第38卷 第17期
Vol.38 No.17

计 算 机 工 程
Computer Engineering

2012年9月
September 2012

·人工智能及识别技术· 文章编号：1000—3428(2012)17—0182—04 文献标识码：A 中图分类号：TP391

保健酒中可见异物的神经网络复合分类方法

朱慧慧，王耀南

(湖南大学电气与信息工程学院，长沙 410082)

摘 要：保健酒中可见异物个体微小、形状复杂多变，不利于自动分拣。为此，提出一种基于异物几何特征和不变矩特征的神经网络复合分类方法。通过单层感知器进行一级分类以检测毛发类异物，利用BP网络对非毛发类异物进行二级分类。为提高BP网络训练速度，设计动量因子和学习速率可自适应调整的改进学习算法。实验结果表明，该分类方法识别准确度高，识别速度快。

关键词：复合分类器；BP算法；神经网络；不变矩；几何特征

Neural Network Composite Classifying Method for Visible Foreign Body in Healthy Wine

ZHU Hui-hui, WANG Yao-nan

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

【Abstract】As for the difficulty of classifying visible foreign body with little size and complex shapes in healthy wine, a hybrid classifying method using neural network based on visible foreign body characteristics is proposed. The hairs are detected by the single-layer perception. Other kinds of particles are classified by BP neural network. In order to improve the BP network training speed, an improved learning algorithm with adaptive momentum factor and learning rate is presented. Experiment results show that this hybrid classified method has high accuracy and fast identification speed .

【Key words】composite classifier; BP algorithm; neural network; invariant moment; geometric feature

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.17.050

1 概述

随着对产品数量和质量要求的提高，可见异物智能在线检测与识别装置在制药、饮料生产线上的应用日益广泛，异物检测与分类方法也成为当前研究的热点之一[1]。由于这些可见异物个体微小，形状复杂多变[2]，因此对其进行自动分类的难度较大。现有文献大多只是将药液、饮料中可见异物的检测结果简单地划分为2种情况[3]：有杂质和无杂质，并没有对检出异物进行视觉分类。然而，由于产品生产工艺的需要，因此对异物进行视觉分类具有非常重要的意义。

目前应用较广的分类方法有支持向量机(Support Vector Machine, SVM)方法[4]、贝叶斯分类方法[5]、神经网络方法[6]等，针对可见异物这种形状复杂且有较高实时性要求的微小目标群对象，选用具有较强自学习能力的神经网络方法。在此基础上，本文提出基于神经网络的两级串行复合分类器模型对异物进行智能视觉分类。通过单层感知器进行一级分类以检测毛发类异物，利用BP网络对非毛发类异物进行二级分类。通过预处理、特征提取、分类器训练3步，提高分类准确率。

2 异物特征提取

本文选用125 mL劲酒样品作为测试对象，通过高速CCD摄像机获取其在检测机器人上的实时图像，然后，对样本图像中的异物进行特征提取、识别和分类，劲酒智能视觉检测实验平台如图1所示。

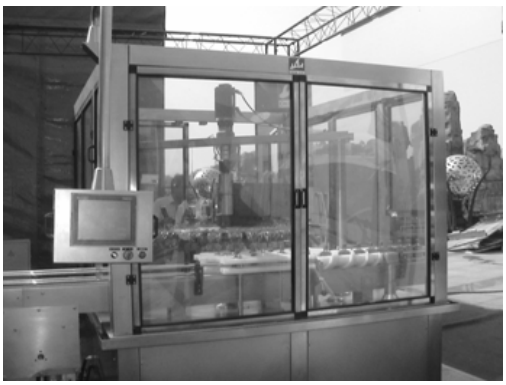


图1 劲酒智能视觉检测机器人

2.1 预处理

图像预处理的效果直接影响分类结果的准确性，本文采用基于区域分割和区块剔除的逆向思维检测方法[7]，其

基金项目：国家“863”计划基金资助项目(2007AA04Z244)；国家自然科学基金资助重点项目(60835004)

作者简介：朱慧慧(1988－)，女，硕士研究生，主研方向：模式识别，数字图像处理；王耀南，教授、博士生导师

收稿日期：2011-10-28 **修回日期：**2011-12-19 **E-mail：**zhuhuihuihnu@163.com

有 3 个特点：(1)图像输出结果是二值化的靶区图像，有效降低了后续图像处理的复杂度；(2)输出结果中包含靶区区块信息，在对异物进行分类时，靶区区块信息可以直接使用；(3)通过静态干扰区块剔除和动态干扰区块剔除之后，大大减少了原始图像中存在的各种干扰信息，这对保证下一步识别和分类的准确性具有重要意义。采用该方法对原始图像进行预处理获取目标靶区，实现过程及处理效果分别如图 2、图 3 所示。

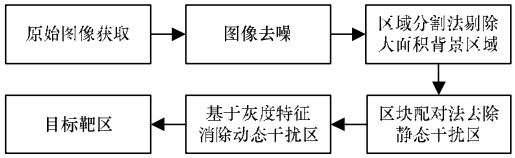
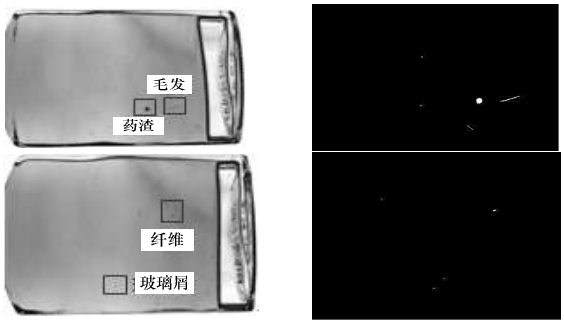


图 2　目标靶区获取流程



(a)产品原始图像　　(b)目标靶区

图 3　产品原始图像及目标靶区

根据实际样品中异物的特征，将可见异物的类型细分为毛发 Y_1、玻璃屑 Y_2、纤维 Y_3、药渣 Y_4 4 种，见表 1。

表 1　保健酒异物类别和特征

标号	异物	来源	颜色	示例图像
Y_1	毛发	工作人员	黑	
Y_2	玻璃屑	封装运送	灰黑	
Y_3	纤维	清洗	灰黑	
Y_4	药渣	过滤	黑	

2.2　特征矢量

保健酒在检测过程中经历了翻转，使异物处于运动状态，因此，在选择目标的特征时，特征必须对目标缩放、平移和旋转变化具有良好的不变性。表征物体固有特性的几何特征和不变矩特征在异物形态、位置发生变化时具有较好的一致性。因此，本文选择其作为目标的识别分类特征矢量。

2.2.1　异物几何特征

针对检测目标的形状特点，本文选择异物的长、宽、周长、面积、长宽比、似圆度、紧凑度等几何特征进行实验分析。大量实验表明，对于毛发和非毛发的识别，似圆度和紧凑度是具有较高可分性的特征量，因此，选择似圆度和紧凑度作为特征矢量的几何特征分量。

(1)似圆度 k_1：假设目标的面积为 S_D，周长为 L_D，依据式(1)计算目标似圆度：

$$k_1 = \frac{4\pi S_D}{L_D^{\,2}} \tag{1}$$

(2)紧凑度 k_2：目标面积 S_D 与包围目标的最小外接矩形面积 S_G 的比值。

2.2.2　不变矩特征

不变矩是图像的统计特性，其在目标形态和位置发生改变后保持不变。文献[8]提出了 7 个不变矩 $M_1, M_2, \cdots, M_7$，证明了当目标对象的特征在经历了平移、缩放、镜像和旋转变换后，不变矩仍然保持不变。由于计算得到的不变矩变化范围很大，因此本文按式(2)对其取对数以缩小动态范围，而取绝对值可以避免在计算负不变矩对数时产生的复数处理问题。

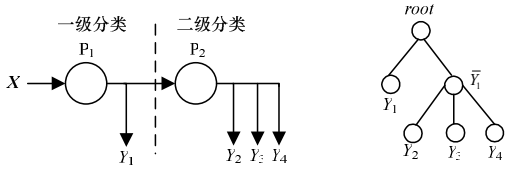
$$T_i = |\mathrm{lb}(M_i)|\ ,\ i = 1,2,\cdots,7 \tag{2}$$

最后，由 k_1, k_2 和 $T_1, T_2, \cdots, T_7$ 组成如下特征向量：

$$\boldsymbol{X} = \{k_1, k_2, T_1, T_2, \cdots, T_7\} \tag{3}$$

3　复合分类器设计

本文的复合分类器及其决策树模型如图 4 所示，选用分类对象的几何特征 k_1, k_2 和不变矩特征 $T_1, T_2, \cdots, T_7$ 作为分类器的输入特征矢量，由单层感知器(P_1)和 BP 神经网络(P_2)组成串级的二级复合分类器，以实现对毛发 Y_1、玻璃屑 Y_2、纤维 Y_3、药渣 Y_4 的准确分类。其中，P_1 实现 Y_1 和 $\overline{Y}_1$ 的分类；P_2 进一步实现由 $\overline{Y}_1$ 到 Y_2、Y_3、Y_4 的准确分类。



(a)复合分类器结构　　(b)分类决策树

图 4　复合分类器及其决策树模型

3.1　一级分类

截取特征矢量 $\boldsymbol{X}$ 中的几何特征分量似圆度 k_1 和紧凑度 k_2 作为单层感知器 P_1 的输入，其输出为 1 时，分类结果属于毛发 Y_1；输出为 0 时，分类结果属于非毛发 $\overline{Y}_1$。采用阈值函数作为 P_1 的传递函数，对 160 组训练样本进行分类，如图 5 所示，结果表明，仅采用 k_1 和 k_2 两项特征分量就可实现对 Y_1 和 $\overline{Y}_1$ 的可靠分离。

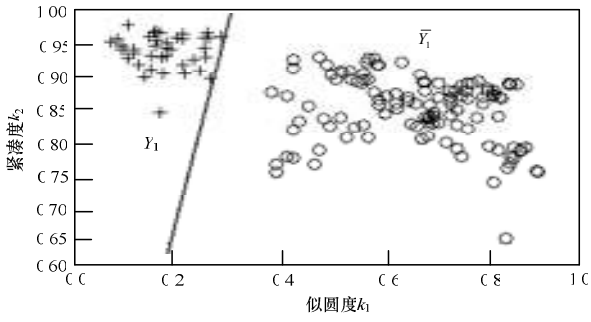


图 5　Y_1 和 $\overline{Y}_1$ 在二维空间(k_1,k_2)中的分类结果

3.2 二级分类

如果一级分类结果属于非毛发 $\overline{Y_1}$，则需进行二级分类进一步判断异物的类别。二级分类采用含 11 个隐层节点的三层 BP 神经网络结构，该网络以异物不变矩特征 $\{T_1,T_2,\cdots,T_7\}$ 作为输入矢量，其期望输出矢量 $\boldsymbol{O}=(y_{o1},y_{o2},y_{o3})$ 对应的 3 类异物模式如表 2 所示，其中，Y_2、Y_3、Y_4 分别对应玻璃屑、纤维和药渣。

表 2 P_2 的期望输出矢量的各分量值

异物名称	期望输出矢量的各分量值		
	y_{o1}	y_{o2}	y_{o3}
Y_2	1	0	0
Y_3	0	1	0
Y_4	0	0	1

标准 BP 算法采用最速下降法调整权值，存在收敛速度慢、易陷入局部极小等缺点。针对该问题，本文提出一种改进的 BP 算法，其权值调整量计算如式(4)所示：

$$\begin{cases}\Delta W(t+1)=\eta(t+1)D(t)+\alpha(t+1)\Delta W(t)\\ D(t)=-\partial E(t)/\partial W(t)\\ \eta(t+1)=0.4(c-\lambda)^{-\lambda}\eta(t)\\ \alpha(t+1)=\alpha(t)+\tau[\alpha(t)]^{-1}+[-\alpha(t)]^{\lambda}-\tau\alpha(t)+0.95\tau+\lambda^2-1\\ \lambda=\mathrm{sgn}[E(t)-E(t-1)]\\ \tau=u[E(t-1)-E(t)]\end{cases} \tag{4}$$

其中，动量项为 $\alpha(t+1)\Delta W(t)=\alpha(t+1)[W(t)-W(t-1)]$；$t$ 为训练次数；$W(t)$ 为第 t 次训练网络权值；$\Delta W(t)$ 为第 t 次训练权值的增量；$D(t)$ 为第 t 次训练权值的负梯度；$E(t)$ 为第 t 次训练网络误差；$\alpha(t)$ 为第 t 次训练动量因子，初值为 0.9；$\eta(t)$ 为第 t 次训练学习速率，初值为 0.01；λ 和 τ 为自适应调整因子；c 为常数，通常取 3；$\mathrm{sgn}(t)$ 为标准符号函数；$u(t)$ 为单位阶跃函数。

引入调整因子 λ 和 τ 可以自适应地修正动量因子 α 和学习速率 η。当网络误差增大时，去除动量因子，减小学习速率，以避免训练陷入局部最优；当网络误差减小时，增大动量因子和学习速率，以加快网络收敛速度。

算法的具体描述如下：

(1)初始化网络，设置参数初值。

(2)计算隐含层和输出层神经元的输出，求取实际输出与期望输出的均方误差 $E(t)$，判定是否满足误差要求，若未满足误差要求，转步骤(3)，否则，转步骤(8)。

(3)计算网络下降梯度 $D(t)$，并判断网络误差的变化趋势，若误差呈增大趋势，转步骤(4)；误差保持不变，转步骤(5)，否则，转步骤(6)。

(4)通过式(4)确定第 $t+1$ 次训练的动量因子 α 及学习速率 η 的值，$\alpha(t+1)=0$，$\eta(t+1)=0.4(c-1)^{-1}\eta(t)$，转步骤(7)。

(5)第 $t+1$ 次训练的动量因子 $\alpha(t+1)$ 和学习速率 $\eta(t+1)$ 保持不变，转步骤(7)。

(6)通过式(4)确定第 $t+1$ 次训练的动量因子 α 及学习速率 η 的值，$\alpha(t+1)=0.95$，$\eta(t+1)=0.4(c+1)\eta(t)$。

(7)通过式(4)计算权值增量 $\Delta W(t+1)$，调整网络权值，转步骤(2)。

(8)判断训练样本集误差是否满足要求，若满足，则输出结果，否则，转步骤(3)继续进行操作。

本文改进的 BP 算法流程如图 6 所示。

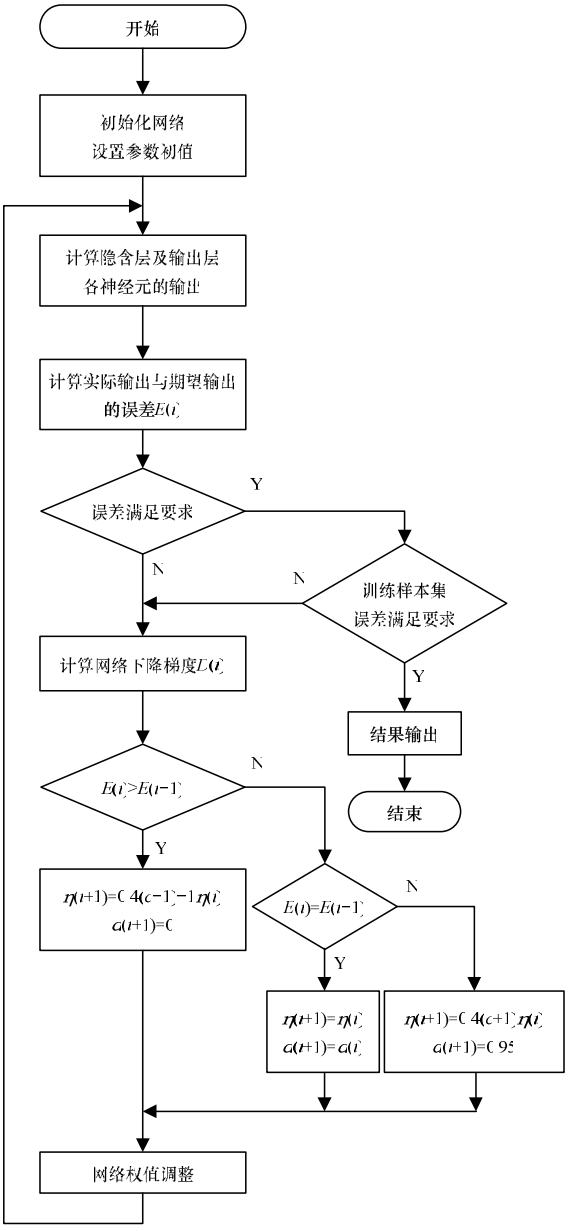
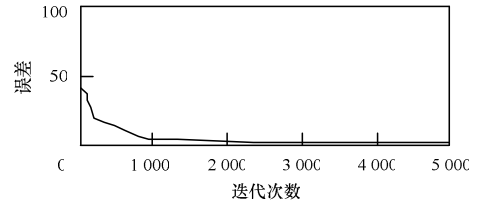


图 6 改进的 BP 算法流程

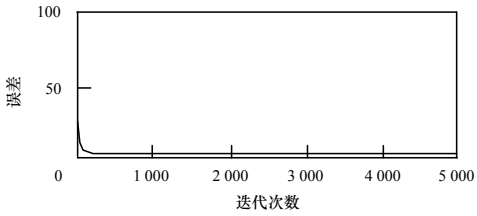
采用 Iris 标准数据分类集对本文算法和标准 BP 算法进行测试比较，在数据记录中，鸢尾属植物有 4 种属性。3 类植物各有 50 组数据，共 150 组数据；实验选择其中 60 组作为训练数据，另外 90 组作为测试数据，网络采用 4-12-3 结构，设定最大迭代次数为 5 000 次。表 3 所示为 100 次仿真实验中 2 种算法的最小误差和分类精度结果，图 7 是某次具有代表性的训练误差图。

表 3　标准 BP 和改进 BP 算法训练结果比较

算法	迭代次数	最小误差	分类精度/(%)			平均精度/(%)
			1 类	2 类	3 类	
标准 BP	5 000	1.241 0	100.00	90.00	56.67	82.23
改进 BP	5 000	1.001 9	100.00	93.33	90.00	94.44



(a)标准 BP 算法



(b)改进 BP 算法

图 7　2 种算法的误差训练结果

由表 3 可知，与标准 BP 算法相比，改进的 BP 算法具有更强的网络泛化能力，其分类精度较高。图 7 结果表明，改进后的 BP 算法具有更快的收敛速度。

4　实验结果及分析

在 Intel T6500 CPU(2.1 GHz)、内存 2 GB 的普通 PC 上，对本文设计的复合分类器模型使用 Matlab 2010 进行编程测试。首先将 160 个已知异物样本作为训练样本集，对复合分类器进行训练。设置网络误差为 10^{-4}，当网络均方误差达到预设的误差要求，训练过程自动停止。本文复合分类器中的 P_1 和 P_2 分别经过 75 次和 9 918 次迭代训练可使网络输出误差降至 10^{-4}，达到满意精度。图 8 和图 9 分别为 P_1 和 P_2 训练过程中误差随迭代次数的变化情况。

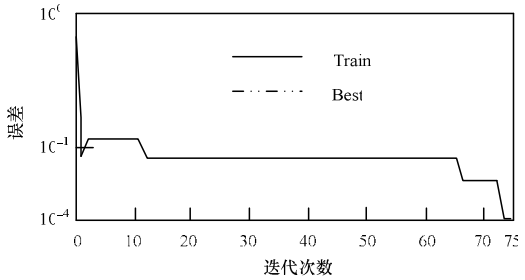


图 8　P_1 训练过程中误差变化

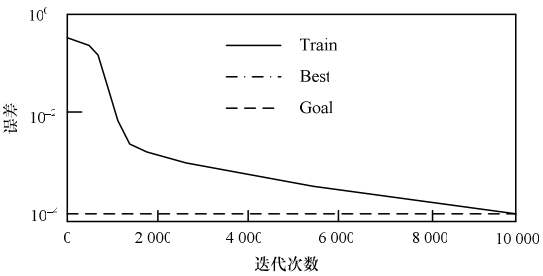


图 9　P_2 训练过程中误差变化

分类器训练完成后，将 1 000 个测试样本输入分类器中进行异物分类检验。表 4 是一组测试样本通过分类器识别后给出的隶属度数据。分类器输出结果判别归类采用“最大值归类原则”，即将输出矢量中分量值最大项置为 1，其余分量置为 0。

表 4　分类器识别后的检验样本隶属度结果

序号	P_1 输出	P_2 输出矢量的各分量值			识别结果
	k	y_1	y_2	y_3	
1	1	-	-	-	Y_1
2	0	0.970 9	0.011 6	0.008 3	Y_2
3	0	0.001 2	0.980 6	0.015 2	Y_3
4	0	0.006 1	0.025 3	0.984 2	Y_4

表 5 是对 1 000 个异物样本识别分类的结果。由表 5 可知，毛发 Y_1 的分类准确率最高(97%)，玻璃屑 Y_2 的分类准确率最低(84%)；这是由于毛发相对于其他杂质具有较特殊的形状特征，而玻璃屑自身的光学特性导致其在成像过程中容易发生畸变；从整体来看，本文的复合分类器模型对测试样本分类的平均准确率为 91.1%，具有较高的检测分类精度。1 000 个测试样本的分类用时为 5.164 s，平均每个样本的分类用时约为 5 ms，完全满足目前检测机器人对实时性的要求。

表 5　复合分类器对 1 000 个测试样本的识别分类结果

异物种类	测试样本数	分类准确率/(%)
Y_1	300	97.0
Y_2	200	84.0
Y_3	200	88.0
Y_4	300	92.0
总计	1 000	91.1

5　结束语

针对保健酒中存在的毛发、玻璃屑、纤维和药渣 4 类可见异物的自动分拣问题，本文提出一种基于异物特征的神经网络复合分类方法。实验结果表明，采用本文方法分类实时性好、准确率高，对进一步提高保健酒生产过程的工艺控制和自动化程度具有重要的现实意义。由于本文方法对视觉成像系统的成像质量有较大的依赖性，图像预处理也将影响其分类效果，因此提高成像质量、改进预处理方法将是下一步的研究重点。

参考文献

[1] 周博文，王耀南，葛　继，等. 基于机器视觉的医药注射剂智能检测系统研究[J]. 机器人, 2009, 31(1): 53-60.

[2] 张　辉，王耀南，周博文. 基于机器视觉的液体药品异物检测系统研究[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(3): 548-553.

[3] 杨福刚，孙同景，宋松林. 基于人工免疫算法的药液颗粒异物检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2008, 22(1): 20-24.

[4] Stormont D P. An Online Bayesian Classifier for Object Identification[C]//Proc. of IEEE International Workshop on Safety, Security and Rescue Robotics. [S. l.]: IEEE Press, 2007: 1-5.

(下转第 188 页)