

## 3 种不同方法对肉牛胴体性状 预测能力的比较研究

张立敏<sup>1</sup>, 张 猛<sup>1</sup>, 周正奎<sup>1,2</sup>, 刘喜冬<sup>3</sup>, 陈 翠<sup>1</sup>, 陈晓杰<sup>1</sup>,  
李 姣<sup>1</sup>, 袁峥嵘<sup>1</sup>, 高 雪<sup>1</sup>, 高会江<sup>1</sup>, 许尚忠<sup>1</sup>, 李俊雅<sup>1\*</sup>

(1. 中国农业科学院北京畜牧兽医研究所 肉牛研究中心 农业部畜禽遗传资源与利用重点开放实验室, 北京 100193; 2. 西北农林科技大学动物科技学院, 杨凌 712100; 3. 东北农业大学动物科技学院, 哈尔滨 150030)

**摘 要:** 本研究为了寻求一种对肉牛胴体性状预测准确性较高的方法, 运用 DPS 数据处理系统和 SAS 软件比较偏最小二乘回归、GM(1, N) 灰色系统和 BP 神经网络 3 种常用的预测模型对肉牛胴体性状的预测能力。选择肉牛 7 个宰前生长性状(体高、体长、胸围、腹围、管围、宰前活体质量、平均日增体质量), 对 2 个重要的胴体性状(胴体质量和净肉质量)进行预测。结果表明: 偏最小二乘回归方法在肉牛胴体性状预测方面准确性最高; GM(1, N) 灰色系统和 BP 神经网络预测准确度偏低。本研究还将 3 种预测结果相结合, 取其均值, 大大提高了预测的准确性。这一研究将为肉牛生产实践提供一定的科学参考。

**关键词:** 偏最小二乘回归; GM(1, N) 灰色系统; BP 神经网络; 预测; 胴体性状

中图分类号: S823.8

文献标识码: A

文章编号: 0366-6964(2012)03-0368-08

### Comparison of Three Methods to Predict Carcass Traits in Bovine

ZHANG Li-min<sup>1</sup>, ZHANG Meng<sup>1</sup>, ZHOU Zheng-kui<sup>1,2</sup>, LIU Xi-dong<sup>3</sup>, CHEN Cui<sup>1</sup>,  
CHEN Xiao-jie<sup>1</sup>, LI Jiao<sup>1</sup>, YUAN Zheng-rong<sup>1</sup>, GAO Xue<sup>1</sup>, GAO Hui-jiang<sup>1</sup>,  
XU Shang-zhong<sup>1</sup>, LI Jun-ya<sup>1\*</sup>

(1. Key Laboratory of Farm Animal Genetic Resources and Utilization of Ministry of Agriculture, Beef Cattle Research Center, Institute of Animal Science, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100193, China; 2. College of Animal Science and Technology, Northwest A&F University, Yangling 712100, China; 3. College of Animal Science and Technology, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China)

**Abstract:** To search for a method to predict accurately carcass traits in bovine, in this study, DPS and SAS software were used to compare the methods of partial least squares regression, GM(1, N) gray system and BP neural network, in order to observe their accuracy in predicting carcass traits in bovine. Seven preslaughter growth traits including body height, body length, chest circumference, abdominal circumference, cannon bone circumference, live weight and average daily gain were used to predict the carcass weight and meat weight. The results showed that the partial least squares regression gave the highest accuracy, while the average relative errors of GM(1, N) gray system and BP neural network were lower. In this study, the three predicted results were combined and their mean value were calculated as the predictive values, which would greatly

收稿日期: 2011-03-12

基金项目: 农业部专项(Nycyt-x-38); 国家自然科学基金(30871774); 转基因生物新品种培育重大专项(2009ZX08007-005B); “十一五”转基因重大专项(2008ZX08007-2); “十二五”科技支撑计划课题(2011BAD28B04); 中国农业科学院基本科研业务费专项资金课题(2010jC-2)

作者简介: 张立敏(1985-), 女, 河北保定人, 硕士, 主要从事分子数量遗传学与动物育种研究, Tel: 010-62818176, E-mail: zhang\_liming@163.com

\* 通讯作者: 李俊雅, E-mail: JLi@iascaas.net.cn

improve the accuracy of prediction. The results would provide some scientific references to beef production.

**Key words:** PLSR; GM(1, N) gray system; BP neural network; prediction; carcass traits

随着人们生活水平的普遍提高,人们对肉食品的要求也越来越高,不再满足于生长期短,育肥较快的肉用畜禽,如鸡、猪等,而是倾向于那些营养价值高,肉质好的肉用动物。牛肉以其蛋白质含量高、脂肪含量低、味道鲜美享有“肉中骄子”的美称,因其营养价值极高,古有“牛肉补气,功同黄芪”之说,所以牛肉越来越受到人们的青睐。因此,肉牛的产肉性能高低成为备受人们关注的问题。肉牛生产中,屠宰率(胴体质量/宰前活体质量)和净肉率(净肉质量/宰前活体质量)是评定肉牛育肥效果和生产性能的 2 项重要指标,也是衡量 1 头肉用牛经济价值的重要指标。在活体质量已知的情况下,胴体质量和净肉质量是屠宰率和净肉率的直接反应。因此,通过对胴体质量和净肉质量的准确预测可以达到预测屠宰率和净肉率的目的。但作为胴体性状,尤其是对于大型家畜而言,其测定成本很大,对于国内一般的养殖场和育种场来说,胴体性状的测定工作很难进行,所以有必要利用宰前性状表型值来对胴体性状进行早期预测。偏最小二乘回归、GM(1, N)灰色系统和 BP 神经网络是进行这种预测的常用模型。

Adamczyk 等<sup>[1]</sup>认为人工神经网络方法可以用于肉牛屠宰率的预测研究。Li 等<sup>[2]</sup>用偏最小二乘回归和神经网络方法对牛肉嫩度进行预测,认为神经网络方法更为准确。Arul 等<sup>[3]</sup>以灰色系统理论为基础建立了大理石花纹评分和脂肪比例的预测模型,为客观评价牛肉品质提供了依据。

本研究选用偏最小二乘回归、GM(1, N)灰色系统和 BP 神经网络 3 种方法对肉牛胴体质量和净肉质量进行预测,以寻求一种准确性较高的预测方法,为肉牛生产实践提供一定的科学参考。

## 1 材料与方法

### 1.1 实验动物与数据来源

实验动物来自内蒙古乌拉盖资源群体肉用西门塔尔公牛共 173 头,没有严重疾病和营养不良史,年龄均 18 月龄左右,饲养管理条件一致。试验数据包括 7 个宰前生产性状(体高、体长、胸围、腹围、管围、宰前活体质量、平均日增体质量)表型数据和胴体质量、净肉质量记录数据。试验样本统计数据如表 1。

表 1 试验样本数据统计( $n=173$ )

Table 1 Summary statistics of test sample( $n=173$ )

性状 Trait	最大值 Maximum	最小值 Minimum	平均值 Mean	标准差 Std Dev
胴体质量/kg Carcass weight	359.5	202.5	273.15	34.60
净肉质量/kg Meat weight	336.5	185	253.34	32.83
体高/cm Body height	138	117	127.24	4.52
体长/cm Body length	170	128	145.91	9.23
胸围/cm Chest circumference	221	175	192.03	8.72
腹围/cm Abdominal circumference	242	200	221.38	8.14
管围/cm Cannon bone circumference	23	19	21.05	0.85
宰前活体质量/kg Live weight	648	408	515.57	54.32
平均日增体质量/( $\text{kg} \cdot \text{d}^{-1}$ ) Average daily gain	1.90	0.51	1.26	0.23

### 1.2 统计分析方法

#### 1.2.1 偏最小二乘回归分析 偏最小二乘回归

方法(Partial least square regression, PLSR)是在普通多元回归的基础上揉合主成分分析和典型相关

分析思想,克服了一般回归方法的自变量间多重共线性问题<sup>[4-6]</sup>。

本研究用 SAS9.2 软件编程完成。采用 PLS 程序进行偏最小二乘回归分析,并用“舍一交叉验证法”对因提取成分不同导致的残差平方和之间的差异显著性进行检验。 $P>0.1$  时达到预设精度,所对应的成分数  $m$  即为应提取的主成分数。

采用 Reg 程序得到胴体性状(胴体质量和净肉质量)对各活体性状的回归方程:

$$y_i = a + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_4x_4 + b_5x_5 + b_6x_6 + b_7x_7$$

式中, $y_i$  为胴体性状表型值, $i=1$  时表示胴体质量, $i=2$  时表示净肉质量; $a$  为回归方程截距; $x_1, x_2 \dots x_7$  为体高、体长、胸围、腹围、管围、宰前活体质量、平均日增体质量的测量值; $b_1, b_2 \dots b_7$  表示回归系数。

1.2.2 GM(1,N)灰色系统 部分信息已知部分信息未知的系统是灰色系统(Gray system)。灰色模型(Gray model)简称 GM 模型,是中国学者邓聚龙教授提出的以灰色模块为基础,用微分拟合法建立的模型<sup>[7]</sup>。

本研究运用 DPS 数据处理系统建立 100 头参考样本的灰微分方程<sup>[8-10]</sup>:

$$x_0^{(1)}(k+1) = \left[ x_0^{(0)}(1) - \frac{1}{a} \sum_{i=1}^N b_i x_i^{(1)}(k+1) \right] e^{-ak} + \frac{1}{a} \sum_{i=1}^N b_i x_i^{(1)}(k+1)$$

式中, $x_0^{(1)}(k+1)$  为胴体性状前  $k+1$  项之和; $x_i^{(1)}(k+1)$  为各活体性状的前  $k+1$  项之和; $x_0^{(0)}(1)$  为第一个个体的胴体性状测量值; $a$  和  $b_i$  为灰微分方程参数。

然后经过一阶累减还原为原始序列的预测值: $x_0^{(0)}(k+1) = x_0^{(1)}(k+1) - x_0^{(1)}(k)$

式中, $x_0^{(0)}(k+1)$  表示胴体性状第  $k+1$  项的预测值; $x_0^{(1)}(k+1)$ 、 $x_0^{(1)}(k)$  分别为胴体性状的前  $k+1$ 、前  $k$  项之和。

1.2.3 BP 神经网络 BP(Back propagation)神经网络是 1986 年由 Rumelhart 等科学家提出,是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一。其结构如图 1 所示,由输入层、输出层以及隐含层组成<sup>[11]</sup>。

本研究运用 DPS 数据处理系统建立 BP 神经网

络模型。设置隐含网络层数 5,输入层节点数 7,最小训练速率 0.9,允许误差 0.001,最大迭代次数 5 000,数据转换标准化,隐含层节点数 20。

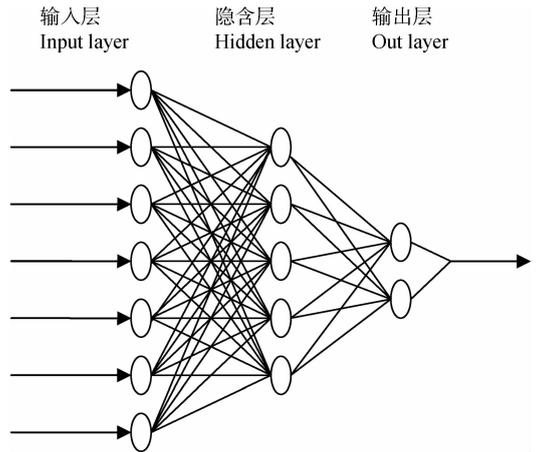


图 1 BP 神经网络结构

Fig. 1 Structure of BP neural network

### 1.3 不同模型预测结果的比较

为了定量比较不同模型对胴体质量和净肉质量的预测效果,定义下列 3 个评价指标。

平均绝对百分比误差:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{|y_i|};$$

均方根误差:  $MSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$ ;

平均绝对误差  $MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$ 。

3 种预测方法均在 173 头牛中随机抽取 100 头个体作为参考样本构建预测模型。剩余的 73 头牛作为检测样本对模型的预测能力进行验证。

## 2 结果

### 2.1 预测模型的建立

2.1.1 偏最小二乘回归预测模型 SAS9.2 的 PLS 程序提取主成分。表 2 为“舍一交叉验证法”对因提取成分不同导致的残差平方和之间的差异显著性检验结果。 $P>0.1$  时,差异不显著,认为达到预设精度,提取主成分结束。结果显示,提取成分数为 4 时, $P$  值达到 0.552。因此,提取主成分数为 4。

Reg 程序建立偏最小二乘回归方程。当主成分为 4 时,胴体质量( $y_1$ )和净肉质量( $y_2$ )对各活体性状( $x_1, x_2, \dots, x_7$ )的回归系数见表 3。

表 2 成分提取交叉验证表

Table 2 Cross validation for the number of extracted factors

提取成分数 Number of extracted factors	均方根 Root mean square	P
0	1.010 204	<0.000 1
1	0.580 623	0.003 0
2	0.487 133	0.028 0
3	0.409 068	0.088 0
4	0.398 705	0.552 0
5	0.397 234	1.000 0

$P > 0.1$  时,主成分提取结束

Stop extracting factors when the  $P$  value was more than 0.1

表 3 参数估计表

Table 3 Parameters estimation

	a	b <sub>1</sub>	b <sub>2</sub>	b <sub>3</sub>	b <sub>4</sub>	b <sub>5</sub>	b <sub>6</sub>	b <sub>7</sub>
$y_1$	39.815	0.827	-0.098	0.061	-0.620	0.160	0.588	-29.752
$y_2$	45.971	0.809	-0.133	0.038	-0.529	-0.774	0.558	-29.272

根据各回归系数最终建立模型如下:

$$y_1 = 39.815 + 0.827x_1 - 0.098x_2 + 0.061x_3 - 0.621x_4 + 0.160x_5 + 0.588x_6 - 29.752x_7$$

$$y_2 = 45.971 + 0.809x_1 - 0.133x_2 + 0.038x_3 - 0.529x_4 - 0.774x_5 + 0.558x_6 - 29.272x_7$$

2.1.2 GM(1,N)灰色系统预测模型 运用 DPS 数据处理软件建立 100 头参考样本的 GM(1,N)预测模型。胴体质量灰微分方程如下:

$$x_0^{(1)}(k+1) = [313 - 0.83x_1^{(1)}(k+1) + 0.58x_2^{(1)}(k+1) - 0.23x_3^{(1)}(k+1) - 0.65x_4^{(1)}(k+1) + 15.08x_5^{(1)}(k+1) - 0.74x_6^{(1)}(k+1) - 2.0x_7^{(1)}(k+1)]e^{-1.147k} + 0.83x_1^{(1)}(k+1) - 0.58x_2^{(1)}(k+1) + 0.23x_3^{(1)}(k+1) + 0.65x_4^{(1)}(k+1) - 15.08x_5^{(1)}(k+1) + 0.74x_6^{(1)}(k+1) + 2.0x_7^{(1)}(k+1)$$

净肉质量灰微分方程为:

$$x_0^{(1)}(k+1) = [292 - 0.82x_1^{(1)}(k+1) + 0.55x_2^{(1)}(k+1) - 0.22x_3^{(1)}(k+1) - 0.81x_4^{(1)}(k+1) + 16.77x_5^{(1)}(k+1) - 0.70x_6^{(1)}(k+1) - 5.33x_7^{(1)}(k+1)]e^{-1.108k} + 0.82x_1^{(1)}(k+1) - 0.55x_2^{(1)}(k+1) + 0.22x_3^{(1)}(k+1) + 0.81x_4^{(1)}(k+1) - 16.77x_5^{(1)}(k+1) + 0.70x_6^{(1)}(k+1) + 5.33x_7^{(1)}(k+1)$$

2.1.3 BP 神经网络预测模型 运用 DPS 数据处理系统建立 BP 神经网络模型。训练误差曲线如图所示,训练误差达到 0.000 186,小于所设置的允许误差 0.001,因此参数设置合理,模型合适。由图 2 可以看出,在所选参数下,经过近 1 000 次迭代,模型收敛性能较好,没有陷入局部较小。

拟合残差 = 0.000 186 237 551 650 162

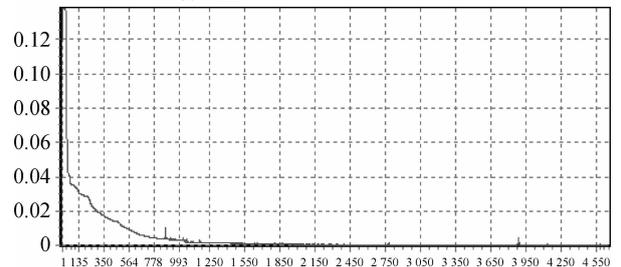


图 2 BP 神经网络训练曲线

Fig. 2 Training curve of BP neural network

## 2.2 预测结果及分析

将不同模型下胴体质量和净肉质量预测值与真实值之间的差值绘制成误差曲线,见图 3、图 4。并将绝对误差和相对误差的最大值、最小值、平均值及标准误进行统计,见表 4、表 5。

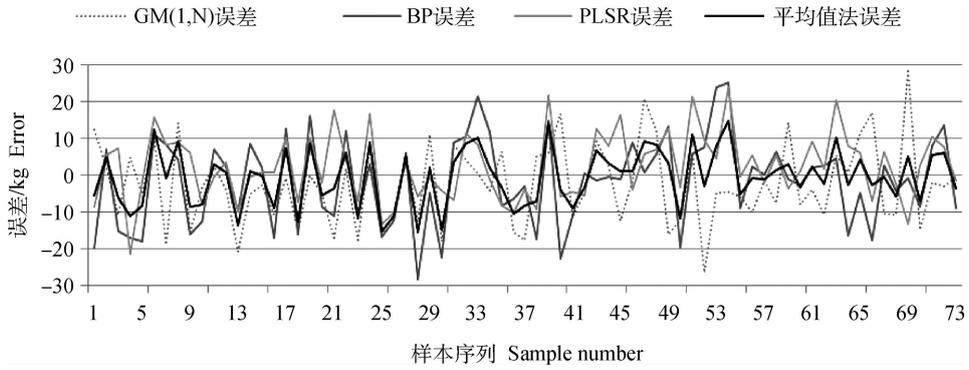


图 3 胴体质量预测误差曲线

Fig. 3 The prediction error of the carcass weight

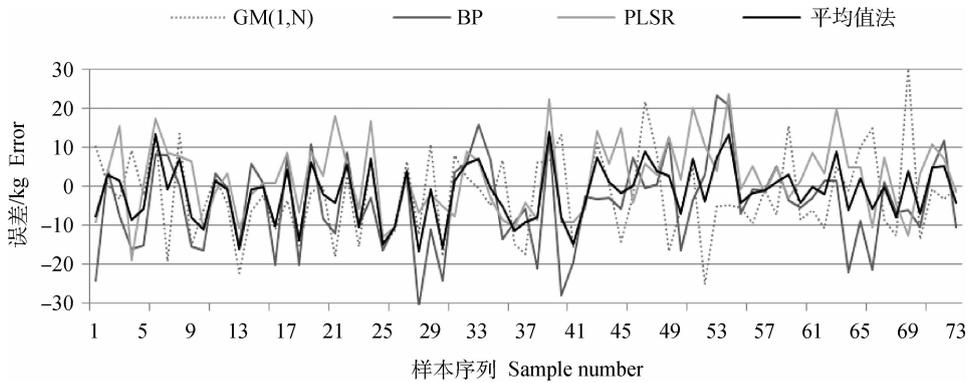


图 4 净肉质量预测误差曲线

Fig. 4 The prediction error of the meat weight

表 4 胴体质量预测误差

Table 4 Prediction errors of carcass weight

模型 Model	绝对误差/kg Absolute error				相对误差/% Relative error			
	最大值 Max	最小值 Min	平均值 Mean	标准误 SE	最大值 Max	最小值 Min	平均值 Mean	标准误 SE
PLSR	23.79	0.44	7.68	0.66	10.60	0.186	2.97	0.27
GM(1,N)	29.98	0.20	9.35	0.75	12.69	0.077	3.60	0.29
BP	28.48	0.09	9.92	0.81	11.48	0.029	3.80	0.31
MEAN	15.73	0.13	6.42	0.49	6.64	0.053	2.47	0.19

表 5 净肉质量预测误差

Table 5 Prediction errors of meat weight

模型 Model	绝对误差/kg Absolute error				相对误差/% Relative error			
	最大值 Max	最小值 Min	平均值 Mean	标准误 SE	最大值 Max	最小值 Min	平均值 Mean	标准误 SE
PLSR	23.46	0.24	7.81	0.65	11.42	0.098	3.26	0.29
GM(1,N)	30.77	0.36	9.17	0.77	13.26	0.143	3.80	0.33
BP	31.33	0.03	9.84	0.89	13.56	0.013	4.01	0.36
MEAN	16.84	0.14	6.04	0.53	7.29	0.050	2.49	0.22

由图3、图4可以看出,PLSR、GM(1,N)灰色系统、BP神经网络3种方法对胴体质量和净肉质量的预测误差绝大多数控制在20 kg以内,预测结果良好。与GM(1,N)灰色系统、BP神经网络相比,PLSR方法偏差较小,误差曲线比较平稳。同时发现,对于同一样本,用3种模型得出的预测值并非同时高于或同时低于真实值;无论采用哪种方法,都难免出现某些个体的预测值偏离较大的情况。针对以上2个问题,本研究考虑用3种预测结果求平均值的方法,从而将误差缩减到最小。从误差曲线上可以直观地看出,平均值法的误差幅度范围明显小于其他3种预测模型。

根据表4、表5对3种模型的预测结果进行比较发现,对胴体质量预测最准确的个体出现在BP神经网络模型中,绝对误差达到0.09 kg,相对误差0.029%;预测误差最大的个体出现在GM(1,N)模型中,BP神经网络模型其次;对净肉质量预测精度最高和最低的个体均出现在BP神经网络模型,相对误差分别为13.56%和0.013%。可见,BP神经

网络与其他2种模型相比,预测误差幅度范围较大,稳定性差。从平均绝对误差和标准误则可以看出来,无论是胴体质量还是净肉质量,PLSR模型的平均误差均最小,稳定性最高。相对误差比较发现,3种模型对胴体质量预测的准确度均高于净肉质量。一方面是由于胴体质量基数本身较大,在绝对误差相同的情况下,相对误差也会较小;另一方面是由于骨质量这一性状在采集过程中容易出现误差,从而影响净肉质量的准确性。另外,本研究提出的3种预测结果求平均值的方法,大大提高了预测的精确度,使胴体质量和净肉质量的相对误差分别达到2.47%和2.49%,比BP神经网络模型降低了1.33%和1.52%。因此,将3种模型有机结合建立新的预测模型以提高预测的准确度将成为下一步研究的重点。

### 2.3 不同模型预测结果的比较

为了定量比较不同模型对胴体质量和净肉质量的预测效果,将不同模型预测的平均百分比误差(MAPE)、均方根误差(MSE)、平均绝对误差(MAE)归纳如表6:

表6 不同模型拟合效果统计

Table 6 Fitting results of the different models

模型 Model	MAPE		MSE		MAE	
	胴体质量/% Carcass weight	净肉质量/% Meat weight	胴体质量 Carcass weight	净肉质量 Meat weight	胴体质量 Carcass weight	净肉质量 Meat weight
PLSR	2.97	3.26	9.50	9.57	7.68	7.81
GM(1,N)	3.80	3.80	11.33	11.27	9.35	9.17
BP	3.60	4.01	12.07	12.38	9.92	9.84
MEAN	2.47	2.49	7.66	7.51	6.42	6.04

结果显示,GM(1,N)模型和BP神经网络模型的MAPE、MSE、MAE值均比较接近,GM(1,N)模型的拟合精度稍高。偏最小二乘回归模型的3项指标则明显小于GM(1,N)模型和BP神经网络模型,预测精度在3种方法中处于最高。而三者预测结果求平均值的方法,其精度比3种方法单独预测均有了较大程度的提高。

## 3 讨论

### 3.1 3种预测方法在动物预测模型中的应用

偏最小二乘回归模型、GM(1,N)灰色系统和BP神经网络模型被广泛用于经济、工业、农业等领

域,但在动物育种中的应用还比较少。在奶牛方面,李振庆等利用偏最小二乘回归模型对牛奶中蛋白质、脂肪和乳糖含量进行了建模分析<sup>[12]</sup>;王丽杰等<sup>[13]</sup>采用PLS校正模型对牛奶成分含量进行预测,脂肪和蛋白含量的预测误差分别为2.57%和3.08%,与本试验的对胴体质量和净肉质量预测的相对误差(2.97%和3.26%)基本一致。Friggens等<sup>[14]</sup>利用PLSR模型通过对乳成分的测量实现了奶牛能量平衡的预测。魏晓莉等人<sup>[15-16]</sup>利用BP神经网络对初产奶牛305天产奶量进行了预测。

在肉牛上的应用主要集中在对牛肉品质的预测方面。Andres等利用PLSR对肉牛背最长肌的肌

肉性能进行了预测<sup>[17]</sup>。Li等<sup>[2]</sup>用偏最小二乘回归和神经网络方法预测牛肉嫩度,认为神经网络的方法对牛肉嫩度的预测更为准确;而本研究中对胴体质量和净肉质量的预测则认为偏最小二乘回归的方法更为准确,这与性状本身的特点有关,不同性状的适应模型并不一致。Naganathan等<sup>[18]</sup>用偏最小二乘回归模型对牛肉嫩度进行了预测,同时证明增加样本数可以提高预测的准确度。Arul等<sup>[3]</sup>以灰色系统理论为基础建立了大理石花纹评分和脂肪比例的预测模型,为客观评价牛肉品质提供了依据。Brethour<sup>[19]</sup>用神经网络原理对胴体大理石花纹评分建立模型,证明神经网络模型的准确度高于普通的多元回归模型。在胴体性状方面,Adamczyk等<sup>[1]</sup>利用人工神经网络对牛屠宰率的预测进行了研究,证实了人工神经网络方法在肉牛胴体性状预测中的可行性。张猛等<sup>[20]</sup>利用BP神经网络预测了中国西门塔尔牛的屠宰性状,对胴体质量预测的相对误差为5.0%,模型训练误差为0.004784;而本研究中BP神经网络对胴体质量预测的相对误差为3.8%,模型训练误差为0.000186,误差大大减小,这可能与运算过程中参数的设置有关。利用偏最小二乘回归和灰色系统对肉牛胴体性状的预测尚未见相关报道。

### 3.2 3种预测方法的比较

本试验就所建立的预测肉牛胴体性状的3种模型进行比较发现,偏最小二乘回归模型比GM(1,N)灰色系统和BP神经网络模型预测的精度高,而且预测结果稳定。GM(1,N)模型的预测精度比BP神经网络稍高。刘琼菽<sup>[21]</sup>以经济收入预测为例,对偏最小二乘回归模型和BP神经网络模型的预测效果进行了比较,结果表明偏最小二乘回归模型的拟合精度高于BP神经网络模型,与本研究所得到的结果一致。苏博等<sup>[22]</sup>运用GM(1,N)灰色系统和BP神经网络方法对粮食产量预测进行了比较,结果表明BP神经网络模型比GM(1,N)模型的预测精度偏高,与本研究结果不一致。这可能与研究对象和训练样本数有关(用到训练样本数为300个,本研究为100个),增加训练样本数有利于提高BP神经网络的预测精度,而GM(1,N)模型需要的样本数则较少。

GM(1,N)在预测过程中首先要对每个因子进行预测,再利用预测结果对行为变量进行预测,这使得因子序列预测的误差一起传递给行为变量预测

值,从而产生较大的误差,拟合精度较低,有待于进一步提高。黄娜<sup>[23]</sup>在利用GM(1,N)模型进行经济预测时提出用BP神经网络残差修正GM(1,N)模型,修正后的预测精度得到明显提高。

人工神经网络作为一种非线性建模和预测方法,已被广泛应用于多种领域的预测并获得了良好的效果。但由于BP神经网络误差是通过输出层反向传播的,隐含层越多,反向传播误差在靠近输入层时就愈不可靠,这样用不可靠的误差来修正权值,就会影响学习效率,容易出现收敛速度慢或不收敛的情况。针对这一缺点,许多学者提出改进的BP神经网络算法。李焕荣等<sup>[24]</sup>提出一种改进的BP神经网络预测方法,大大提高了BP神经网络的收敛速度和预测精度,但同时研究表明,此方法对于长期预测并不适用。杨东侯等<sup>[25]</sup>也提出了2种改进的BP神经网络学习算法,使收敛速度和收敛精度都有了较大改进。

笔者认为,如果能将偏最小二乘回归、GM(1,N)灰色系统、BP神经网络3种模型结合起来,充分利用其在预测中各自的优势,形成一种PLSR-GM(1,N)-BP耦合模型,其精度将优于独立使用任何一种模型。这一耦合模型有待于进一步研究。

## 4 结论

对肉牛胴体性状的3种预测方法中,偏最小二乘回归模型拟合精度最高,可以直接用于胴体质量和净肉质量的预测。而BP神经网络和GM(1,N)灰色系统模型的预测精度较低,需要进行改进。三者的预测结果求平均值的方法,其精度则优于独立使用任何一种模型。在实际生产中,可以考虑将3种模型同时应用到屠宰性状的预测研究中,形成一种PLSR-GM(1,N)-BP耦合模型,以提高预测的准确度。

### 参考文献:

- [1] ADAMCZYK K, GIL Z, GOLONKA M, et al. Application of artificial neural networks to predict dressing percentage in cattle[J]. *Pol J Nat Sci*, 2007, 22(1): 23-30.
- [2] LI J. Image texture features as indicators of beef tenderness[J]. *Meat Sci*, 1999, 53: 17-22.
- [3] ARUL P R, AMIN V R, CARLSON D L, et al. Characterization of beef muscle tissue using texture a-

- analysis of ultrasonic images [C]. Biomedical Engineering Conference, 1993: 141-143.
- [4] 王惠文. 偏最小二乘回归方法及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1994.
- [5] 钱筱丹, 黎放, 卞金露. 偏最小二乘回归在船舰维修费用预测中的应用[J]. 舰艇科学技术, 2007, 29(4): 98-100.
- [6] 彭胜民, 李存斌, 黄嘉鑫, 等. 基于偏最小二乘回归的土壤含水量预测模型研究[J]. 农机化研究, 2010, 9: 45-49.
- [7] 邓聚龙. 灰色系统基本方法[M]. 武汉: 华中工学院出版社, 1987.
- [8] 张龙庭, 罗佑新. 试验数据处理的多因素灰色模型 GM(1, N) 及其应用[J]. 机械设计, 2003, 20(3): 23-25.
- [9] 樊爱军, 王开发. 多因素时间序列资料 GM(1, N) 预测模型及其应用[J]. 第三军医大学学报, 2003, 25(19): 1774-1775.
- [10] 阮仁俊, 刘天琪, 王雪. 基于 GMC(1, N) 的多因素负荷预测模型及其应用[J]. 川电力技术, 2008, 31(6): 73-76.
- [11] 桂现才. BP 神经网络在 MATLAB 上的实现与应用[J]. 湛江师范学院学报, 2004, 25(3): 79-83.
- [12] 李振庆, 黄梅珍, 倪一, 等. 改进的偏最小二乘法在近红外奶成分测量中的应用[J]. 光学技术, 2009, 35(1): 70-73.
- [13] 王丽杰, 徐可欣, 郭建英. 采用红外光谱技术检测牛奶中脂肪、蛋白质及乳糖含量[J]. 光电子激光, 2004, 15(4): 468-471.
- [14] FRIGGENS N C, RIDDER C, LOVENDAHL P. On the use of milk composition measures to predict the energy balance of dairy cows [J]. *J Dairy Sci*, 2007, 90(12): 5453-5467.
- [15] 魏晓莉, 张永根, 郑怀军. 利用 BP 神经网络预测初产母牛 305 天产奶量[J]. 中国奶牛, 2006, (7): 24-26.
- [16] GRZESIAK W, BLASZCZYK P, LACROIX R, et al. Methods of predicting milk yield in dairy cows—Predictive capabilities of Wood's lactation curve and artificial neural networks (ANNs) [J]. *Comput Electron Agr*, 2006, 54(2): 69-83.
- [17] ANDRES S, SILVA A, SOARES-PEREIRA A L, et al. The use of visible and near infrared reflectance spectroscopy to predict beef *M. longissimus thoracis et lumborum* quality attributes [J]. *Meat Sci*, 2008, 78: 217-224.
- [18] NAGANATHAN G K, GRIMES L M, SUBBIAH J, et al. Partial least squares analysis of near-infrared hyperspectral images for beef tenderness prediction [J]. *Sens & Instrumen Food Qual*, 2008, 2: 178-188.
- [19] BRETTHOUR J R. Estimating marbling score in live cattle from ultrasound images using pattern recognition and neural network procedures[J]. *J Anim Sci*, 1994, 72(6): 1425-1432.
- [20] 张猛, 周正奎, 李姣, 等. BP 神经网络在中国西门塔尔牛屠宰性状早期预测中的应用[J]. 西南农业学报, 2010, 5: 1677-1682.
- [21] 刘琼荪. 基于偏最小二乘和 BP 神经网络模型及其应用[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2007, 30(7): 145-150.
- [22] 苏博, 刘鲁, 杨方廷. GM(1, N) 灰色系统与 BP 神经网络方法的粮食产量预测比较研究[J]. 中国农业大学学报, 2006, 11(4): 99-104.
- [23] 黄娜. 基于 BP 神经网络改进的 GM(1, N) 模型在经济预测中的应用[J]. 南阳理工学院学报, 2009, 1(6): 76-79.
- [24] 李焕荣, 王树明. 一种改进的 BP 神经网络预测方法及其应用[J]. 系统工程, 2000, 18(5): 76-78.
- [25] 杨东侯, 年晓红, 杨胜跃. 两种改进的 BP 神经网络学习算法[J]. 长沙大报, 2004, 18(4): 54-57.

(编辑 郭云雁)