视觉及图像处理技术提出一种图像采集并自动测量背膘厚度的算法。在双边滤波、大津法、形态学变换的基础上, 通过轮廓面积分割提取出背膘区域及其边缘轮廓, 利用拟合线对轮廓边框进行拟合, 判断是否包含结缔组织。若包含则针对原始图像目标测量区域像素点特征进行具体分析, 去除结缔组织。然后通过直线映射, 确定背膘厚度检测线, 测量猪胴体背膘厚度。测试结果表明: 检测方法能适应在线检测速度需求, 检测正确率为 93.5%, 平均检测时间为 0.3 s。研究结果为生猪屠宰生产线上准确、快速测量背膘厚度提供参考。

关键词: 图像处理; 机器视觉; 算法; 背膘区域; 轮廓; 结缔组织; 在线检测

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.18.035

中图分类号: TP391.4; TS251.8

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2015)-18-0256-06

李 青, 彭彦昆. 基于机器视觉的猪胴体背膘厚度在线检测技术[J]. 农业工程学报, 2015, 31(18): 256—261.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.18.035 http://www.tcsae.org

Li Qing, Peng Yankun. Pork backfat thickness on-line detection methods using machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(18): 256—261. (in Chinese with English abstract)

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.18.035 http://www.tcsae.org

0 引 言

猪肉是中国最主要的肉制消费品, 其质量品质受到质量监督者、肉制品加工企业及消费者的广泛关注。猪肉背膘厚度是评定猪肉等级的重要参数之一^[1-2], 决定着猪肉的商品价值。当前, 国内猪肉屠宰企业在线生产中主要采取目测或通过直尺测量评定猪胴体样本背膘厚度, 这种测量方法主要依靠人工实践经验判定猪肉等级, 测量方法检测精度较低, 易导致人眼疲劳, 检测结果易受人为主观因素影响, 造成检测标准不统一^[3]。因此, 能在线、快速、高效、客观、公正、准确地检测猪肉背膘厚度是检测分级技术的发展方向。

随着计算机及机器视觉技术的快速发展, 使得该技术已逐渐渗透至猪胴体分级检测中。例如提取猪轮廓图^[4-9]、颜色^[10-11]、体质量^[12-13]等。Fortin 等^[14]利用超声波成像技术抓取胴体腰部横截面检测图像, 结果证明超声波技术与图像处理技术相融合使背膘厚度检测准确率达到 82%。郑丽敏等^[15]通过图像处理阈值分割、彩色分割算法, 利用轮廓跟踪及拐点提取算法, 提取猪二分体图像轮廓, 判断特征点, 提取检测参数, 用常数 k 表示第六肋骨和第七肋骨中间位置与胴体总长比值, 以确定背膘厚度检测

位置并提取背膘厚度。周彤^[3]等采集二分体图像后, 手动选取肋骨部分, 利用其平均灰度线特性及目标像素点的临近特征, 基于 Hough 算法提取出肋骨中心线, 找到胴体第六、七根肋骨位置, 测量计算背膘厚度值大小, 检测准确率为 92.31%。

然而上述研究更多的是在特定试验环境下进行的试验研究, 获取图像后需再进行离线分析处理和识别, 或在人机交互过程中需要人工选取特征部位, 很难满足在线实时性的要求, 不具有广泛适用性, 并且在检测过程中未考虑背膘附近结缔组织对检测结果的影响, 使得测量结果不够准确, 未能在实际生猪在线屠宰上应用。本文主要通过基于图像处理技术的背膘厚度自动测量算法研究, 以期开发实用在线检测猪肉背膘厚度设备提供参考。

1 材料与方法

1.1 试验材料

在山东金锣食品有限公司及雨润集团石河子天石肉类加工有限公司生产线上随机在线对 200 个猪胴体进行检测, 检测过程中未考虑样品的种类及其相应的宰前因素(如性别、基因型、产地、喂养方式等), 同时不区分猪的左、右二分体。采集猪肉二分体第六、七肋背膘区域图像进行处理。

1.2 试验设备

图像采集模块, 工业相机选用大恒公司 MER-125-30UM 水星系列相机, 输出模式为灰度图像模式, 图像大小为 1292×964 像素。光源型号为 LAR-74W, 镜头为日本 Computar 公司生产型号为 H0514-MP2 的工业镜头, 固定焦距 5 mm。在测量过程中, 保持测量物距为 12 cm。

收稿日期: 2015-07-06 修订日期: 2015-08-14

基金项目: 国家科技支撑计划项目(2012BAH04B02)

作者简介: 李青, 女(汉), 天津人, 从事农产品无损检测方向研究。北京中国农业大学工学院, 国家农产品加工技术装备研发分中心, 100083。

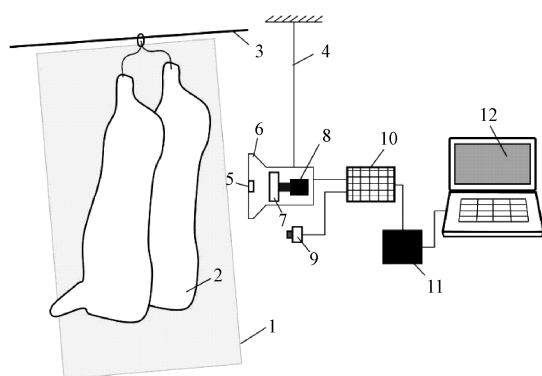
Email: storygushi@sina.cn

^{*}通信作者: 彭彦昆, 男(汉), 山东人, 教授, 博士生导师, 从事农畜产品无损检测技术与装置研究。北京中国农业大学工学院, 国家农产品加工技术装备研发分中心, 100083。Email: ypeng@cau.edu.cn

利用 Microsoft Visual Studio2010 作为相应软件开发工具,配置 OpenCV2.4.3 完成该算法的开发研究。

本装置检测工位位于加工工艺中劈半工序之后,由于生产线上劈半后获得猪肉二分体仍采用一对二分体相对悬挂于同一挂钩上,针对这一特点,为了不影响后续生产线工作,在设计检测装置时,将检测探头尺寸尽量小型化,方便操作人员操作。

本研究针对屠宰线传送链上的猪肉二分体进行动态检测。在采集过程中,采集速度要达到屠宰线工作速度,为了提高采集速度,加快程序在线运算速度,减少冗余信息,提高运算精度,所以减少图像采集面积,只采集猪肉二分体第六、七肋区域部分图像进行处理,采集过程中以图 1 图像采集系统中的标定尺为参考,确定第六、七肋骨位置,采集图像。



1.背景板 2.猪肉二分体 3.屠宰线 4.挠性挂绳 5.标定尺 6.遮光罩
7.光源 8.工业相机 9.检测开关 10.单片机 11.检测控制 12.计算机
1. Background plate 2. Pig carcass 3. Slaughtering line 4. Flexible sling
5. Calibration ruler 6. Lens hood 7. Light source 8. Detector 9. Detection switch
10. Single chip microcomputer 11. Detector control system 12. Computer

图 1 猪胴体图像采集系统

Fig.1 Acquisition system of pig carcass images

2 测量算法

根据胴体分级标准,背膘厚度为第六肋骨和第七肋骨中间平行至第六胸椎棘突前下方位置背膘脂肪层的厚度^[16]。不包含结缔组织部分,而在实际中,结缔组织灰度值与脂肪层灰度值十分相似,很难通过阈值分割方式直接去除结缔组织。因此本研究重点检测并剔除结缔组织。本文在对图像预处理的基础上,提取背膘区域及其轮廓,进行边框拟合,计算拟合线与轮廓线距离差值的标准偏差,通过标准偏差的数值判断样品,若包含结缔组织,在去除结缔组织的基础上,确定检测线,最后实现背膘厚度的测量。设计的检测算法流程图如图 2 所示。

2.1 图像预处理

为去除采集原始图像(图 3a)中的噪声点,采用双边滤波方法^[17],对图像进行平滑处理,双边滤波是一种非线性的滤波方式,综合考虑空间临近度和灰度值相似性,能达到保边去噪的目的。

采用大津法^[18]对平滑后的图像进行二值化处理。大津法能根据图像灰度值分布情况,自动计算出分割阈值,提高算法适应性,使鲁棒性更好。

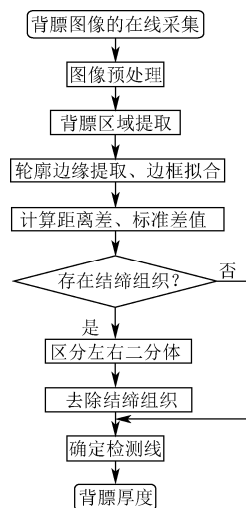


图 2 检测算法流程图

Fig.2 Flow chart of algorithm procedure

对于二值化后的图像(图 3b),为去除细小噪声,采用形态学变换中的开运算^[19],做腐蚀、膨胀(核大小 3×3 像素)处理,平滑对象轮廓,断开狭窄连接,去除细小突出部分。形态学变换如图 3c 所示。



不含结缔组织图像 1



包含结缔组织图像 2

Image 1 without connective tissue

Image 2 contained connective tissue

a. 原图像



不含结缔组织图像 1



包含结缔组织图像 2

Image 1 without connective tissue

Image 2 contained connective tissue

b. 二值处理图像



不含结缔组织图像 1

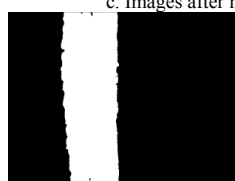


包含结缔组织图像 2

Image 1 without connective tissue

Image 2 contained connective tissue

c. 形态学变换后图像



不含结缔组织图像 1



包含结缔组织图像 2

Image 1 without connective tissue

Image 2 contained connective tissue

d. 背膘区域提取效果图

d. Image of backfat section extraction

图 3 图像预处理及背膘区域提取

Fig.3 Image processing and backfat section extraction

2.2 背膘区域提取

由图 3c 可以看出经过预处理后的图像, 能够较好地保存图像的边缘信息, 同时能够去除一些细小噪声点, 但是背膘区域外面积较大的轮廓区域并未剔除, 背膘区域内孔洞也未填充。针对以上情况, 提取经过预处理后的二值图像轮廓, 计算各个轮廓面积, 由于背膘区域轮廓面积最大, 通过比较各轮廓面积, 提取出背膘区域。同时对轮廓内部进行填充, 去除所有孔洞^[20]。具体算法步骤如下:

1) 扫描预处理后的二值图像, 追踪图像中白色区域轮廓, 统计图像轮廓数目共 i 个, 并将轮廓数据存入序列中。

2) 利用轮廓数据计算每个轮廓的面积, 保存在数组 $S[i]$ 中, 利用冒泡法提取其中面积最大的轮廓, 并对提取的轮廓区域进行填充, 该区域即为背膘的处理区域。图 3d 为背膘区域提取效果图。

2.3 背膘轮廓提取

从图像中提取背膘区域 (图 3d) 后, 利用轮廓算法^[20]准确、快速提取其轮廓线, 如图 4 所示。由提取轮廓图像 (图 4b) 中可以看出经过预处理后的图像, 靠近背膘部分可能存在结缔组织, 其灰度值大小与目标区域类似, 在二值化处理过程中容易被误判为背膘区域, 造成背膘轮廓提取不准确。

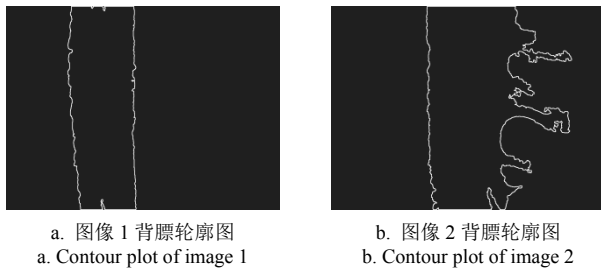


图 4 背膘区域轮廓图像
Fig.4 Contour plot of backfat section

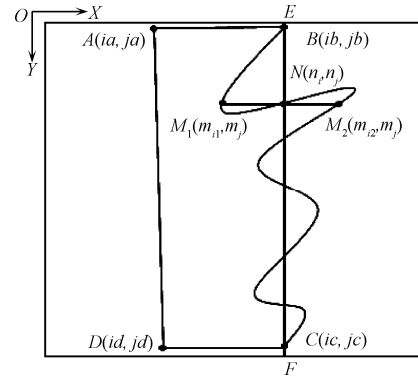
为了简化轮廓边线, 将提取的轮廓线分段进行线段拟合。图 5 为轮廓拟合示意图, 在处理过程中将轮廓线按上下左右方向, 分为 AB 、 BC 、 AD 、 DC 四段进行处理。后续处理中分别以 AD 、 BC 两侧长边为目标检测边缘线。 EF 为线段 BC 的拟合线。

2.4 距离差、标准差值计算

对采集到的背膘图像进行特征分析, 可以将背膘区域图像分为两类, 一类为不存在结缔组织, 背膘轮廓光滑, 另一类存在结缔组织, 背膘轮廓曲折。由图 4 中可以看出包含结缔组织的图像轮廓曲线曲折。通过目标检测边缘线与其对应拟合线距离差的标准差值计算^[21], 判断是否包含结缔组织。

首先以轮廓边线 AD 为目标检测边缘线, 利用最小二乘法, 得出图 5 中拟合线段 EF 。

1) 计算距离差数组。计算 A 点和 D 点坐标值, 从第 ja 行到第 jd 行从上到下逐行扫描图像, 统计轮廓线 AD 与拟合线 EF 每一行坐标点在 X 方向的坐标差值。建立距离差数组 $L[c]$, 其中 c 为数组大小:



注: A 点为图 4 中轮廓从左到右、从上到下逐行扫描到的第一个点; B 点为轮廓图从右到左、从上到下逐行扫描到的第一个点; C 点为轮廓图从左到右、从下到上逐行扫描到的第一个点; D 点为轮廓图从右到左、从下到上逐行扫描到的第一个点; N 点为拟合线 EF 上的检测点; M_1 点为轮廓线 BC 上与 N 点 Y 方向坐标值相同的第一个点; M_2 为轮廓线 BC 上第二点; 括号内为对应点的坐标值。
Note: Point A is the first point scanned by row of the contour image 4 from left to right and from top to bottom; point B : from right to left and from top to bottom; point C : from left to right and from bottom to top; point D : from right to left and from bottom to top; point N is the detection point in fitting line EF ; the coordinate values in Y detection of point M_1 in the contour line BC is the first point same as the point N . M_2 is the second point; the numbers in brackets are the coordinate values

图 5 轮廓线示意图

Fig.5 Schematic diagram of contour image

$$L[i] = |m_i - n_i| \quad (ja \leq i \leq jd) \quad (1)$$

$$m_i = m_m \quad (\max |m_m - n_i|) \quad (2)$$

式中: $L[i]$ 为扫描第 i 行时, 轮廓线 AD 上点 M 横坐标和拟合线 EF 上点 N 横坐标的绝对差值。由于实际轮廓线比较复杂, 当相同 y 点 X 方向上出现多值情况时, 如图 5 中, 存在 M_1 和 M_2 两点, m_i 为使 $|m_m - n_i|$ 取值最大的 m_{in} 的值。

2) 利用计算得到的距离差数组 L , 计算均值 E 和标准偏差 S 。

$$E = \frac{1}{c} \sum_{i=0}^c L[i] \quad (3)$$

$$S = \sqrt{\frac{1}{c-1} \sum_{i=0}^s (L[i] - E)^2} \quad (4)$$

式中: c 为数组 L 的长度, 表示需要扫描的行数, $c = jd - ja$ 。

3) 以上述方法计算 BC 边与其拟合线的距离差, 及其对应的标准偏差。

本研究通过计算背膘轮廓 AD 和 BC 边与其对应拟合线段标准偏差 S_a 和 S_b 。 S 为样品标准偏差, 其中 S 值为 S_a 和 S_b 中数值大的。判别 200 个背膘样本图像, 通过判别, 样品中有 135 个样品为不包含结缔组织, 65 个包含结缔组织, 相应统计结果如图 6 所示。

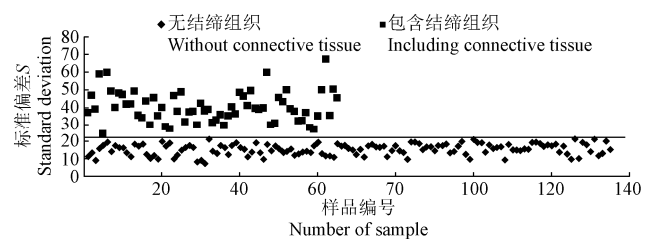


图 6 测量样本标准偏差

Fig.6 Standard deviation of samples

从图 6 中可以看出, 包含结缔组织和不包含结缔组织图像的轮廓线和拟合边线距离差的标准偏差差别明显, 利用固定阈值分割法进行分类, 本研究将标准偏差阈值 T 设为 23。

分别计算 AD 边和 BC 边与相应拟合线的标准差值 S_a 和 S_b , 将计算得到的 S_a 和 S_b 与设定的阈值 T 进行比较, 如表 1 所示, 判断是否包含结缔组织。

表 1 结缔组织判断条件
Table 1 Judgment of connective tissue

编号 Number	判断条件 Judging condition	判断结果 Judging results
1	$S_a < T$ and $S_b < T$	不包含结缔组织 Without connective tissue
2	$S_a < T$ and $S_b > T$	包含, 右二分体 Right pig carcass
3	$S_a > T$ and $S_b < T$	包含, 左二分体 Left pig carcass

注: S_a , S_b 为 AD 边和 BC 边与相应拟合线的标准差值; T 为判断阈值。
Note: S_a is the standard deviation of line AD and its fitting line, S_b is the standard deviation of line BC and its fitting line; T is the threshold value of judgment.

由于背膘表皮光滑, 其外侧不可能包含结缔组织, 所以 S_a 和 S_b 中一个大于标准偏差时, 判断背膘图像包含结缔组织; 相机镜头主光轴垂直于样品表面, 根据结缔组织存在方向, 区分二分体左右。如若包含将继续处理背膘区域。

2.5 去除结缔组织

当背膘区域包含结缔组织时, 由图 4b 中可以看出曲折的轮廓部分全部为结缔组织区域, 并不属于背膘区域, 需要重新确定拟合线。本研究通过统计图 3d 图像 2 背膘区域图像中背膘区域在 Y 方向上白像素点 (灰度值 255) 数目, 多点平滑后, 寻找数组中波谷点, 重新确定拟合线。

1) 统计纵向累计白像素点个数。将背膘轮廓填充图像每一行 y 方向白像素点的像素个数垂直累加到数组 $C[n]$ 中, 其中 n 为数组大小 (统计的行数)。为防止图像边缘像素灰度值不稳定, 同时减少计算量, 本研究扫描 $0.125Ysize$ 到 $0.875Ysize$ 行图像 ($Ysize$ 为图像高度)。

$$C[j] = \sum_{i=0}^{Xsize} A \quad (1 \leq j \leq n) \quad (5)$$

$$\begin{cases} A = 1 & f(x_i, y_j) \neq 0 \\ A = 0 & f(x_i, y_j) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: $Xsize$ 为图像宽度, A 为单个检测点标记值, $f(x_i, y_i)$ 为提取背膘区域的二值化图像中的检测点灰度值。

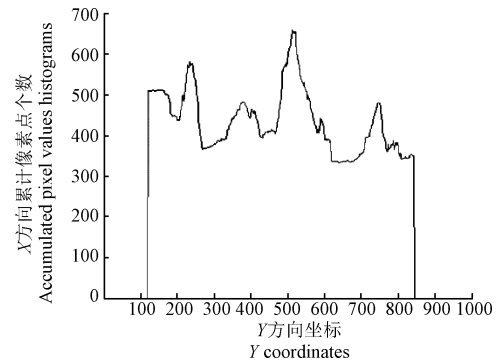
2) 多点平滑。由图 7a 中看出数据噪声较多, 利用移动平均滤波器对 $C[n]$ 数组内元素进行平滑处理, 选择平均滤波器的窗宽为 10, 平滑后的数据记入数组 $Csmooth[n]$ 中。

3) 寻找数组 $Csmooth$ 中波谷点。为避免误判断, 检测过程中将相邻波谷与波峰横坐标差值大于 30 像素点作为波谷点, 将波谷点数据存储在数组 $V[m]$ 中, 并分别求取两组中数值最小的点 $V_{m1}(y_{m1})$, $V_{m2}(y_{m2})$ 。

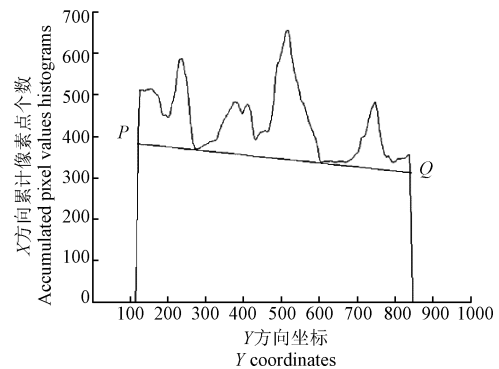
4) 由 V_{m1} 和 V_{m2} 两点确定直线 PQ , 将 PQ 与轮廓线相包围区域作为结缔组织区域, 从背膘区域中剔除。

图 8 为图 3d 中图像 2 剔除背膘区域结缔组织后的原

始图像。从图中可以看出经过上述 1~4 步骤处理后能有效的剔除结缔组织, 同时保留有效背膘区域。



a. Y 方向像素分布图
a. Distribution diagram of Y direction pixels



b. 平滑后数组
b. Array after smoothing

注: PQ 为新确定的轮廓线。
Note: PQ is the new contour line.

图 7 像素点数分布图

Fig.7 Distribution diagram of pixels

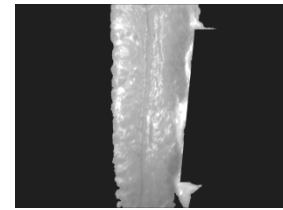


图 8 去除结缔组织图像

Fig.8 Image removed of connective tissue

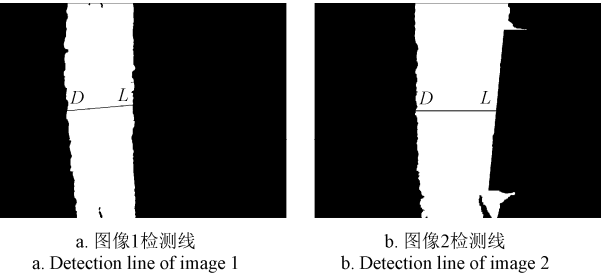
2.6 确定检测线

通过公式(3)分别计算 AD 、 BC 边与其对应拟合线的标准偏差 S_a 与 S_b , 选择标准偏差小的一边作为测量基准线 (简称基准线)。研究中检测线过目标点垂直于基准线。计算出基准线斜率 p 和已知点 K , 已知点 $K(x_m, y_m)$ 为拟合线 EF 上的横坐标和纵坐标平均值。由于过已知点并且斜率已知能确定唯一的检测线 DL (如图 9b 所示)。

3 结果与分析

本研究通过以上测量算法, 得到图 9 所示检测效果图, 分别为图 3a 图像测量背膘厚度。图中背膘区域中的黑线即为检测线 DL 。计算背膘区域检测线 DL 对应像素

点数。由于在测量过程中，物距保持恒定，单位像素点代表的实际空间距离恒定，可计算出背膘厚度大小。



注：DL 为检测线。
Note: DL is the detection line.

图 9 背膘厚度检测线测量
Fig.9 Line of backfat thickness measurement

将本研究算法计算的结果与人工用直尺测量结果(表 2)相比对，获得各环节检测正确率如表 3 所示。其中，背膘厚度测量值在上下 1 mm 内浮动，认为检测测量值正确，背膘厚度检测正确率为 93.5%。在装置配套软件中设置了程序运行时间参数，计算在线实际测量过程中单个样品检测时间，得到单个样品检测时间为 0.25~0.35 s。

表 2 人工测量背膘厚度统计结果

Table 2 Statistics of backfat thickness in artificial measurement				
测量方法 Method of measurement	样本数 Number of samples	最小值 Maximum value/mm	最大值 Minimum value/mm	平均值 Average value/mm
人工 Artificial	200	14	58	31.43

表 3 本文算法检测背膘厚度正确率

Table 3 Detection accuracy of backfat thickness			
项目 Item	检测样品总数 Total sample number	正确检测数目 Correct detection number	正确率 Accuracy/%
背膘区域提取 Backfat region	200	200	100
结缔组织 Connective tissue	200	199	99.5
背膘厚度 Backfat thickness	200	187	93.5

背膘厚度测量误差的主要原因是：猪胴体进行劈半工时，工人在切割过程中，用刀方向有变化，造成二分体切割表面不平整，使得光照不均匀，影响了提取效果。

4 结 论

本文基于机器视觉及图像处理技术，并根据在线测量猪胴体背膘厚度的要求，依据现场环境设计了相应硬件系统，研究了猪胴体背膘厚度检测算法。

首先利用双边滤波法去除噪声、平滑图像、大律法获得采集图像的二值图像；对图像进行形态学变换，去除小面积孔洞；计算图像轮廓，提取图像中面积最大的轮廓区域作为背膘区域；计算轮廓边线与其拟合直线的标准偏差，判断是否包含结缔组织；若包含则基于背膘轮廓图像像素点在纵坐标 Y 方向的累计特征，求取目标波谷点，确定新的拟合线，重新提取背膘区域；最后，求取目标直线斜率及相应已知点，获得目标直线，将其

映射到背膘区域，计算出相应背膘厚度像素点数，通过像素标定，计算背膘厚度大小。

试验证明，该方法在背膘厚度检测误差±1 mm 时，检测正确率达 93.5%。单个样品检测时间为 0.25~0.35 s，能满足在线检测需求。本文方法增加了去除结缔组织算法，能有效提高算法精度。

本研究在获取目标图像时，人工依据装置上的标定尺确定检测区域，此环节需要人工操作，虽然在一定范围内，背膘厚度值变化较小，但增加了人为影响，在后续研究中应解决此问题。

[参 考 文 献]

[1] SB/T 10656-2012, 中华人民共和国国内贸易行业标准猪肉分级[S].

[2] 成芳, 廖宜涛, 马君伟. 猪肉品质无损检测研究进展[J]. 浙江大学学报: 农业与生命科学版, 2010, 36(2): 199—206. Chen Fang, Liao Yitao, Ma Junwei. Research development on nondestructive determination of pork quality[J]. Journal of Zhejiang University: Agric & Life Sci, 2010, 36(2): 199—206. (in Chinese with English abstract)

[3] 周彤, 彭彦昆, 刘媛媛. 基于近邻法聚类和改进 Hough 算法的猪胴体背膘厚度检测[J]. 农业工程学报, 2014, 30(5): 247—254. Zhou Tong, Peng Yankun, Liu Yuanyuan. Detection of pork backfat thickness based on nearest neighbor clustering and improved Hough algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(5): 247—254. (in Chinese with English abstract)

[4] 马丽, 纪滨, 刘宏申, 等. 单只猪轮廓图的侧视图识别[J]. 农业工程学报, 2013, 29(10): 168—174. Ma Li, Ji Bin, Liu Hongshen, Zhu Weixing, et al. Differentiating profile based on single pig contour[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(10): 168—174. (in Chinese with English abstract)

[5] Wang Y S, Yang W, Walker L T, et al. Enhancing the accuracy of area extraction in machine vision-based pig weighing through edge detection[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2008, 1(1): 37—42.

[6] 刘同海, 滕光辉, 付为森, 等. 基于机器视觉的猪体尺测点提取算法与应用[J]. 农业工程学报, 2013, 29(2): 161—168. Liu Tonghai, Teng Guanghui, Fu Weisen, et al. Extraction algorithms and applications of pig body size measurement points based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(2): 161—168. (in Chinese with English abstract)

[7] 朱家骥, 张立生. 基于图像处理的单只猪目标检测方法研究[J]. 信息与电脑: 理论版, 2014(12): 11—12. Zhu Jiayi, Zhang Lisheng. The detection method of single target pig based on image processing[J]. China Computer& Communication: Theoretical version, 2014(12): 11—12. (in Chinese with English abstract)

[8] Whittemore C T, Schofield C P. A case for size and shape scaling for understanding nutrient use in breeding sows and growing pigs[J]. Livestock Production Sci. 2000, 65(3): 203—208.

[9] White R P, Schofield C P, D M Green, et al. The effectiveness of a visual image analysis(VIA)system for monitoring the performance of growing/finishing pigs[J]. Animal Science, 2004, 78(3): 409—418.

- [10] 孙京新, 罗欣, 汤晓艳, 等. 数字图像和逐步回归客观评定冷却猪肉肉色[J]. 农业工程学报, 2008, 24(9): 170—174.
Sun Jingxin, Luo Xin, Tang Xiaoyan, et al. Objective evaluation of chilled pork color by digital image and stepwise regression[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2008, 24(9): 170—174. (in Chinese with English abstract)
- [11] 于铂, 郑丽敏, 任发政, 等. 利用图像处理技术评定猪肉等级[J]. 农业工程学报, 2007, 23(4): 242—248.
Yu Bo, Zheng Limin, Ren Fazheng, et al. Evaluating pork grade by digital image processing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23(4): 242—248. (in Chinese with English abstract)
- [12] Brandl N, Jirgensen E. Determination of live weight of pigs from dimensions measured using image analysis[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 1996, 15(1): 57—72.
- [13] 李卓, 毛涛涛, 刘同海, 等. 基于机器视觉的猪体质量估测模型比较与优化[J]. 农业工程学报, 2015, 31(2): 155—161.
Li Zhuo, Mao Taotao, Liu Tonghai, et al. Comparison and optimization of pig mass estimation models based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(2): 155—161. (in Chinese with English abstract)
- [14] Fortin A, Tong A K W, Robertson W M, et al. A novel approach to grading pork carcasses: Computer vision and ultrasound[J]. Meat Science, 2003, 63(4): 451—462.
- [15] 郑丽敏, 于铂, 唐毅, 等. 利用图像处理技术自动估算猪胴体参数[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(1): 203—206.
Zheng Limin, Yu Bo, Tang Yi, et al. Evaluating parameters of hog's carcass using image processing technology[J]. Application Research of Computers, 2007, 24(1): 203—206. (in Chinese with English abstract)
- [16] GB 9959.1-2001, 中华人民共和国国家标准鲜、冻猪肉[S].
- [17] 姜泳水, 唐金辉, 陈学俭. 二值图像中物体几何主轴的提取方法[J]. 计算机工程, 2005, 31(18): 56—58.
Jiang Yongshui, Tang Jinhui, Chen Xuequan. Extracting method of geometrical principal axis for object from bi-tone image[J]. Computer Engineering, 2005, 31(18): 56—58. (in Chinese with English abstract)
- [18] 陈兵旗. 机器视觉技术及应用实例详解[M]. 北京: 化学工业出版社, 2014: 16—17.
- [19] 王耀革, 王玉海, 朱长青, 等. 基于灰度形态学的高分辨率遥感影像预处理[J]. 测绘学院学报, 2004, 21(2): 108—110.
Wang Yaoguo, Wang Huhai, Zhu Changqing, et al. The pre-processing of high-resolution remote sensing image on grey morphology[J]. Journal of Institute of Surveying and Mapping, 2004, 21(2): 108—110. (in Chinese with English abstract)
- [20] Bradski G, Kaehler A. 学习 OpenCV (中文版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2009: 259—263.
- [21] 陈兵旗, 孙明. 实用数字图像处理与分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 197—198.

Pork backfat thickness on-line detection methods using machine vision

Li Qing, Peng Yankun^{*}

(National Research and Development Center for Agro-processing Equipment, College of Engineering,
China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Detection of pork backfat thickness in most of the slaughtering houses depends on manual labors using measuring tools. The objective of this research was to investigate the method for detecting backfat thickness based on computer vision and image processing technologies. And the paper proposed an algorithm of image acquisition and automatically measuring backfat thickness which could solve the problems that manual measurement process had low efficiency, human factor influenced the test result and connective tissue was readily measured as backfat region. The images of pig carcass between the 6th and the 7th rib were collected by the machine vision image acquisition system on the slaughter line. The system consisted of an image acquisition module containing CCD (charge-coupled device) to capture the images and then save them in computer, a single-chip microcomputer, a detection switch, the calibration rule and the light source in system that could be regulated by the controller to change intensity, and the image processing algorithm was equipped into the self-developed system embedded in the computer. The distance between the camera lens and the carcass samples was fixed. A black background plate was placed behind the pig carcass in order to adapt to the complexity of the environment. When a half of carcass reached the camera view, the operator pressed the detection switch to acquire images which were automatically stored in the computer for further image processing. First, the image noise was removed by using the bilateral filtering method. And the binary image of the pig carcass to be detected was gained according to the Otsu method which calculated segment threshold automatically based on the image grey value. After filling the tiny holes in the binary images by using morphological transformation, the images still contained multiple connected regions. Then the image contours were extracted from the preprocessed images. Through the experiment, it was found that the backfat region was the largest region in the image contour region. Based on the differences of different contour sizes, the backfat region and edge contour were obtained. Secondly, the edge contours were fitted by the fitting line to yield the standard deviations, which were then used to determine whether the connective tissue existed in the backfat region. If so, the pixels of the backfat region image accumulated along X direction were plotted. The connective tissue was removed using the new detection line determined by the valley point coordinates of pixel curve. In this step, the image was cropped to separate the backfat region from the original image. Finally the backfat thickness could be measured accurately by mapping the line to the backfat region. Experiment showed that the detection accuracy of measuring the backfat thickness was 93.5% when the measurement error was less than 1 mm. The accuracy of the algorithm and the speed were verified with the theoretical analysis and practical test. And through test, the average recognition time of each sample was 0.3 s. The results showed that the algorithm could meet the requirement of the backfat thickness testing and measuring in precision for the practical application. This method is able to be used in online detection of the slaughtering line which is of great significance for the development of the automatic measuring system.

Key words: image processing; computer vision; algorithms; backfat region; contour; connective tissue; detection on line