

基于 EMD 的奶牛动态称量算法

冯宁宁^{1,2} 刘刚^{1,2} 张彦娥^{1,2} 梅树立³ 杨珊杰^{1,2}

(1. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;
2. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083;
3. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘要: 针对目前奶牛动态称量存在的问题,提出了一种基于经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)的动态称量算法。首先,对称量设备采集到的非线性、非平稳振荡信号进行数据预处理,得到有效信号;其次,对有效信号进行初判断,若符合预设条件即为走停状态,利用算术平均法求取均值;若不符合预设条件,则利用 EMD 算法区分动物的慢速行走、快速行走和剧烈运动行进状态,并计算动态称量值。实验中发现,剧烈运动状态下获取的数据波动很大,需进行滤波后再计算质量。实验结果表明,本文提出的动态称量算法可判断奶牛行进状态,计算得到的动态质量与静态质量相比,走停状态下误差率在 0.16% 以内,慢速行走、快速行走状态下误差率在 1% 以内,剧烈运动状态下误差率在 1.35% 以内。

关键词: 奶牛; 质量; 经验模态分解; 动态称量算法; 振荡信号; 行进状态

中图分类号: TP391.9; S823.9+1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)S0-0305-08

Dynamic Weighing Algorithm of Dairy Cow Based on EMD

FENG Ningning^{1,2} LIU Gang^{1,2} ZHANG Yan'e^{1,2} MEI Shuli³ YANG Shanjie^{1,2}

(1. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China
2. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China
3. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: The weight of dairy cows is an important data in the process of healthy breeding. Aiming at the current problems of dynamic weighing, a dynamic weighing algorithm was proposed based on empirical mode decomposition (EMD). Firstly, the nonlinear and non-stationary oscillation signals collected by the weighing equipment were preprocessed to obtain the effective part of the signal. Secondly, the effective part was initially judged, and if it met the preset condition, it was the walking-stop state, the arithmetic average method was used to obtain weighing value. Finally, if it did not accord with the walking-stop state, the EMD algorithm can be used in distinguishing the slow walking, fast walking and strenuous moving states of the animal, and calculating the dynamic weighing value. In the algorithm design, it was found that the data acquired under severe motion fluctuated greatly and the weight value needed to be calculated after filtering. The experimental results showed that the dynamic weighing algorithm proposed can judge the motion state of dairy cows. The calculated weight value was less than 0.16% in the walking-stop state compared with the static weight. The error rate was less than 1% in slow walking and fast walking. The error in the state of motion was within 1.35% under strenuous motion. The research method can provide technical support for dairy cow dynamic weighing technology.

Key words: dairy cow; weight; empirical mode decomposition; dynamic weighing algorithm; oscillating signal; marching state

收稿日期: 2019-04-20 修回日期: 2019-05-30
基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD050070502)和国家自然科学基金项目(61871380)
作者简介: 冯宁宁(1993—),女,硕士生,主要从事农业健康养殖智能信息技术研究,E-mail: 975789378@qq.com
通信作者: 张彦娥(1963—),女,教授,主要从事计算机图形图像处理研究,E-mail: zhang_yane@163.com

0 引言

质量是畜牧业养殖过程中重要的参考依据^[1],可为测定生产性能^[2]、评估身体和营养状况、精准饲喂^[3-5]以及预测分娩^[6]提供标准。传统称量方法是将动物驱赶到带围栏的秤上,当动物处于静止状态时记录质量。该方法耗时长^[7]、劳动强度大,易导致动物产生应激反应,且具有一定的危险性^[8]。随着科技的发展,称量方法也开始向着自动化、智能化的方向发展。

花立民等^[9]和 LIU 等^[10]将电子耳标、阅读器和电子秤相结合,实现自动称量功能,但在秤的两端设置了闸门,使动物在称量过程中处于静止状态。GONZÁLEZ-GARCÍA 等^[11]结合射频识别技术,设计了用于小型反刍动物的步行过磅系统,在秤的中间设置“S”型通道,减慢动物的移动。国外比较成熟且已成为商业化的产品是阿菲金公司^[12-13]和利拉伐公司^[14]推出的奶牛自动称量系统,可在动物移动过程中获得质量,但是系统价格昂贵,对操作人员要求较高。从称量算法看,BANOS 等^[15]从奶牛的构象特征(如体高、体宽等)中建立模型,推导出质量的预测方程,但是这种方法理论丰富,模型较为复杂,难以实际应用。刘同海等^[16]通过最近邻聚类算法,构建了基于 RBF 神经网络的种猪质量预测模型,却难以保证实时性。DICKINSON 等^[17]利用一致性相关系数对奶牛自动称量数据与静态称量数据进行比较,发现两者存在明显的一致性,若数据异常,则精度难以达到要求。

近年来,国内主要依靠静态称量,或在自动称量过程中通过放置干草或者设置电动门制造静态称量的条件,耗时、耗力。国外设备成本较高,对养殖人员要求高,故障维护不方便^[18]。动态称量算法各有优缺点,因此探索一种在奶牛运动过程中精度较高的自动称量方法,具有较好的应用前景。

本文提出动态自动称量方式,即将称量设备放置于牛舍或者挤奶厅的出入口前一段的通道中,每天挤奶3次,每天可称量3次,求取3次称量数据的平均值得到当天的质量。在保证精度的同时,还可获取奶牛的运动状态,根据运动状态判断奶牛的健康状况。

1 奶牛动态称量系统

1.1 整体结构

奶牛动态称量系统结构示意图如图1所示,包括硬件部分和计算机处理两部分。硬件部分包括称量平台、称量仪表和串口线。计算机处理部分包括

自主开发的奶牛称量上位机以及 Matlab 仿真实验部分。

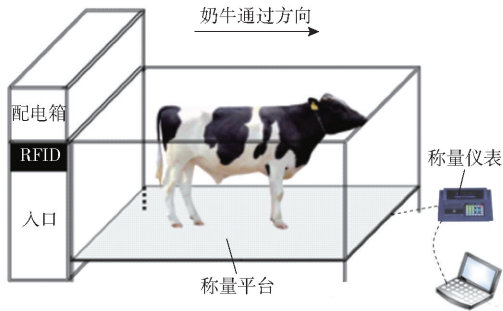


图1 奶牛动态称量系统示意图

Fig.1 Schematic of cow dynamic weighing system

由于实验条件的限制,为测试称量系统与计算机处理部分的可行性,在实验室内利用人模拟奶牛通过称量平台。CVETICANIN 等^[19]利用奶牛行走时对角线的双腿同时迈出的特点,模拟其行走的简单物理模型,将四足系统的奶牛简化为双腿系统进行质量测定。

1.2 称量秤

称量秤长2.5 m,宽0.8 m,由4个称量传感器、称量台面、信号处理模块、控制模块以及显示模块组成,为了减少人为干扰,将其放置在奶牛每天必经之路。当奶牛踏上称量台面时,在重力作用下,称量平台下面的称量传感器发生与负重力成正比的形变,从而引起应变片的电压变化,电压信号经过并联、滤波、放大,经过 A/D 转换器转换为数字信号^[20],通过控制器对数字信号进行处理得到质量信息。

1.3 上位机设计

称量秤获取称量数据,通过 RS485 串口以及通讯协议与上位机(图2)进行通信。上位机主要实现通信参数设置、指令发送、数据接收^[21](接收到的为14位十六进制数据,需要对其进行处理使其成为质量数据)、数据保存以及数据图形化显示等功能,采样间隔可以自行设置。上位机使用 Microsoft Visual Studio 2013 编写。

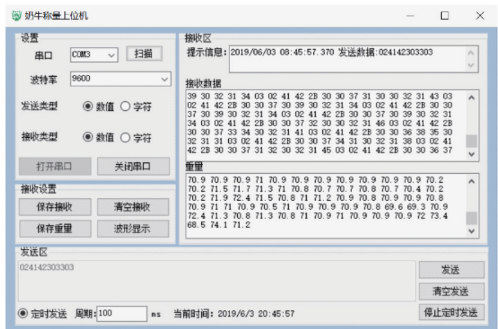


图2 上位机界面

Fig.2 Interface of upper computer

1.4 动态称量算法设计

静态称量的信号是趋于平稳的直线,而动态称量的主要误差来自于称量信号的非线性非平稳。精度主要取决于对信号的处理效果,针对这种情况,进行如下算法设计。

首先对原始信号进行数据预处理,获取信号有效部分,再判断上位机采集到的原始信号是否有 3 个连续点的数值相近^[22],如果有则将这种信号判定为走停状态下获得得到。如果没有,即为慢速行走、快速行走和剧烈运动 3 种状态之一。用 EMD 算法对这 3 种状态的有效信号进行分解,获取本征模态函数(Intrinsic mode function, IMF)和 RES 分量。由于激烈运动信号波动范围很大,有时候波形会出现很多尖刺,导致误差率较大,所以利用 IMF 分量判断为剧烈运动时,先保留 IMF 部分以保留其固有信息,再对有效信号进行滤波处理,最后求其 RES 分量获得计算称量值。动态称量算法的流程如图 3 所示。

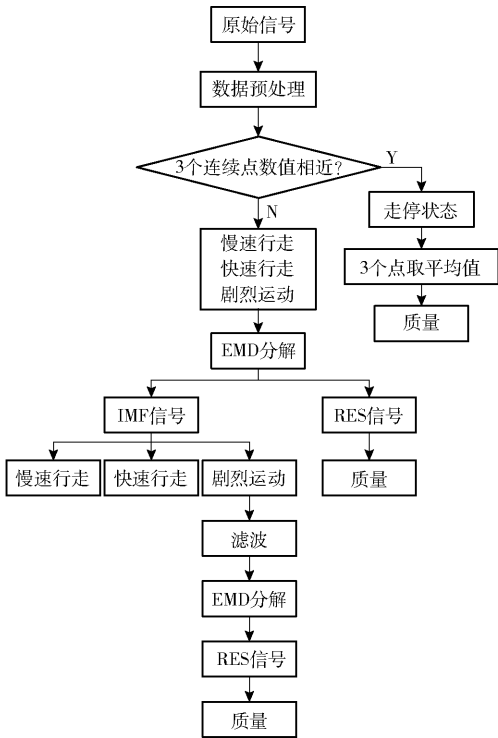


图 3 动态称量算法流程图

Fig. 3 Flow chart of dynamic weighing algorithm

1.4.1 数据预处理

当踏上秤的那一刻,称量数据从 0 开始逐渐增大,当增大到一定程度时信号开始呈现振荡波形,当下秤时,信号又开始逐渐减小,如图 4 所示。首先对原始信号进行数据预处理,在信号的开始和结束有一些干扰信号,预设阈值 K_1 滤掉这些干扰信号。获取信号的上升沿和下降沿位置点,分别记为 A 、 B , AB 两点之间的信号为有效信号,如图 5 所示。

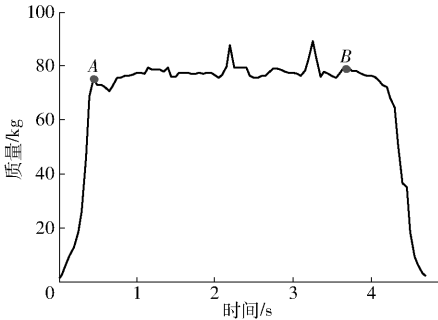


图 4 原始信号

Fig. 4 Original signal

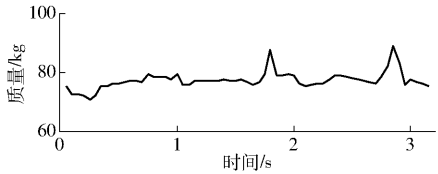


图 5 有效信号

Fig. 5 Effective signal

1.4.2 走停状态

当检测到有效称量信号中有 3 个连续的质量数据相近,这种状态可认为是走停状态,如图 6 所示。对这 3 个数据取平均值,该平均值即为所求质量。

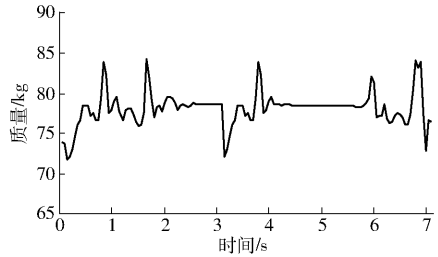


图 6 走停状态下原始称量信号

Fig. 6 Raw weighing signal in run-stop state

1.4.3 EMD 算法

当原始称量数据没有连续的 3 个点时,可能为慢速行走、快速行走与剧烈运动中的 1 种,需要进一步判断。

1.4.3.1 EMD 算法简介

经验模态分解(EMD)^[23]算法对非平稳、非线性信号可以进行有效的分解^[24],EMD 算法认为任何信号都是由不同的本征模态函数 IMF 和一个残余量 RES 合成,各 IMF 反映了信号的固有信息和实际信息^[25],RES 反映了信号的趋势或均值。

其分解过程如下:

(1) 找出原数据序列 X 所有的极大值点并用三次样条插值函数拟合形成原数据的上包络线。

(2) 找出所有极小值点,并将所有的极小值点通过三次样条插值函数拟合形成数据的下包络线,上包络线和下包络线的均值记作 m_l ,将原数据序列 X 减去该平均包络 m_l ,得到一个新的数据序列

$$h_i = X - m_i \tag{1}$$

(3)若 h_i 不存在负的极大值或者正的局部极小值,说明这是一个本征模态函数 $f_i(t)$,当 $f_i(t)$ 符合条件时,其与信号序列 X 的差值为

$$r_i(t) = X - f_i(t) \tag{2}$$

(4)当不符合条件时,需要继续上述步骤,直到筛选到符合条件的差值为止。当 $f_i(t)$ 或者 $r_n(t)$ (即为 RES 分量)小于预设值或者 $r_n(t)$ 为单调函数时,筛选停止,最终得到

$$X = \sum_{i=1}^n f_i(t) + r_n(t) \tag{3}$$

式中 n ——求取本征模态函数的次数

1.4.3.2 有效信号的处理

将获取的有效信号利用上述 EMD 算法进行处理,将其分解为 IMF 分量和 RES 残差量,如图 7 所

示。通过 IMF 分量对慢速行走、快速行走和剧烈运动 3 种行进状态进行区分。通过行走状态推测身体状态,比如非常慢速的行走是否是患有蹄病,剧烈的运动是否是受到了外界的刺激产生了应激反应等,可以对奶牛的身体状态起到一个预警的作用。对残差量 RES 求取均值,可以计算出质量,计算公式为

$$m_d = \sum_{i=1}^n r_n(i) / n \tag{4}$$

式中 m_d ——算法计算得到的质量
 n ——残差量 RES 中的数据数量
 $r_n(i)$ ——RES 中的数据
误差率 δ_m 为

$$\delta_m = \frac{|m_d - m_s|}{m_s} \times 100\% \tag{5}$$

式中 m_s ——静态称量结果

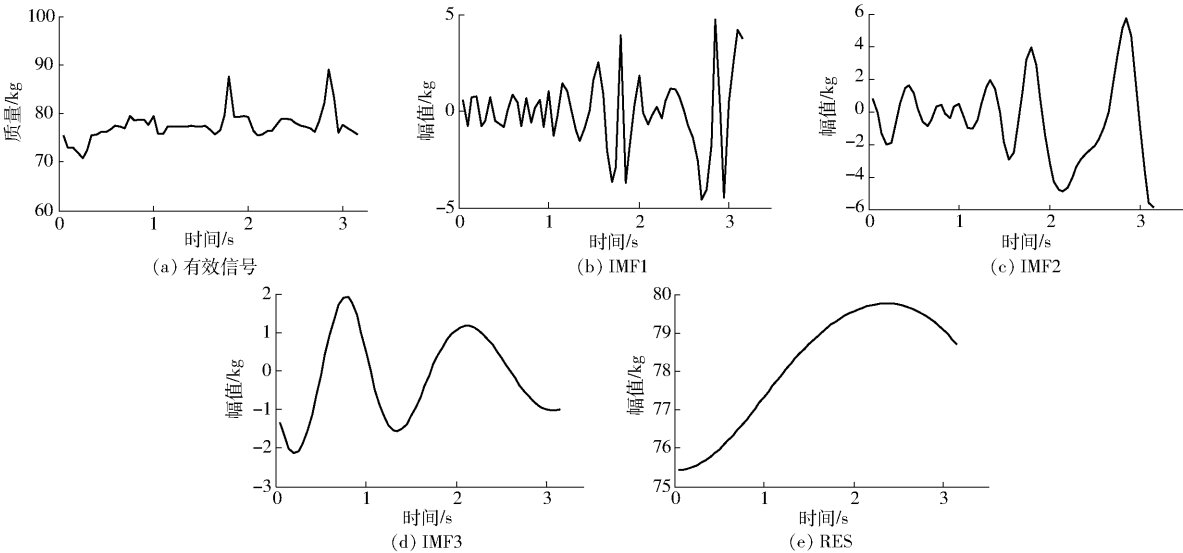


图7 EMD 算法分解 IMF 分量及残差项

Fig.7 EMD algorithm decomposed IMF components and RES

1.4.3.3 剧烈运动状态下的信号滤波处理

在剧烈运动状态下,信号变化更为剧烈,波动范围很大,如图 8 所示,直接做 EMD 处理可以获取 IMF 分量的有效信息,但是精度有时却很难达到实际生产需求。为了获得更高的精度,在保留 IMF 分

量信息的同时,对有效信号做滤波处理,利用短时傅里叶变换求其频域特征,在频域范围内进行滤波,再对滤波后的信号进行傅里叶反变换,获取时域信号,再进行 EMD 分解,最后利用 RES 分量求取称量值。

2 结果与讨论

2.1 走停状态下结果分析

检测到连续 3 个点的质量接近,可判断为走停状态,将 3 个点的平均值定义为所求质量。在静止状态下,测得质量为 78.6 kg,利用上位机设置不同的采样间隔,分别为 50、100、150、200 ms,结果如表 1 所示。

由表 1 可知,走停状态下质量测量结果的误差率均不超过 0.16%。

2.2 EMD 算法处理结果分析

用 EMD 算法分解有效信号,将其分解为 IMF

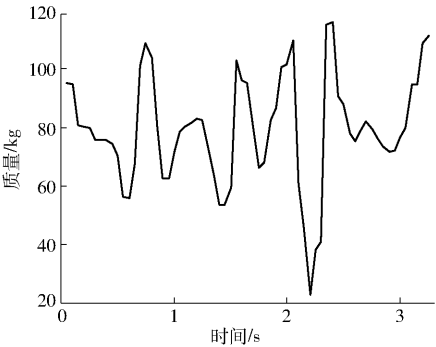


图8 剧烈运动状态下的有效信号

Fig.8 Effective signal in vigorous motion

表 1 走停状态结果

Tab. 1 Walking-stop status results

采样间隔/ms	质量测量值/kg	误差率/%
50	78.500	0.130
100	78.550	0.063
150	78.475	0.160
200	78.500	0.130

分量和 RES 残差量,不考虑高频和低频的 IMF 分

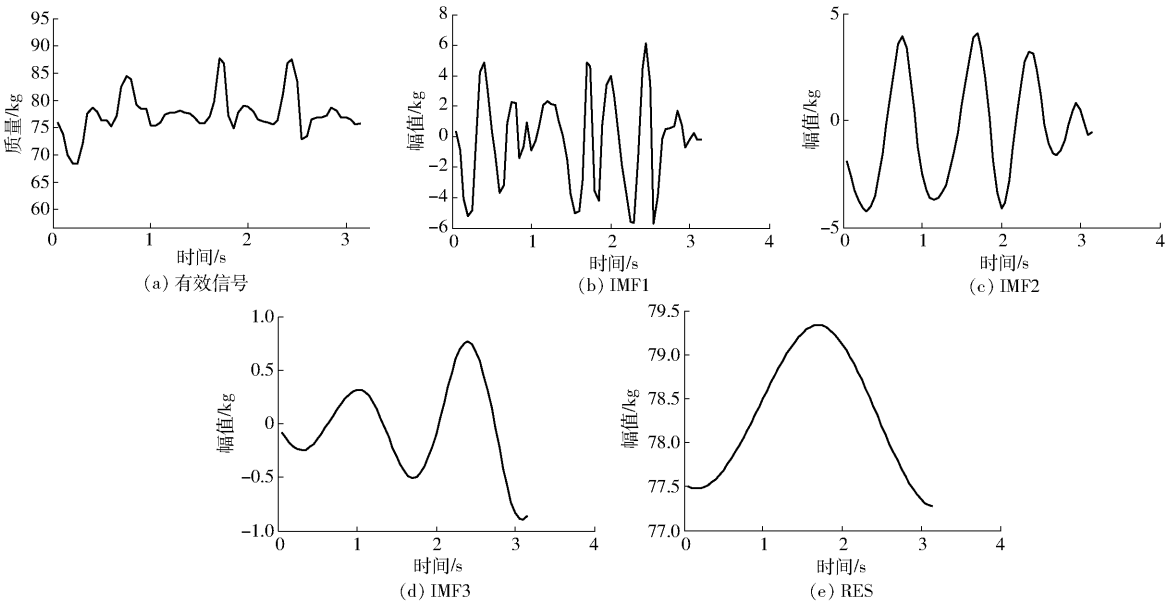


图 9 慢速行走状态下 EMD 分解结果

Fig. 9 EMD decomposition in slow walking state

表 2 慢速行走条件下各波形波动范围
Tab. 2 Range of fluctuations of each waveform
under slow running conditions

信号	波动范围
有效信号	68 ~ 88
IMF1	-6 ~ 6
IMF2	-4.5 ~ 4.0
IMF3	-1.0 ~ 0.8

由图 9 和表 2 可知,慢速行走状态下,波形波动范围较小,有效信号波动幅度在 20 kg 以内,IMF 分量波动幅度不超过 12 kg。IMF1、IMF2 波形较为浓密,IMF3 的波形较为稀疏。对残差量 RES 取平均值,求得质量为 78.3173 kg,误差率为 0.36%。

2.2.2 快速行走状态

使用 EMD 算法对快速行走状态下的有效信号进行分解,结果如图 10 所示。对快速行走状态下的分解结果进行分析,波动范围见表 3。

由图 10 和表 3 可知,快速行走状态下,波形波动范围比慢速行走状态下大一些,有效信号波动幅度在 25 kg 以内,单个峰值的波动幅度变大,IMF 分量波动幅度在 17 kg 以内。IMF1 波形较为浓密,IMF2、IMF3 的波形较为稀疏。对残差量 RES 取平

量,中间部分的 IMF 分量可以很好地区分出慢速行走、快速行走和剧烈运动 3 种行进状态,对残差量 RES 取均值,可以计算出质量。任意抽取 3 种不同状态下的数据进行分析。

2.2.1 慢速行走状态

使用 EMD 算法对慢速行走状态下的有效信号进行分解,结果如图 9 所示。对慢速行走状态下的分解结果进行统计,波动范围见表 2。

均值,求得质量为 78.710 9 kg,误差率为 0.14%。

2.2.3 剧烈运动状态

使用 EMD 算法对剧烈运动状态下的有效信号进行分解,结果如图 11 所示。对剧烈运动状态下的分解结果进行统计分析,波动范围见表 4。

由图 11 和表 4 可知,剧烈运动状态下,波形波动范围很大,更无规律可循。有效信号波动幅度在 135 kg 以内,单个峰值的波动幅度更大,IMF 分量波动幅度在 90 kg 以内。IMF1、IMF2 波形较为浓密,IMF3 的波形较为稀疏。对残差量 RES 取平均值求得质量为 78.761 2 kg,误差率为 0.21%。

通过对比表 2 ~ 4 中 IMF2 分量的波动范围及波形,发现慢速行走波动幅度为 10 kg 以内,快速行走状态下的波动幅度为 20 kg 以内,两者波动幅度较小。剧烈运动状态下的波动幅度在 90 kg 以内,波动幅度很大。对比图 9c、10c、11c 的波形可看出,慢速行走和剧烈运动状态下的 IMF2 分量的波形较为密集,快速行走状态下的波形较为稀疏,根据这些特征即可将慢速行走、快速行走和剧烈运动 3 种行进状态区分开。

为了验证本文算法的精确度,将本文算法与常

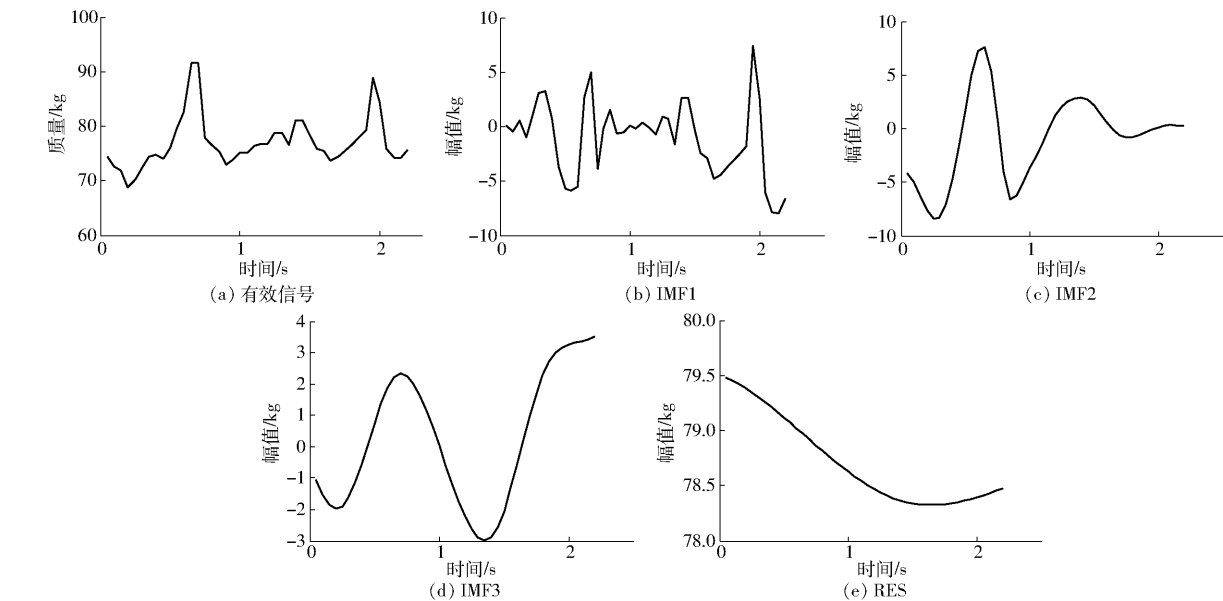


图 10 快速行走状态下的 EMD 分解结果

Fig. 10 EMD decomposition in fast walking state

表 3 快速行走条件下各波形波动范围
Tab. 3 Range of fluctuations of each waveform
under fast walking conditions

信号	波动范围	kg
有效信号	68 ~ 93	
IMF1	- 8 ~ 8	
IMF2	- 9 ~ 8	
IMF3	- 3.0 ~ 3.5	

用的平均法在不同行进状态、不同采样间隔下对误差率进行对比分析。对静态质量分别为 78.6、50.7 kg 的样本在 3 种不同行进状态下分别采用 50、100、150、200 ms 的采样间隔进行采样。为了避免偶然情况,每种行进状态下的 4 种时间间隔均采样 3 次取平均值,共获得 72 组数据。将本文算法测量结果与常用的平均法结果进行对比,处理结果如表 5 所示。

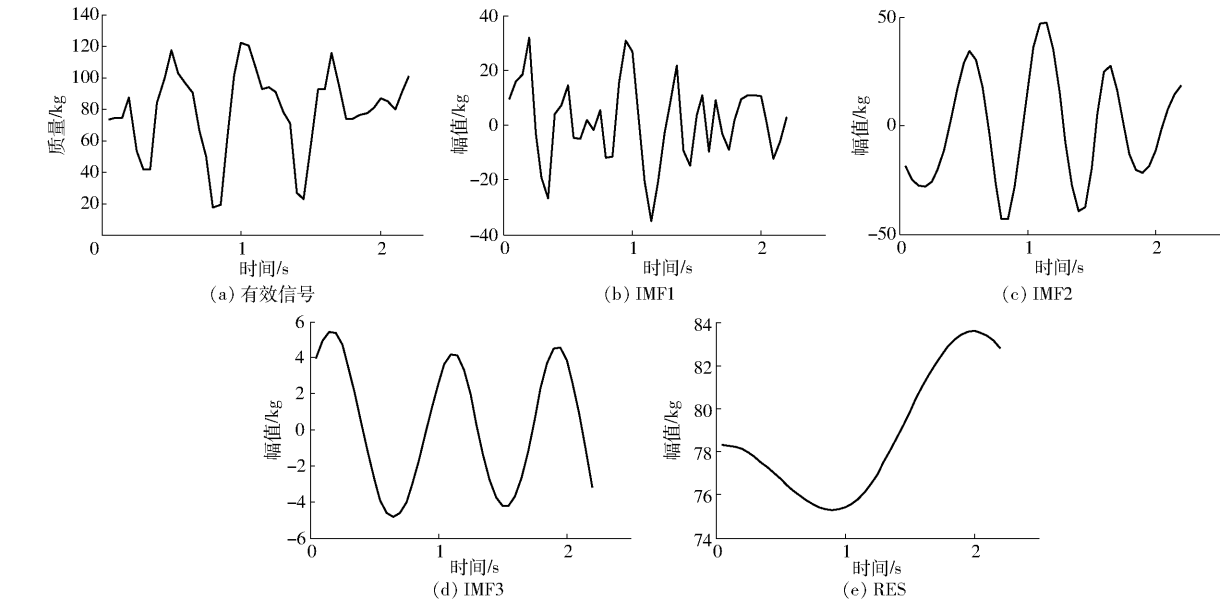


图 11 剧烈运动状态下 EMD 分解结果

Fig. 11 EMD decomposition under severe motion

表 4 剧烈运动条件下各波形波动范围
Tab. 4 Range of fluctuations of each waveform
under severe motion conditions

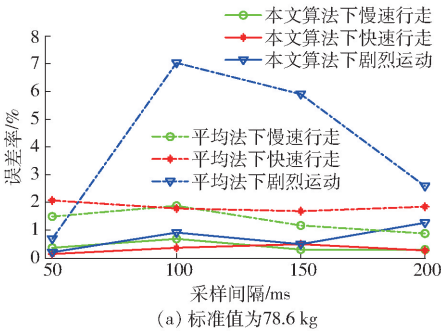
信号	波动范围	kg
有效信号	15 ~ 120	
IMF1	- 35 ~ 35	
IMF2	- 45 ~ 45	
IMF3	- 5 ~ 6	

经过上述数据对比可知,利用本文方法采用不同采样间隔,在慢速行走、快速行走和剧烈运动状态下最大误差率分别为 0.70%、0.95% 和 1.35%。采用常用的平均法在 3 种不同的行进状态下获得的最大误差率分别为 1.89%、2.95% 和 7.04%。在同种行进状态下,采用 4 种不同的时间间隔采样,误差率

表 5 EMD 算法处理结果

Tab. 5 EMD algorithm processing results

标准值/ kg	行进 状态	采样 间隔/ ms	本文算法		平均法	
			测量值/ kg	误差率/ %	测量值/ kg	误差率/ %
78.6	慢速行走	50	78.317 3	0.36	77.428 6	1.49
		100	78.046 5	0.70	77.116 7	1.89
		150	78.362 3	0.30	77.680 0	1.17
		200	78.344 8	0.32	77.909 1	0.88
	快速行走	50	78.710 9	0.14	76.970 5	2.07
		100	78.307 2	0.37	77.193 1	1.79
		150	78.218 8	0.49	77.281 0	1.68
		200	78.393 6	0.26	77.137 5	1.86
	剧烈运动	50	78.761 2	0.21	79.153 8	0.70
		100	77.869 4	0.93	73.068 0	7.04
		150	78.990 4	0.50	73.958 8	5.90
		200	79.593 3	1.26	80.643 8	2.60
50.7	慢速行走	50	50.669 4	0.34	50.300 0	0.79
		100	50.228 8	0.54	50.086 1	1.21
		150	50.377 8	0.24	50.361 3	0.67
		200	50.174 9	0.64	50.050 0	1.28
	快速行走	50	50.404 8	0.19	50.107 0	1.17
		100	50.373 3	0.25	49.200 0	2.95
		150	50.020 5	0.95	49.389 5	2.58
		200	50.443 5	0.11	49.993 3	1.39
	剧烈运动	50	51.129 2	0.85	48.188 5	4.95
		100	50.157 0	1.07	49.905 4	1.57
		150	51.382 2	1.35	52.923 3	4.39
		200	51.341 9	1.27	52.407 1	3.37



并没有很明显的规律变化,所以时间间隔设置大一些,并不会降低计算的精度,采样点数减少还可以提高算法计算的速度。由误差率可知,本文算法误差率在 1.35% 以内,平均法误差率在 7.04%,本文算法明显优于常用的平均法。由于剧烈运动状态下信号波动范围较大,且出现很多高频信号,所以处理起来也较为困难,所测得的质量在剧烈运动状态下误差率最大。本文算法与平均法误差率比较如图 12 所示。

3 结论

- (1)在设置的 50、100、150、200 ms 这 4 种采样间隔中,采样时间间隔不会影响计算的精度。
- (2)由于走停状态下存在片刻的静态情况,所以识别出其中短暂的静止状态下的质量,可以提高走停状态下的算法精度,使得在走停状态下的误差率在 0.16% 以内。
- (3) IMF 分量中包含了许多与奶牛相关的信息,在以往的研究中往往被忽略。本文通过 EMD 算法分解出 IMF 分量分析行进状态,可为后续的养殖提供指导。
- (4)利用 EMD 算法对信号预处理后的有效信号进行分析,测量结果与静态质量相比,误差率在 1.35% 以内。常用的平均法计算简单,但其最大误

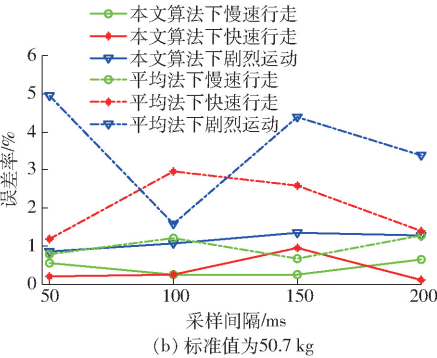


图 12 本文算法与平均法误差率比较结果

Fig. 12 Error rate comparison of proposed algorithm and average method

差率达到了 7.04%。与常用的平均法相比,本文算法精度有所提高。除了剧烈运动状态下误差率在 1.35% 以内,慢速行走、快速行走状态下误差率均在 1% 以内。误差较小,能够满足畜牧业对称量的误差要求。

参 考 文 献

[1] PSZCZOLA M, SZALANSKI M, RZEWUSKA K, et al. Short communication: improving repeatability of cows' body weight recorded by an automated milking system[J]. Livestock Science, 2018, 214:149 – 152.

[2] CHEN S, TENG G, LI Z. An approach of pig weight estimation using binocular stereo system based on LabVIEW[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2016, 129: 37 – 43.

[3] CUI J G, MU J, LIU K C, et al. Dynamic weighing system based on Internet of Things technologies[J]. Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2019, 1187(3): 32013.

[4] GONZÁLEZ-GARCÍA E, DEOLIVEIRA G P, HASSOUN P, et al. An assessment of walk-over-weighing to estimate short-term individual forage intake in sheep[J]. Animal, 2018, 12(6): 1174 – 1181.

[5] WISHART H, MORGAN-DAVIES C, STOTT A, et al. Liveweight loss associated with handling and weighing of grazing sheep

- [J]. Small Ruminant Research, 2017, 153: 163 – 170.
- [6] MENZIES D, PATISON K P, CORBET N J, et al. Using walk-over-weighing technology for parturition date determination in beef cattle[J]. Animal Production Science, 2017, 58: 1743 – 1750.
- [7] WANGCHUK K, WANGDI J, MINDU M. Comparison and reliability of techniques to estimate live cattle body weight[J]. Journal of Applied Animal Research, 2017, 46(1): 1 – 4.
- [8] GONZÁLEZ L A, BISHOP-HURLEY G, HENRY D, et al. Wireless sensor networks to study, monitor and manage cattle in grazing systems[J]. Animal Production Science, 2014, 54: 1687 – 1693.
- [9] 花立民, 周建伟, 于应文, 等. 放牧家畜质量自动称量系统的设计与试验[J]. 农业工程学报, 2012, 28(15): 15 – 20.
HUA Limin, ZHOU Jianwei, YU Yingwen, et al. Design and experiment of livestock auto weighing system[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(15): 15 – 20. (in Chinese)
- [10] LIU X, CAI Y. Design of automatic weighing system based on RFID and PLC[C]//2017 Chinese Automation Congress. IEEE, 2017: 7020 – 7024.
- [11] GONZÁLEZ-GARCÍA E, ALHAMADAA M, J. PRADEL S D, et al. A mobile and automated walk-over-weighing system for a close and remote monitoring of liveweight in sheep[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 153: 226 – 238.
- [12] BEAM D, STALDER K J, HEINRICHS A J, et al. Association of calf growth and feed intake traits with mature cow milk yield and body weight[J]. Animal Industry Report, 2015, 661(1): 30.
- [13] KULIKOVA N I, PATIEVA A M, CHERECHECHA A, et al. A new way to increase the fertility of cows[J]. Journal of Pharmaceutical Sciences and Research, 2018, 10(6): 1607 – 1609.
- [14] HERTEM T V, BAHR C, TELLO A S, et al. Lameness detection in dairy cattle: single predictor v. multivariate analysis of image-based posture processing and behaviour and performance sensing[J]. Animal, 2016, 10(9): 1525 – 1532.
- [15] BANOS G, COFFEY M P. Technical note prediction of liveweight from linear conformation traits in dairy cattle[J]. Journal of Dairy Science, 2012, 95(4): 2170 – 2175.
- [16] 刘同海, 李卓, 腾光辉, 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, 2013, 44(8): 245 – 249. (in Chinese)
- [17] DICKINSON R A, MORTON J M, BEGGS D S, et al. An automated walk-over weighing system as a tool for measuring liveweight change in lactating dairy cows[J]. Journal of Dairy Science, 2013, 96(7): 4477 – 4486.
- [18] 马聪, 张建华, 朱丹. 牛场称重系统的发展现状、存在问题及对策分析[J]. 宁夏农林科技, 2018, 59(7): 33 – 35, 63.
MA Cong, ZHANG Jianhua, ZHU Dan. Present situation, problems and countermeasures of weighting system in cattle farm [J]. Ningxia Journal of Agriculture and Technology, 2018, 59(7): 33 – 35, 63. (in Chinese)
- [19] CVETICANIN D, WENDL G. Dynamic weighing of dairy cows: using a lumped-parameter model of cow walk[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2004, 44(1): 63 – 69.
- [20] 董小宇. 基于 STM32 的奶牛动态称重系统研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2017.
DONG Xiaoning. Weigh-in-Motion of the dairy cow based on STM32 microcontroller [D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2017. (in Chinese)
- [21] SHEN J W, LI L, WEI X. Remote acquisition and management system of information on crop water requirement[J]. DEStech Transactions on Computer Science and Engineering, 2018(msota).
- [22] 吕乾涛, 秦兴. 用于动物的动态称重系统设计与研究[J]. 工业控制计算机, 2016, 29(11): 100 – 101.
LÜ Qiantao, QIN Xing. Design and research for animals dynamic weighing system[J]. Industrial Control Computer, 2016, 29(11): 100 – 101. (in Chinese)
- [23] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903 – 995.
- [24] WU Cheng, XING Wenge, XIA Linghao, et al. Improvement of detection performance on single photon LiDAR by EMD-based denoising method[J]. Optik, 2019, 181: 760 – 767.
- [25] CHENG Junsheng, YU Dejie, YANG Yu. Research on the intrinsic mode function (IMF) criterion in EMD method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(4): 817 – 824.