

基于嵌入式系统与机器视觉的上孵前无精蛋识别系统*

马秀莲 衣淑娟

(黑龙江八一农垦大学信息技术学院, 大庆 163319)

【摘要】 为避免未受精蛋的孵化,将计算机图像处理技术与嵌入式技术有机结合,提出了无精蛋识别系统设计方 案。该系统首先通过计算机视觉技术采集种蛋图像,之后运用数字图像处理技术完成种蛋图像区域不变性参 数(圆度、复杂性、伸长度、球状性、长短轴比和平均变动系数)的提取,最后采用已训练的遗传神经网络实现无精蛋 识别。实验结果表明,该系统简单便捷,易于实现,对种蛋的 600 枚非实验样本的识别精度为 99.3%,满足上孵前 剔除无精蛋的要求。

关键词: 无精蛋识别 嵌入式技术 图像处理

中图分类号: TS253.7; S126 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2011)05-0187-06

Unfertilized Eggs Verification System before Hatching
Based on Embedded System and Machine Vision

Ma Xiulian Yi Shujuan

(College of Information and Technology, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China)

Abstract

In order to research the problem of unfertilized eggs verification before hatching, combined the technology of digital image processing and embedded technology, a design scheme of unfertilized eggs filtering system was put forward based on embedded computer. At first, the images of eggs that were collected by using computer vision technology were applied, and then the invariance parameters of image area were extracted, such as circularity, complexity, elongation, globularity, ratio of major to minor axis and average alteration coefficient. At last, identification of unfertilized eggs based on trained genetic algorithm neural network was realized. The test result showed that the system was convenient and easy to realize. Using 600 non-samples of the hatching eggs as verification samples and the result showed the identification rate could reach to 99.3%, satisfied the requirement of eliminating the unfertilized eggs before hatching.

Key words Unfertilized eggs verification, Embedded technology, Image processing

引言

种蛋的孵化过程对环境温湿度条件要求较高,是一个耗时、耗能的过程^[1]。实现在种蛋入孵前检测出无精蛋不仅能有效地节省时间、空间、劳动力和能源,提高孵化效率,还能保证孵化环境的卫生和生产质量,而无精蛋可以作为食品。目前剔除无精蛋

依然采用手持简易照蛋器在孵化的第 5 天进行头照,该方法工作量大、速度慢、人为因素影响较大,而新鲜无精蛋孵化 72 h 后,品质降为乙级以下,已不宜加工成蛋制品,既浪费大量食用蛋,又消耗无用的能量。因此开发出一套能在种蛋上孵前自动检测无精蛋系统,对降低人工照蛋的劳动强度,提高检测准确性 and 生产效率,保障生产者的利益,具有重要的意

收稿日期: 2010-09-08 修回日期: 2010-10-13
* 黑龙江省教育厅科学技术研究资助项目(11551317)
作者简介: 马秀莲,副教授,主要从事嵌入式系统应用研究,E-mail: maxiuilian2005@126.com
通讯作者: 衣淑娟,教授,博士生导师,主要从事农业机械化研究,E-mail: yishujuan_2005@126.com

义。国外已有学者利用无损检测技术研究种蛋的孵化品质,但所作的相关研究不多,真正实际应用的较少^[2-5]。近年来,国内的一些学者也开始对种蛋孵化成活检测进行了研究,主要是运用计算机视觉检测法和光电特性检测法,取得了一些研究成果^[6-11]。但孵化前无精蛋的检测国内外还未见相关报道,而且研究都是在实验室水平下完成,没有达到实际应用水平。为设计便携式、商品化无精蛋筛选仪器,本文研究一种基于机器视觉的无精蛋检测方法,以实现种蛋上孵前对无精蛋的剔除。

1 识别原理

种蛋图像处理关键是对外形边缘特征提取,这是后续分析和分离的基础。由于鸡蛋在母鸡体内受精,从而自然形成受精蛋和未受精蛋两种,受精蛋和未受精蛋内容物各成分含量不同,导致受精蛋和未受精蛋外形有差异,受精鸡蛋呈特有的无花果形状。一般来说,无精蛋偏圆,受精蛋细长,单凭人的视觉区分准确率低,人为因素影响大。通过机器视觉提取种蛋图像区域不变性参数,并建立其数学模型,可以实现高效、准确地剔除无精蛋。

2 实验装置

2.1 系统硬件

本系统的硬件组成部分包括 ARM S3C2410 嵌入式系统开发板和 CMOS 图像传感器 OV7620,将它们通过接口连接在一起构成了一个基本的嵌入式无精蛋识别系统。根据系统需求,在 ARM S3C2410 开发平台上选用了支持 ARM9 的 HY57V561620CT-H 芯片 (SDRAM)、K9F1208 芯片 (FLASH)、两个 LED 指示灯和一个蜂鸣器。其中,中央处理器是整个系统的控制中心,它监控各个功能模块的启动和运行,LED 指示灯显示,蜂鸣器发出响声。各部分接口信号连接如下:

(1) 中央处理器 GPIO 模拟 SCCB 总线协议,控制图像传感器的功能寄存器,使用中央处理器 3 个中断引脚引入图像传感器的图像输出同步信号 VSYNC、HSYNC、PCLK,以中断方式同步图像数据输出,图像传感器的 YUV 通道输出的 16 位并行数据通过中央处理器的 16 个 I/O 口接入。

(2) 动态存储器有 2 片,一片的数据引脚 D0 ~ D15 与中央处理器的低 16 位数据线相连,另一片的数据引脚 D0 ~ D15 与中央处理器的高 16 位数据线相连,地址引脚 A0 ~ A12 及片选信号引脚 nCS 相互连在一起,并与中央处理器的引脚 nSCS0 连接, nWE、nRAS、nCAS 也分别与中央处理器的对应引脚

LnWE、nSRAS、nSCAS 相连。

(3) 海量存储器 ALE 和 CLE 端分别接中央处理器的 ALE 和 CLE 端,8 位的 I/O 7 ~ 0 与中央处理器低 8 位数据总线相连,/WE、/RE、/CE 分别与中央处理器的 nFWE、nFRE、nFCE 相连,R/B 与 R/nB 相连。

(4) LED 指示灯和蜂鸣器由两个指示灯和一个蜂鸣器组成,中央处理器的 GPE2 位、GPE3 位输出控制两个指示灯,中央处理器的 GPE4 位输出控制一个蜂鸣器。

设计系统硬件框图如图 1 所示。

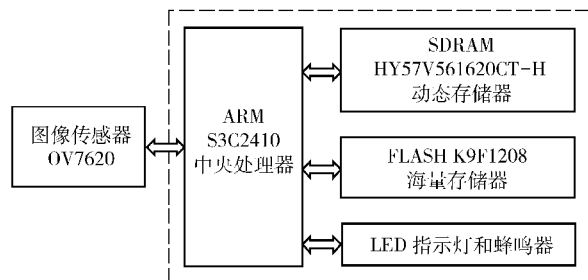


图 1 系统结构框图

Fig. 1 System structure chart

2.2 系统软件

采用面向对象的思想进行软件设计,以实现模块化、可复用、易修改和易扩充。根据系统检测的目标,即种蛋图像处理和识别过程,构建 4 个功能模块,包括图像卡控制算法模块、图像预处理算法模块、图像特征参数提取模块和模式识别算法模块。

图像卡控制算法模块用于操作图像采集卡,实现图像卡的打开、设置、采集图像和关闭等功能;图像预处理算法模块提供了图像的处理算法,包括灰度化、中值滤波、Canny 算子边缘检测的处理算法;图像特征参数提取模块用于计算种蛋的各种不变性参数;模式识别算法模块采用人工神经网络分类器用于分离无精蛋和受精蛋。基于上述对种蛋识别系统软件模块设计,已经选定了种蛋图像预处理和识别部分的算法,结合种蛋图像特征提取的实际要求,制定了种蛋图像预筛选流程,如图 2 所示。

3 无精蛋识别关键技术

3.1 图像预处理方法

拍摄获得的样品彩色图像经灰度化、中值滤波、Canny 算子^[12]边缘检测,种蛋图像预处理结果如图 3 所示,效果十分理想。

3.2 特征计算方法

通过实验取迪卡贝塔种蛋 300 枚分别标号、拍摄、采集、孵化,5 d 后分离无精蛋 26 枚、受精蛋 274 枚,并对单个样本图像处理、数据汇总处理,对大量图像

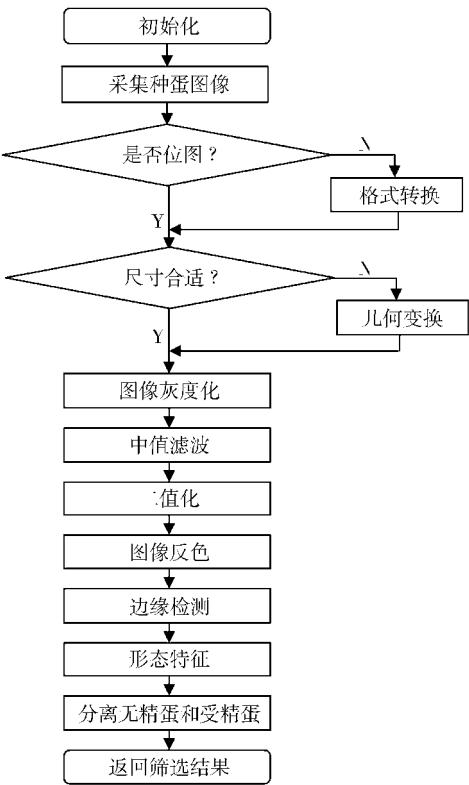


图 2 系统识别流程图

Fig. 2 Flowchart of system verification

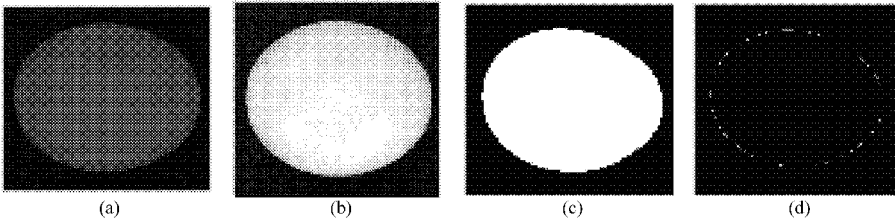


图 3 种蛋图像处理结果

Fig. 3 Hatching eggs image processing result

(a) 灰度图像 (b) 中值滤波图像 (c) 二值图像 (d) 边缘检测图像

如果单位面积的周长越大,那么 e 值越大,表示种蛋图形较复杂,即图形离散;反之,表示种蛋图像图形简单。

(5) 伸长度 E

伸长度计算公式为

$$E = \frac{\min \{W, H\}}{\max \{W, H\}}$$

式中 W 、 H ——种蛋图像区域的宽度、高度
种蛋图像区域的紧凑性可以通过它在一定程度上刻画, E 值越小,表示种蛋图像区域越呈细长型, $E = 1$,表示种蛋图像区域为圆形。

(6) 球状性 s

球状性计算公式为

$$s = \frac{r_i}{r_e}$$

式中 r_i 、 r_e ——种蛋图像区域内切圆、外接圆半径

分析,无精蛋和受精蛋的外形差异明显,可从形状特征区分。依据轮廓跟踪参数测定方法^[13~14],计算各参数公式如下:

(1) 面积 S

通过扫描种蛋图像,对同一标记的区域中像素数进行累加从而表示种蛋图像区域面积 S 。

(2) 周长 L

种蛋图像外边界轮廓通过轮廓跟踪法得到,对同一标记的区域中像素数进行累加从而表示种蛋图像区域的周长 L 。

(3) 圆度 C

种蛋图像区域形状接近圆形的程度用其圆度 C 来表示,计算公式为

$$C = \frac{4\pi S}{L^2}$$

当种蛋图像区域为圆形时, $C = 1$;种蛋图像区域越偏离圆形,则 C 值越小。

(4) 复杂性 e

种蛋图像区域的形状复杂性用离散指数表示,计算公式为

$$e = \frac{L^2}{S}$$

若 $s = 1$,种蛋图像区域为圆;若 $s < 1$,种蛋图像区域为其他形状。图形的旋转、平移和尺度变化的对种蛋图像区域球状性无影响。

(7) 长短轴比 a/b

长、短轴计算公式为

$$a = 2 \sqrt{(2M + \sqrt{4M^2 - S^4/\pi^2})/S}$$
$$b = 2 \sqrt{(2M - \sqrt{4M^2 - S^4/\pi^2})/S}$$

极惯性矩 M 是两个二阶矩之和,即 $M = M(2, 0) + M(0, 2)$ 。

(8) 平均变动系数 d

平均变动系数计算公式为

$$d = \frac{1}{N} \left(\sum_{n=0}^{355} \frac{|V_n - V_{n-1}|}{V_{n-1}} \right)$$

式中, V_n 为从重心到轮廓线的长度,其中, $n = 0, 5, 10, \dots, 355$;通过种蛋图像的重心将其以 5° 的间隔

均分,将其称为从种蛋图像区域重心到轮廓线的长度的平均变动系数。

依据上面各参数计算公式,样本点的圆度、复杂性、伸长度、球状性、长短轴比和平均变动系数如表 1 所示。

表 1 样本点的 6 个特征值

Tab. 1 Six feature values of sample points

样本	圆度	复杂性	伸长度	球状性	长短轴比	平均变动系数
无精蛋	1. 191	10. 547	0. 774	0. 755	1. 297	0. 015
受精蛋	1. 162	10. 813	0. 755	0. 744	1. 327	0. 016

3.3 识别方法

3.3.1 识别系统网络结构

本文的分类器主要功能是把种蛋分为无精蛋和受精蛋,采用的是遗传神经网络^[15]。因为传统 BP 算法采用的是最速梯度下降法修正权值,训练过程即从某一起点沿误差函数的斜面而逐渐达到最小点使之误差为零。而对于复杂的网络,误差曲面在多维空间,因而在训练的过程中可能会陷入某个局部最小点,以致无法收敛。遗传算法^[16]是一种全局优化搜索算法,这种算法鲁棒性强,适于并行处理,能够很好地解决神经网络方法存在的问题。本文基于此,将遗传算法与 BP 神经网络结合在一起,利用遗传算法优化 BP 神经网络的结构和参数,并把这种优化算法应用到种蛋上孵前无精蛋筛选中。

神经网络分类器设计采用具有 1 个隐含层的 3 层遗传神经网络,输入层神经元用 6 个不变性特征参数(圆度、复杂性、伸长度、球状性、长短轴比和平均变动系数)构成特征向量,输出层采用 2 个节点,用 10、01 来分别表示无精蛋和受精蛋,隐含层节点数为 11 个,隐含层神经元的激活函数选用 logsig() 函数,输出层的激活函数选 pureline() 函数。

遗传编码方案就是把问题的搜索空间中每个可能的点表示为确定长度的特征串,将染色体串编码为前馈多层网络的权值,编码方式采用二进制。依据经验和反复实验,参数确定如下:群体规模 $N = 50$,复制概率 $p_r = 0.7$,交叉概率 $p_c = 0.4$,变异概率 $p_m = 0.6$ 。

神经网络的系统参数设置:训练步长为 1 000,每隔 10 步显示 1 次,网络训练的目标值为 0.001,学习率为 0.01,使用 trainlm() 函数作为训练网络。

神经网络的结构如图 4 所示。

3.3.2 实验结果与数据分析

实验用已建立的一个多层前馈遗传神经网络,

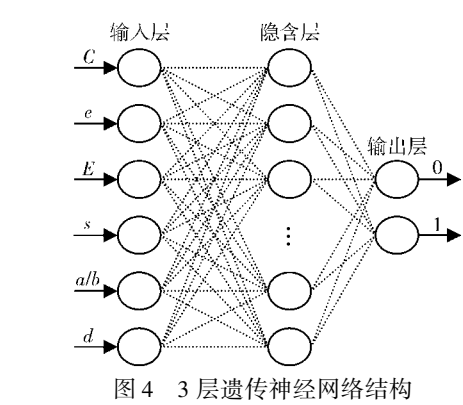


图 4 3 层遗传神经网络结构

Fig. 4 Three-layer genetic neural network structure

取 50 枚实验样本作为训练样本,其中无精蛋 20 枚,受精蛋 30 枚。用本文已建立的遗传神经网络进行学习,结果见图 5(误差为 0.000 001 77,迭代次数为 1 086,时间为 0.075 s)。从图中可以看出,仅用 0.075 s、迭代 1 086 次就满足了总误差的要求,收敛速度很快。

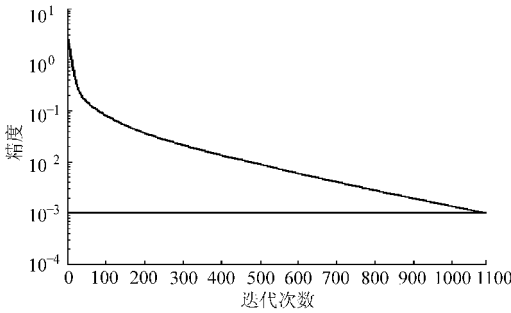


图 5 GA-BP 算法误差学习曲线

Fig. 5 Learning error curves of GA-BP algorithm

为了检验训练后网络的性能,实验取种蛋 600 枚非实验样本,分别标号、拍摄、采集、孵化,5 d 后利用手持简易照蛋器分离无精蛋 49 枚、受精蛋 551 枚,用 GA-BP 算法训练的网络进行测试,测试结果中有 4 枚误判,其识别率达到了 99.3%,仿真部分识别结果见表 2。误识别的原因主要有两个方面:其一,种蛋中有过圆、过尖、大小头不明显和形状不规则的畸形蛋,导致提取的形状特征值过大或过小;其二,个别种蛋在图像采集时噪声干扰大,中值滤波效果不理想,导致图像在边缘检测及识别过程中产生误差。种蛋中过圆、过尖、大小头不明显和形状不规则的畸形蛋,在孵化时容易导致胚胎的胎位不正,使孵化率降低,不宜做种蛋用,只有蛋形指数 1.30~1.41 范围内的种蛋具有较高的孵化率。因此,可在无精蛋识别前通过蛋形指数剔除畸形蛋;而图像数据采集产生的原因也完全可以通过人为因素克服,不会出现类别间的模糊现象。因此从整个实验结果来看,GA-BP 算法还是很有效的。

表 2 部分测试样本的识别结果

Tab.2 Recognition results of some tested samples

实验序号	圆度	复杂性	伸长度	球状性	长短轴比	平均变动系数	节点 1	节点 2	种类
1	1. 207	10. 412	0. 800	0. 782	1. 255	0. 013	1	0	无精蛋
2	1. 119	11. 226	0. 745	0. 735	1. 344	0. 016	0	1	受精蛋
3	1. 191	10. 547	0. 774	0. 755	1. 297	0. 015	1	0	无精蛋
4	1. 188	10. 582	0. 764	0. 750	1. 311	0. 015	1	0	无精蛋
5	1. 178	10. 665	0. 770	0. 758	1. 301	0. 015	0	1	受精蛋
6	1. 162	10. 813	0. 755	0. 744	1. 327	0. 016	0	1	受精蛋

4 结束语

本文构建了嵌入式系统的软硬件平台,采用中值滤波法较好地去除图像采集过程受到的各种噪声干扰,采用 Canny 算子对种蛋图像区域进行边缘检测,所采用的图像预处理方法能满足进一步进行种蛋特征提取和模式识别的要求。并通过对种蛋外形特征分析的基础上,提出以圆度、复杂性、伸长度、球

状性、长短轴比和平均变动系数为特征值参数,较全面地描述了种蛋的外形信息。使用 GA-BP 算法训练的多层前向神经网络对种蛋进行分类,并选取迪卡贝塔种蛋 50 枚实验样本和 600 枚非实验样本测试,实验数据表明机器视觉识别结果与实际情况一致,训练的次数仅用了 1 086 次,对种蛋的 600 枚非实验样本的识别率达到 99.3%。机器视觉孵化前检测技术取代孵化 5 d 后评测是可行的。

参 考 文 献

1 Edgar S A. What does it cost to produce a click [J]. Poultry Digest, 1973, 32:63 ~66.

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):1 335 ~1 341.

3 Das K, Evans M D. Detecting fertility of hatching eggs using machine vision II. neural network classifiers [J]. Transactions of the ASAE, 1992, 35(6):2 035 ~2 041.

4 Brant A W, Norris K H, Chin C. A spectro photometric method for detecting blood in white shelled eggs [J]. Poultry Science, 1953, 32:357 ~363.

5 Coucke P, Dewil E, Decuypere E, et al. Monitoring embryo development in chicken eggs using acoustic renance analysis [J]. Biotechnology Progress, 1997, 13 (4):474 ~478.

6 杨秀坤. 农产品品质检测中的人工智能方法研究[D]. 哈尔滨:东北农业大学,1997.

Yang Xiukun. Study on the artificial intelligence methods in automated quality detection of agricultural products [D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 1997. (in Chinese)

7 周维忠,马心海,孙国基. 种蛋外形的计算机视觉识别研究[J]. 农业工程学报,2000,16(6):126 ~130.

Zhou Weizhong, Ma Xinhai, Sun Guoji. Shape identification of fertile eggs by using computer vision [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2000, 16(6):126 ~130. (in Chinese)

8 陈佳娟,陈晓光,纪寿文. 采用计算机视觉进行孵化鸡蛋成活可能性的自动检测[J]. 计算机应用与软件,2001, 18(6):5 ~10.

Chen Jiajuan, Chen Xiaoguang, Ji Shouwen. Automatic detecting fertility of hatching eggs by using computer vision [J]. Computer Applications and Software, 2001, 18(6):5 ~10. (in Chinese)

9 于景滨,张欣艳,赵达,等. 孵化早期用光电法剔除无精蛋的两种方法[J]. 黑龙江八一农垦大学学报,2002,14(6): 111 ~113.

Yu Jingbin, Zhang Xinyan, Zhao Da, et al. Two photoelectrical methods to pick out the eggs without sperms in the early hatching period [J]. Journal of Heilongjiang August First Land Reclamation University, 2002, 14(6):111 ~113. (in Chinese)

10 郁志宏,王春光,张晓芳,等. 改进的粒子群神经网络检测种蛋成活性[J]. 计算机工程与设计,2007,28(2): 427 ~429.

Yu Zhihong, Wang Chunguang, Zhang Xiaofang, et al. Improved PSO neural network system for automatic detecting fertility of hatching eggs [J]. Computer Engineering and Design, 2007, 28(2): 427 ~429. (in Chinese)

11 郁志宏,王栓巧,张平,等. 应用改进遗传神经网络识别种蛋蛋形试验[J]. 农业工程学报,2009,25(10):340 ~344.

Yu Zhihong, Wang Shuanqiao, Zhang Ping, et al. Experiment on automatic shape identification of hatching eggs based on

- improved genetic algorithm neural network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2009, 25(10):340~344. (in Chinese)
- 12 杨飞,祝诗平,邱青苗. 基于计算机视觉的花椒外观品质检测及其 MATLAB 实现[J]. 农业工程学报,2008,24(1):198~202.
Yang Fei, Zhu Shiping, Qiu Qingmiao. Prickly ash appearance quality detection based on computer vision and its implementation in MATLAB [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2008, 24(1):198~202. (in Chinese)
- 13 杨劲峰,陈清,韩晓日,等. 数字图像处理技术在蔬菜叶面积测量中的应用[J]. 农业工程学报,2002,18(4):155~158.
Yang Jinfeng, Chen Qing, Han Xiaori, et al. Measurement of vegetable leaf area using digital image processing techniques [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2002,18(4):155~158. (in Chinese)
- 14 周平,刘俭英,王巧华,等. 鸡蛋图像检测方法与质量预测模型[J]. 农业机械学报,2007,38(11):80~82.
Zhou Ping, Liu Jianying, Wang Qiaohua, et al. Egg image detection method and weight prediction model [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007,38(11):80~82. (in Chinese)
- 15 Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems [M]. Ann Arbor, MI: The M/T Press, 1992.
- 16 张秉森,王莹,李莉. 遗传算法改进 BP 网络对织物配色的优化研究[J]. 计算机工程与设计,2008,29(19):5 033~5 035.
Zhang Bingsen, Wang Ying, Li Li. Optimization research of BP neural network with genetic algorithms used in textile color matching [J]. Computer Engineering and Design, 2008, 29(19):5 033~5 035. (in Chinese)
- ~~~~~

(上接第 177 页)

参 考 文 献

- 1 Albrecht R, Joffre R, Gros R, et al. Efficiency of near-infrared reflectance spectroscopy to assess and predict the stage of transformation of organic matter in the composting process [J]. Bioresource Technology, 2008, 99(2): 448~455.
- 2 黄光群, 王晓燕, 韩鲁佳. 基于支持向量机的有机肥总养分含量 NIRS 分析[J]. 农业机械学报, 2010, 41(2): 93~98.
Huang Guangqun, Wang Xiaoyan, Han Lujia. Near infrared reflectance spectroscopy for total nutrient and analysis in organic fertilizer using linear support vector machine [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(2): 93~98. (in Chinese)
- 3 Malley D, McClure C, Martin P. Compositional analysis of cattle manure during composting using a field portable near infrared spectrometer [J]. Communications in Soil Science & Plant Analysis, 2005, 36(4~6): 455~476.
- 4 樊霞, 韩鲁佳, 皇才进, 等. 基于近红外光谱技术的牛粪成分含量测定方法[J]. 农业机械学报, 2006, 37(3): 76~79.
Fan Xia, Han Lujia, Huang Caijin, et al. Determination of nutrient contents in beef manure with near infrared reflectance spectroscopy [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(3): 76~79. (in Chinese)
- 5 Smidt E, Meissl K. The applicability of Fourier transform infrared (FT-IR) spectroscopy in waste management [J]. Waste Management, 2007, 27(2): 268~276.
- 6 Grube M, Lin J G, Lee P H, et al. Evaluation of sewage sludge-based compost by FT-IR spectroscopy [J]. Geoderma, 2006, 130(3~4): 324~333.
- 7 高洪智, 卢启鹏, 丁海泉, 等. 基于连续投影算法的土壤总氮近红外特征波长的选取[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(29): 2 951~2 954.
Gao Hongzhi, Lu Qipeng, Ding Haiquan, et al. Choice of characteristic near-infrared wavelengths for soil total nitrogen based on successive projection algorithm [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(29): 2 951~2 954. (in Chinese)
- 8 陆婉珍. 现代近红外光谱分析技术[M]. 北京: 中国石化出版社, 2007.
- 9 严衍禄. 近红外光谱分析基础与应用[M]. 北京: 中国轻工业出版社, 2005.
- 10 杰克·沃克曼, 洛伊斯·文依. 近红外光谱解析实用指南[M]. 褚小立, 许育鹏, 田高友, 译. 北京: 化学工业出版社, 2009.