

基于 D－S 证据理论的鸡蛋新鲜度多传感器融合识别*

刘 鹏 屠 康 潘磊庆 张 伟
(南京农业大学食品科技学院, 南京 210095)

【摘要】 为提高无损检测在判断鸡蛋新鲜度方面的稳定性和模型适应性, 通过 D－S 证据理论和 BP 神经网络将电子鼻和机器视觉两种传感器在特征层进行融合, 构建了鸡蛋新鲜度的融合模型。探讨了一种可以弥补 D－S 证据在信息融合过程中不足的改进方法。验证试验结果表明: 通过融合优化, 不确定性的基本概率赋值下降到 0. 01 以内, 解决了单一检测方法检测模型存在识别空白区间或稳定性差的问题。经过 D－S 融合的多传感器融合 BP 模型在判别效果和稳定性方面都有较大提高, 判别鸡蛋新鲜度准确率平均值达到 92. 6%。

关键词: 鸡蛋 新鲜度 D－S 证据理论 多传感器融合 BP 神经网络

中图分类号: S126; TS253. 2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2011)08-0122-06

Non-destructive Egg Freshness Recognition Using Multi-sensor Fusion
Based on D－S Evidence Theory

Liu Peng Tu Kang Pan Leiqing Zhang Wei
(College of Food Science and Technology, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China)

Abstract

For the purpose of enhancing the detecting stability and the model adaptability of egg freshness by non-destructive detection method, a sensor fusion was taken by the machine vision and electronic nose in the sensor level of characteristics while D－S evidence theory was chosen as the sensor information fusion method and BP artificial neural network as the specific modeling method. An improved method that could remedy for the deficiency of D－S evidence theory was discussed. Verification results showed that the basic probability assignment of uncertainty decreased to less than 0. 01 by sensor fusion optimization. The problem of low detecting range in single sensor method has been well solved. Meanwhile, the egg freshness discriminating accuracy and stability has been improved compared with no sensor fusion situation. The average discriminating accuracy reached to 92. 6%.

Key words Egg, Freshness, D－S evidence theory, Multi-sensor fusion, BP neural network

引言

快速并全面检测禽蛋新鲜度是禽蛋无损检测的主要问题。传统的针对鸡蛋新鲜度无损检测方法主要是机器视觉^[1]、近红外^[2-4]以及介电^[5]方法, 虽然建立的模型准确度较高, 但模型特异性高, 当样本的情况变化时, 一般会出现较大偏差, 模型适应能力较差, 同时还存在检测成本过高的问题。为了解决

以上问题, 在无损检测中引入多传感器信息融合技术是必要的。多传感器信息融合就是对多个传感器或多源信息进行综合处理, 从而得出更为精确可靠的结论。由于各个传感器提供的信息、包含着大量的不确定性, 信息融合过程的实质是一个非确定性的推理与决策过程。特征层融合中的 D－S (Dempster－Shafer) 证据理论具有无需先验概率、推理形式简单等优点, 被广泛应用在检测、识别、分类

收稿日期: 2010-10-08 修回日期: 2010-12-03

* 国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2007AA10Z213)、江苏省科技攻关项目(BE2007320)和南京农业大学青年创新基金资助项目(Y200827)

作者简介: 刘鹏, 博士生, 主要从事农产品无损检测研究, E-mail: llxx_2000@126.com

通讯作者: 屠康, 教授, 博士生导师, 主要从事农产品贮藏及物性研究, E-mail: kangtu@njau.edu.cn

等领域。

近年来,国外多传感器融合技术由于其检测硬件及相关数据分析模块方面的优势,在融合的深度和宽度方面都有较大突破^[6-10]。多传感器融合技术在国内应用虽然处于起步阶段,但也有不少研究报道^[11-14]。

为提高无损检测在判断鸡蛋新鲜度方面的稳定性、可移植性以及模型适应性,本文采用传感器特征层融合(机器视觉和电子鼻)的方法,以鸡蛋的哈夫单位为目标量,基于 D-S 证据理论进行传感器特征层融合,并以此构建相应的 BP 神经网络判别模型。

1 鸡蛋新鲜度识别工作原理

本文的融合系统中,机器视觉分析系统和气味传感器检测系统(电子鼻)可以看作两种完全不同的传感器,由于其产生的信号类型及激励-响应方式均存在很大差异,因此在原始数据层的融合缺乏条件^[15]。考虑在特征层的融合,这种方式不仅保留了足够数量的原始信息,而且实现了一定的数据变换和压缩,有利于处理效果和精度的提高。融合方法流程如图 1 所示。

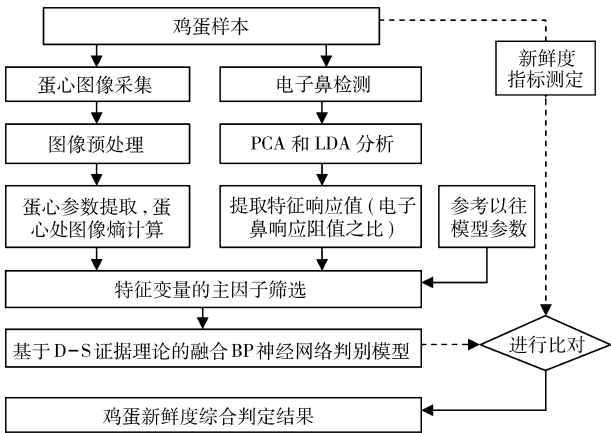


图 1 融合方法流程

Fig. 1 Technical route of the sensor fusion method

2 材料与方法

2.1 试验材料与试验设计

试验对象是褐壳新鲜鸡蛋(罗曼蛋鸡),从南京西郊的青龙山养鸡场购买后即运至实验室,其初次无损检测指标测定时间距其生产不超过 12 h。采购样本后,在模拟货架条件的 25℃、湿度 70%~80% 的恒温箱中放置。按顺序对鸡蛋进行无损检测和有损检测,并从购买第 0 天(购买当天)起每 6 d(第 0、6、12、18、24、30、36 天)检验 1 次,共 165 个。试验时间 36 d。其中 105 个样本作为理测训练集,剩余

的 60 个样本作为预测集。测试的指标包括鸡蛋贮藏期间的哈夫单位、机器视觉指标(可见光图像颜色参数及图像熵)、电子鼻指标(响应阻值之比 G/G_0)、质量等指标。详细试验设计如表 1 所示。

表 1 试验设计

Tab. 1 Summary of the experimental design

参数	数值	
	模型构建组	无损验证组
样本数量/枚	105 (一次 15 枚)	60 (一次 20 枚)
测试指标	H, I, S 均值	H, I, S 均值
	图像熵 e	图像熵 e
	电子鼻指标(响应阻值之比 G/G_0)	电子鼻指标(响应阻值之比 G/G_0)
	哈夫单位(哈夫单位测定仪)	哈夫单位(哈夫单位测定仪)
	质量(电子天平)	质量(电子天平)
测试次数	7	3
测试间隔/d	6	12

2.2 试验装置

根据研究的需要,在以往单一检测机构的基础上,改进接口和通道,设计了一套基于机器视觉和电子鼻融合的检测机构^[16],如图 2 所示。

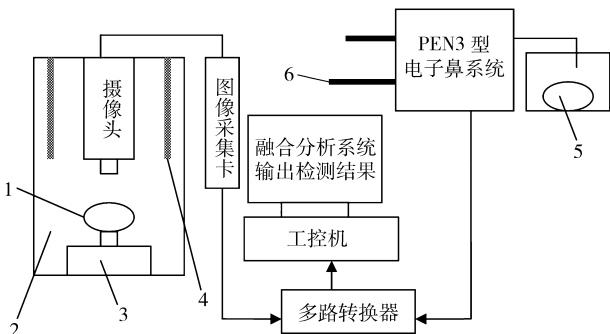


图 2 融合检测机构结构原理图

Fig. 2 Working principle of the sensor fusion detecting device

1、5. 样品 2. 光照箱 3. 载物台 4. 光电管 6. 电子鼻洗脱系统

其中视觉部分主要包括数字 CCD 彩色摄像头; JVC TK-C1380 型图像采集卡(加拿大 Matrox Meteor-II/Standard); 计算机, CPU P4 1.7 GHz, 内存 784 MB, 显卡 64 MB GF2 MX400, 系统软件环境, Windows XP sp2, 自行开发的图像分析软件(多传感器融合检测禽蛋品质专家系统 V1.0, 软件著作权登记号: 2010SR010082)。气味传感器部分测试系统由 PEN3 型电子鼻系统和自带数据分析系统 Winmuster 组成。整个系统分别采集视觉、气味信息至 SH912A 型信号多路信号转换器(中山市合佳电业制品有限公司)并由其转换为模拟信号, 存入计

算机,再调用信号处理软件对其处理。处理后将数据输入到本文设计融合模型中,对鸡蛋新鲜度进行判断。

2.3 鸡蛋新鲜度分级

生理组每 6 d 测定一组,共测 7 次,每次 15 个样本,哈夫单位变化情况如图 3 所示。根据哈夫单位对鸡蛋分类判定,对应第 1 组(前 6 d)为优质蛋(其哈夫单位大于或等于 72);对应第 2、3、4、5 组(第 6~24 天)可以分级为中等蛋(其哈夫单位小于 72,大于 60),剩下的第 6 组(第 24~30 天)为次级蛋(其哈夫单位小于 60,大于 40),第 7 组 36 d 已全部散黄(哈夫单位小于 40)。

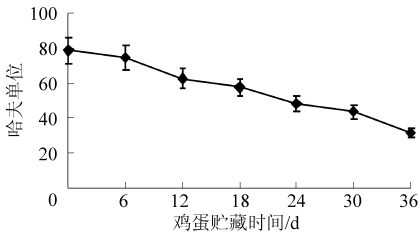


图 3 贮藏期鸡蛋哈夫单位变化

Fig. 3 Changes of Haugh unit in storage time

3 传感器信息提取与系统变量集确定

3.1 图像预处理

通过摄像头提取的图像是蛋心处图像,主要研究蛋心处颜色的变化。处理图像过程中,获取图像由摄像头和图像采集卡采集,得到的图像基于 RGB 模型,而图像分析时要用到 HIS 模型,这样需要将图像的 R 、 G 、 B 成分转换为 H 、 I 、 S 值。同一颜色从 RGB 到 HIS 的转换为非线性变化,对于任意 3 个在 $[0, 1]$ 范围内的 R 、 G 、 B 值,其对应 HIS 模型的 H 、 I 、 S 分量可以转换计算^[17]:对蛋心处 HIS 体系求均值(自编程序自动取点并计算),待用。对计算机图像而言,图像熵是一个重要的系统变量,其在一定程度上也可体现该图像反映对象的整体外观性能^[10]。综合以上考虑确定机器视觉传感器的系统变量为 H 、 I 、 S 的均值和图像熵 e 。

3.2 电子鼻参数设置

电子鼻的前处理结果及测试条件如下:每个鸡蛋均置于 250 mL 烧杯内,并用无味保鲜膜封口;为了保证数据稳定性和准确度,在第 50 秒时提取电子鼻特征值^[10]。电子鼻输出的参数响应值 S 是根据传感器接触到样品挥发物后的电阻 G 与传感器在经过标准活性炭过滤气体时的电阻 G_0 的比值 G/G_0 作为原始特征数据。

3.3 系统变量的确定

根据以往的相关研究^[18-19],用经过筛选的图像

参数、电子鼻参数及相关系统参数作为系统变量集 V 中的元素,确定变量集如下: $V = \{H_\mu; S_\mu; I_\mu; E; m; G/G_{02}; G/G_{05}; G/G_{08}\}$ 。其中 H_μ 、 S_μ 、 I_μ 分别表示蛋心处图像的色调、饱和度和亮度 3 个分量的均值; E 表示蛋心图像能量; m 表示鸡蛋质量; G/G_{02} 、 G/G_{05} 、 G/G_{08} 分别表示 PEN3 型电子鼻中 2、5、8 号传感器的响应阻值之比。

4 传感器信息融合

信息融合主要通过主成分分析确定特征变量,再比对同时期的生理指标确定检测阈值,并设计 D-S 判据,在此基础上结合 BP 神经网络进行特征融合,最后用融合结果优化 BP 网络。

4.1 特征变量及变换阈值区间的确定

对系统变量集中的 8 个变量进行针对哈夫单位预测贡献程度的主因子分析,结果如表 2 所示。前 2 个特征值(H_μ 和 G/G_{02})方差累积值占总方差的 84.62%。后 6 个特征值的贡献越来越少。由此可以确定在本融合体系内检测鸡蛋新鲜度的主要特征变量为 H_μ 和 G/G_{02} 。结合哈夫单位和原有模型指标分别进行相关性分析得到 H_μ 和 G/G_{02} 对应于鸡蛋新鲜度的变换阈值区间 M 和 N 。 $M = \{247 \sim 116\}$,其中 $M_1 = 247$, $M_2 = 116$ 。247 是完全新鲜时开始提取的色调均值,116 为 100 个测试样本最后时提取的色调均值。

表 2 系统变量主因子分析结果

Tab. 2 Principal factors analysis results of system index				
主因子	特征值		提取的特征变量方差载荷	
	方差/%	方差累积值/%	方差/%	方差累积值/%
H_μ	60.17	60.17	60.17	59.25
G/G_{02}	24.45	84.62	24.45	84.62
G/G_{05}	4.62	89.24		
S_μ	3.31	91.55		
G/G_{08}	3.13	94.68		
m	2.32	97.00		
I_μ	1.93	98.93		
E	1.07	100.00		

$N = \{0.708 \sim 1.302\}$, 其中 $N_1 = 0.708$, $N_2 = 1.302$, 0.708 为鸡蛋最新鲜时提取的电子鼻 2 号传感器响应阻值之比(第 1 组 15 个蛋的数据), 1.302 是完全鸡蛋散黄时提取的电子鼻 2 号传感器响应阻值之比(第 7 组 15 个蛋的数据)。

4.2 基于 D-S 分析的特征融合判定器设计

D-S 证据理论具有较强的处理不确定信息的能力,它广泛用于多传感器系统的目标识别和跟踪

领域^[20]。用 D-S 证据理论进行目标预测识别时,基本可信度的分配需要综合有关领域专家的知识,这在实际应用中是很难实现的。本文在提出 D-S 证据基本规则的基础上,采用 BP 神经网络来处理证据理论的基本可信度分配问题,通过对神经网络的训练,起到领域专家的作用,利用其泛化能力,可以得到证据对各个待识目标的基本可信度分配,然后再利用 D-S 证据理论方法进行融合,得到最终的识别结果。

4.3 鸡蛋 D-S 证据理论设计

结合考虑 4.1 节中确定的变换阈值区间设计证据理论规则如下(在决策判断时必须同时满足以下 4 条规则):目标类鸡蛋新鲜度应具有最大的可信度;目标类鸡蛋新鲜度的可信度值与其他类别可信度值的差须大于阈值 M_2 ;不确定性区间长度须小于阈值 N_1 ;目标类鸡蛋新鲜度的可信度值经变换得到检测值后须处在不确定性区间长度 M 和 N 的范围内。

4.4 新鲜度的基本可信度分配方法确定

在鸡蛋 D-S 证据理论的约束下考虑新鲜度检测的基本可信度分配方法的确定问题。在本融合体系的 2 个传感器中,存在 1 个有待识别的目标(鸡蛋的哈夫单位)。

在很多情况下,神经网络的输入量无法直接获得,常需要用信号处理与特征提取技术从原始数据中提取能反映其特征的若干特征参数作为网络的输入^[21]。因此,把 2 个传感器的测量数据经过相应的信号处理后提取出 2 个特征向量,则 BP 网络的结构为二输入一输出,并且 BP 网络的神经元采用 Sigmoid 转移函数,这样可以将网络输出限定到 $[0,1]$ 区间内。通过提供足够多的样本模式供 BP 网络进行学习训练,便能完成由二维输入空间到三维输出空间的非线性映射。2 个传感器每测量一次经过相应的处理便可得到 2 个特征向量,把这 2 个特征向量作为输入,经过 BP 网络的运算后便能得到 2 个在 $[0,1]$ 区间上的数值矩阵。最后把这 3 个数值矩

阵经过归一化处理,分别作为这 2 个待识目标的基本可信度分配(basic probability assignment,简称 BPA)。其中 BP 网络训练部分由 MatlabR 2008A 中的 train 函数完成,Matlab 程序语句为:[net, tr] = train(net, P, t)。

5 融合模型构建、验证与结果分析

为了说明神经网络与 D-S 证据理论联合应用的有效性,根据 2.3 节对鸡蛋新鲜度的分级,设 1 为优质蛋,2 为中等蛋,3 为次劣蛋,4 为散黄蛋,目标识别框架为 $W = \{1,2,3,4\}$ 。系统使用机器视觉分析仪(CVA)和电子鼻分析仪(ENA)两种传感器。

5.1 融合模型构建

利用 2 个神经网络分别来对机器视觉分析仪和电子鼻分析仪两种传感器的探测结果进行基本可信度的分配,网络模型均采用 BP 网络,该网络具有较好的泛化能力。首先利用数据库中比较有代表性的样本数据对 2 个 BP 神经网络进行训练。其训练情况如图 4 所示,图中 1 个迭代周期为 100 代。当网络训练达到 491 和 497 步时,训练停止,网络训练精度分别为 0.000 088 和 0.000 079,均小于事先设定的 0.000 1,达到目标误差。

再将模型构建组中任意一组 CVA 和 ENA 数据输入到网络,在输出端得到基本可信度分配,如表 3 所示。 P_1 、 P_2 、 P_3 和 P_4 分别表示样本可能为优质蛋、中等蛋、次劣蛋以及散黄蛋的概率。而 U 表示模拟系统原因的不确定的概率(在现实生活中可以看作是用单一方法无法确定新鲜度的鸡蛋个案,可能由于单纯回归模型的识别盲区造成)。按 Dempster 组合规则对 CVA 和 ENA 组合得到融合传感器关于目标识别的概率赋值,组合情况如表 4 所示。表中 $\emptyset$ 表示空集,设证据传感器 CVA 和传感器 ENA 这两批证据的不一致因子为 K ,融合后的基本概率赋值为 $Z_{CVA, ENA}$,由表 4 得不一致因子 $K = 0.027 + 0.032 + 0.030 + 0.075 + 0.055 + 0.052 + 0.097 + 0.061 + 0.068 + 0.048 + 0.029 + 0.035 = 0.609$ 。于

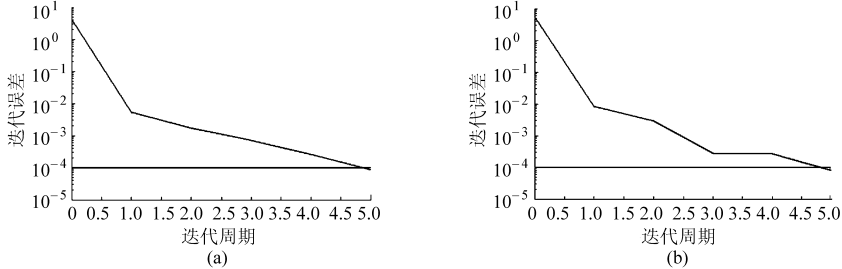


图 4 训练变化曲线
Fig. 4 Training change curves
(a) 机器视觉 (b) 电子鼻

是可得传感器 CVA 和传感器 ENA 证据融合后对优质蛋 P_1 基本概率赋值 $P_1 = Z_{CVA, ENA (P_1)} = 1 - K = 0.391$ 。同理可得 $P_2 = 0.281, P_3 = 0.194, P_4 = 0.130, U = 0.004$ 。

由以上结果可以看出,不确定性的基本概率赋值 U 下降到 0.01 以内。计算结果表明,最终的决策结果是 P_1 ,即目标是优级鸡蛋($Z_{CVA, ENA (P_1)}$ 最大)。

表 3 基本可信度分配					
Tab.3 Basic credibility distribution					
传感器	概率赋值				
	P_1	P_2	P_3	P_4	U
CVA	0.313	0.192	0.227	0.217	0.051
ENA	0.139	0.241	0.315	0.153	0.152

ENA	CVA				
	$P_1(0.313)$	$P_2(0.192)$	$P_3(0.227)$	$P_4(0.217)$	$U(0.051)$
$P_1(0.139)$	$P_1(0.044)$	$\varnothing(0.027)$	$\varnothing(0.032)$	$\varnothing(0.030)$	$P_1(0.007)$
$P_2(0.241)$	$\varnothing(0.075)$	$P_2(0.046)$	$\varnothing(0.055)$	$\varnothing(0.052)$	$P_2(0.012)$
$P_3(0.315)$	$\varnothing(0.097)$	$\varnothing(0.061)$	$P_3(0.072)$	$\varnothing(0.068)$	$P_3(0.016)$
$P_4(0.153)$	$\varnothing(0.048)$	$\varnothing(0.029)$	$\varnothing(0.035)$	$P_4(0.033)$	$P_4(0.078)$
$U(0.152)$	$P_1(0.048)$	$P_2(0.029)$	$P_3(0.035)$	$P_4(0.033)$	$U(0.078)$

5.2 模型验证与结果分析

使用 60 个同批次的鸡蛋对新鲜度进行预测并与用单一机器视觉^[19]以及电子鼻检测方法^[18]进行比较,预测结果与实际测定结果如图 5 和表 5 所示。

图 5 和表 5 表明:融合模型对鸡蛋新鲜度的预测效果(预测平均值最大)和稳定程度(预测值的标准差最小)都明显高于单一的机器视觉预测模型和单一的电子鼻预测模型。其中经过 D-S 判据优化的双传感器融合预测模型预测鸡蛋新鲜度准确率平

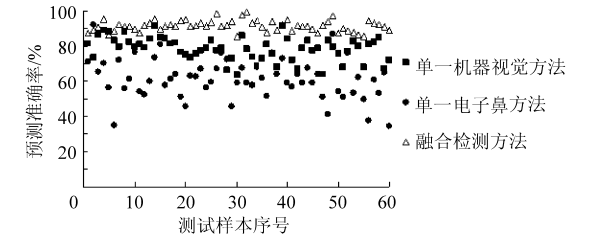


图 5 融合和单一模型对鸡蛋新鲜度的预测效果比较

Fig.5 Forecast result comparison of single sensor model and sensor fusion model

表 5 预测效果分析						
Tab.5 Forecast performance summary						
预测方法	样本数	准确率/%				
		级差	最小值	最大值	平均值	标准差
电子鼻预测	60	28	63	91	61.0	6.70
机器视觉预测	60	60	32	92	78.0	11.40
D-S 融合电子鼻和机器视觉预测(BP 网络)	60	13	86	99	92.6	3.00

均值达到 92.6%。

6 结论

- (1) 通过 D-S 证据理论和 BP 神经网络将电子鼻和机器视觉两种传感器在特征层进行融合,构建了鸡蛋新鲜度的融合模型。
- (2) 通过主因子分析筛选出两种对检测新鲜度贡献率最高的特征变量 H 均值和电子鼻响应阻值之比 G/G_{O_2} ,并给出了其对应于新鲜度的特征阈值区间 $M、N$ 。构造了基于 M 和 N 的 D-S 判据规则。探讨了一种可以弥补 D-S 证据在信息融合过程中

- 不足的改进方法。
- (3) 充分发挥神经网络的自适应能力和 D-S 理论进行不精确推理的能力,提高了鸡蛋新鲜度的识别率和可靠性。结果表明通过融合优化,不确定性的基本概率赋值下降到 0.01 以内,较好地解决了单一检测方法检测模型存在识别空白区间或稳定性差的问题。
- (4) 经过 D-S 融合的双传感器融合 BP 模型在判别效果和稳定性方面都有较大提高,判别鸡蛋新鲜度准确率平均值达到 92.6%。

参 考 文 献

- 1 王巧华,周平,熊利荣,等. 鸡蛋光反射特性及其与新鲜度的关系[J]. 华中农业大学学报,2008,27(1):140~143.
Wang Qiaohua, Zhou Ping, Xiong Lirong, et al. Spectral reflectance characteristic and freshness of chicken egg [J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2008, 27(1):140~143. (in Chinese)
- 2 Alessandro Giunchi, Annachiara Berardinelli, Luigi Ragni, et al. Non-destructive freshness assessment of shell eggs using FT-NIR spectroscopy[J]. Journal of Food Engineering, 2008, 89(2): 142~148.
- 3 Zhao Hongxia, Li Guochen, Li Qiangzheng, et al. The application of super-weak bioluminescence on freshness degree of chicken egg [J]. Journal of Luminescence, 2008, 122~123(1~4): 304~306.
- 4 侯卓成,杨宁,李俊英,等. 傅里叶变换近红外反射用于鸡蛋品质的研究[J]. 光谱学和光谱分析,2009,29(8): 2 063~2 068.
Hou Zhuocheng, Yang Ning, Li Junying, et al. Egg quality prediction by using Fourier transform near infrared reflectance spectroscopy (FT-NIR) [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(8): 2 063~2 068. (in Chinese)
- 5 张蕾,郭文川,马严明. 鸡蛋储藏过程中介电特性与新鲜品质的变化[J]. 农机化研究,2008,30(4):146~148.
Zhang Lei, Guo Wenchuan, Ma Yanming, et al. Changes of hen eggs fresh quality and dielectric properties during the storage [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2008,30(4): 146~148. (in Chinese)
- 6 Arturo Baltazar, Jorge Isidro Aranda, Gustavo González Aguilar. Bayesian classification of ripening stages of tomato fruit using acoustic impact and colorimeter sensor data [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 60(2):113~121.
- 7 Steinmetz V, Roger J M, Molto E, et al. On-line fusion of color camera and spectrophotometer for sugar content prediction of apples [J]. Journal of Agricultural Engineering Research,1999,73(2):207~216.
- 8 Marc Valente, Riccardo Leardi, Guy Self, et al. Multivariate calibration of mango firmness using vis/NIR spectroscopy and acoustic impulse method [J]. Journal of Food Engineering, 2009, 94(1):7~13.
- 9 Bruwer M J, MacGregor J F, Bourg J W. Fusion of sensory and mechanical testing data to define measures of snack food texture [J]. Food Quality and Preference, 2007, 18(6): 890~900.
- 10 Lleó L, Barreiro P, Ruiz-Altisent M, et al. Multispectral images of peach related to firmness and maturity at harvest [J]. Journal of Food Engineering, 2009, 93(2): 229~235.
- 11 刘鹏,屠康,潘磊庆. 基于计算机视觉与敲击振动融合技术检测鸭蛋壳强度[J]. 农业机械学报,2009,40(8):175~180.
Liu Peng, Tu Kang, Pan Leiqing. Duck egg's shell intensity model based on fusion of computer vision and impact excitation [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(8):175~180. (in Chinese)
- 12 邹小波,赵杰文. 农产品无损检测技术与数据分析方法[M]. 北京:中国轻工业出版社,2008:187~193.
- 13 刘鹏,屠康,潘磊庆,等. 基于多传感器融合的鸡蛋裂纹系统性识别[J]. 农业机械学报,2009,40(8):185~189,203.
Liu Peng, Tu Kang, Pan Leiqing, et al. Systematic recognition research of egg crack based on multi-sensor fusion [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(8):185~189,203. (in Chinese)
- 14 魏小彪,王树才. 鸡蛋新鲜度综合无损检测模型及试验[J]. 农业工程学报,2009,25(3):242~247.
Wei Xiaobiao, Wang Shucai. Test and comprehensive model for non-destructive detection of egg freshness [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2009, 25(3):242~247. (in Chinese)
- 15 Lawrence A K. 多传感器数据融合理论及应用[M]. 北京:北京理工大学出版社,2004:15~45.
- 16 刘鹏,屠康,潘磊庆. 基于虚拟仪器和神经网络的禽蛋检测系统设计[J]. 农业工程学报,2009,25(1):158~163.
- 17 冈萨雷斯. 数字图像处理(Matlab版)[M]. 北京:电子工业出版社,2004:463~470.
- 18 刘明,潘磊庆,屠康,等. 电子鼻检测鸡蛋货架期新鲜度变化[J]. 农业工程学报,2010,26(4):317~321.
Liu Ming, Pan Leiqing, Tu Kang, et al. Determination of egg freshness during shelf life with electronic nose [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2010, 26(4): 317~321. (in Chinese)
- 19 文友先,王巧华,宗望远,等. 鸭蛋蛋心颜色等级模型研究[J]. 农业工程学报,2001,17(6):139~141.
- 20 康耀红. 数据融合理论与应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1997:144.
- 21 范晓静,胡玉兰. 基于神经网络与 D-S 证据理论的目标识别[J]. 沈阳理工大学学报,2007,26(5): 33~35.