



绵羊和山羊肉用性能表型鉴定研究现状与展望

李忠慧¹, 刘晨曦¹, 马为红², 邓凯平³, 陈善元⁴, 连正兴⁵, 张文广⁶, 刘志红^{6*},
李文蓉^{1*}

1. 新疆畜牧科学院生物技术研究所, 乌鲁木齐 830011;

2. 北京市农林科学院信息技术研究中心, 北京 100097;

3. 南京农业大学海门山羊产业研究院, 南京 210095;

4. 云南大学生态与环境学院, 昆明 650500;

5. 中国农业大学动物科学技术学院, 北京 100193;

6. 内蒙古农业大学动物科学学院, 呼和浩特 010018

* 联系人, E-mail: liuzh7799@163.com; xjlwr@126.com

收稿日期: 2023-02-05; 接受日期: 2023-05-16; 网络版发表日期: 2023-06-06

国家重点研发计划(批准号: 2021YFD1200901)资助

摘要 肉用性能表型特征直接决定了羊肉的产量和品质, 肉用相关性状鉴定技术的进步有助于挖掘优异肉羊种质资源, 培育优良肉羊品种, 促进肉羊遗传改良. 目前, 肉用性能表型鉴定方法多以人工测量方式为主, 存在耗时、费力、低通量等不足. 随着机器视觉、光谱成像、人工智能等前沿技术的进步, 肉用性能表型鉴定方法已向非接触式自动测量模式转变, 逐渐实现了表型高通量精准鉴定. 同时, 数据信息量大、图像算法处理复杂等问题成为智能表型鉴定方法的重要挑战. 本文主要介绍了羊肉用性能表型鉴定内容以及表型鉴定方法现状, 以期合理选用羊肉用性能表型鉴定方法提供参考.

关键词 绵羊和山羊, 肉用性能, 表型鉴定, 测量方法

随着世界人口的不断扩大, 人类对于动物蛋白的需求也随之增加, 预计到2050年, 肉类消费将增长近73%, 乳制品消费将增长58%^[1]. 其中, 羊作为重要的肉类动物蛋白来源之一, 其育种和生产目标也已随着社会发展和大众生活水平的提高, 由毛用为主转为毛肉兼用或肉用为主, 肉羊的饲养逐渐成为主流^[2].

肉用性能作为肉羊的重要经济性状, 其表型特征直接决定了羊肉的产量和品质, 选育具有体型大、生长发育快、产肉率高、肉质鲜美等优良肉用性能的肉

羊可以显著提高养殖经济效益^[1,3,4]. 肉用性能表型鉴定则是挖掘优异肉羊种质资源和培育肉羊新品种的基础, 通过表型性状鉴定能够促进对我国肉羊种质资源多样性、本底性的系统认知, 构成优良品种选育的动力^[5]. 然而, 在肉用性能表型鉴定过程中, 传统鉴定方法多为人工手动测量, 在面对数量庞大的待测群体时, 这种低通量的测量方式无疑会消耗大量的人力、物力且测量数据准确性较低, 极大制约了肉羊品种培育和改良的工作进程. 因此, 改善并提高肉用性能表型鉴

引用格式: 李忠慧, 刘晨曦, 马为红, 等. 绵羊和山羊肉用性能表型鉴定研究现状与展望. 中国科学: 生命科学, 2023, 53: 989–1001

Li Z H, Liu C X, Ma W H, et al. Phenotypic identifications of meat performance for sheep and goats (in Chinese). Sci Sin Vitae, 2023, 53: 989–1001, doi: 10.1360/SSV-2022-0294

定的方法和效率是加快肉羊品种培育和改良的迫切需求。

近年来, 基于视觉成像技术^[6,7]、高光谱成像技术^[8,9]等智能表型检测设备的开发与应用, 形式多样的智能化、高通量等新方法不断涌现, 极大地推动了羊育种技术的发展。在肉用性能表型鉴定方法上, 传统的人工手动测量逐步向机器视觉、人工智能方向转变, 部分肉用性状也由主观评判逐步转变为机器检测, 检测结果也以数据量化的形式呈现。同时, 伴随表型鉴定方法的革新, 推动了育种工作从基本的表型相关性分析逐步向育种值估计^[10,11]、基因组选择^[12,13]、分子标记辅助育种^[14,15]方向发展。而表型鉴定作为育种工作的重要基础, 其鉴定效率与准确性制约着育种工作进程。尽管新的智能表型鉴定方法已开发使用, 但在使用便捷性以及经济成本等方面依然存在不足。因此, 目前仍需根据育种目的和研究目标, 结合表型鉴定内容、鉴定对象以及操作环境等因素, 合理选择肉用性能表型鉴定方法以提高表型鉴定效率。本文将对羊肉用性能表型性状鉴定方法研究现状进行介绍, 以期合理选用和改进羊肉用性能表型鉴定方法提供参考。

1 羊肉用性能表型鉴定内容

肉用性能作为肉羊的重要经济性状, 其表型性状的鉴定应与养殖经济效益和生产经济效益密切相关, 一般包括生长发育性状、肥育性状、胴体性状和肉质性状(表1)。此外, 繁殖性状、健康状况等也被认为是肉用性能研究内容, 但在大部分情况下这两类性状分别主要从多胎繁育和动物福利角度等开展研究。关于肉用性能关注更多的是以下四类性状: (i) 生长发育性状是指不同年龄阶段的体重和体尺性状, 是反映肉

羊生产能力的重要指标。通过对早期生长阶段体重和体尺的表型测量数据进行分析有助于预测、评估不同肉羊品种的产肉能力, 同时也有助于合理制定各阶段肉羊生长发育的参考标准。(ii) 肥育性状是指肉羊在育肥养殖过程中的增重情况和饲料利用率情况。肉羊增重快、耗料少、胴体品质优良、饲养成本低和经济效益高是育肥养殖的最终目的。(iii) 胴体性状是指肉羊屠宰后的产肉能力, 是对肉羊生长育肥效果的直接反映, 是衡量家畜肉用经济价值的重要指标^[16]。(iv) 肉质性状是指肉的外观、口感、风味和营养价值等有关物理和化学特性的综合性状。随着人类生活水平的提高, 营养健康、肉质鲜美的羊肉更受消费者的喜爱, 因此, 除了培育生长速度快、产肉率高的肉羊以外, 优异的肉质性状也已作为羊肉用性能改良的重要内容。

2 肉用性能表型鉴定的传统方法

肉用性能表型鉴定主要涉及体重测量、体尺测量、胴体测量和肉品质检测等。传统鉴定方法多以人工测量的方式进行^[17~21]。(i) 体重测量主要通过人为辅助和围栏固定的方式, 使羊只处于静止、稳定的状态, 通过杆秤、台秤或地秤进行称重; (ii) 体尺测量要求受测羊只在坚实平坦的地面端正站立, 通常需要一人将其固定, 另一人使用皮尺、卷尺、测杖等测量工具对其体高、体长、胸围、胸宽、胸深等表型进行测量; (iii) 胴体性状测量是将待测羊只屠宰后, 将胴体不同部位分割后进行称重、测量。其中, 胴体脂肪含量值(GR值)、背膘厚和眼肌面积则是使用游标卡尺测量, 眼肌面积还可通过使用硫酸纸描绘眼肌横断面轮廓图计算。(iv) 肉品质检测的传统方法中, 多以人为主观评价为主。例如, 通过试吃、品尝的方式评价肉质

表1 羊肉用性能表型测定内容

Table 1 Phenotypic measurements of meat performance in sheep and goats

测定性状	具体测定内容	参考来源
生长发育性状	初生重、3月龄重(断奶重)、6月龄重、12月龄重、18月龄重、24月龄重、日增重及各年龄阶段的体尺性状, 如体高、体长、尻尖高、腰高、胸围、胸宽、胸深、腰角宽、十字部高、管围、腹围、臀端宽	[17~21]
肥育性状	肥育始重、肥育末重、育肥期平均日增重、饲料利用率	
胴体性状	屠宰前体重、胴体重、屠宰率、净肉率、胴体净肉率、胴体脂肪含量值(GR值)、瘦肉率、背膘厚、眼肌面积、肉骨比、尾脂重	
肉质性状	肉色、脂肪颜色、大理石纹、系/失水力、贮藏损失、pH、膻味、嫩度/剪切力、熟肉率	

风味、嫩度,通过参照标准比色卡对肉类色泽、脂肪颜色进行赋分评价等.此外,还可借助pH计、嫩度计或物理化学方法对肉质的风味口感、失水力、贮藏损失等性状进行测定.

以上肉用性能表型鉴定传统方法在面对数量较少的待测群体时,可在短时间内完成性状的表型鉴定,但面对数量庞大的待测群体时,则暴露出工作量大、测量效率低、测量准确性差等问题,难以高效准确完成性状的表型鉴定.另一方面,在体重、体尺性状测量过程中,羊只保定困难将消耗大量人力、物力,且测量人员与羊体的直接接触会造成羊的应激反应、增加人畜共患病传播风险^[22,23].此外,通过屠宰测定的胴体性状数据准确性可能会受到屠宰人员解剖手法熟练程度的影响,并且以屠宰方式获得胴体产肉性能数据会对拥有优异肉用性能羊只的选留选育产生影响;同样地,以人为主观评价作为肉质性状鉴定的主要方式也会因不同鉴定人员的主观评判标准不同而造成鉴定数据差异性较大.因此,开发非接触式、活体检测、表型量化的数字化智能新技术、新方法对于提高羊肉用性能表型鉴定效率与准确性具有十分重要的意义.

3 肉用性能表型鉴定的智能检测技术

尽管传统肉用性能表型鉴定方法易于操作、成本低,但其局限性在于耗时、费力,无法在短时间内精准完成群体表型的大量测定.因此,智能表型检测技术在解决表型鉴定通量与准确性等方面得到开发与应用,是畜牧业智能化发展的重要方向之一.现已有针对体重、体尺、胴体组成成分、肉品质等表型性状的智能检测技术,这些技术为畜牧业智能化发展带来了新的生机.

3.1 智能称重分栏系统

智能称重分栏系统是对家畜各阶段生长情况进行智能测定的先进设备,减少了测量人员与羊只的直接接触,且测量数据由测定系统自动记录,有助于在规模化养殖场中对不同生长阶段的羊只进行快速称重和群体分栏,实现养殖过程的智能精细化管理^[24,25].智能称重分栏系统主要由机械部分和电气部分组成(图1)^[25,26].机械部分包括入口门、阻隔门、分栏门和称重栏;电气部分包括可编程控制器(programmable logic

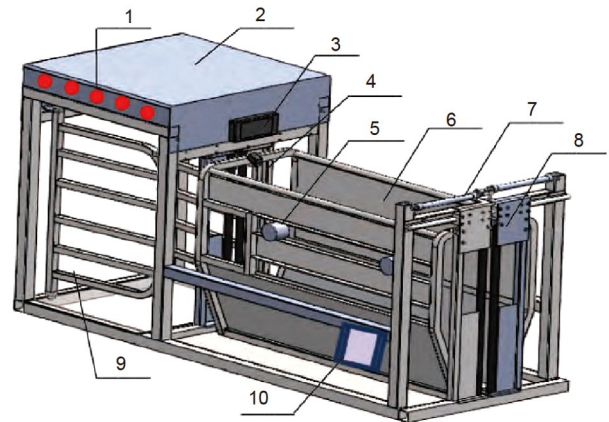


图 1 羊只智能称重分栏系统结构图(引自文献^[25], 已获得版权许可) 1, 功能按钮; 2, 内置控制系统; 3, 触摸屏; 4, 阻隔门; 5, 红外光电传感器; 6, 称重栏; 7, 气缸; 8, 入口门; 9, 分栏门; 10, 耳标阅读器

Figure 1 Diagram of the intelligent sheep weighing and grouping system (adapted from ref. ^[25] with copyright permission). 1, function button; 2, built-in control system; 3, touch screen; 4, barrier door; 5, infrared photoelectric sensor; 6, weighing frame; 7, cylinder; 8, entrance door; 9, fence gate; 10, ear tag reader

controller, PLC)控制系统、气力驱动系统、称重传感器、光电传感器、耳标阅读器和触摸屏.此外,在系统入口处可连接使羊群有序排队的通道,出口处的分栏门同样可连接通道至羊圈以便羊群按体重有序分群.该系统的使用流程是:(i)羊群在入口处连接的通道有序排队,PLC作为核心控制器接收羊只进入称重栏的传感信号以控制入口门和阻隔门的开关,一次一只羊进入称重栏,并由连接至系统的无线射频识别器读取羊只耳标信息;(ii)称重栏设计为上宽下窄的结构以限制羊只自由活动,称重栏底部安装有高精度称重传感器,当称重系统监测到羊只重量稳定时,触摸屏显示并记录羊只个体号和体重数据;(iii)羊只信息记录完毕后阻隔门开启,并根据羊只体重数据打开相应的分栏门以实现分群管理.此时一只羊的称重分栏完成,系统将继续循环上述操作,完成待测羊群的称重分栏.

智能称重分栏系统实际应用过程中在保证羊只稳定通过称重栏的情况下,即可获得准确性较高的称重数据.González-García等人^[24]运用与上述系统原理类似的智能称重系统(walk-over-weighing, WOW)对137只母羊共计209条测量记录进行统计分析发现,传统测量值与系统测量值的决定系数在0.95以上,测量准

确性极高。孙建英等人^[25]对不同大小杜波羊进行称重后, 实际测量值与智能称重测量值数据差异不显著($P=0.41$), 相对误差范围一般 $<1.2\%$, 平均相对误差值为 0.71% 。需要注意的是, 在开展正式的体重测定之前让待测群体熟悉并自然行走通过该系统, 将有助于大规模群体的称重分群。

3.2 机器视觉技术体尺测量

机器视觉技术是一门涉及计算机科学、人工智能、图像处理、数学分析、模式识别等领域的学科, 目前已在医学、制造工业、农业、畜牧业等领域得到广泛应用^[27-29]。机器视觉体尺测量技术是利用计算机视觉原理, 通过摄像头采集待测羊只的图像, 对图像进行深度分析和处理后提取羊只轮廓及其特征点(图2), 从而计算出羊体征轮廓的面积、体高、体长、体宽、胸深等体尺数据, 从而实现基于图像处理的体尺数据预估^[30-33]。实现了羊只体尺表型性状的无接触、高通量测量。基于机器视觉的羊只体尺测量装置与羊只智能称重分栏结构类似, 该装置在羊只限位栏处增设了拍摄相机以用于采集待测羊只图像信息。机器视觉体尺测定工作流程主要包括^[6]: (i) 图像数据采集。

测定环境背景尽量保证简洁, 当待测羊只进入测定栏时, 位于测定栏的摄像机会拍摄采集羊只图像, 并通过无线射频识别器读取羊只耳标信息; (ii) 羊只轮廓提取。对拍摄获得的原始图像进行去噪、增强等处理, 然后对图像进行分割以从背景图片中提取出待测羊只个体的轮廓图; (iii) 特征点识别。通过数学及统计学构建的模型方法对图形特征自动处理和判断, 借助羊只个体轮廓图的纹理特征、形状特征及空间关系特征来识别羊只体尺测量特征部位并做出标注; (iv) 体尺计算。根据匹配实际像素比例关系, 通过不同的特征点位置计算羊只体尺性状表型数据。

通过运用机器视觉体尺测量技术, Khojastehkey等人^[32]对158只新生羔羊的体尺性状进行测量, 人工与机器算法测量的相关系数为 0.88 。Qin等人^[34]对332只乌珠穆沁羊体尺相关性状进行测量, 其与人工测量值的误差范围为 $4.51\% \sim 14.95\%$; Zhang等人^[35]对27只母羊的体尺性状进行测量, 其与实际测量值平均相对误差均在 4.45% 以内; 此外, 在猪^[36,37]、牛^[38,39]中, 机器视觉体尺测量技术也得到开发应用, 与传统测量方法相比同样具有较高的准确性。

以上介绍的机器视觉体尺测量方法所形成的图像

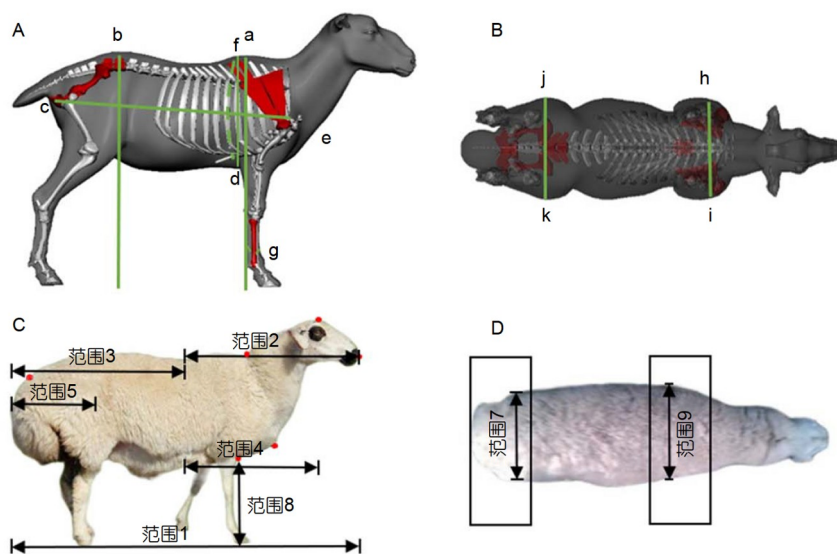


图2 羊只体尺人工测量位点示意图(A和B)和机器视觉特征点提取范围(C和D)(引自文献^[34], 开放获取)。A和B: 羊只体尺测量位点示意图(体高: a→地面; 体斜长: c→e; 胸深: a→d; 胸围: f→f; 管围: g→g; 十字部高: b→地面; 体宽: h→i; 尻宽: j→k); C和D: 羊只体侧和背部体尺特征点识别范围

Figure 2 Feature point location for the manual measurement (A and B) and pickup range of the machine visual feature point (C and D) (adapted from ref. ^[34], open access). A and B: Location of the body-scale data measurements on the sheep (height at withers: a→ground; body slanting length: c→e; chest depth: a→d; chest circumference: f→f; shank circumference: g→g; hip height: b→ground; shoulder width: h→i; rump width: j→k); C and D: range of lateral and dorsal body-scale points measured on sheep

为二维视觉图像, 可完成待测羊只长、宽、高相关的直线体尺性状测量. 对于围度相关的体尺性状, 如胸围、管围、腹围等, 则需应用数据统计方法建立基于平面数据的围度类参数的拟合, 或通过立体成像技术从不同视角获取羊只特征点以用于体尺测量^[40]. 目前, 随着三维重建技术和深度相机的开发进步, 基于三维视觉点云技术的反刍动物体尺非接触高通量测量系统(图3)已开发应用^[41-43]. 该测量系统利用深度相机采集待测个体上方、左侧和右侧三个视觉维度的点云数据, 当待测个体自然走过架有该系统的通道时三维点云数据即被采集, 并自动对待测个体进行三维重建与体尺计算^[44], 可测体尺指标包括体高、体宽、体斜长、胸围、腹围、管围等. 对奶牛^[45]、肉牛^[46,47]、猪^[48]进行三维点云体尺测量统计分析发现, 其与实际测量值的平均相对误差范围均在10%以内. 羊的三维点云体尺测量由于大部分羊品种具有较厚的毛被而影响体尺测量点的提取^[49], 给机器视觉图像处理算法带来更大的困难, 因此该技术在羊物种中仍处于早期研究阶段.

综上所述, 相较于二维视觉成像技术, 三维点云技

术在家畜图像可视化效果和体尺测量准确性方面表现更好, 但三维点云数据采集量大, 图像处理算法更为复杂、计算时间较长^[50], 二维视觉图像处理算法则较为简单, 目前更易于推广使用. 后续通过对基于机器视觉的体尺测量技术在体尺特征点提取、算法处理以及在不同物种中的算法模型选择等方面不断完善优化, 开发基于多视觉角度的非接触式体尺测量系统, 将更有助于对拥有优异生长发育性状的个体进行选留培育.

3.3 B超活体扫描背膘厚度和眼肌面积

B超的工作原理是利用探头经压电效应发射高频超声波透入机体组织产生回声, 回声又被探头接收变成高频电信号后传送给主机, 经处理后于屏幕上显示出检测点不同部位回声灰色阴影的横截面图像. 由于B超能够无损伤、快速、直观、准确地显示出待测个体检测位点的实时图像, 且设备成本低、操作便捷不受检测场地限制, 在生产实践中已可替代传统方法, 广泛应用于家畜背膘厚度和眼肌面积的活体检测^[51,52]. 然而, 在实际B超活体检测时, 操作人员的熟练

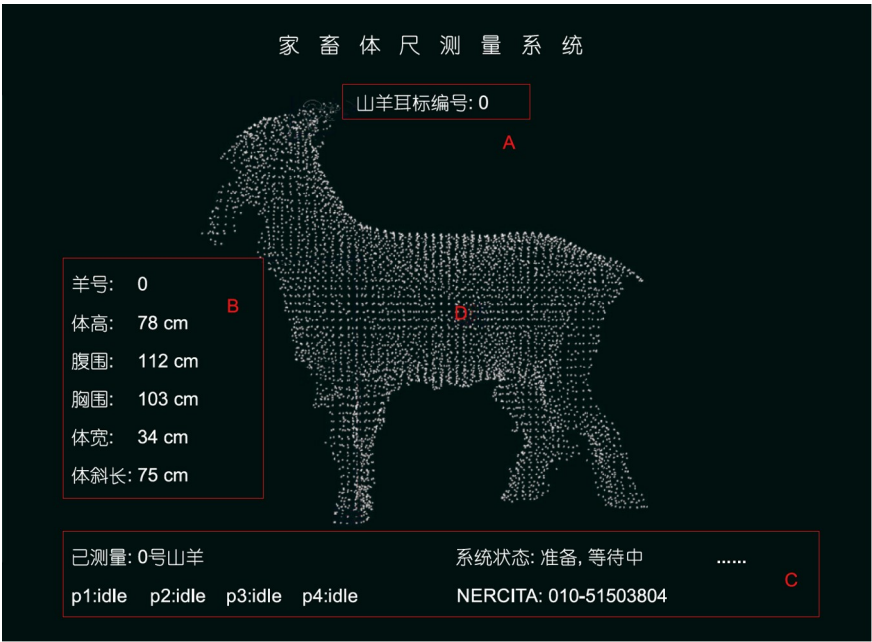


图3 反刍动物体尺非接触自动测量系统主界面. A区域: 显示最新采集到动物的耳标编号; B区域: 显示已经完成测量的体尺信息; C区域: 系统运行状态提示; D区域: 显示动物的三维重建点云形态

Figure 3 Interface of the noncontact automatic measurement system for determining the ruminant body size. Region A: Latest collected animal ear tag number; Region B: body size information that has been measured; Region C: prompt for system operation status; Region D: three-dimensional reconstructed point cloud shape of the animal

程度不同, 对于测定部位的准确选择和仪器设备的准确使用有所差异, 以及家畜站立姿势对测定的影响, 均会导致检测结果与实际值存在一定差异^[53]。因此, 在使用B超活体检测时需要操作人员拥有熟练的测定经验。

使用兽用B超仪测定背膘厚和眼肌面积操作过程如下所述^[54]。(i) 羊只保定: 利用保定架保定羊只, 使其自然放松站立、保持背腰平直的姿势; (ii) 测定部位羊毛清理: 使用剃毛推清理待测位点被毛及杂质, 保证待测位点被毛长度不超过1 cm; (iii) 涂抹耦合剂: 在已剃毛的“十字形”待测位点和B超探头处均匀涂抹耦合剂(最佳使用温度27℃); 若没有耦合剂可使用植物油代替; (iv) 背膘厚度和眼肌面积的测定: 将探头及测量模平行放置于羊只倒数第1和第2肋骨间, 使测量模与检测点垂直密接, 防止存在空气影响图像质量。扫描过程可以从羊只左右两侧进行。观察并调节屏幕影像, 使对比度、增益度适宜, 尽量使近场增大, 远场减小, 获得理想影像时即冻结影像。然后使用相关的测量软件对眼肌面积进行实时测量(图4), 并加注检测基础信息(如测量时间地点、羊号等)。最后对图片进行存储。

3.4 计算机断层扫描活体评估胴体性状

计算机断层扫描(computed tomography, CT)是一种无损伤的三维成像技术, 其在不损伤待测物体的情况下利用X射线扫描物体获取横截面的断层图像。该装置主要包含扫描部分(包括X线管、探测器和扫描架)、计算机系统和图像显示存储系统三部分^[55,56]。CT

活体检测家畜胴体性状的原理及主要过程为^[57~59]:

(i) X射线作为投射源环扫待测个体, 由于家畜的肌肉、脂肪、骨骼等不同部位的组织结构和密度大不相同, X射线在不同组织中的透过吸收率不同, 因此会发生不同强度的信号衰减; (ii) 探测器接收从待测个体穿透过的不同强度的X射线, 并将其转换为数字信息输入计算机进行处理; (iii) 计算机根据接收到的数字信息, 经数字/模拟信号转换后用黑白不同的灰色等级形成显示CT扫描图像。之后可利用不同软件将待测个体扫描所得的每一幅CT图像组合为立体图像, 重现待测个体的胴体形态。由此, 可通过CT技术获得待测个体的肌肉、脂肪、骨骼等胴体组成成分情况, 进而计算出净肉率、脂肪含量、肉骨比等, 并可通过断层扫描图计算眼肌面积、背膘厚等胴体性状, 实现胴体性状的活体检测。

目前, CT用于评估家畜胴体性状的研究、应用主要集中在欧洲。相较于其他胴体性状测定方法, CT被认为是测定准确性较高的检测技术^[60~65]。利用CT技术有助于在活体水平对待测个体的胴体组成成分进行详细的评估, 避免了由屠宰测定造成的损失和环境污染, 可实现优异表型性状个体的选留培育, 发挥其种用价值。但是, 在实际应用过程中CT活体检测需对待测个体进行麻醉处理, 以保证其在测定过程中处于安静状态, 否则CT图像质量会受到动物强烈呼吸和肌肉收缩等原因产生大量噪声, 影响数据分析准确性^[66]。而对待测个体测量前的麻醉处理无疑是一项耗时、费力的工作, 不利于表型的高通量鉴定。此外, 复杂的图像处理分析方法、昂贵的设备购买使用成本, 导致CT技

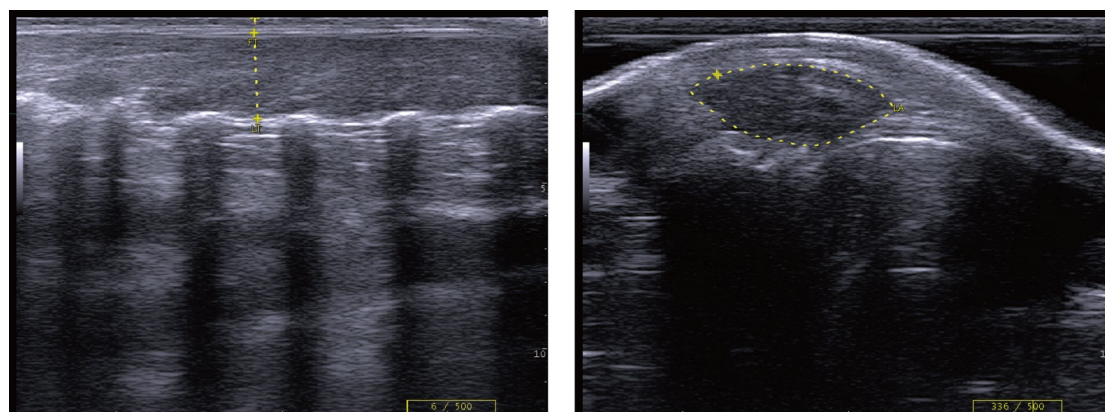


图4 羊的背膘厚度(左)和眼肌面积(右)超声图像

Figure 4 Ultrasound images of the backfat thickness (left) and eye muscle area (right) of a sheep

术在我国家畜育种中的应用仍处于早期探索阶段, 仍需进行大量的研究以逐渐完善其在我国育种工作中的作用。

3.5 高光谱成像技术检测肉品质

高光谱成像技术是一种基于多窄波段的图像数据技术, 将成像技术与光谱技术有效结合, 同时获取探测目标的二维图像信息和一维光谱信息, 形成连续、窄波段的图像数据^[67]。高光谱成像系统主要由光源、高光谱相机、移动平台和计算机组成, 光谱范围覆盖了紫外(波长200~400 nm)、可见光(波长400~760 nm)、近红外(760~2560 nm)以及波长大于2560 nm的区域^[68]。该技术基于待测样品化学成分和物理特征的不同, 根据样品在特定波长下吸收度、分散度、反射率以及电磁能量等光谱信号的差异, 对样品进行定性或定量分析, 是一种对完整样品无损检测的技术, 具有无接触、高通量、对检测环境和人员专业能力要求宽松等优势, 还具有图谱合一、分辨率高、模型多样等特点^[69]。目前, 已在猪^[70]、鸡^[71]、牛^[72]、羊^[73]等畜禽肉品质检测中得到较为广泛的应用。检测内容包含肉质颜色、嫩度、pH、系水力、大理石纹、肉类掺假, 以及与肉品质食用安全相关的微生物检测、总挥发性盐基氮(total volatile basic nitrogen, TVB-N)检测、硫代巴比妥酸(thiobarbituric acid, TBA)检测等, 且测量值与传统测量值相关系数大约在0.7~0.99之间^[8,72], 检测准确性较高, 达到了对肉品质高效无损检测和指标量化的目的。

目前, 用于肉品质检测的高光谱成像仪器主要分为两类, 一类为台式系统, 适合在实验室环境下测定肉品质; 一类为工业分析系统, 该系统通常为定制的集成系统, 适合在肉类加工生产条件下在线测定肉品质。然而, 要实现肉品质的在线检测, 需要制造光谱扫描更快、分辨率更高、性能更稳定的高光谱仪。同时应用的模型和算法也限制了肉品质检测的准确性, 需要收集足够的具有代表性的肉类数据, 进一步完善和优化算法模型。

4 展望

肉用性能表型性状鉴定工作是挖掘优异肉羊种质资源和培育肉羊新品种的前提和基础。多年来, 我国研

究人员开展了大量的肉羊品种培育和改良工作, 制定了肉用性能表型性状测定标准, 为培育生长发育快、产肉率高、肉品质好的优良肉羊品种提供了技术保障。然而, 由于在生产过程中的操作过于繁琐且不固定, 肉用性能的表型鉴定工作在开展过程中仍以人工测量方式为主, 无法达到表型的高通量精准鉴定(表2), 影响了肉羊品种培育和改良工作进程。因此, 肉用性能的表型鉴定可考虑从以下四个方面不断完善。

4.1 完善和推广智能检测技术的应用

畜牧业智能化发展, 是养殖企业精细化管理的发展趋势, 也是提高畜禽肉用性能表型鉴定的重要手段。目前, 用于鉴定肉用性能表型性状的智能检测设备已开发应用。其中, 兽用B超仪作为活体检测设备由于具有成本低、便于携带、易于操作、检测过程耗时短、检测结果直观等特点, 是最早被广泛应用于检测家畜背膘厚和眼肌面积的智能检测设备。随后, 机器视觉成像、高光谱成像、断层扫描等智能检测技术逐渐开发应用于体尺测量、胴体测量、肉质检测等, 这些技术在肉用性能表型鉴定时可展现出高通量精准测定、非接触式测量、活体检测、表型量化等优点。但总的来说, 智能检测技术仍处于前期研究开发阶段, 研究结果大部分是基于群体数量较少的测量数据, 暂不能真正反映出智能检测技术在大规模群体中的适用性, 且这些设备的使用大多涉及复杂的计算机图像提取处理、算法分析等过程, 不同的分析方法对于数据准确性也会产生较大影响。针对不同品种的表型测定, 算法模型也需作出相应调整。因此, 相较于已广泛使用的B超仪, 这些智能检测设备在使用便携性、操作可及性方面仍有所欠缺, 并且设备价格昂贵不利于推广使用。因此, 今后需针对这些智能检测设备不断完善设备性能、优化算法模型, 在大量的参考群体中反复检测使用, 提高设备使用便捷性和测定数据准确性, 并形成相应的检测标准, 才能“以点及面”, 在规模化大型养殖场中逐步推广使用。

4.2 挖掘和筛选易于活体检测的肉用性能表型性状

肉用性能中的胴体性状是指肉羊屠宰后的产肉能力, 是衡量家畜经济价值的重要指标。传统表型鉴定方法中关于胴体性状的测定均是在屠宰后进行, 这无疑会对拥有优异肉用性能羊只的选留选育产生影响, 而

表 2 肉用性能表型检测方法对比

Table 2 Comparison of phenotypic identification methods for assessing meat performance

方法	表型检测设备/工具	测量性状	测量形式	测量速度	准确性 ^{a)}	优点	缺点	参考文献
新方法	智能称重分栏系统	活体重相关性状	非接触式测量	较快, 羊只需在称重栏停留	+++	自动记录数据信息, 根据测量体重自动分栏	羊只前期需熟悉称重设备	[24,25]
	机器视觉技术	二维 直线体尺性状	非接触式测量	较快, 羊只需在测定栏停留	++	无损检测, 二维数据收集	毛长厚度影响测量准确性, 围度相关体尺性状无法直接测量	[32~35]
		三维 体高、体宽、体斜长、胸围、腹围、管围	非接触式测量	较快, 羊只自然行走通过测定架	++	无损检测, 三维点云数据收集	毛长厚度影响测量准确性, 数据量大, 图像处理算法复杂	[44~49]
	B超	眼肌面积、背膘厚	活体检测	较慢, 逐只测量	+++	无损检测, 操作便捷, 已成熟应用	测量准确度受操作人员熟练程度和羊只站立姿势影响	[51~54]
	计算机断层扫描	胴体组成成分	活体检测	慢, 逐只测量	+++	无损检测, 避免了由屠宰测定造成的损失和环境污染	设备昂贵, 图像算法处理复杂, 对待测羊只需麻醉处理	[57~59, 61~66]
	高光谱成像技术	肉品质性状	屠宰后光谱测定	较快, 完整样品测量	+++	无损检测、指标量化	图像算法处理复杂	[8,70~73]
传统方法	杆秤、台秤或地秤	体重性状	人为辅助测量	很慢, 逐只测量	传统测量值作为机器测量的参考值	测量可操作性强, 成本低	羊的应激反应, 人畜共患病传播风险大	[17~21]
	皮尺、卷尺、测杖等	体尺性状	人工测量				需屠宰后测定	
	游标卡尺	GR值、背膘厚、眼肌面积	人工测量				人为主观因素较大	
	人为主观评价	肉色、脂肪颜色、大理石纹、膻味	屠宰后人工测定				检测过程繁琐	
	pH计、嫩度计或物理化学方法	系/失水力、贮藏损失、pH、嫩度/剪切力、熟肉率	屠宰后人工测定					

a) +++: 高; ++: 较高

通过活体检测肉用性能表型性状则将有效避免这一问题. 已有研究发现, 家畜胸腰椎数可发生遗传变异, 且胸腰椎数与胴体长度和胴体重成正相关, 拥有多胸腰椎数的家畜个体表现出更佳的产肉性能^[74~76]. 目前, 可利用便携式X光机, 从家畜的体侧位进行拍摄, 获得家畜的胸椎与腰椎X光片, 用于分别计数胸椎数目和腰椎数目, 实现活体检测家畜胴体性状的目的. 因此, 挖掘和筛选更多易于活体检测的肉用性能表型性状将更有助于保留优异种质资源.

4.3 加强分子标记在表型鉴定中的应用

表型性状是由基因型和环境共同决定的, 而在规

模化养殖条件下, 基因型则对表型性状起到了决定性的作用. 拥有优异肉用性能表型性状的个体/品种往往在基因型上与其他个体/品种存在显著差异. 随着基因组测序技术和生物信息学分析方法的进步, 这些影响表型差异的关键基因或变异位点被鉴定出来, 并作为分子标记用于品种选育, 特别是对于客观检测繁琐、测定成本高的表型性状而言, 建立快捷、准确的分子标记检测方法对开展种羊评定和选择尤为重要. 因此, 借助分子标记辅助育种技术将基因型与表型数据相结合, 运用多组学技术手段对优异个体的表型特征进行基因组育种值评估, 进而推动优异肉用性能肉羊个体/品种的选留和培育.

4.4 规范表型鉴定技术体系和建立数据信息共享平台

规范化和共享化是种质资源研究的发展趋势,也是开展规模化种质资源精准鉴定的重要前提。目前,我国已针对羊肉用性能表型鉴定制定了相关规程和标准,涉及多种表型性状,但在实际生产测定过程中很难做到将所有表型性状进行测量,且不同研究者因此选择的测定内容也有所不同。因此,在育种过程中

应确定能够满足动物育种使用的核心共性表型鉴定内容,以特异表型鉴定内容作为补充。同时,统筹兼顾成本、通量及精准度,充分结合传统方法与新技术,确定适用于不同品种的肉用性能表型鉴定方法及流程,规范肉用性能表型鉴定评价技术体系。并通过建立肉用性能表型鉴定数据共享平台,收集不同品种肉羊表型数据,为优异肉羊种质资源挖掘和利用提供参考。

参考文献

- Halachmi I, Guarino M, Bewley J, et al. Smart animal agriculture: application of real-time sensors to improve animal well-being and production. *Annu Rev Anim Biosci*, 2019, 7: 403–425
- Li F D, Wang W M, Le X P, et al. The past, present, and future of meat sheep breeding industry (in Chinese). *China Anim Ind*, 2021, 13: 29–33 [李发弟, 王维民, 乐祥鹏, 等. 肉羊种业的昨天、今天和明天. *中国畜牧业*, 2021, 13: 29–33]
- Matarneh S K, Silva S L, Gerrard D E. New insights in muscle biology that alter meat quality. *Annu Rev Anim Biosci*, 2021, 9: 355–377
- Zhang L. Genome-wide association studies for growth and meat production traits in sheep (in Chinese). Dissertation for Doctoral Degree. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2013 [张莉. 绵羊肉用性状全基因组关联分析. 博士学位论文. 北京: 中国农业科学院, 2013]
- Berry D P. Breeding the dairy cow of the future: what do we need? *Anim Prod Sci*, 2015, 55: 823–837
- Qin Q, Liu Z H, Zhao C, et al. Application of machine vision technology in livestock and poultry (in Chinese). *Agric Eng*, 2021, 11: 27–33 [秦箐, 刘志红, 赵存, 等. 机器视觉技术在畜牧业中的应用. *农业工程*, 2021, 11: 27–33]
- Nyalala I, Okinda C, Kunjie C, et al. Weight and volume estimation of poultry and products based on computer vision systems: a review. *Poult Sci*, 2021, 100: 101072
- Lei Y, Hu X J, Jiang M L, et al. Research progress on application of hyperspectral imaging technology in meat quality of livestock and poultry (in Chinese). *J Food Safe Qual*, 2021, 12: 8404–8411 [雷裕, 胡新军, 蒋茂林, 等. 高光谱成像技术应用于畜禽肉品质研究进展. *食品安全质量检测学报*, 2021, 12: 8404–8411]
- Reis M M, Van Beers R, Al-Sarayreh M, et al. Chemometrics and hyperspectral imaging applied to assessment of chemical, textural and structural characteristics of meat. *Meat Sci*, 2018, 144: 100–109
- Zhao Y, Zhang D Y, Zhang Y K, et al. Estimation of genetic parameters and breeding value of body weight at different stages of Hu sheep growth and development and genetic correlations with key feed efficiency indices (in Chinese). *Pratacult Sci*, 2022, 39: 352–361 [赵源, 张德印, 张煜坤, 等. 湖羊不同阶段体重遗传参数与育种值估计及其与饲料效率性状的遗传相关. *草业科学*, 2022, 39: 352–361]
- dos Santos G V, Santos N P S, Figueiredo Filho L A S, et al. Comparison of genetic parameters and estimated breeding values for worm resistance in meat sheep obtained using traditional and genomic models. *Trop Anim Health Prod*, 2021, 53: 283
- Li X, Yang J, Shen M, et al. Whole-genome resequencing of wild and domestic sheep identifies genes associated with morphological and agronomic traits. *Nat Commun*, 2020, 11: 2815
- Zhang T Y, Wei X, Zhang Q, et al. Progress on application of genomic selection in sheep and goat breeding (in Chinese). *Acta Vet Zoo Sin*, 2018, 49: 2535–2542 [张统雨, 魏霞, 张勤, 等. 基因组选择在羊育种中的应用研究进展. *畜牧兽医学报*, 2018, 49: 2535–2542]
- Li M, Zhou Q, Pan Y, et al. Screen of small fragment mutations within the sheep thyroid stimulating hormone receptor gene associated with litter size. *Anim Biotechnol*, 2021, doi: 10.1080/10495398.2021.1992415
- Zhang D, Zhang X, Li F, et al. Whole-genome resequencing identified candidate genes associated with the number of ribs in Hu sheep. *Genomics*, 2021, 113: 2077–2084
- Massender E, Brito L F, Cánovas A, et al. The value of incorporating carcass trait phenotypes in terminal sire selection indexes to improve carcass weight and quality of heavy lambs. *J Anim Breed Genet*, 2021, 138: 91–107

- 17 Hunan Provincial Bureau of Quality and Technical Supervision. DB43/T 794–2013 Technical Regulations for Performance Measurement of Meat Sheep and Goats (in Chinese). 2013 [湖南省质量技术监督局. DB43/T 794–2013肉羊性能测定技术规程. 2013]
- 18 Ministry of Agriculture of the People's Republic of China. NYT 1236–2006 Technical Specifications for Measuring the Production Performance of Sheep and Goats (in Chinese). 2006 [中华人民共和国农业部. NYT 1236–2006绵、山羊生产性能测定技术规范. 2006]
- 19 Baoding Administration for Market Regulation. DB1306/T 159–2019 Technical Specification for Measuring Meat Performance of Sheep and Goats (in Chinese). 2019 [保定市市场监督管理局. DB1306/T 159–2019羊肉用性能测定技术规范. 2019]
- 20 Anhui Provincial Bureau of Quality and Technical Supervision. DB34/T 1959–2013 Technical Specifications for Measuring the Traits of Meat Goat Breeds (in Chinese). 2013 [安徽省质量技术监督局. DB34/T 1959–2013肉用山羊种羊性状测定技术规范. 2013]
- 21 HuBei Administration for Market Regulation. DB42/T 1618–2021 Technical Specification for Measuring the Production Performance of Meat Goats (in Chinese). 2021 [湖北省市场监督管理局. DB42/T 1618–2021肉用山羊生产性能测定技术规范. 2021]
- 22 Zhang L N, Wu P, Wuyun T N, et al. Real-time non-contact monitoring method for growth parameters of sheep based on image analysis (in Chinese). *Transact Chin Soc Agric Eng*, 2017, 33: 182–191 [张丽娜, 武佩, 乌云塔娜, 等. 基于图像的肉羊生长参数实时无接触监测方法. 农业工程学报, 2017, 33: 182–191]
- 23 Zhao Z X. Application and research of image fusion technology in sheep body size measurement (in Chinese). Dissertation for Master's Degree. Baotou: Inner Mongolia University of Science & Technology, 2015 [赵忠鑫. 图像融合技术在羊体尺测量中的应用研究. 硕士学位论文. 包头: 内蒙古科技大学, 2015]
- 24 González-García E, Alhameda M, Pradel J, et al. A mobile and automated walk-over-weighing system for a close and remote monitoring of liveweight in sheep. *Comput Electron Agr*, 2018, 153: 226–238
- 25 Sun J Y, Xuan C Z, Yu W B, et al. Design of intelligent sheep weighing and grouping system for large-scale sheep farms (in Chinese). *J China Agric Univ*, 2020, 25: 64–71 [孙建英, 宣传忠, 于文波, 等. 规模化养殖场的羊只智能称重分栏系统设计. 中国农业大学学报, 2020, 25: 64–71]
- 26 Zhu X B. Study on the design of sheep smart grouping system by weight (in Chinese). Dissertation for Master's Degree. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2019 [朱晓波. 羊只智能称重分栏系统的设计研究. 硕士学位论文. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2019]
- 27 Fernandes A F A, Dórea J R R, Rosa G J M. Image analysis and computer vision applications in animal sciences: an overview. *Front Vet Sci*, 2020, 7: 551269
- 28 Ma C, Chen X D. Application and development of machine vision technology in agricultural fields (in Chinese). *J Ningxia Agric Forest Sci Technol*, 2021, 62: 65–70 [马聪, 陈学东. 机器视觉技术在农业领域的应用及发展. 宁夏农林科技, 2021, 62: 65–70]
- 29 Yang T, Li X X. Research progress of machine vision technology in modern agricultural production (in Chinese). *J Chin Agric Mech*, 2021, 42: 171–181 [杨涛, 李晓晓. 机器视觉技术在现代农业生产中的研究进展. 中国农机化学报, 2021, 42: 171–181]
- 30 Yue W. Sheep body size measurement based on machine vision (in Chinese). Dissertation for Master's Degree. Baotou: Inner Mongolia University of Science & Technology, 2015 [岳伟. 基于机器视觉的羊体体征测量. 硕士学位论文. 包头: 内蒙古科技大学, 2015]
- 31 Vieira A, Brandão S, Monteiro A, et al. Development and validation of a visual body condition scoring system for dairy goats with picture-based training. *J Dairy Sci*, 2015, 98: 6597–6608
- 32 Khojastehkey M, Aslaminejad A A, Shariati M M, et al. Body size estimation of new born lambs using image processing and its effect on the genetic gain of a simulated population. *J Appl Anim Res*, 2015, 44: 326–330
- 33 Menesatti P, Costa C, Antonucci F, et al. A low-cost stereovision system to estimate size and weight of live sheep. *Comput Electron Agr*, 2014, 103: 33–38
- 34 Qin Q, Dai D, Zhang C, et al. Identification of body size characteristic points based on the Mask R-CNN and correlation with body weight in Ujumqin sheep. *Front Vet Sci*, 2022, 9
- 35 Zhang L, Wu P, Wuyun T, et al. Algorithm of sheep body dimension measurement and its applications based on image analysis. *Comput Electron Agr*, 2018, 153: 33–45
- 36 Shi C, Teng G, Li Z. An approach of pig weight estimation using binocular stereo system based on LabVIEW. *Comput Electron Agr*, 2016, 129: 37–43
- 37 Zhang J, Zhuang Y, Ji H, et al. Pig weight and body size estimation using a multiple output regression convolutional neural network: a fast and fully automatic method. *Sensors*, 2021, 21: 3218
- 38 Li Q, Liu W, Zhao J M. Non-contact measurement of bovine body size based on binocular vision and Mask RCNN (in Chinese). Heilongjiang

- Anim Sci Vet Med, 2020, 6: 46–50 [李琦, 刘伟, 赵建敏. 基于双目视觉及Mask RCNN的牛体尺无接触测量. 黑龙江畜牧兽医, 2020, 6: 46–50]
- 39 Kamchen S G, Fernandes dos Santos E, Lopes L B, et al. Application of depth sensor to estimate body mass and morphometric assessment in Nellore heifers. *Livestock Sci*, 2021, 245: 104442
- 40 Zhang L N. Study on sheep's body size measurement based on cross-angle computer vision (in Chinese). Dissertation for Doctoral Degree. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2017 [张丽娜. 基于跨视角机器视觉的羊只体尺参数测量方法研究. 博士学位论文. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2017]
- 41 Le Cozler Y, Allain C, Caillot A, et al. High-precision scanning system for complete 3D cow body shape imaging and analysis of morphological traits. *Comput Electron Agr*, 2019, 157: 447–453
- 42 Zhang X, Liu G, Jing L, et al. Automated measurement of heart girth for pigs using two Kinect depth sensors. *Sensors*, 2020, 20: 3848
- 43 Pezzuolo A, Guarino M, Sartori L, et al. On-barn pig weight estimation based on body measurements by a Kinect v1 depth camera. *Comput Electron Agr*, 2018, 148: 29–36
- 44 Li J W, Ma W H, Li Q F, et al. Automatic acquisition and target extraction of beef cattle 3D point cloud from complex environment (in Chinese). *Smart Agric*, 2022, 4: 64–76 [李嘉位, 马为红, 李奇峰, 等. 复杂环境下肉牛三维点云重建与目标提取方法. 智慧农业(中英文), 2022, 4: 64–76]
- 45 Pezzuolo A, Guarino M, Sartori L, et al. A feasibility study on the use of a structured light depth-camera for three-dimensional body measurements of dairy cows in free-stall barns. *Sensors*, 2018, 18: 673
- 46 Huang L, Li S, Zhu A, et al. Non-contact body measurement for Qinchuan cattle with LiDAR sensor. *Sensors*, 2018, 18: 3014
- 47 Huang L, Guo H, Rao Q, et al. Body dimension measurements of Qinchuan cattle with transfer learning from LiDAR sensing. *Sensors*, 2019, 19: 5046
- 48 Guo H, Ma X, Ma Q, et al. LSSA_CAU: an interactive 3D point clouds analysis software for body measurement of livestock with similar forms of cows or pigs. *Comput Electron Agr*, 2017, 138: 60–68
- 49 Ma X L, Xue H R, Zhou Y Q, et al. Point cloud segmentation and measurement of the body size parameters of sheep based on the improved region growing method (in Chinese). *J China Agric Univ*, 2020, 25: 99–105 [马学磊, 薛河儒, 周艳青, 等. 基于改进区域生长法的羊体点云分割及体尺参数测量. 中国农业大学学报, 2020, 25: 99–105]
- 50 Chu M Y, Si Y S, Li Q, et al. Research advances in the automatic measurement technology for livestock body size (in Chinese). *Transact Chin Soc Agric Eng*, 2022, 38: 228–240 [初梦苑, 司永胜, 李前, 等. 家畜体尺自动测量技术研究进展. 农业工程学报, 2022, 38: 228–240]
- 51 Font-i-Furnols M, García-Gudiño J, Izquierdo M, et al. Non-destructive evaluation of carcass and ham traits and meat quality assessment applied to early and late immunocastrated Iberian pigs. *Animal*, 2021, 15: 100189
- 52 Ni D B, Liu W H, Hu J Y. Study on the measurement method of back fat thickness and eye muscle area (B-ultrasound) in live pigs (in Chinese). *Anim Breed Feed*, 2015, 1: 5–9 [倪德斌, 刘望宏, 胡军勇. 猪活体背膘厚、眼肌面积(B超)测定方法的研究. 养殖与饲料, 2015, 1: 5–9]
- 53 Xia X, Zhao S H, Hu J Y, et al. Influencing factors of breeding pig living performance detection by B-mode equipment (in Chinese). *J Agric Sci Technol*, 2019, 21: 37–42 [夏欣, 赵书红, 胡军勇, 等. B超测定种猪活体性能影响因素的分析. 中国农业科技导报, 2019, 21: 37–42]
- 54 Zhou Z Y, Zhang Y, Li H B, et al. B-ultrasonic measuring technology of livestock backfat thickness and eye muscle area (in Chinese). *Mod Agric Sci Technol*, 2014, 2: 298–299 [周振勇, 张杨, 李红波, 等. 家畜背膘厚与眼肌面积的B超测量技术. 现代农业科技, 2014, 2: 298–299]
- 55 Anderson F, Cook J, Williams A, et al. Computed tomography has improved precision for prediction of intramuscular fat percent in the *M. longissimus thoracis et lumborum* in cattle compared to manual grading. *Meat Sci*, 2018, 145: 425–430
- 56 Pei W R. The application of CT (computer tomography) technology in paleontology (in Chinese). *Sci Technol Innovat*, 2020, 29: 27–29 [裴文瑞. CT技术(计算机断层扫描技术)在古生物学中的应用. 科学技术创新, 2020, 29: 27–29]
- 57 Olsen E V, Christensen L B, Nielsen D B. A review of computed tomography and manual dissection for calibration of devices for pig carcass classification—evaluation of uncertainty. *Meat Sci*, 2017, 123: 35–44
- 58 Walkom S F, Gardner G E, Anderson F, et al. Capturing lean distribution in lamb carcasses is of more value to the processor than the breeder. *Meat Sci*, 2021, 181: 108524
- 59 Shao Y W K, Ren Z Q, Sun C H, et al. Research progress in evaluating pig carcass composition using computed tomography (CT) (in Chinese). *Swine Ind Sci*, 2019, 36: 116–119 [邵勇维克, 任志强, 孙昌辉, 等. 计算机断层扫描(CT)对猪胴体组成评估的研究进展. 猪业科学, 2019, 36: 116–119]

- 60 Clelland N, Bunger L, McLean K A, et al. Prediction of intramuscular fat content and shear force in Texel lamb loins using combinations of different X-ray computed tomography (CT) scanning techniques. *Meat Sci*, 2018, 140: 78–85
- 61 Matika O, Riggio V, Anselme-Moizan M, et al. Genome-wide association reveals QTL for growth, bone and *in vivo* carcass traits as assessed by computed tomography in Scottish Blackface lambs. *Genet Sel Evol*, 2016, 48: 11
- 62 Kvame T, McEwan J C, Amer P R, et al. Economic benefits in selection for weight and composition of lamb cuts predicted by computer tomography. *Livestock Prod Sci*, 2004, 90: 123–133
- 63 Kongsro J, Røe M, Kvaal K, et al. Prediction of fat, muscle and value in Norwegian lamb carcasses using EUROP classification, carcass shape and length measurements, visible light reflectance and computer tomography (CT). *Meat Sci*, 2009, 81: 102–107
- 64 Clelland N, Bunger L, McLean K A, et al. Prediction of intramuscular fat levels in Texel lamb loins using X-ray computed tomography scanning. *Meat Sci*, 2014, 98: 263–271
- 65 Navajas E A, Lambe N R, McLean K A, et al. Accuracy of *in vivo* muscularity indices measured by computed tomography and their association with carcass quality in lambs. *Meat Sci*, 2007, 75: 533–542
- 66 Ren Z Q. Research on the application of computed tomography for *in vivo* estimation of carcass and meat quality traits in Duroc boars (in Chinese). Dissertation for Master's Degree. Yangling: Northwest A&F University, 2021 [任志强. 计算机断层扫描在活体测定杜洛克种公猪胴体和肉质性状中的应用研究. 硕士学位论文. 杨凌: 西北农林科技大学, 2021]
- 67 Guo T, Huang M, Zhu Q, et al. Hyperspectral image-based multi-feature integration for TVB-N measurement in pork. *J Food Eng*, 2018, 218: 61–68
- 68 Tian Y W, Wang X J. Nondestructive inspections of agricultural products based on hyperspectral image (in Chinese). *J Agric Mech Res*, 2009, 31: 220–222+226 [田有文, 王晓娟. 基于高光谱图像技术的农产品品质无损检测. 农机化研究, 2009, 31: 220–222+226]
- 69 Xia Y Y, Zhao L. Advances in Application of Hyperspectral Imaging in Nondestructive Testing for Meat Safety Evaluation (in Chinese). *J Food Sci Biotechnol*, 2020, 39: 6–13 [夏杨毅, 赵鸾. 高光谱成像技术在肉类安全无损检测的应用研究进展. 食品与生物技术学报, 2020, 39: 6–13]
- 70 Jiang H, Cheng F, Shi M. Rapid identification and visualization of jowl meat adulteration in pork using hyperspectral imaging. *Foods*, 2020, 9: 154
- 71 Jia W, van Ruth S, Scollan N, et al. Hyperspectral Imaging (HSI) for meat quality evaluation across the supply chain: current and future trends. *Curr Res Food Sci*, 2022, 5: 1017–1027
- 72 Antequera T, Caballero D, Grassi S, et al. Evaluation of fresh meat quality by hyperspectral imaging (HSI), nuclear magnetic resonance (NMR) and magnetic resonance imaging (MRI): a review. *Meat Sci*, 2021, 172: 108340
- 73 Wang C, Wang S, He X, et al. Combination of spectra and texture data of hyperspectral imaging for prediction and visualization of palmitic acid and oleic acid contents in lamb meat. *Meat Sci*, 2020, 169: 108194
- 74 King J W B, Roberts R C. Carcass length in the bacon pig; its association with vertebrae numbers and prediction from radiographs of the young pig. *Anim Prod*, 1960, 2: 59–65
- 75 Zhang Z, Sun Y, Du W, et al. Effects of vertebral number variations on carcass traits and genotyping of Vertnin candidate gene in Kazakh sheep. *Asian Australas J Anim Sci*, 2017, 30: 1234–1238
- 76 Yang J M, Wen Y L, Feng Z P, et al. Correlation analysis for beef performance and multi-vertebra properties of Jinchuan yak (in Chinese). *J Domest Anim Ecol*, 2015, 36: 26–30 [杨建梅, 文勇立, 冯正平, 等. 金川牦牛胸、腰椎组型变异及其与产肉性能的相关分析. 家畜生态学报, 2015, 36: 26–30]

Phenotypic identifications of meat performance for sheep and goats

LI ZhongHui¹, LIU ChenXi¹, MA WeiHong², DENG KaiPing³, CHEN ShanYuan⁴,
LIAN ZhengXing⁵, ZHANG WenGuang⁶, LIU ZhiHong⁶ & LI WenRong¹

1 Institute of Biotechnology, Xinjiang Academy of Animal Science, Urumqi 830011, China;

2 Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China;

3 Institute of Haimen Goat Industry, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China;

4 College of Ecology and Environmental Science, Yunnan University, Kunming 650500, China;

5 College of Animal Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China;

6 College of Animal Science, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot 010018, China

The meat performance of sheep and goats determines the yield and quality of the meat produced. Identifying phenotypic meat performance traits facilitates the development of excellent breeds and promotes genetic improvement in sheep and goats. Current identification methods for meat performance phenotypes mainly depend on manual measurements, which are time-consuming, laborious, and low-throughput. With the progress of machine vision, spectral imaging, artificial intelligence, and other cutting-edge technologies, phenotypic identification methods have gradually shifted to noncontact automatic measurements to achieve accurate high-throughput identifications. However, a large amount of data and complex image algorithm processing have become major challenges to developing intelligent phenotype identification techniques. Here, we focused on identifying the phenotypic traits of meat performance, summarizing advances in phenotype identification methods, and highlighting the emerging trends and future prospects around phenotypic traits identification to provide a reference for selecting a meat performance phenotype identification method for sheep and goats.

sheep and goats, meat performance, phenotype identification, measurement methods

doi: [10.1360/SSV-2022-0294](https://doi.org/10.1360/SSV-2022-0294)