

基于生猪外形特征图像的瘦肉率估测方法

张 萌^{1,2}, 钟 南^{1*}, 刘莹莹¹

(1. 华南农业大学工程学院/教育部南方农业机械与装备关键技术重点实验室/广东省食品质量安全重点实验室, 广州 510642; 2. 安徽省农业科学院农业经济与信息研究所, 合肥 230031)

摘 要: 为实现生猪瘦肉率的快速无损检测, 以机器视觉为主要技术, 通过生猪的外形特征图像进行瘦肉率估测, 为饲养者与收购者提供生猪品级的决策依据。采用 MATLAB 为开发工具, 通过图形用户界面 (graphical user interface, GUI) 实现软件操作界面, 以生猪的侧面及背面图像为研究对象, 利用图像处理技术从目标中提取体长、体高、胸深、腹长、臀宽、腰宽等数据, 以这些体尺的比例 (胸深体高比、臀宽体长比、臀宽腰宽比、腹长体长比) 为参数, 通过径向基函数 (radial basis function, RBF) 神经网络进行瘦肉率估测。该文分别对 7 组生猪外形图像进行处理, 4 项比例指标的平均估测准确率分别为 92.90%、92.44%、95.17%、96.51%, 瘦肉率的平均估测准确率为 94.35%。结果表明, 该文所构造的基于生猪外形特征图像的瘦肉率估测方法工作效率高, 成本低, 可用于估测生猪瘦肉率。

关键词: 机器视觉; 图像分割; 模型; 瘦肉率; 活体猪; RBF 神经网络

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2017.12.040

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2017)-12-0308-07

张 萌, 钟 南, 刘莹莹. 基于生猪外形特征图像的瘦肉率估测方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(12): 308—314.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2017.12.040 http://www.tcsae.org

Zhang Meng, Zhong Nan, Liu Yingying. Estimation method of pig lean meat percentage based on image of pig shape characteristics[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(12): 308—314. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2017.12.040 http://www.tcsae.org

0 引 言

随着人民生活水平的提高, 养猪生产发生了从数量型到质量型的转变, 检测机构、生产企业和消费者对生猪品级的要求逐渐提高, 而瘦肉率是生猪品级最重要的指标之一, 各国也是根据胴体瘦肉率的不同将猪胴体划分为不同等级^[1]。对于生猪屠宰行业和部分食品加工行业来说, 拥有一套可以快速无损检测生猪瘦肉率的方法十分必要。

目前, 国内外对瘦肉率的评测大概分为两种: 一种是在屠宰线上进行, 将猪胴体的皮、脂、肉、骨分离, 称质量后计算其百分比^[2], 这种方法耗时耗力, 操作过程复杂; 第二种是使用背膘测定仪、瘦肉率测定仪等仪器设备进行无损检测^[3]。这类设备价格昂贵, 实际操作时需要逐一检测, 不适合中小型企业使用。

国内还有以人工感官为依据, 凭借专家经验, 根据生猪的外形特征对生猪品级进行评定。这种方法虽然过程简单, 但受主观意识影响大, 可重复性差, 相关专家的培训也存在一定的难度。机器视觉技术以代替人工感官为目的^[4], 用计算机技术模拟人的视觉, 从目标图像中提取所需要的特征信息, 并对信息进行分析决策, 将人

的感官数据化、标准化、智能化^[5], 解决了人工感觉受主观意识影响的问题, 具有信息量大、检测速度快等特点^[6]。国外对于机器视觉在猪肉品质检测方面的应用, 主要集中在分割后猪肉的纹理检测, 无法获得瘦肉率、屠宰率等全局指标^[7]。

本文以 MATLAB 为开发工具, 通过工具中的 GUI 功能编写操作界面, 利用图像处理技术从目标图像中提取系统所需的特征参数, 用实测数据库训练 RBF 神经网络, 通过训练好的网络估测出对应目标的瘦肉率。以机器视觉代替人工感官, 从而解决人工感官方法中出现的受主观意识影响、可重复性差等问题, 为高效率、低成本估测活体猪瘦肉率提供方法指导。

1 材料与方法

1.1 系统界面设计

MATLAB (matrix laboratory, 矩阵实验室) 是一款用于矩阵数值计算的软件, 软件中很多运算都是通过矩阵的形式进行的。MATLAB 拥有专业的图像处理工具箱 (image processing toolbox) 和神经网络工具箱 (neural network toolbox)^[8], 工具箱内包含大量内建函数, 可以简单实现大多数固定和成熟的算法。本研究以 MATLAB 为开发软件, 通过图形用户界面 (graphical user interface, GUI) 功能实现的操作界面如图 1。

操作界面包括基本操作模块、形态学操作模块、图像显示模块和数据显示模块。基本操作包括图像输入、图像预处理、图像分割、智能分割优化、特征提取、数据预测和清空选项。形态学可选操作主要是形态学的各项操作, 当用户对智能分割优化效果不满意时, 可以自

收稿日期: 2016-11-11 修订日期: 2017-02-15

基金项目: 广东省科技计划项目 (2012A020602039); 广州市产学研协同创新重大专项 (201508010013)

作者简介: 张 萌, 男, 安徽亳州人, 研究方向为模式识别、图像处理。

Email: zhangmengchn@163.com

*通信作者: 钟 南, 女, 湖北公安人, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能检测技术。Email: zhongnan@scau.edu.cn

由选择结构元素大小和具体形态学运算操作，直到达到满意的分割效果为止。数据显示包括从图像中提取的侧面体长、背面体长、体高、胸深、腹长、臀宽和腰宽 7 项体尺指标，通过计算得到的胸深体高比、臀宽体长比、臀宽腰宽比和腹长体长比 4 项比例指标，以及系统预测的瘦肉率等数据指标。所有的指标数据都设置有一定的范围，当检测的指标超出这个范围，即判定为系统故障或检测目标异常，检测状态显示为“异常”，当检测指标均在范围内时，则检测状态显示为“正常”。图像显示模块包括原始图像和分割图像，通过这个模块可以判断图像处理模块是否正常工作，同时检测图像的分割效果，为用户提供判断依据。

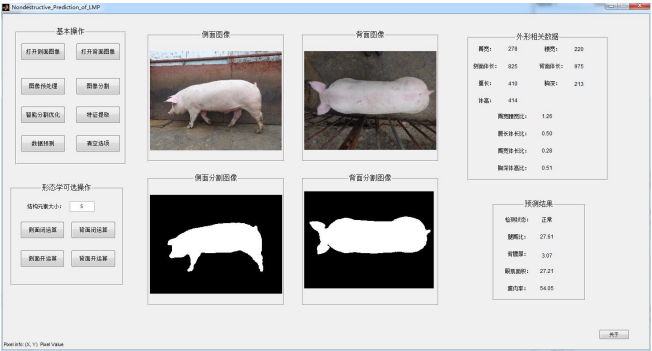


图 1 图形处理界面
Fig.1 Graphics processing interface

1.2 数据采集

挑选 123 头皖北地区商品猪（安徽省东升食品有限公司提供）作为试验材料，品种均为外三元（杜长大，杜大长），年龄均为 6 个月左右。将样品猪逐一赶到铁质固定栏内，使之自然站立，为了避免对活体猪造成外界刺激，用皮尺紧贴固定栏外侧进行体尺测量^[5]，得到侧面体长、背面体长、体高、胸深、腹长、臀宽、腰宽 7 项体尺指标，并在屠宰后使用分割称质量的方法计算出瘦肉率。

为了与图像处理中特征提取的方法相一致，所有数据均取关键点的直线距离，而非沿轮廓的曲线距离，具体测量方法如下：侧面体长是指鼻后端到后臀部的水平距离；背面体长是指猪颈部中点到后臀部中点的距离；体高是指背部最高点到前足最低点的垂直距离；胸深是指前足与腹部交界处到背部最高点的垂直距离；腹长是指前足与腹部交界处到后足与腹部交界处的水平距离；根据生猪外形的固有特性，臀宽是指背部最大体宽；腰宽是指除去头颈部和尾部外的最小体宽^[9]。体尺测量参数示意如图 2。

图像采集工具选用 Sony WX350 相机，影像尺寸设置为 S: 2.5 M，采用程序自动曝光模式进行拍摄，图像格式为 JPG，并在后期将所有图像的分辨率统一处理为 1 024×768 像素。活体猪在不同形态下，外形特征会有所差异，但是系统所选用的特征参数不用考虑细节差异，只有活体猪在蜷缩状态下才会产生较大误差^[10]，而活体猪在自然站立或行走时不会出现蜷缩的状态^[11]。为了避免猪体蜷缩所造成的数据误差和固定栏对采集照片的遮

挡，在猪棚内，任生猪靠墙壁自由行走，使用相机采集侧面图像；在活体猪行走时，在其正上方采集背面图像^[12]。本研究从 123 头样本猪中随机挑选 7 头作为拍摄对象，一共采集了 7 组图像。

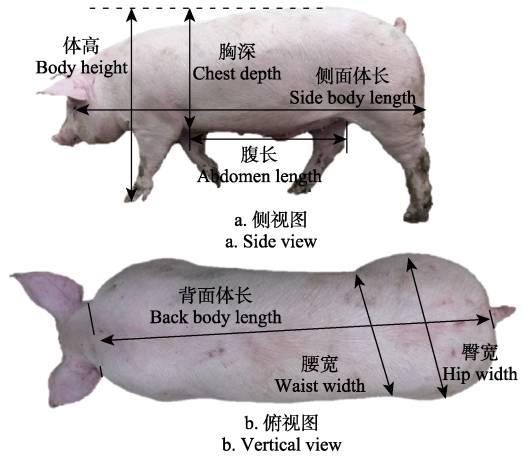


图 2 体尺测量参数示意图
Fig.2 Measuring parameter of body size

活体猪经沐浴、击晕、放血、去头蹄、取内脏、分割成二分体后，将肉、脂、骨、皮等分割并分别称质量，计算瘦肉占总质量的百分比^[13-14]，即

$$LMP = \frac{LM}{Total} \times 100\% \quad (1)$$

式中 LMP 是瘦肉率（%），LM 是瘦肉的总质量（kg），Total 是猪体总质量（kg）。用没有采集图像的 116 头猪对应的数据建立数据库，进行试验分析^[15]，从而建立关系模型，116 组实测数据的统计结果如表 1。

表 1 实测值的基本统计
Table 1 Descriptive statistics of measured values

指标 Index	瘦肉率 Lean meat percentage /%	侧面 体长 Side body length /cm	背面 体长 Back body length /cm	体高 Body height /cm	胸深 Chest depth /cm	腹长 Abdo- men length /cm	臀宽 Hip width /cm	腰宽 Waist width /cm
平均值 Average value	57.54	101.27	99.76	64.13	41.31	52.46	23.12	18.98
标准差 Standard deviation	2.56	3.25	3.21	2.10	3.09	4.19	1.98	2.33

1.3 数据分析

不同的焦距、物距会使图像存在不同的比例尺度，为了避免这些因素，本研究不使用具体的长度、面积等参数，而是选用它们的比例值。系统选取胸深体高比、臀宽体长比、臀宽腰宽比和腹长体长比 4 项比例值作为外形特征参数^[16-17]，并通过 SPSS 软件分析这些外形特征与瘦肉率之间的关系，可得瘦肉率与外形特征之间存在关系模型：

$$LMP = 8.499 \cdot cbr + 3.173 \cdot hbr + 1.501 \cdot hwr + 54.875 - 11.285 \cdot bbr, R^2 = 0.989 \quad (2)$$

式中 cbr 是胸深体高比, hbr 是臀宽体长比, hwr 是臀宽腰宽比, bbr 是腹长体长比。分析结果表明, 瘦肉率与胸深体高比、臀宽体长比、臀宽腰宽比成正比关系, 与腹

长体长比成反比关系。

1.4 图像处理与特征提取

图像处理流程如图 3。

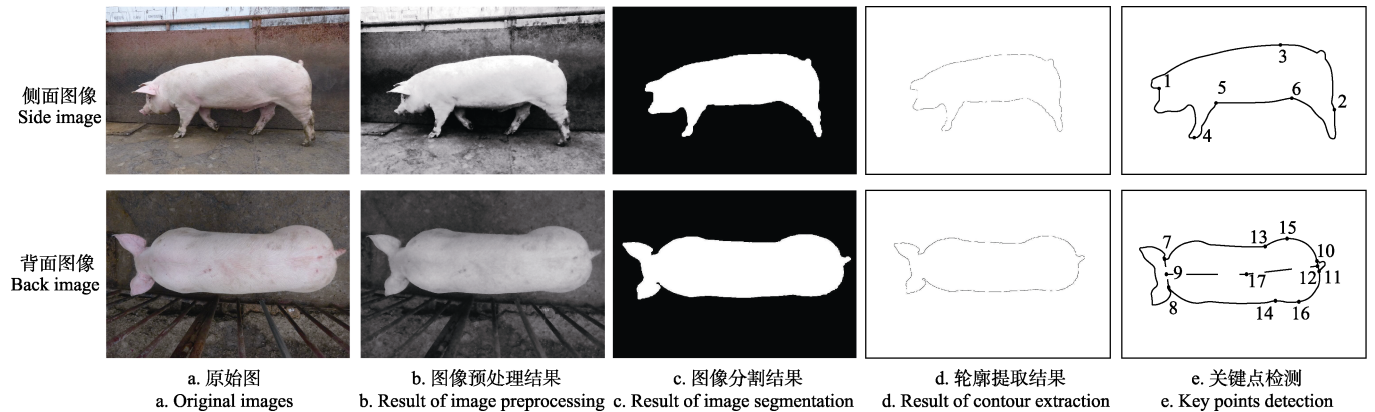


图 3 不同图像处理阶段比较

Fig.3 Comparison of different image processing stages

1.4.1 图像预处理

系统中的图像处理均是对图像的灰度值进行运算, 灰度值的大小只代表像素点的亮度强弱, 与彩色因素无关, 故先将采集的彩色图像转换为灰度图像。采集到的图像中难免存在一些影响分割的噪声, 需要进行相关操作减弱噪声^[18], 故采用双边滤波和直方图均衡化 2 种方法进行图像平滑。

图像滤波是指将目标点与其邻域内的其他点进行各类运算, 将运算的结果替代原点的灰度值, 以此来改善图像质量的方法。双边滤波是一种保边去噪的滤波器, 运算过程由 2 个函数组成, 一个函数的滤波器系数是由几何空间的距离决定, 另一个函数的滤波器系数由像素的差值决定^[19]。输出像素为

$$g_{(i,j)} = \frac{\sum_{k,l} f_{(k,l)} w_{(i,j,k,l)}}{\sum_{k,l} w_{(i,j,k,l)}} \quad (3)$$

式中 (i, j) 为输入像素的位置, (k, l) 为邻域像素的位置, $f_{(k,l)}$ 为邻域像素的值, 权重系数 $w_{(i,j,k,l)}$ 由定义域核和值域核的乘积决定

$$w_{(i,j,k,l)} = \exp \left(-\frac{(i-k)^2 + (j-l)^2}{2\sigma_d^2} - \frac{\|f_{(i,j)} - f_{(k,l)}\|^2}{2\sigma_r^2} \right) \quad (4)$$

式中 $f_{(i,j)}$ 为输入像素的值, σ_d 为定义域方差, σ_r 为值域方差。

对比度反映了图像中亮区域和暗区域的层次感, 调节对比度实际上就是在保持亮度不变的前提下, 扩大或缩小亮点与暗点的差距, 直方图均衡化是比较常见的一种间接增强方法。直方图均衡化是一种点运算, 通过对原始图像中每一个像素点进行运算, 进而得到处理后的图像^[20]。主要思想是将灰度值重新进行分配, 以实现最大程度上的均匀分布。首先统计原始图像的灰度值分布情况, 得直方图, 然后通过直方图计算累计分布曲线^[21], 将累计分布函数作为变换函数对图像进行修正处理。

1.4.2 图像分割和轮廓提取

图像预处理的目的是让图像更易于分割, 本研究

采用最大类间方差法对图像进行阈值分割^[22]。由于预处理无法消除所有噪声, 阈值分割可能出现误分割区域, 本研究采用形态学图像处理对分割后的图像进行修正^[23]。形态学操作包括膨胀和腐蚀两个基本算子, 先膨胀后腐蚀的操作叫开运算, 它可以消除细小物体、分离相近物体; 先腐蚀后膨胀的操作叫闭运算, 它可以填充细小空间、连接相近物体^[24]。本研究对分割后的图像先使用闭运算处理连通狭窄区域, 再使用开运算填充噪声造成的孔洞。系统中图像的分辨率为 1024×768 像素, 根据实际情况, 形态学处理过程选择 10×10 像素的圆盘型结构元素处理图像, 先进行闭运算处理, 再进行开运算处理。

为了更好地找出关键点, 还需要提取生猪的外形轮廓, 通过对二值图像进行 Canny 边缘检测可以实现。Canny 边缘检测器在图像中每一点计算局部梯度和边缘方向, 根据这些信息找出边缘点, 即梯度方向上强度局部最大的点^[25]。

1.4.3 关键点检测

根据关系模型, 需要从图像中提取侧面体长、背面体长、体高、胸深、腹长、臀宽、腰宽 7 个体尺特征, 为了提取这些特征值, 对应需要找到图中 17 个关键点。图 3 中, 点 1、5、6、7、8、10、11 在图像中均为凹点, 可以通过角点检测获得; 点 2、3、4 可以通过二值图像的最小外接矩阵获得, 分别为侧面图像中的最右、最高和最低点; 点 9 为点 7 到点 8 线段的中点, 点 12 为点 10 到点 11 线段的中点; 通过点 9、12 的坐标和猪体轮廓线确定质点 17 的坐标, 经过点 9、17、12 的线段为猪体的中轴线; 点 13、14 为中轴线后半段到猪体轮廓线的最小距离点, 点 15、16 为中轴线后半段到猪体轮廓线的最大距离点^[26]。

分别对侧面、背面轮廓图进行角点检测, 本研究选用一种 Harris 的改进算法^[27]。像素点在 x 轴方向和 y 轴方向上的一阶导数分别为 I_x 、 I_y , 定义角点函数为

$$C = \frac{1}{I_y^2 - I_x^2}, (I_y^2 \neq I_x^2) \quad (5)$$

计算出所有点的角点函数值后, 寻找一定邻域内最大角

点值大于零的点，并列为候补点，并将候补点按 x 坐标值的大小从小往大排列。根据生猪外形的特殊性，将候补点聚集在外形图像中的凹边缘上^[28]。同时，根据图像具体情况设定一个距离阈值 T ，当两个候补点的距离小于 T 时，判断这两个点属于同一组的特征点，否则判断为下一组的特征点^[29]。对每个特征点组内的 y 坐标值进行比较， y 坐标值最大的点即为所求点。通过角点检测，可以得到点 1、5、6、7、8、10、11 共 7 个所需关键点的位置。

通过点 7 和点 8 的坐标，可以确定其中间点 9；通过点 10 和点 11 的坐标，可以确定其中间点 12；通过点 9、点 12 和质点 17 可以得到猪体的中轴线。从而确定猪体轮廓线到中轴线后半段上的最小距离点 13、14，以及最大距离点 15、16，具体算法^[26]如下：

1) 通过点 17 和点 12 的直线一般式为

$$ax+by+c=0 \tag{6}$$

式中 $-a/b$ 表示直线斜率，当 $b=0$ 时，直线平行于 y 轴，此时 $-c$ 为在 y 轴上的截距， (x, y) 为直线上的任一点坐标值，通过点 17 和点 12 的坐标值可以获得 a 、 b 、 c 的值，进而获得后半段中轴线的一般式。

2) 猪体轮廓线到后半段中轴线的距离为

$$d=\frac{|ax+by+c|}{\sqrt{a^2+b^2}} \tag{7}$$

式中 (x, y) 为点 17 到点 12 在 y 轴上坐标区间内猪体轮廓线上的任一点， d 为轮廓线上的点到后半段中轴线上的距离。通过公式 (7) 求得 d 的最小值，从而得到点 13 和点 14 的坐标值。

3) 同理，通过公式 (7) 求得 d 的最大值，从而得到点 15 和点 16 的坐标值。

通过计算关键点之间的距离，可得到 7 个体尺特征，具体如下：点 1 到点 2 在 x 轴上的水平距离为侧面体长；点 9 到点 17 的距离，加上点 17 到点 12 的距离为背面体长；点 3 到点 4 在 y 轴上的垂直距离为体高；点 3 到点 5 在 y 轴上的垂直距离为胸深；点 5 到点 6 在 x 轴上的水平距离为腹长；点 15 到中轴线上的距离，加上点 16 到中轴线上的距离为臀宽；点 13 到中轴线上的距离，加上点

14 到中轴线上的距离为腰宽。

1.5 RBF 网络预测

从用于分析关系模型的 116 组数据中随机选取 100 组数据作为训练样本，剩余的 16 组数据作为验证样本^[30]，将胸深体高比、臀宽体长比、臀宽腰宽比和腹长体长比 4 个参数作为输入信号，将瘦肉率作为输出信号，隐含层传递函数选取高斯函数，输出层传递函数选取线性函数，在该试验中分布密度为 0.2 时网络误差最小，确定参数后训练 RBF 神经网络^[31]，验证样本的实际值与预测值的曲线拟合如图 4。

从图 4 中可以看出，16 个验证样本的预测值与实际值的误差较小，平均误差仅为 0.31%，最大、最小误差分别为 0.47% 和 0.07%，说明通过 RBF 神经网络建立的关系模型可以应用于预测瘦肉率。

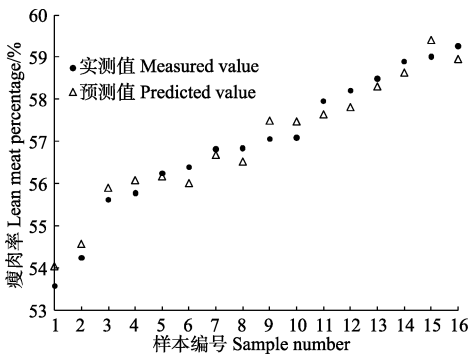


图 4 RBF 神经网络预测结果

Fig.4 Prediction result of RBF neural network

2 结果与分析

2.1 图像提取特征

分别对 7 组图像数据进行处理，提取胸深体高比、臀宽体长比、臀宽腰宽比和腹长体长比 4 项比例值，与实测数据作比较，预测准确率为

$$Acc=(1-\frac{|Pre-Mea|}{Mea})\times 100\% \tag{8}$$

式中 Acc 是准确率 (%)， Pre 是预测值， Mea 是实测值，结果如表 2。

表 2 实测预测数值比较
Table 2 Comparison between measured and predicted values

序号 ID	胸深体高比 Ratio of chest depth to body height			臀宽体长比 Ratio of hip width to body length			臀宽腰宽比 Ratio of hip width to waist width			腹长体长比 Ratio of abdomen length to body length		
	实测值 Measured value	预测值 Predicted value	准确率 Accuracy/%	实测值 Measured value	预测值 Predicted value	准确率 Accuracy/%	实测值 Measured value	预测值 Predicted value	准确率 Accuracy/%	实测值 Measured value	预测值 Predicted value	准确率 Accuracy/%
1	0.567	0.514	90.65	0.258	0.271	94.96	1.324	1.249	94.34	0.511	0.499	97.65
2	0.658	0.612	93.01	0.395	0.355	89.87	1.092	1.112	98.17	0.675	0.657	97.33
3	0.545	0.575	94.50	0.312	0.296	94.87	1.223	1.118	91.41	0.714	0.716	99.72
4	0.585	0.626	92.99	0.314	0.338	92.36	1.265	1.237	97.79	0.556	0.532	95.68
5	0.634	0.598	94.32	0.376	0.402	93.09	1.334	1.286	96.40	0.588	0.547	93.03
6	0.675	0.614	90.96	0.267	0.301	87.27	1.198	1.097	91.57	0.672	0.635	94.49
7	0.652	0.692	93.87	0.335	0.317	94.63	1.251	1.295	96.48	0.554	0.541	97.65

鉴于活体猪的活动性,其身体状态无法预测,采集到的图像也存在一定程度的身体扭曲,故通过图像处理提取到的特征值与实测值难免存在少量误差。由上表可知,通过图像处理技术从生猪外形图像中提取的特征参数具有较高的准确率,胸深体高比、臀宽体长比、臀宽腰宽比和腹长体长比的平均预测准确率分别达到了 92.90%、92.44%、95.17%和 96.51%,基本满足系统需求。

2.2 瘦肉率估测

以图像提取的 7 组参数为输入信号,通过基于实测数据训练的 RBF 神经网络模型估测瘦肉率,准确率的计算仍然使用公式(8),则输出值与实测瘦肉率的比较如表 3。

表 3 基于图像提取特征的 RBF 网络预测瘦肉率
Table 3 Predicted results of lean meat percentage by RBF neural network based on image features

序号 ID	实测值 Measured value/%	预测值 Predicted value/%	准确率 Accuracy/%
1	56.84	53.39	93.93
2	55.78	52.72	94.51
3	54.25	57.81	93.44
4	56.25	59.32	94.54
5	56.82	58.85	96.43
6	55.62	59.01	93.91
7	57.06	53.47	93.71

由上表可知,以图像中提取的特征值为参数,通过 RBF 网络模型可以成功预测出相应的瘦肉率,平均估测准确率达到 94.35%,最大、最小误差分别为 6.56%和 3.57%。鉴于猪体特征的复杂性,其关系模型不是严格的线性关系,在特征提取及网络预测环节均存在一定的误差,但系统仍然得到了较高的预测准确率。

3 结 论

本文以 MATLAB 为开发工具,以图像处理和 RBF 神经网络为主要技术,设计了一套基于生猪外形特征的瘦肉率估测方法。以胸深体高比、臀宽体长比、臀宽腰宽比和腹长体长比 4 项比例特征为参数,通过分析实测数据找出参数与瘦肉率之间的关系 ($R^2=0.989$),立相应的 RBF 神经网络模型。针对生猪外形复杂、采集图像噪声偏多的特点,对侧面和背面图像进行预处理、分割、关键点定位等操作,通过关键点之间的关系提取所需的特征值。通过试验验证,该方法对生猪瘦肉率的估测准确率为 94.35%,最大、最小误差分别为 6.56%和 3.57%。该方法检测效果较好,设计成本较低,可以为实际应用提供技术支持和参考。

本文所用方法虽然可以通过外形特征图像较准确小地估测出生猪瘦肉率,但鉴于不同地区、不同品种的猪体均存在不同,同时活体猪存在不可预测的活动性,系统的鲁棒性仍然不够理想。今后需进一步分析外形特征与瘦肉率之间的关系,并考虑生猪因活动性而产生的参

数误差,不断优化关系模型及图像处理算法,同时提高试验样本的数量,进一步提高系统的准确率及鲁棒性。

[参 考 文 献]

- [1] Doeschlwilson A B, Green D M, Fisher A V, et al. The relationship between body dimensions of living pigs and their carcass composition[J]. Meat Science, 2005, 70(2): 229—240.
- [2] 罗明, 朱砾. 屠宰加工线上瘦肉型猪胴体瘦肉率估测方法的研究[J]. 四川农业大学学报, 2002, 20(2): 153—155. Luo Ming, Zhu Li. Study on estimating lean percent of carcass in slaughterhouse[J]. Journal of Sichuan Agricultural University, 2002, 20(2): 153—155. (in Chinese with English abstract)
- [3] 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. Cheng Fang, Liao Yitao, Ma Junwei. Research development on nondestructive determination of pork quality[J]. Journal of Zhejiang University Agriculture & Life Sciences, 2010, 36(2): 199—206. (in Chinese with English abstract)
- [4] Einarsson E, Eythorsdottir E, Smith C R, et al. The ability of video image analysis to predict lean meat yield and EUROP score of lamb carcasses[J]. Animal, 2014, 8(7): 1—8.
- [5] Chen Y R, Chao K, Kim M S. Machine vision technology for agricultural applications[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2002, 36(2/3): 173—191.
- [6] 刘艳国. 图像处理技术在活体猪等级评定中的应用[D]. 北京: 中国农业大学, 2005. Liu Yanguo. Application of Image Processing Techniques on Synthesis Evaluation of Living Pig[D]. Beijing: China Agricultural University, 2005. (in Chinese with English abstract)
- [7] Faucitano L, Huff P, Teuscher F, et al. Application of computer image analysis to measure pork marbling characteristics[J]. Meat Science, 2005, 69(3): 537—543.
- [8] 郑丽敏, 田立军, 朱虹, 等. 基于 MATLAB 的 BP 神经网络在猪等级评定中的应用研究[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(6): 1642—1644. Zheng Limin, Tian Lijun, Zhu Hong, et al. Study on pork grade evaluation of BP neural network based on MATLAB[J]. Application Research of Computers, 2008, 25(6): 1642—1644. (in Chinese with English abstract)
- [9] 郭浩, 马钦, 张胜利, 等. 基于三维重建的动物体尺获取原型系统[J]. 农业机械学报, 2014, 45(5): 227—232, 246. Guo Hao, Ma Qin, Zhang Shengli, et al. Prototype system of shape measurements of animal based on 3D reconstruction[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(5): 227—232, 246. (in Chinese with English abstract)
- [10] Wu J H, Tillett R, McFarlane N, et al. Extracting the three-dimensional shape of live pigs using stereo photogrammetry[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2004, 44(3): 203—222.

- [11] 李卓, 杜晓冬, 毛涛涛, 等. 基于深度图像的猪体尺检测系统[J]. 农业机械学报, 2016, 47(3): 311—318.
Li Zhuo, Du Xiaodong, Mao Taotao, et al. Pig dimension detection system based on depth image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3): 311—318. (in Chinese with English abstract)
- [12] 王海文, 尹艳辉, 刘艳国. 应用 BP 神经网络进行活体猪综合评定[J]. 微电子学与计算机, 2006, 23(12): 118—119, 1.
Wang Haiwen, Yin Yanhui, Liu Yanguo. Apply BP neural network on synthesis evaluation of living pig[J]. Microelectronics & Computer, 2006, 23(12): 118—119, 1. (in Chinese with English abstract)
- [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] Kashiha M, Bahr C, Ott S, et al. Automatic weight estimation of individual pigs using image analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 107(9): 38—44.
- [15] Doeschlwilson A B, Whittemore C T, Knap P W, et al. Using visual image analysis to describe pig growth in terms of size and shape[J]. Animal Science, 2004, 79(4): 415—427.
- [16] 李业国, 汤晓艳, 高峰, 等. 中国商品猪胴体瘦肉率预测模型的建立[J]. 西北农林科技大学学报: 自然科学版, 2006, 34(10): 27—31.
Li Yeguo, Shang Xiaoyan, Gao Feng, et al. Establishment of prediction model of the lean percentage of swine carcasses in China[J]. Journal of Northwest a&F University: Natural Science Edition, 2006, 34(10): 27—31. (in Chinese with English abstract)
- [17] 于铂. 基于图像处理技术的猪肉无损定级系统[D]. 北京: 中国农业大学, 2005.
Yu Bo. The System for Evaluating Pork Carcass Grading Impersonally by Digital Image Processing Techniques[D]. Beijing: China Agricultural University, 2005. (in Chinese with English abstract)
- [18] Lu J, Tan J, Shatadal P, et al. Evaluation of pork color by using computer vision[J]. Meat Science, 2000, 56(1): 57—60.
- [19] Akar S A. Determination of optimal parameters for bilateral filter in brain MR image denoising[J]. Applied soft computing, 2016, 43: 87—96.
- [20] Subbiah J, Kranzler G A, Ray N, et al. Computer vision segmentation of the longissimusdorsi for beef quality grading[J]. Transactions of the ASAE, 2004, 47(4): 1261—1268.
- [21] Tan J. Meat quality evaluation by computer vision[J]. Journal of Food Engineering, 2004, 61(1): 27—35.
- [22] 李恺, 杨艳丽, 刘凯, 等. 基于机器视觉的红掌检测分级方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(24): 196—203.
Li Kai, Yang Yanli, Liu Kai, et al. Determination and grading of Anthurium based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(24): 196—203. (in Chinese with English abstract)
- [23] 郭浩, 王鹏, 马钦, 等. 基于深度图像的奶牛体型评定指标获取技术[J]. 农业机械学报, 2013, 44(增刊 1): 273—276.
Guo Hao, Wang Peng, Ma Qin, et al. Acquisition of appraisal traits for dairy cow based on depth image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(Supp. 1): 273—276. (in Chinese with English abstract)
- [24] 周竹, 黄懿, 李小昱, 等. 基于机器视觉的马铃薯自动分级方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(7): 178—183.
Zhou Zhu, Huang Yi, Li Xiaoyu, et al. Automatic detecting and grading method of potatoes based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(7): 178—183. (in Chinese with English abstract)
- [25] 吴凤和. 基于计算机视觉测量技术的图像轮廓提取方法研究[J]. 计量学报, 2007, 28(1): 18—22.
Wu Fenghe. A study on contour extraction method in computer vision measurement technology[J]. ACTA Metrologica Sinica, 2007, 28(1): 18—22. (in Chinese with English abstract)
- [26] 刘同海, 滕光辉, 付为森, 等. 基于机器视觉的猪体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, TengGuanghui, 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)
- [27] 刘富, 侯涛, 栾慧, 等. 掌纹轮廓特征点提取新方法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2007, 37(4): 897—900.
Liu Fu, Hou Tao, Luan Hui, et al. New method to detect contour characteristic points of palmprint[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2007, 37(4): 897—900. (in Chinese with English abstract)
- [28] 钱文光, 林小竹. 基于轮廓尖锐度的图像角点检测算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(6): 202—204.
Qian Wenguang, Lin Xiaozhu. Detection algorithm of image corner based on contour sharp degree[J]. Computer Engineering, 2008, 34(6): 202—204. (in Chinese with English abstract)
- [29] 郑军, 刘正文, 马兆瑞, 等. 基于最小误差逼近的轮廓特征点提取[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2008, 48(2): 165—168.
Zheng Jun, Liu Zhengwen, Ma Zhaorui, et al. Extraction of outline feature points based on the minimum approach error[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2008, 48(2): 165—168. (in Chinese with English abstract)

- [30] Ling P P, Ruzhitsky V N. Machinevision techniques for measuring the canopy of tomato seedling[J]. Journal of Agricultural Engineering Research, 1996, 65(2): 85—95.
- [31] 季刚, 姚艳, 江双五. 基于径向神经网络的月降水量预测模型研究[J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(12): 186—189.
- Ji Gang, Yao Yan, Jiang Shuangwu. Research on monthly rainfall forecast model based on RBF neural network[J]. Computer Technology and Development, 2013, 23(12): 186—189. (in Chinese with English abstract)

Estimation method of pig lean meat percentage based on image of pig shape characteristics

Zhang Meng^{1,2}, Zhong Nan^{1*}, Liu Yingying¹

(1. College of Engineering, South China Agricultural University, Key Laboratory of Key Technology on Agricultural Machine and Equipment (South China Agricultural University), Ministry of Education, Guangdong Provincial Key Laboratory of Food Quality and Safety, Guangzhou 510642, China; 2. Institute of Agricultural Economy and Information, Anhui Academy of Agricultural Sciences, Hefei 230031, China)

Abstract: Lean meat percentage (LMP) is an important indicator of pig quality, playing an important role in pig breeding and sale. At present, methods for detection of LMP are mostly destructive, *i.e.*, by way of segmentation, weighing and calculation. However, advanced ultrasound equipment is expensive, and most individual farmers are unable to afford the cost. For slaughtering and food processing industries, it is very necessary to develop a rapid nondestructive LMP detection method. In this study, machine vision technology was applied to estimate LMP through external physical characteristics of pigs, so as to provide decision-making basis of pigs' quality for breeders and buyers. Therefore, technology should have a capacity of processing a large amount of vision information and high detection speed, and use a nondestructive detection method capable of acquiring global indexes. With MATLAB as a development tool, in this study, we realized the software interface through the Graphical User Interface (GUI), and selected the side image and back image of pigs as research objects. Different focal lengths and object distances would result in different ratio scales of images. To avoid these factors, ratios of parameters were selected rather than specific length, area and so on. Firstly, 116 sets of measured data were collected and analyzed. The results showed that the ratio of chest depth to body height, the ratio of hip width to body length, the ratio of hip width to waist width and the ratio of abdomen length to body length had certain relations with the LMP. Secondly, with 100 sets of measured data as training samples and remaining 16 sets of measured data as test samples, a prediction model based on radial basis function(RBF) neural network was built. The results showed that the average error of the test samples was 0.31%, and the maximum and minimum errors were respectively 0.47% and 0.07%. The precision and rate of the network all fulfilled the requirement. Then, seven groups of pig images were photographed, and after image gray processing and preprocessing by a series of weighted formulas, binaryzation by Otsu method, and secondary image denoising by morphological operations, and outline shapes were extracted. Based on Harris algorithm and inherent external physical characteristics of living pigs, we extract body length, body height, chest depth, abdomen length, hip width, waist width and other characteristic parameters. Finally, the calculated parameters were used as the input in the model to obtain corresponding LMP values which were compared with the measured data to verify feasibility of the method. In this study, seven groups of pig shape images were processed, respectively. The average estimated accuracy rates of the four ratios were 92.90%, 92.44 %, 95.17% and 96.51%, respectively. The average estimated accuracy rate of LMP reached 94.35%, and the maximum and minimum errors were 6.56% and 3.57%, respectively. The results showed that the new assessment method based on shape characteristics could be used for estimation of LMP of pigs with low cost and high efficiency. Furthermore, the future development trends of machine vision on nondestructive test of livestock were proposed since it prevents from the animal stress and anthroponosis.

Keywords: computer vision; image segmentation; models; lean meat percentage; living pig; RBF neural network