

基于高光谱信息融合和相关向量机的种蛋无损检测

祝志慧^{1,2}, 刘 婷¹, 马美湖^{2*}

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 华中农业大学食品科学技术学院,
国家蛋品加工技术研发分中心, 武汉 430070)

摘 要: 为了尽可能早的检测出无精蛋和受精蛋, 该文提出采用透射高光谱成像技术, 融合图像和光谱信息, 对其受精信息进行检测。利用高光谱图像系统采集孵化前种蛋在 400~1 000 nm 的高光谱图像, 提取图像特征(长短轴之比、伸长度、圆度、蛋黄面积与整蛋面积之比); 筛选出 400~760 nm 的波段, 通过 Normalize 预处理结合相关系数法提取 155 个光谱特征变量; 运用主成分分析法对图像和光谱的融合信息进行降维, 采用相关向量机(relevance vector machine, RVM)分别建立基于图像、光谱和图像-光谱融合信息的受精蛋和无精蛋分类判别模型, 并与支持向量机(support vector machine, SVM)模型进行比较, RVM 模型检测正确率分别为 90%, 91%, 96%; 测试集检测时间分别为 0.6619, 1.0821, 0.5016 s。SVM 模型检测正确率分别为 84%, 90%, 93%; 测试集检测时间分别为 5.9386, 5.9886, 5.6672 s。结果表明, 基于图像-光谱融合所建立的模型优于单一信息的模型, 在分类精度上, 采用 RVM 分类精度高于 SVM 的分类精度; 在分类时间上, RVM 的分类时间比 SVM 短, 因此, 利用高光谱融合信息和相关向量机可以提高种蛋检测精度, 研究结果为孵前无精蛋和受精蛋的在线实时检测提供参考。

关键词: 图像处理; 模型; 无损检测; 高光谱; 种蛋; 相关向量机; 支持向量机

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.15.039

中图分类号: S123

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2015)-15-0285-08

祝志慧, 刘 婷, 马美湖. 基于高光谱信息融合和相关向量机的种蛋无损检测[J]. 农业工程学报, 2015, 31(15): 285—292. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.15.039 http://www.tcsae.org

Zhu Zhihui, Liu Ting, Ma Meihu. Hatching eggs nondestructive detection based on hyperspectral-imaging information and RVM[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(15): 285—292. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.15.039 http://www.tcsae.org

0 引 言

上孵前识别种蛋中的受精信息, 剔除无精蛋是种蛋孵化业亟待解决的难题之一, 据统计数据研究表明种蛋的受精率一般低于 90%^[1], 如果能在孵前把无精蛋无损地检测出来, 相当于中国一年即可多产几亿枚种蛋。目前, 国内种蛋的检测主要是采用传统的人工照蛋方法完成, 但该方法不仅加大了工人的劳动强度, 检测速度慢, 而且判断的结果受人为主观因素的影响, 且这时鉴别出来的无精蛋品质降到了二级以下, 已经丧失了食用价值, 带来了很大的经济损失。因此, 尽可能早地检测出无精蛋, 可以提高孵化的经济效益及后期的蛋品加工质量。

目前种蛋无损检测的方法有机器视觉法^[2-3], 光学检测法^[4], 敲击振动法^[5-6], 高光谱法^[7-9], 这些研究主要集中在对孵化中后期的检测; 而对于孵化早期检测, 主要集中在采用高光谱法检测种蛋孵化早期胚胎发育的情况^[9]、近红外光谱^[10]和机器视觉^[11]对孵前无精蛋和受精

蛋信息进行鉴别, 这些种蛋判别方法只基于单一图像信息或单一光谱信息建立模型, 模型精度有待提高。高光谱成像技术具有多波段、分辨率高、波段窄、光谱范围广及图谱合一等特点^[12], 它有机结合了图像与光谱技术的优点, 既能反映待测物的外部特征的图像信息, 还能反映其内部品质的光谱信息。所以用其来检测农产品内外品质成了重要的发展趋势, 在水果、农畜产品的品质与安全性检测中应用广泛^[13-16]。

课题组前期分别对孵前种蛋的图像信息^[17]和光谱信息^[10,18]进行了建模研究, 在此基础上本文综合考虑种蛋的图像信息和光谱信息, 利用相关向量机建立无损检测模型, 同时比较了不同建模方法对孵化前种蛋检测精度的影响, 以期提高种蛋检测模型精度。

1 材料与方法

1.1 试验材料

试验材料为荆州市峪口禽业有限公司的白壳京粉 1 号种蛋及华中农业大学养鸡场的白莱航种蛋, 共计 300 个样本, 其中受精蛋 144 枚, 无精蛋 156 枚, 按照 2:1 分配原则建立训练集和测试集, 即随机从 144 枚受精蛋中挑选 96 枚受精蛋和从 156 枚无精蛋中挑选 104 枚无精蛋构成 200 个样本的训练集; 剩下的 48 枚受精蛋和 52 枚无精蛋构成 100 个样本的测试集。

收稿日期: 2015-06-03 修订日期: 2015-06-30

基金项目: 公益性行业(农业)科研专项(201303084)

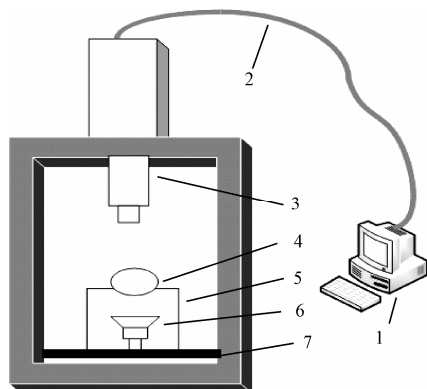
作者简介: 祝志慧, 副教授, 主要从事农产品无损检测及智能装备研究。武汉 华中农业大学工学院, 430070。Email: zzh@mail.hzau.edu.cn

*通信作者: 马美湖, 教授, 博士生导师, 主要从事蛋品科学研究。武汉 华中农业大学食品科学技术学院, 国家蛋品加工技术研发分中心, 430070。

Email: mameihuhn@163.com

1.2 透射高光谱图像采集系统

搭建如图 1 的高光谱透射图像采集系统, 该系统主要由高光谱成像仪(波长范围是 400~1 000 nm)透射采集单元、电动平移台、计算机等组成。其中高光谱成像仪是由 CCD 摄像头(Andor, Clara, Britain), 图像光谱仪(SPECIM, V10E-CL, Finland)和成像镜头组成。整个装置为了避免外界光源的影响放置在密闭的黑箱中。对高光谱仪采集图像时的光源、光强、分辨率、曝光时间、载物台移动速度等参数进行调节设置, 最终摄像头的曝光时间确定为 0.1 s, 图像分辨率为 400×400 像素, 载物台移动速度为 1.7 mm/s。



1.计算机 2.USB 线 3.高光谱仪 4.种蛋 5.密闭黑箱 6.光源 7.电动平移台
1.Computer 2.USB line 3.Hyperspectral imager 4.Egg 5.Sealed box 6.Light source 7.Motorized translation plat form

图 1 透射高光谱图像采集系统

Fig.1 Transmission hyperspectral image acquisition system

由于各波段下光源的强度形成不均匀化分布, 摄像头中存在暗电流以及外界因素的影响, 导致图像存在一定的噪声, 因此必须对高光谱图像进行黑白校正^[19]。采集种蛋之前, 在透射光源正上方放置标准的白色校正板, 得到全白标定图像 W ; 用镜头盖盖住镜头, 得到全黑标定图像 D ; 扫描采集样本得到原始高光谱透射图像 I , 然

后根据公式(1)计算校正后的图像 R 。

$$R = \frac{I - D}{W - D} \quad (1)$$

1.3 受精蛋和无精蛋实际类型判别方法

将种蛋横放, 采集高光谱图像。采集完试验蛋高光谱图像之后, 将其送入温度为 38.5℃, 相对湿度为 65% 的孵化箱孵化, 采取大头朝上的竖放方式放置, 孵化 5 d 后, 用照蛋器人工照蛋判断受精蛋和无精蛋的实际类别(无法判断的样本进行破坏性检测), 训练集和测试集样本的类型由此方法来确定。

对高光谱图像进行数据分析处理, 本文主要使用的是 ENVI 4.7(Research System, Inc., USA)和 MATLAB 7.0 软件平台。

1.4 无精蛋和受精蛋检测原理

受精后的卵子形成合子, 最后形成受精蛋, 未受精的次级卵母细胞形成无精蛋。受精蛋胚盘与无精蛋胚珠在形态上存在差异, 前者呈同心圆状, 颜色浓、面积略大, 后者颜色相对较浅、面积略小, 为一个形状不规则的小白点^[20], 文献[11, 21]研究表明受精蛋和无精蛋在外形上存在差异, 一般来说, 无精蛋外形短而粗, 偏圆, 受精蛋外形细而长。文献[20]系统研究了 2 种蛋的内外品质差异、蛋壳气孔及超微结构, 研究发现 2 种蛋气孔数及超微机构差异显著, 那么透射光谱穿过鸡蛋外壳表面, 被内部物质吸收, 其差异能反映在光谱图中。因此如果能够提取图像外形特征和光谱特征, 建立数学模型, 就可实现种蛋无损检测。

1.5 特征参数提取

1.5.1 图像特征提取

本文对高光谱图像经过灰度化、中值滤波、高斯—拉普拉斯算子边缘检测等预处理, 结果如图 2 所示, 在此基础上经过提取 G 分量、中值滤波、高斯滤波、取反、与运算、二值化、腐蚀等预处理获取蛋黄部分^[22], 结果如图 3 所示。

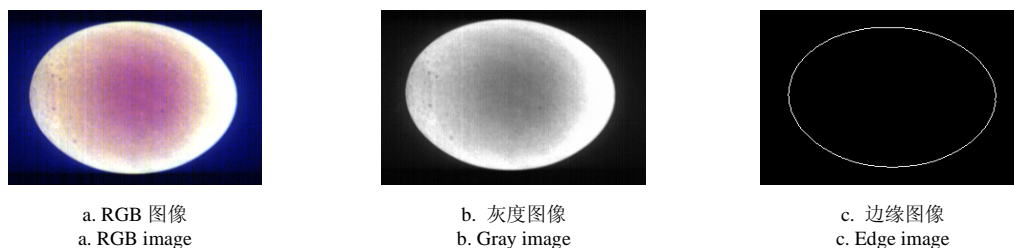


图 2 种蛋图像预处理

Fig.2 Hatching egg image preprocessing

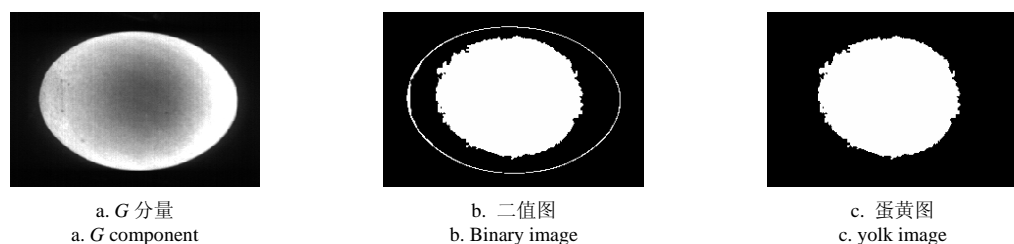


图 3 种蛋蛋黄提取

Fig.3 Hatching egg yolk extract

根据文献[17]研究方法计算种蛋图像的长轴 a 、短轴 b 、宽度 W 、高度 H ，通过统计图像边缘所围区域内像素和分别计算整蛋面积 S 、蛋黄面积 S_1 ，统计图像边缘轮廓的像素和来计算周长 L （单位均为像素）。在文献[11,21]基础上本文提取种蛋图像的长短轴之比、伸长度、圆度、蛋黄面积与整蛋面积之比 4 个特征作为图像特征，定义如下：

1) 长短轴之比 F ，种蛋的长轴 a 除以短轴 b ，计算公式为：

$$F=a/b \quad (2)$$

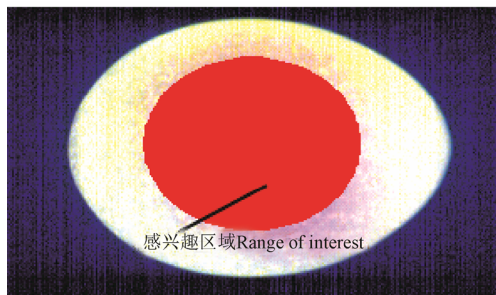
2) 伸长度 E ： E 值越大，表示种蛋外形越圆， E 值越小，表示种蛋外形越细长，计算公式如下：

$$E=\min\{W,H\}/\max\{W,H\} \quad (3)$$

式中： W 、 H 分别表示种蛋图像的宽度、高度。

3) 圆度 RD ：描述种蛋图像外形接近圆形的程度， RD 值越大，表示种蛋外形越接近圆形，计算公式如下：

$$RD=4\pi S/L^2 \quad (4)$$



a. 感兴趣区域
a. Range of interest

式中： S 、 L 分别表示种蛋整蛋面积、周长。

4) 面积之比 Y ，蛋黄面积 S_1 除以整蛋面积 S ，计算公式为：

$$Y=S_1/S \quad (5)$$

以上参数的范围见表 1。

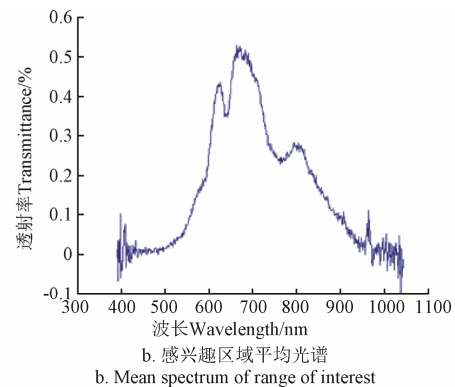
表 1 图像特征参数范围

Table 1 Parameter range of image feature

类别 Type	长短轴之比 Ratio of long and short axis	伸长度 Elongation	圆度 Roundness	面积比 Area ratio
受精蛋 Fertile egg	1.342~1.393	0.625~0.737	0.719~0.746	0.661~0.772
无精蛋 Infertile egg	1.320~1.389	0.644~0.822	0.721~0.769	0.672~0.841

1.5.2 光谱特征提取

用高光谱仪采集种蛋 400~1 000 nm 光谱图像，使用 ENVI 软件从标定后的种蛋图像中部选取 100×100 像素区域作为感兴趣区域，计算其平均光谱信息，如图 4 所示。



b. 感兴趣区域平均光谱
b. Mean spectrum of range of interest

图 4 种蛋图像感兴趣区域的选取及其平均光谱

Fig.4 Range of interest of hatching egg and its mean spectrum

将范围是 400~1 000 nm 的光谱分为可见光（400~760 nm），近红外（760~1 000 nm），全波段（400~1 000 nm）3 个不同光谱范围来分析，从而去除冗余的信息和噪音，对光谱进行降维。同时运用多种光谱预处理方法：多元散射校正（multiplicative scatter correction, MSC）、变量标准化（normalize）、标准正态变量变换（standard normalized variate, SNV）、一阶导数（first derivative, FD）+MSC，normalize+FD 和 SNV+FD，通过比较筛选最佳预处理方法。

为了简化模型，提高模型的预测能力及稳健性，采用相关系数法剔除不相关或非线性的变量，从而筛选出有效的光谱变量^[23]。相关系数法是根据校正集光谱矩阵中每个波长对应的高光谱透射率向量与种蛋待测组分目标向量进行相关性计算，得到波长-相关系数 r 图，相关系数越大，其对应的波长所含有效信息越多；相关系数 r 计算公式如下：

$$r=\frac{\sum_{i=1}^N(x_i-x_j)(y_i-y_j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N(x_i-x_j)^2\sum_{i=1}^N(y_i-y_j)^2}} \quad (6)$$

式中： x_i 为校正集光谱矩阵中每个波长对应的高光谱透射率向量， y_i 为种蛋待测组分目标向量， $x_j=(\sum_{i=1}^N x_i)/N$ 为

光谱矩阵中平均光谱值； $y_j=(\sum_{i=1}^N y_i)/N$ 为目标向量均值； $j=1,2,\dots,M$ ， M 是波长个数； $i=1,2,\dots,N$ ， N 是校正集的样本数。利用相关系数法进行光谱变量选择，从而使得高光谱图像的维数有了大幅的压缩，降低了高光谱数据的存储量和处理时间。

1.5.3 图像和光谱特征融合

将从高光谱图像数据中提取的图像特征变量与光谱特征变量信息融合在一起构建模型。然而这些特征变量之间可能存在一定相关性，因此利用主成分分析方法（principal component analysis, PCA），提取贡献率较高的主成分向量作为特征向量^[24]。通常情况下，当累积贡献率高于 85%，就认为重新组成的特征子集，可以反映样本的原始光谱特征信息。数据经过 PCA 处理后，高光谱原始数据中能反映受精蛋和无精蛋最大的差异特征被重新组合，而那些相对相似的种类特征则被剔除掉。

1.6 相关向量机模型

相关向量机 (relevance vector machine, RVM) 是 Tipping^[25]于 2001 年提出的一种稀疏概率模型, 它是一种监督学习的模式识别方法。RVM 是在支持向量机 (support vector machine, SVM) 的基础上演变而来的, RVM 基于贝叶斯框架下, 将先验概率引入到模型权重上, 样本数据经过反复迭代学习, 大部分权值的后验分布趋于 0, 其余非 0 参数对应的点被称作相关向量^[26]。目前, RVM 在分类问题上, 主要在人脸识别、语音信号识别、故障诊断^[27-29]等方面有了初步的研究应用。与 SVM 相比, RVM 可以获得概率性输出, 可以更加直观、方便地评价分类器的好坏; RVM 选择核函数时, 其不被梅西定理所局限, 无需设置惩罚因子 C , 这将大大减少最优参数选择时的运算量; 并且 RVM 的关联向量数要少于 SVM, 具有更优的泛化性能, 其模型复杂度降低, 更适合在线实时检测。因此, 为了提高模型的检测精度和速度, 本文选取 RVM 方法建立检测模型。

相关向量机对于两分类问题, 假设训练样本的特征向量为 $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^n$, 目标向量为 $\{\mathbf{t}_i\}_{i=1}^n$, ($i=1, 2, \dots, n$), $t \in \{0, 1\}$ 是类别标签, RVM 的分类函数模型定义为:

$$y(\mathbf{x}; \boldsymbol{\omega}) = \sum_{i=1}^n \omega_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + \omega_0 \quad (7)$$

其中, \mathbf{x} 为输入的训练样本集, n 是样本个数, ω_i 是模型的权值, $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 是核函数, 将 S 函数 (logistic sigmoid) $\sigma(y) = 1/(1 + e^{-y})$ 引入分类模型中, 假设 $P(t|\boldsymbol{\omega})$ 服从贝努利分布, 这里的分类问题不包含噪声变量 σ^2 , 得到似然估计概率:

$$P(t|\boldsymbol{\omega}) = \prod_{i=1}^n \sigma\{y(\mathbf{x}_i; \boldsymbol{\omega})\}^{t_i} [1 - \sigma\{y(\mathbf{x}_i; \boldsymbol{\omega})\}]^{1-t_i} \quad (8)$$

在贝叶斯框架下, 通过极大似然法可以获得权值, RVM 为防止过学习现象, 使用高斯先验概率分布 $N(\omega_i | 0, \eta_i^{-1})$ 为每个权值定义了约束参数以实现光滑模型:

$$P(\boldsymbol{\omega}|\boldsymbol{\eta}) = \prod_{i=0}^n N(\omega_i | 0, \eta_i^{-1}) \quad (9)$$

式中: $\boldsymbol{\eta} = (\eta_0, \eta_1, \dots, \eta_n)^T$ 是 $n+1$ 维超参数, 对每个权值引入超参数, 从而产生稀疏概率模型。

本文识别方法总体流程图如图 5。

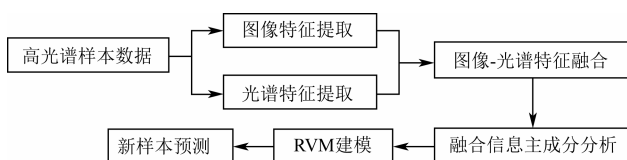


图 5 识别总体流程图
Fig.5 Overall flow chart of identification

2 结果与分析

利用 RVM 对训练集 200 个样本进行学习, 分别采用 SVM 和 RVM 2 种方法来建立受精蛋与无精蛋的分类模型, 对测试集 100 个样本进行检验。

2.1 基于图像特征的判别模型

将上述提取的种蛋长短轴之比、伸长度、圆度、蛋黄面积与整蛋面积之比 4 个图像特征作为输入, SVM 和 RVM 的核函数均为 RBF 核函数, 采用 10 折交叉验证方法搜索最佳核参数。SVM 最佳惩罚因子和核参数 (C, σ) 为 (32, 1), RVM 的核参数 σ 为 0.95。SVM 和 RVM 的判别结果见表 2。从表 2 中可以看出, 采用 SVM 和 RVM 2 种模型识别准确率分别为 84%, 90%, RVM 识别率高于 SVM; 在分类时间上, RVM 的识别速度快于 SVM; 在支持向量个数上, RVM 明显少于 SVM, 只有 5 个。这表明 RVM 比 SVM 更适合用来对受精蛋和无精蛋建立分类判别模型。

表 2 基于图像的判别结果
Table 2 Classification results based on image

类别 Type	分类精度 Classification accuracy/%	分类时间 Classification of time/s	相关 (支持) 向量个数 Number of RVs(SVs)
支持向量机 SVM	84	5.9386	95
相关向量机 RVM	90	0.6619	5

2.2 基于光谱特征的判别模型

2.2.1 不同波段对模型判别结果的影响

将范围是 400~1 000 nm 的光谱分为可见光 (400~760 nm), 近红外 (760~1 000 nm), 全波段 (400~1 000 nm) 3 个不同光谱范围来分析, 从而去除冗余的信息和噪音, 对光谱进行降维。利用 RVM 建模, 选用 RBF 核函数, 采用 10 折交叉验证方法搜索核参数 σ 分别为 0.25, 0.32, 0.55。由表 3 可知, 可见光波段的校正集、验证集正确率均高于近红外波段和全波段的正确率; 因此, 应选择波段范围为 400~760 nm 的可见光来对种蛋进行判别。

表 3 不同波段判别结果
Table 3 Calibration result of different band regions

波段范围 Spectral range/nm	训练集精度 Accuracy of training set/%	测试集精度 Accuracy of prediction set/%
400~760	90	87.5
760~1 000	87.5	80
400~1 000	84	82.5

2.2.2 不同预处理方法对模型结果的影响

鉴于高光谱透射图像采集种蛋时, 受到仪器和环境因素的影响, 会引入一些噪音, 对种蛋的判别模型造成一定的影响, 因此, 建模前和对未知样本预测前要对样本的光谱进行预处理, 从而达到提高模型的稳健性和预测精度。光谱预处理主要的方法有 MSC、Normalize、SNV、MSC+FD、Normalize+FD 和 SNV+FD。利用 RVM 建模, 选用 RBF 核函数, 经过 6 种不同预处理方法分析的结果如表 4 所示, 由该表可知, 判别结果最好的预处理方法是 Normalize, 经 Normalize 预处理后的校正集的准确率是 95%, 测试集的准确率是 91%; 因此选择 Normalize 方法进行光谱预处理。

表 4 不同光谱预处理方法的判别结果

Table 4 Calibration result of different spectral pretreatment methods						
项目 Item	多元散 射校正 MSC	标准正 态变量 变换 SNV	变量 标准化 Normalize	多元散射+ 一阶导数 MSC+FD	标准正 态变量 变换+一 阶导数 SNV+FD	变量标准 化+一阶 导数 Normalize +FD
训练集精度 Accuracy of training set/%	91	93.5	95	85	87	83
测试集精度 Accuracy of prediction set/%	88	85	91	82	81	81

2.2.3 光谱变量的选择

在上述基础上，选取 400~760 nm 的波段，经过 Normalize 预处理方法结合相关系数法选择有效光谱变量。结果如图 6 所示，两条水平线代表阈值的两个上下限，阈值设为 0.4，2 条平行线之间对应的波长表示不相关波段，2 条水平线之外对应的波长代表较优波长，根据 r 在 0.4~0.6 范围内表示中等程度相关，选取 r 大于 0.4 对应的波长作为定性校正模型的光谱变量，删除不相关的光谱变量，从而筛选出了 155 个有效波段对应的光谱值作为光谱特征变量。

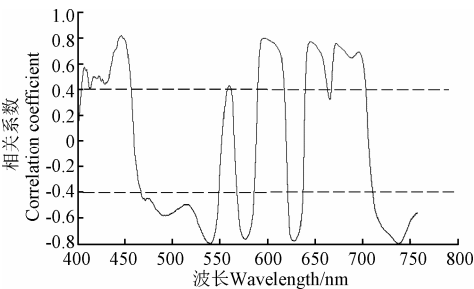


图 6 光谱波长与相关系数 r 关系图
Fig.6 Wavelength-correlation coefficient r diagram

从原来的 520 个光谱变量中优选出了 155 个光谱特征变量，采用 SVM 和 RVM 分别建立受精蛋和无精蛋的分类判别模型，SVM 的最佳的参数 (C, σ) 为 (10, 4)，RVM 的核参数 σ 为 0.18, 2 种分类器基于光谱特征的分类判别结果见表 5。

表 5 基于光谱的相关向量机和支持向量机分类比较

Table 5 Classification comparison of SVM and RVM based on spectra			
类别 Type	分类精度 Classification accuracy/%	分类时间 Classification of time/s	相关（支持） 向量个数 Number of RVs(SVs)
支持向量机 SVM	90	5.9886	89
相关向量机 RVM	91	1.0821	11

从表 5 中可以看出，基于光谱特征，采用 SVM 和 RVM 对孵前受精蛋和无精蛋建立判别分类模型，识别正

确率分别为 90%，91%，RVM 的识别率略微高于 SVM；在分类时间上，RVM 的识别速度快于 SVM；在支持向量个数上，RVM 明显少于 SVM。

2.3 基于融合信息的判别模型

将从高光谱图像数据中提取的 4 个图像特征变量与 155 个光谱特征变量信息融合在一起构建模型，这 159 个特征变量之间可能存在一定的相关性，所以在建立模型之前，利用主成分分析方法，提取贡献率较高的主成分向量进行建模分析。如表 6 所示，前 6 个主成分的累计贡献率达到了 98.85%，选取此时对应的所有主成分，此时提取前 6 个主成分可以代表样本的原始信息用来检测判别受精蛋与无精蛋。

表 6 融合信息的特征变量主成分分析

Table 6 Principal component analysis for characteristic variables with fusion information		
主成分数 Principal components	贡献百分比 Contribution percentage/%	累计贡献百分比 Cumulative contribution percentage/%
1	76.54	76.54
2	15.58	92.12
3	4.08	96.20
4	1.13	97.34
5	0.79	98.12
6	0.72	98.85
7	0.53	99.38
8	0.29	99.67
9	0.11	99.78
10	0.09	99.87

SVM 的最佳参数惩罚因子和核参数 (C, σ) 为 (8, 8)；RVM 分类方法的核参数 σ 为 1.5，其对 200 个训练集样本的分类效果如图 7 所示。从图中可以看出 RVM 的相关向量比 SVM 的支持向量少，大约是 SVM 所需向量的 9%，这将降低空间复杂度。

采用 SVM 和 RVM 2 种分类器建立基于图像与光谱融合信息的受精蛋和无精蛋孵前种类判别模型，结果如表 7 所示，SVM 对受精蛋和无精蛋误判数分别为 3 个、4 个，检测正确率为 93%；RVM 对受精蛋和无精蛋各误判 2 个，检测正确率为 96%。

采用 SVM 和 RVM 对孵化前的受精蛋和无精蛋建立定性判别模型，两者的分类精度、分类时间、支持向量个数、相关向量个数情况见表 8，SVM 与 RVM 的分类精度分别为 93%、96%，RVM 的分类精度要高于 SVM；分类时间上，RVM 要短于 SVM，前者为 0.5016 s，分类速度较快，约是 SVM 所需时间的 10%；训练集的相关向量机个数明显少于支持向量机的个数，其空间复杂度更低；综上所述，采用 RVM 方法对孵前种蛋的判别效果要优于 SVM。

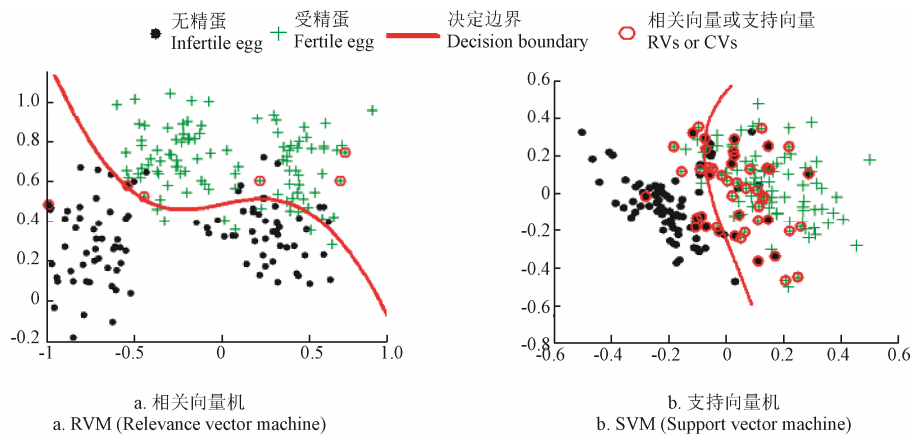


图 7 融合信息的相关向量机及支持向量机训练集分类效果
Fig.7 RVM and SVM classification result of train set with fusion information

表 7 基于图像-光谱融合信息的判别结果

Table 7 Classification results based on images and spectra with fusion information

项目 Items	支持向量机 SVM		相关向量机 RVM	
	无精蛋(52 枚) Infertile egg(52)	受精蛋(48 枚) Fertile egg(48)	无精蛋(52 枚) Infertile egg(52)	受精蛋(48 枚) Fertile egg(48)
误判数 Error Number	3	4	2	2
正确率 Accuracy/%	94.23	91.67	96.15	95.83
总正确率 Total Accuracy/%	93		96	

表 8 基于图像-光谱融合信息的相关向量机和
支持向量机分类比较

Table 8 Classification comparison of SVM and RVM based on images and spectra with fusion information

类别 Type	分类精度 Classification accuracy/%	分类时间 Classification of time/s	相关(支持)向量个数 Number of RVs(SVs)
支持向量机 SVM	93	5.6672	50
相关向量机 RVM	96	0.5016	6

3 结 论

运用高光谱成像技术将图像信息与光谱信息结合起来,解决了“成像无光谱,光谱不成像”的问题。通过研究孵化前的受精蛋与无精蛋两者的图像差异、光谱差异,提取透射高光谱图像特征,运用 Normalize 光谱预处理方法结合相关系数法降维,提取光谱特征;采用主成分分析法降维提取前 6 个主成分代表全部的图像和光谱融合信息;采用 SVM (support vector machine, SVM) 和 RVM (relevance vector machine, RVM) 两种方法分别建立基于图像-光谱融合信息的孵前受精蛋与无精蛋分类判别模型并进行比较;结果表明, SVM 的分类精度为 93%, RVM 的分类精度为 96%, RVM 应用在受精蛋和无精蛋分类判别中正确率高于 SVM;从两种分类算法的效率上分析,相关向量机个数明显少于支持向量机的个数,约是 SVM 所需向量的 9%,其空间复杂度更低,结构模型更简单。在测试时间上,相关向量机的分类时间

非常短,约是 SVM 所需时间的 10%,因此,利用图像-光谱融合信息和 RVM 检测孵化前受精信息是可行的,可以提高检测模型的精度。

[参 考 文 献]

[1] USDA. Poultry: Chickens and eggs[Z]. USDA National Agricultural Statistics Service, 2006.

[2] Das K, Evans M D. Detecting fertility of hatching eggs using machine vision I: Histogram characterization method[J]. Transactions of the ASAE, 1992, 35(4): 1335—1341.

[3] 张伟,屠康,刘鹏,等. 基于机器视觉与敲击振动融合的鸭蛋孵化特性检测[J]. 农业机械学报, 2012, 43(2): 140—145.

Zhang Wei, Tu Kang, Liu Peng, et al. Early fertility detection of hatching duck egg based on fusion between computer vision and impact excitation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(2): 140—145. (in Chinese with English abstract)

[4] Bamelis F R, Tona K, De Baerdemaeker J G, et al. Detection of early embryonic development in chicken eggs using visible light transmission[J]. Br. Poult. Science, 2002, 43(2): 204—212.

[5] Kemps B J, De Ketelaere B, Bamelis F R, et al. Vibration analysis on incubating eggs and its relation to embryonic development[J]. Biotechnology Progress, 2003, 19(3): 1022—1025.

[6] Coucke P M, Room G M, Decuypere E M, et al. Monitoring embryo development in chicken eggs using acoustic resonance analysis[J]. Biotechnology Progress, 1997, 13(4): 474—478.

[7] Jones S T, Shattuck R E. Detection of Early Embryonic Development in hatching eggs: A hyperspectral imaging systems and neural network approach[J]. Johns Hopkins APL Technical Digest, 2005(1): 67—73.

[8] Lawrence K C, Smith D P, Windham W R, et al. Egg embryo development detection with hyperspectral imaging[J]. International Journal of Poultry Science, 2006, 5(10): 964—969.

[9] 张伟,潘磊庆,屠康. 利用高光谱透射图像检测鸡种蛋早期孵化[J]. 农业工程学报, 2012, 28(21): 149—155.

- Zhang Wei, Pan Leiqing, Tu Kang. Detecting early embryo development of chicken hatching eggs by hyperspectral transmittance imaging[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(21): 149—155. (in Chinese with English abstract)
- [10] 祝志慧, 王巧华, 王树才, 等. 基于近红外光谱的孵前种蛋检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(4): 962—965.
- Zhu Zhihui, Wang Qiaohua, Wang Shucai, et al. The detection of hatching eggs prior to incubation by the near infrared spectrum[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(4): 962—965. (in Chinese with English abstract)
- [11] 马秀莲, 衣淑娟. 基于嵌入式系统与机器视觉的上孵前无精蛋识别系统[J]. 农业机械学报, 2011, 42(5): 187—192.
- Ma Xiulian, Yi Shujuan. Unfertilized eggs verification system before hatching based on embedded system and machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(5): 187—192. (in Chinese with English abstract)
- [12] 王立国, 赵春晖. 高光谱图像处理技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.
- [13] 单佳佳, 彭彦昆, 王伟, 等. 基于高光谱成像技术的苹果内外品质同时检测[J]. 农业机械学报, 2011, 42(3): 140—144.
- Shan Jiajia, Peng Yankun, Wang Wei, et al. Simultaneous detection of external and internal quality parameters of apples using hyperspectral technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(3): 140—144. (in Chinese with English abstract)
- [14] 周竹, 李小昱, 陶海龙, 等. 基于高光谱成像技术的马铃薯外部缺陷检测[J]. 农业工程学报, 2012, 28(21): 221—228.
- Zhou Zhu, Li Xiaoyu, Tao Hailong, et al. Detection of potato external defects based on hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(21): 221—228. (in Chinese with English abstract)
- [15] 陈菁菁, 彭彦昆, 李永玉, 等. 基于高光谱荧光技术的叶菜农药残留快速检测[J]. 农业工程学报, 2010, 26(增刊 2): 1—5.
- Chen Jingjing, Peng Yankun, Li Yongyu, et al. Rapid detection of vegetable pesticide residue based on hyperspectral fluorescence imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(Supp.2): 1—5. (in Chinese with English abstract)
- [16] 赵杰文, 刘剑华, 陈全胜, 等. 利用高光谱图像技术检测水果轻微损伤[J]. 农业机械学报, 2008, 39(1): 106—109.
- Zhao Jiewen, Liu Jianhua, Chen Qiansheng, et al. Detecting Subtle Bruises on Fruits with Hyperspectral Imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(1): 106—109. (in Chinese with English abstract)
- [17] Zhu Zhihui, Ma Meihu. The identification of white fertile eggs prior to incubation based on machine vision and least square support vector machine[J]. African Journal of Agricultural Research, 2011, 6(12): 2699—2704.
- [18] Zhu Zhihui, Liu Ting, Xiong Lirong, et al. Identification of the hatching egg before the incubation based on hyperspectral imaging and GA-BP network[J]. Computer Modelling and New Technologies, 2014, 18(11): 388—393.
- [19] 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 高光谱遥感: 原理、技术与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006.
- [20] 黄鑫. 鸡蛋孵化信息的比较研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2012.
- Huang Xin. Comparative Studies on Chicken Egg Hatch Information[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2012. (in Chinese with English abstract)
- [21] 古口良辅. 用于确定受精的鸡蛋的性别的方法和装置[P]. 知识产权出版社, 2003: 3—50.
- [22] 王巧华, 文友先, 林雪冬, 等. 鸡蛋透射光图像形态特征与其新鲜度的相关关系[J]. 农业工程学报, 2008, 24(3): 179—183.
- Wang Qiaohua, Wen Youxian, Lin Xuedong, et al. Correlation between egg freshness and morphological characteristics of light transmission image of eggs[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2008, 24(3): 179—183. (in Chinese with English abstract)
- [23] 褚小立, 袁洪福, 陆婉珍. 近红外分析中光谱预处理及波长选择方法进展与应用[J]. 化学进展, 2004, 16(4): 528—542.
- Chu Xiaoli, Yuan Hongfu, Lu Wanzhen. Progress and application of spectral data pretreatment and wavelength selection methods in NIR analytical technique[J]. Progress in chemistry, 2004, 16(4): 528—542. (in Chinese with English abstract)
- [24] 张铮, 王艳平, 薛桂香. 数字图像处理与机器视觉[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2010.
- [25] Tipping M E, Smola A. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. machine learning research, 2001, 1: 211—244.
- [26] 赵春晖, 齐滨, 张焱. 基于改进型相关向量机的高光谱图像分类[J]. 光学学报, 2012, 32(8): 256—261.
- Zhao Chunhui, Qi Bin, Zhang Yi. Hyperspectral image classification based on variational relevance vector machine[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(8): 256—261. (in Chinese with English abstract)
- [27] 柳长源. 相关向量机多分类算法的研究与应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
- Liu Changyuan. Research and application on the multi-classification of relevance vector machine algorithm[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2013. (in Chinese with English abstract)
- [28] 沈泉波. 相关向量机在语音识别中的应用研究[D]. 太原: 中北大学, 2013.
- Shen Quanbo. Application research of relevance vector machine in speech recognition[D]. Tai yuan: North University of China, 2013. (in Chinese with English abstract)
- [29] 朱永利, 尹金良. 组合核相关向量机在电力变压器故障诊

断中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(22): 68—74.
Zhu Yongli, Yin Jinliang. Study on application of multi-

kernel learning relevance vector machines in fault diagnosis of power transformers[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(22): 68—74. (in Chinese with English abstract)

Hatching eggs nondestructive detection based on hyperspectral-imaging information and RVM

Zhu Zhihui^{1,2}, Liu Ting¹, Ma Meihu^{2*}

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China; 2. National R&D Center for Egg Processing, College of Food Science and Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract: It is one of difficult problems to be resolved in egg hatching industry to identify the fertile information of hatching eggs and eliminate infertile eggs prior to the incubation. Many infertile eggs have been wasted in the process of incubation every year, which has caused considerable economic loss. The existing domestic infertile egg detection mainly depends on traditional manual candle method. However, this detection method requires high intensity of labor and is time-consuming. In addition, the result of detection is subjective and its accuracy can not be guaranteed. The detection of infertile eggs prior to incubation can improve the economic efficiency of incubation and the quality of egg processing in late period, and it can bring considerable economic benefits. This paper proposed that the hyperspectral imaging technology consisting of image and spectral information and the relevance vector machine (RVM) were used for detecting the fertile information of eggs before incubation. To build a hyperspectral transmission image acquisition system, the light source, the light intensity, the resolution, the exposure time, the platform moving speed and other parameters were adjusted when the images of hyperspectral instrument were captured. Ultimately, the exposure time of the camera was determined as 0.1 s, the resolution of image as 400×400 pixels, and the platform moving speed as 1.7 mm/s. Before hatching eggs incubation, hyperspectral images system was used to acquire the images of hatching eggs between 400 and 1000 nm. The characteristic information of the ratios of length to short axis, the elongation, the roundness and the ratios of the yolk area to the whole area was extracted based on the images. Based on the comparison of the calibration results among 3 waveband regions (400-760, 760-1000, and 400-1000 nm), the visible light in band range of 400-760 nm was chosen to classify actual type of hatching eggs. Different spectra pretreatment methods were used to analyze the spectra, e.g. multiplicative scatter correction (MSC), normalize, standard normal variate transformation (SNV), first derivative (FD), MSC+FD, SNV+FD, normalize+FD, among which the normalized pretreatment method was the most effective, and its classification accuracy was better than other methods. The normalization method was used as the spectral data preprocessing, and then 155 spectral characteristic variables were extracted from 520 wavebands through the correlation coefficient method. Principal component analysis (PCA) method was adopted to reduce the dimension of image-spectrum fusion information which consisted of 4 image characteristic variables and 155 spectral characteristic variables, and then the top 6 principal components were extracted. According to the distribution principle of 2:1 for 300 hatching eggs, the numbers of eggs for training set and testing set were 200 and 100 respectively. RVM and support vector machine (SVM) were used to establish classification models, which were based on image, spectrum and image-spectrum fusion information respectively. The accuracies of the RVM models were 90%, 91% and 96% respectively, while the accuracies of the SVM models were 84%, 90% and 93% respectively. The cost time of the RVM models was 0.6619, 1.0821 and 0.5016 s respectively, while that the SVM models was 5.9386, 5.9886 and 5.6672 s respectively. The experimental results showed that the model based on image-spectrum fusion information was better than the single information model; the RVM model was superior to the SVM model for detecting fertile information of hatching eggs before incubation; and the cost time of RVM model was shorter than that of SVM model. The fertile and infertile eggs were identified very quickly. This project implementing would provide theoretical basis for the real-time online detection and testing of hatching eggs for the instrument. Thus using hyperspectral fusion information and RVM can improve the detection accuracy of hatching eggs before incubation.

Key words: imaging processing; models; nondestructive examination; hyperspectral image; hatching eggs; RVM; SVM