

基于机器视觉的猪体质量估测模型比较与优化

李卓¹, 毛涛涛¹, 刘同海², 滕光辉^{1*}

(1. 中国农业大学水利与土木工程学院, 北京 100083; 2. 天津农学院计算机科学与信息工程系, 天津 300384)

摘要: 基于机器视觉的猪体质量估测模型较多, 但模型缺乏在实用性、准确性的对比, 最佳模型没有定论。该文总结了已有的估测算法, 基于 79 组背部图像面积、实际面积、体长、体宽、体高、臀宽、臀高数据, 使用线性回归、幂回归、二次回归、主成分线性回归、RBF (radial basis function, 径向基函数) 神经网络等方法, 重建了 13 种体质量估测模型, 并比较了 13 种模型的估测精度。结果表明, 基于体长、体宽、体高、臀宽和臀高的线性回归模型具有较好的估测精度, 估测值与真值的相关系数达到了 0.996。利用主成分法去掉体尺的共线性, 利用曲线回归解决残差不均匀问题, 更加符合猪体质量增长趋势, 结果表明基于主成分的幂回归模型具有较高的相关系数和较低的标准估计误差, 对于 97 组数据的估测平均相对误差为 2.02%。使用猪场实测 24 组数据验证模型, 估测质量与测量值相关系数为 0.97, 估测平均相对误差为 2.26%, 标准差为 1.78%, 优于基于面积和面积体高结合的估测模型, 平均绝对误差为 2.08 kg, 优于面积体高结合方法的平均绝对误差。试验证明使用多个体尺的主成分幂回归体质量估测模型较为精确, 可用于机器视觉估测猪体质量的应用中。

关键词: 动物; 图像处理; 模型; 猪; 体质量估测

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2015.02.022

中图分类号: S818; TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2015)-02-0155-07

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)

0 引言

在猪的饲养过程中, 体质量是一项重要的指标。传统的体质量检测方式采用磅秤、电子称等设备进行, 需要将猪从猪舍驱赶到称量设备上, 整个过程费时费力, 测量一头猪质量需要 2 个饲养员 3~5 min 的时间^[1], 且对猪造成严重的应激, 轻者采食量下降, 重者造成猪猝死。加装称重传感器的自动饲喂站能自动获得猪体质量, 但此类设备需要改造猪舍, 价格昂贵, 容易受到污秽的侵蚀^[2], 寿命有限。

基于图像处理和机器视觉的猪体质量估测技术具有无接触、快速、自动化程度高等特点, 通过图像处理获取猪的关键体尺或面积, 结合体尺和体质量的关系模型, 可以快速地估测出猪的活体质量^[3]。猪体质量估测模型主要分为 3 种: 猪体背部面积估测、面积结合体高估测和体尺估测质量。背部面积估测的方法分为图像面积和实际面积两类。背部图像面积的质量估测方法, 由于图像面积受相机和猪体距离的影响^[4-6], 估测模型不具备通用性。用猪体背部面积估测猪体质量具有快速、频繁、准

确等特点, 架设在猪体顶部的相机拍摄猪体背部图像, 去掉活动较大的头部和尾部, 计算躯干部分的面积, 并和质量建立回归模型。但这种方法对猪体背部图像限制较少, 容易受到猪体姿势的影响, 每日测量的猪体面积波动较大^[7], 鲁棒性差, 个体猪只估测质量平均相对误差在 3.5% 以下^[7-10]。群体平均估测质量绝对误差小于 2 kg, 相对误差在 1% 以下^[11]。由于对个体猪只的估测误差较大。面积结合体高估测质量的方法充分地利用了猪体三维的信息^[12], 对个体猪只检测精度较高, 平均相对误差为 2.1%, 组平均质量估测相对误差为 0.8%^[13], 但由于需要使用额外光源来辅助检测猪体高, 容易受到外界光照的影响^[14], 难以应用到中国自然采光的猪舍中。也有部分学者采用图像中放置参照物的方式来获取体高^[15-18], 但这种方法操作不便, 只能用作试验研究, 无法实用。前人研究表明, 猪的多数体尺和质量具有较高的相关^[19], 采用猪体尺估测质量的方法既获得了猪体质量, 也能够快速地获取猪的体尺信息, 前人研究表明, 猪体尺可用作评价瘦肉和肥肉的指标^[20-21]。本实验室采用双目视觉系统测量猪体尺, 系统标定一次后不需要参照物, 充分利用了多个猪体尺和质量的相关性, 也解决了体尺之间的共线性问题, 估测误差较小^[22-23], 但由于检测体尺数量较多, 同时检测成功率较低, 难以实用。前 2 种估测模型使用一维和二维猪体尺信息, 与第 3 种使用多个三维体尺建模方法相比, 对于猪体外形的描述缺乏第三维信息或信息不够完善。本研究在总结前人研究基础上, 继承多个三维体尺估测质量的方法, 建立估测模型选用

收稿日期: 2014-09-04 修订日期: 2015-01-12

基金项目: 国家科技支撑计划课题 (2014BAD08B05)

作者简介: 李卓, 男 (汉), 山东海阳人, 博士生, 主要从事机器视觉估测猪体质量研究。北京 中国农业大学水利与土木工程学院, 100083。

Email: lizhuo_lin@163.com

*通信作者: 滕光辉, 男 (汉), 山东济南人, 教授, 博士, 主要从事农业生物环境智能控制和数字畜牧研究。北京 中国农业大学水利与土木工程学院, 100083。Email: futong@cau.edu.cn

的体尺满足 2 个原则：一是方便手工测量，二是能够通过机器视觉技术快速检测^[24]。因此，选择体长、体宽、体高、臀宽、臀高 5 个体尺参数建立模型。

本文针对长白育肥猪体尺和质量的相关模型进行研究。由于猪的品种和饲养工艺、饲料的影响，前人模型的具体参数不一定适用。故本文首先进行建模试验，获取猪体尺、面积质量等数据，依据前人文献的建模方法，用一部分数据确定具体模型参数并比较，选出较为准确的模型，使用另一部分数据验证。然后用猪场测量数据验证模型质量估测精度。

1 材料与方法

1.1 建模试验材料

建模试验在中国农业大学上庄实验站进行。从天津市惠康种猪有限公司购入去势长白猪 4 头，饲养时间为 2013 年 6 月 8 日至 2013 年 8 月 24 日，购入时猪体质量为 30 kg 左右，大小为 84 日龄，饲养方式为自由采食，光照时间为 07:00—19:00，饲养至 161 日龄，结束时猪体质量为 124 kg 左右。

1.2 猪体质量监测试验平台

为了自动抓拍猪体背部图像和对猪体质量进行测量，搭建了猪体质量自动检测试验平台，平台硬件构架如图 1 所示，由相机、光源、无线射频（radio frequency identification devices, RFID）读卡器、串口转网络服务器、压力传感器、以太网采集卡、交换机、服务器构成。2 个 Basler acA1300-30gm 相机，符合 GigE Vision 图像传输标准。相机通过网络传输图像至服务器；无线射频读卡器负责识别采食的猪只；串口转网络服务器负责将读卡器的串口转化成网络信号；服务器负责采集猪体图像，定时开关光源，并通过称重传感器实时获取猪体质量。

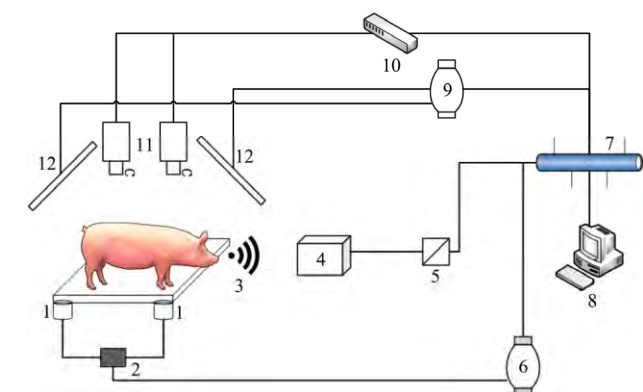


图 1 猪体质量监测试验平台构架图

1. 压力传感器 2. 压力变送器 3. RFID 标签 4. RFID 读卡器 5. 串口转网络服务器 6. 以太网采集模块 7. LAN 8. 服务器 9. Ethernet control module 10. Switch 11. GigE Vision camera 12. Strip fluorescent light

Fig.1 Architecture of experimental platform for monitoring pig mass

1.3 建模试验设计

为实现测量猪体尺，将图像面积转化为实际面积，采集图像前先校准图像采集系统，校准板为直径 1 cm 的

圆点矩阵，圆点圆心之间间距为 2 cm，圆点数量为 19×14。一次校准后不再移动相机位置。相机架设在采食处上方，当猪进入限位栏杆采食，RFID 读卡器读取到猪的耳号信息，2 个相机同时抓拍猪体背部图像，并记录此时的猪体质量数据，存储到数据库中。图像自动采集程序基于 LabVIEW 2012 和 Vision Development Module 2012 开发，数据库采用 Mysql 5.0，数据库连接程序采用 LabVIEW Database Connectivity Toolkit 编写。图像自动采集程序流程图如图 2 所示。

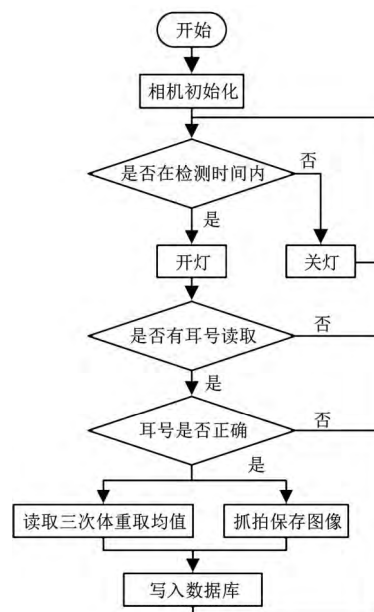


图 2 猪体图像抓拍程序流程图

Fig.2 Flow diagram of pig image snap program

每日 16:00—17:00 测量猪的体尺数据，使用卷尺测量猪的胸围、体长、体宽、体高、臀宽、臀高，精度为 1 cm，质量由称重传感器获得，精度为 0.1 kg。

猪体质量和猪体背部面积、体尺等具有较高的相关性，本文主要采用猪的背部面积、体长、体宽、体高、臀宽、臀高，利用一元线性回归、多元线性回归、幂回归、主成分分析、径向基（radial basis function, RBF）神经网络等方法，采用 SPSS 20.0 数据统计分析软件进行建模，分别建立 13 个质量估测模型，建模方法和变量如表 1 所示。

表 1 猪体质量估测模型

Table 1 Estimate models of pig mass

模型编号 Model ID	建模方法 Modeling method	变量 Variables
1	一元线性回归	图像面积
2	一元线性回归	实际面积
3	一元线性回归	体长
4	一元线性回归	体宽
5	一元线性回归	体高
6	一元线性回归	臀宽
7	一元线性回归	臀高
8	逐步法多元线性回归	体长、体宽、体高、臀宽、臀高
9	幂回归	图像面积
10	幂回归	实际面积，体高
11	二次回归	实际面积
12	主成分线性回归	体长、体宽、体高、臀宽、臀高
13	RBF 人工神经网络	体长、体宽、体高、臀宽、臀高

1.4 图像数据处理

猪的头部和尾部活动较多，特别是头部的姿势会影响猪背部体表面积，故很多研究都将猪头部和尾部去掉，只计算躯干的面积。本文采用基于凸包分析的猪体头部与尾部去除算法^[22,25]，找到头部和尾部凹陷点，切去猪体的头部和尾部，获得猪体躯干图像面积，如图 3 所示。



图 3 猪头尾切割点
Fig.3 Pig head and tail cutting points

根据校准信息和手工测量的猪体高度，计算猪体躯干实际面积。

$$S = \frac{s(h - H)}{l} \tag{1}$$

式中： S 为猪体躯干实际面积， cm^2 ； s 为校准面猪体的面积， cm^2 ； h 为相机离地面高度， cm ； H 为猪体高度， cm ； l 为校准图像到相机距离， cm 。

由于多张图像去均值可提高估测精度^[26]，因此在每天的图像中，手工挑选 10 张左右猪体站姿图像，要求为单猪身体平直无弯曲。计算猪体的背部面积，取平均值作为猪一天的背部面积。猪体背部图像处理流程如图 4 所示。

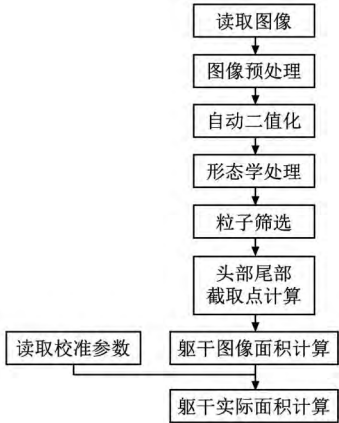


图 4 猪体背部图像处理流程
Fig.4 Processing flow of pig back image

1.5 验证试验材料及方法

为验证选取的质量估测模型，在天津市惠康种猪育种有限公司的 9 号猪舍 6 号猪圈采集验证数据，选择 12 头育肥长白猪，猪体质量范围为 50~107 kg，于 2013 年 6 月 25 日和 7 月 2 日测量体尺、体质量，为保证测量数据准确性，体尺数据测量 3 次取平均值，质量数据待猪停止晃动，读数稳定时读取，共计 24 组猪体尺和质量数据。

2 结果与分析

2.1 建模试验结果

手工测量 1 号猪的质量和体尺随时间变化如图 5 所

示。可以看出，猪体质量和体尺随时间基本为线性增长。因此通过体尺来估测猪体质量是可行的。

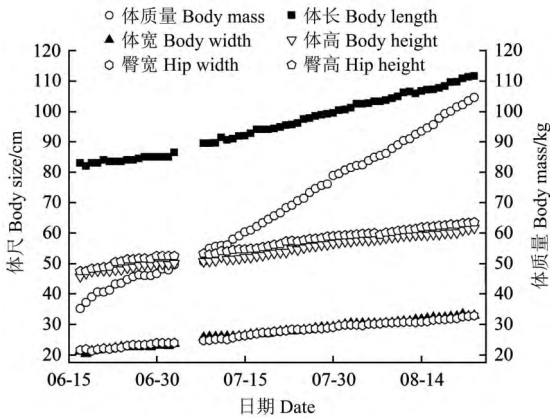


图 5 1 号猪体尺及体质量变化
Fig.5 Bodysize and mass change for Pig 1

用 3 头猪共 176 组数据分析猪体尺和质量的相关性，结果如表 2 所示。由图 5 和表 2 可以看出体宽和质量具有最高的相关系数，体高和臀高、体宽和臀宽具有较高的相关，5 个体尺都在 0.01 水平下显著相关，自变量存在共线性问题，因此在多元线性回归建模方法中采用逐步法来建立模型。

表 2 猪体尺与体质量相关系数						
Table 2 Correlation between pig body mass and bodysize						
	体质量 Body mass	体长 Body length	体宽 Body width	体高 Body height	臀宽 Hip width	臀高 Hip height
体质量 Body mass	1.000	—	—	—	—	—
体长 Body length	0.987	1.000	—	—	—	—
体宽 Body width	0.990	0.983	1.000	—	—	—
体高 Body height	0.977	0.948	0.976	1.000	—	—
臀宽 Hip width	0.980	0.967	0.991	0.977	1.000	—
臀高 Hip height	0.956	0.917	0.961	0.987	0.969	1.000

为了对比猪体质量估测模型的精度，在 176 组数据中选取 79 组既有面积也有体尺的数据建立模型，结果如表 3 所示。与背部面积估测相比，采用逐步法多元线性回归建立的多体尺估测模型具有较高的相关系数 0.996，提高了估测的准确性。其中单因素模型表现最好的为体宽，体高和臀高较差。

由于猪只体尺之间的相关性较高^[22]，需要考虑去除自变量的共线性。对逐步法多元线性回归模型进行共线性诊断，发现逐步法多元线性回归方法建模的条件索引高于 10，自变量的共线性问题仍然比较严重，因此选择相关系数第二高的主成分一元线性建模方法。其中体尺主成分 (X) 计算公式如下：

$$X = 0.968x_1 + 0.987x_2 + 0.973x_3 + 0.987x_4 + 0.953x_5 \tag{2}$$

表 3 猪体质量估测模型
Table 3 Estimation models of pig mass

模型编号 Model number	方程 Equation	R^2	标准估计误差 Standard estimate error
1	$W=0.000432A-24.618$	0.981	2.168
2	$W=0.045a-37.232$	0.97	2.73
3	$W=2.065x_1-130.575$	0.982	2.152
4	$W=6.042x_2-98.963$	0.987	1.798
5	$W=2.421x_3-220.616$	0.873	5.644
6	$W=6.752x_4-118.242$	0.972	2.643
7	$W=5.675x_5-246.655$	0.819	6.754
8	$W=1.201x_1+1.547x_2+1.069x_3-147.578$	0.996	1.071
9	$W=0.000006733A^{1.314}$	0.984	0.025
10	$W=0.000148a^{1.109}x_3^{1.115}$	0.985	
11	$W=0.000000001455a^2+0.000361a-16.128$	0.981	2.173
12	$W=0.937X-169.013$	0.991	1.526
13	$W = \sum_{i=1}^l \omega_i \exp(-\frac{\ x_p - c_i\ ^2}{2\sigma_i^2})$	0.974	

注: W 为估测猪体质量, kg; A 为猪体背部图像面积, 像素×像素; a 为猪体背部实际面积, cm^2 ; $x_1 \sim x_5$ 分别为体长、体宽、体高、臀宽、臀高, cm; X 为体尺主成分; l 为隐含层维数; ω_i 为第 i 个隐含层神经元到输出神经元的权值; $\|x_p - c_i\|$ 为欧式范数; c_i 为网络隐含层节点中心; σ_i 为径向基函数方差。

Note: W is estimated pig mass, kg; A is pig back image area, pixel×pixel; a is pig back area, cm^2 ; $x_1 \sim x_5$ is body length, body width, body height, hip width, hip height respectively, cm; X is principal component of pig bodysize; l is number of hidden layer; ω_i is output mass of the i th hidden layer neuron for output neuron; $\|x_p - c_i\|$ is Euclidean norm; c_i is neuron center of hidden layer; σ_i is variance of radial basis function.

主成分一元线性建模的预测值和真值的相关系数 R^2 为 0.991, 如图 6 所示。但残差并非为随机分布, 而是呈现两头大中间小的趋势, 线性建模方法不能较好地拟合猪体质量增长曲线, 有文献表明猪的体质量随时间呈现 S 型曲线增长的规律^[27], 因此考虑采用曲线回归的方法来建立模型。

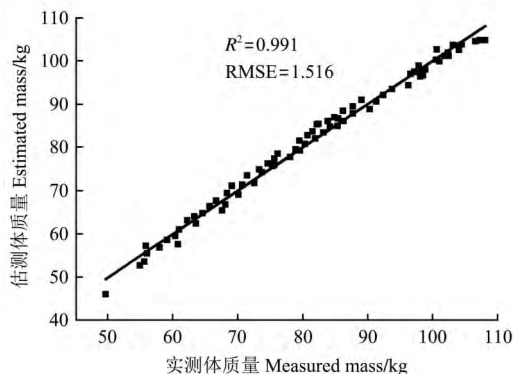


图 6 主成分的一元线性建模结果

Fig.6 Results of unary linear model using principal component

由表 4 可见, 曲线回归模型中, 二次、三次、幂、S 模型的 R^2 为最高, 其中幂回归的估计值的标准误差最小, 而且残差也呈随机分布, 故推荐采用主成分 (X) 的幂模型估测猪体质量 (W), 公式如下:

$$W=1.818 \times 10^{-6} X^{3.15} \quad (3)$$

表 4 主成分的曲线回归模型
Table 4 Curve regression models of principal component

建模方法 Method	R	R^2	调整 R^2 Adjusted R^2	估计值的标准误差 Standard error of estimate
对数 Logarithmic	0.993	0.986	0.986	1.877
倒数 Inverse	0.990	0.979	0.979	2.285
二次 Quadratic	0.997	0.994	0.994	1.188
三次 Cubic	0.997	0.994	0.994	1.188
复合 Compound	0.997	0.993	0.993	0.017
幂 Power	0.997	0.994	0.994	0.015
S S-curve	0.997	0.994	0.994	0.016
增长 Growth	0.997	0.993	0.993	0.017
指数 Exponential	0.997	0.993	0.993	0.017

2.2 模型验证

使用剩下 97 组体尺数据进行模型验证, 估测结果的相对误差如图 7 所示, 估测质量和实测值的相关系数为 0.998, 相对误差多数在 4% 以内, 平均相对误差为 2.02%。猪体质量的估计效果较好。

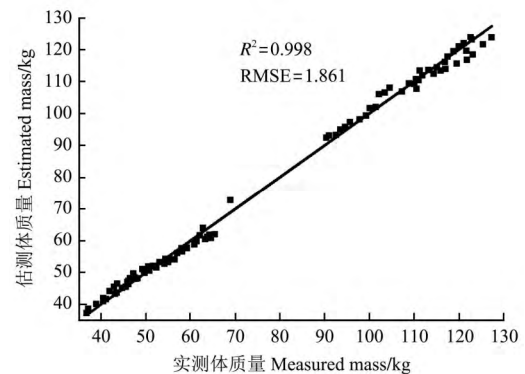


图 7 97 组数据的估测猪体质量结果

Fig.7 Result of estimated mass from 97 group data

2.3 现场验证结果

采用 2014 年 6 月 25 日和 7 月 2 日测量的 24 组猪体尺和质量数据验证估测模型, 猪体质量的估测值均大于实测值。猪个体估测体质量平均相对误差为 2.26%, 标准差为 1.78%; 平均绝对误差为 2.08 kg。估测值与真值的回归曲线如图 8 所示, 相关系数为 0.970, 猪体质量估测效果较好, 结果优于使用背部面积估测猪体质量的相关系数 (0.962) 和相对误差 (2.5%)^[28], 平均绝对误差优于面积体高结合方法 (4.6 kg)^[29]。

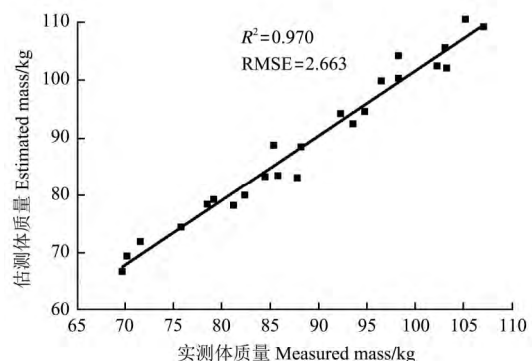


图 8 猪体质量估测值与真值估测回归曲线

Fig.8 Regression curve of estimated pig mass and measured mass

3 讨 论

体高和臀高的单体尺估测模型精度较差, 这可能是由于人工测量时猪体姿势晃动, 造成的测量误差。其实除了体高和臀高, 其他模型的精度都达到了可以用来估测猪体质量的水平。在机器视觉测量中, 如果有某个个体尺未能成功检测, 可以考虑采用单体尺的估测模型来估测猪体质量。

由于多个体尺的共线性问题比较严重, 单纯的进入法并不能完全解决, 还需要借助主成分分析的方法。不同时期的猪体质量增长速率不同, 所以主成分的一元一次回归模型的残差存在不均匀的情况, 采用曲线回归也较好的解决了该问题。

使用猪场测量体尺和质量数据验证估测模型, 估测精度高于使用背部面积估测猪体质量的方法, 猪体质量估测绝对误差小于面积体高结合的方法。因为猪体是三维不规则物体, 体积难以测量, 通过一维体尺建立的模型难以精确的描述猪的三维体积。最理想方法是用较多参数准确的描述猪体体积, 这种方法显然难以实现。因此本文采取了一种折中的方法, 建模参数包含了猪的长、宽、高三维的信息, 同时参数也较易自动获取, 与面积、面积体高结合的两种方法相比, 具有更多的猪的体型信息, 因此建立的猪体质量估测模型具有更高的相关系数, 获得了更高的猪体质量估测精度。

4 结 论

本研究比较了文献中基于机器视觉的猪体质量的估测模型, 汲取了前人模型的优点。选取便于使用机器视觉测量的体尺建立猪体质量估测模型。与背部面积估测相比, 用逐步法多元线性回归建立的多体尺估测模型具有更高的相关系数 0.996 和更低的估计标准误差, 提高了估测的准确性。通过主成分分析的方法解决了多个体尺共线性问题。

与多元线性模型相比, 基于体尺的主成分回归模型更符合猪的生长曲线, 残差分布均匀。使用 97 组体尺数据进行模型验证, 猪体质量估测平均相对误差为 2.02%。

使用猪场测量猪体尺和质量数据检验模型, 猪体质量估测值与真值相关系数为 97%, 相对误差为 2.5%, 优于背部面积估测模型; 平均绝对误差为 2.08 kg, 优于面积体高结合的方法。试验证明使用多个体尺的主成分回归猪体质量估测模型较为精确, 可用于机器视觉估测猪体质量的应用中。

[参 考 文 献]

- [1] Brandl Nabil, Jørgensen Erik. Determination of live weight of pigs from dimensions measured using image analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 1996, 15(1): 57—72.
- [2] 付光栋, 王杰. Acema与Osborne自动饲喂系统的使用对比分析[J]. 养殖与饲料, 2011(5): 43—45.
Fu Guangdong, Wang Jie. Comparison and analysis of using Acema and Osborne automatic feeding system[J]. Breeding and Feed, 2011(5): 43—45. (in Chinese with English abstract)
- [3] DeShazer James A, Moran P, Onyango C M, et al. Imaging Systems to Improve Stockmanship in Pig Production[M]. Silsoe: AFRC Institute of Engineering Research, 1988.
- [4] Minagawa H, Ichikawa T. Determining the weight of pigs with image analysis[J]. Transactions of the ASAE, 1994, 37(3): 1011—1015.
- [5] Wang S Y, Yang W, Winter P, et al. Walk-through weighing of pigs using machine vision and an artificial neural network[J]. Biosystems Engineering, 2008, 100(1): 117—125.
- [6] 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.
- [7] Marchant J A, Schofield C P, White R P. Pig growth and conformation monitoring using image analysis[J]. Animal Science, 1999, 68(1): 141—150.
- [8] Parsons D J, Green D M, Schofield C P, et al. Real-time control of pig growth through an integrated management system[J]. Biosystems Engineering, 2007, 96(2): 257—266.
- [9] White R P, Schofield C P, Green D M, 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] Schofield C P, Marchant J A, White R P, et al. Monitoring pig growth using a prototype imaging system[J]. Journal of Agricultural Engineering Research, 1999, 72(3): 205—210.
- [11] Tschärke M J, Banhazi T M. Growth recorded automatically and continuously by a machine vision system for finisher pigs[C]. SEAg 2011: Diverse Challenges, Innovative Solutions, Surfers Paradise, Queensland, Australia, 2011. Engineers Australia, 2011: 70—80.
- [12] 付为森, 滕光辉, 杨艳. 种猪三维预估模型的研究[J]. 农业工程学报, 2006, 22(14): 84—87.
Fu Weisen, Teng Guanghui, Yang Yan. Research on three-dimensional model of pig's weight estimating[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2006, 22(14): 84—87. (in Chinese with English abstract)
- [13] Minagawa H, Murakami T. A hands-off method to estimate pig weight by light projection and image analysis[C]. Livestock Environment VI: Proceedings of the 6th International Symposium, Louisville, Kentucky, USA, 2001: 72—79.

- [14] Minagawa H, Taira O, Nissato H. A color technique to simplify image processing in measurement of pig weight by a hands-off method[M]//Swine Housing II, Proceedings. ST Joseph: Amer Soc Agr Engineers, 2003: 166—173.
- [15] Wang Y S, Yang W, Winter P, et al. Non-contact sensing of hog weights by machine vision[J]. *Applied Engineering in Agriculture*, 2006, 22(4): 577—582.
- [16] 杨艳, 滕光辉, 李保明. 利用二维数字图像估算种猪体重[J]. *中国农业大学学报*, 2006, 11(3): 61—64.
Yang Yan, Teng Guanghui, Li Baoming. Determination of pig weight from 2D images[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2006, 11(3): 61—64. (in Chinese with English abstract)
- [17] 杨艳, 滕光辉, 李保明, 等. 基于计算机视觉技术估算种猪体重的应用研究[J]. *农业工程学报*, 2006, 22(2): 127—131.
Yang Yan, Teng Guanghui, Li Baoming. Measurement of pig weight based on computer vision[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2006, 22(2): 127—131. (in Chinese with English abstract)
- [18] 杨艳. 基于计算机视觉技术的种猪体尺和体重估算方法研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2006.
Yan Yang. Study on the Estimation of Pig's Dimensions and Weight based on Computer Vision Techniques[D]. Beijing: China Agricultural University, 2006. (in Chinese with English abstract)
- [19] Banhazi T M, Tschärke M, Ferdous W M, et al. Using image analysis and statistical modelling to achieve improved pig weight predictions[C]. *Society for Engineering in Agriculture (Australia); Agricultural Technologies In a Changing Climate: The 2009 CIGR International Symposium of the Australian Society for Engineering in Agriculture*, Brisbane, Queensland, 2009. Engineers Australia, 2009: 69—79.
- [20] Doeschl-Wilson 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.
- [21] Doeschl-Wilson 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(3): 415—427.
- [22] 付为森. 基于双目视觉的猪体尺检测与体重预估方法研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2011.
Fu Weisen. Study of Pig's Body Dimensions Detection and Weight Estimation Based-on Binocular Stereovision[D]. Beijing: China Agricultural University, 2011. (in Chinese with English abstract)
- [23] 刘同海, 李卓, 滕光辉, 等. 基于RBF神经网络的种猪体重预测[J]. *农业机械学报*, 2013, 44(8): 245—249.
Liu Tonghai, Li Zhuo, Teng Guanghui, et al. Prediction of pig weight based on radical basis function neural[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery (Transactions of the CSAM)*, 2013, 44(8): 245—249. (in Chinese with English abstract)
- [24] Li Zhuo, Luo Cheng, Teng Guanghui, et al. Estimation of pig weight by machine vision: A review[C]. *Computer and Computing Technologies in Agriculture*, Beijing, 2013: 42—49.
- [25] 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, 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)
- [26] Schofield C P. Evaluation of image analysis as a means of estimating the weight of pigs[J]. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 1990, 47(9/10/11): 287—296.
- [27] 章胜乔, 徐宁迎, 许苏宏, 等. 长白猪的生长曲线分析[J]. *浙江农业科学*, 2001, 1(1): 46—48.
Zhang Shengqiao, Xu Ningying, Xu Suhong, et al. Analysis of the growth curve of landrace[J]. *Journal of Zhejiang Agricultural Sciences*, 2001, 1(1): 46—48. (in Chinese with English abstract)
- [28] Kashiha Mohammadamin, Bahr Claudia, Ott Sanne, et al. Automatic weight estimation of individual pigs using image analysis[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 107(9): 38—44.
- [29] Kongsro Jørgen. Estimation of pig weight using a Microsoft Kinect prototype imaging system[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 109(11): 32—35.

Comparison and optimization of pig mass estimation models based on machine vision

Li Zhuo¹, Mao Taotao¹, Liu Tonghai², Teng Guanghui^{1*}

(1. College of Water Conservancy and Civil Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China;

2. Department of Computer Science and Information Engineering, Tianjin Agricultural University, Tianjin 300384, China)

Abstract: Pig's weight is an important index for farmers to monitor pig's growth performance and health. Traditional weighting brings lots of stress to animals and stockmen due to manual operation. Pig weighting based on machine vision is a non-intrusive, fast and precise approach, for it can free the farmer from heavy operational labor. The weighting system precision is assured by the estimation model. A lot of estimation models are addressed in pig weighting based on machine vision by researchers and engineers. Both independent variables and modeling approaches would influence the accuracy of estimated weight. In present work, comparison and optimization of the models were conducted, and the best model was validated in the real farm. In the first experiment, four growing pigs were raised from 30 to 124 kg. The feed was supplied *ad libitum*, and the lighting was in a 12/12 h light/dark cycle. A machine vision system was assembled and installed with two parallel cameras, an RFID (radio frequency identification devices) reader and a PC for capturing live images of pigs automatically. Using the assembled system, the pigs' back areas were measured. The head and tail of pig in each picture was cut off for pig's back area calculation. Five indexes of pig body (body length, width, height, hip width, and hip height) were measured manually every day. Linear regression, power regression, quadratic regression, principal component regression and RBF (radial basis function) artificial neural network were used to establish estimation models using the 79 sets of data. Those models were compared using the remaining 97 sets of data. The second experiment was carried out in the real farm to validate the favorable model. Five body indexes of 24 adult pigs were measured three times manually. The results of experiment station showed that all the reestablished models were suitable for pig weight estimation with varied accuracies. Linear regression model based on body sizes was the best one with a correlation coefficient (R^2) of 0.996, while the linear regression model of hip height had the least correlation. Principal component analysis was used to solve problem of collinearity among body sizes. Nonlinear regression was used to fit pig mass increasing tendency. The power regression model of the principal component fitted the increase of pig weight best and had the highest correlation coefficient (R^2) of 0.994. The average relative error of estimation weights was 2.02% compared with the 97 sets of experiment data. The correlation coefficient (R^2) and relative estimation error of individual pig were 0.970 and 2.26% respectively, better than the model using back pixel area. Furthermore, the obtained average absolute error was 2.08 kg which was less than that of the model combining area and height, which was 4.6 kg. The established estimation model of pig weight using five body indexes contained more three-dimensional information of the pig body than the model using only area and the model combining area and height. Through the model comparison using the data of experimental station and the validation in the real farm, it is proved that the power regression model of principal component is the desired one for pig weight estimation using machine vision technology.

Key words: animals; image processing; models; pig; estimating mass