

doi:10.3788/gzxb20134208.1002

## 基于 RBFNN 模糊融合的纸病在线辨识

周强, 杨雁南, 刘勇, 汤伟

(陕西科技大学 电气与信息工程学院, 西安 710021)

**摘 要:** 针对当前的各种纸病辨识方法只能对于一种或有限几种纸病有效辨识, 且不能准确辨识难点纸病的问题, 在全面分析纸病特征、研究和归纳各类纸病辨识方法的基础上, 本文提出使用模糊融合器对纸病图像的多种特征值进行特征层融合, 把多个纸病辨识方法结合在一起, 以达到纸病高效、全面辨识的目的. 由于径向基神经网络结构与模糊推理结构的等价性, 使得径向基神经网络实现的多种纸病特征的信息融合系统具有结构简单和快速性的特点. 实验表明: 本文方法可以准确识别包括难点纸病在内的各种主要纸病.

**关键词:** 纸病在线辨识; 径向基神经网络; 模糊融合; 纸病特征提取; 难点纸病

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2013)08-1002-7

### On-line Paper Defect Identification Based on Fuzzy Fusion of RBFNN

ZHOU Qiang, YANG Yan-nan, LIU Yong, TANG Wei

(Institute of Electrical and Information Engineering, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an 710021, China)

**Abstract:** Current paper defects identification methods has two radical problems. First, every current method can only identify one or few defects. Second, current methods can hardly detect the complex paper defects accurately. In view of these problems, based on comprehensive analysis of paper defect features, research and summary of all kinds of paper defect identification methods, Fuzzy fusion device is used to conduct feature layer fusion with some paper defect characteristic values, and combine multiple paper defect identification methods, aiming to achieve more efficient and comprehensive paper defect identification. According to the construction equivalence between RBF Neural Network and fuzzy reasoning, the paper defect features information fusion system on basis of RBFNN has the advantage of simple structure and rapidity. Experiments have shown that the method presented is practicable to identify the primary paper defects accurately, including complex paper defects.

**Key words:** On-line paper defect identification; RBFNN; Fuzzy fusion; Paper defect features exaction; Complex paper defects

## 0 引言

外观纸病是影响纸张质量的重要因素. 因此, 在造纸生产中准确及时地在线检测纸病, 并追溯严重纸病的病源(如机械故障带来的周期性纸病), 对于优化生产过程、改善纸产品质量十分重要.

当前的纸病检测方法都是利用图像处理技术提

取纸病特征, 进而实现纸病辨识的. 根据获取纸病特征的途径, 纸病检测方法可以分为灰度特征和几何特征两大类<sup>[1]</sup>. 第一类方法利用纸病图像的灰度特征进行辨识, 按照对于灰度处理的程度又分为原始灰度、灰度的一阶、二阶、高阶统计量和灰度频域(包含空-频域)分析等几类辨识方法. 原始灰度辨识法根据(仅经过图像滤波处理的)纸病原始灰度是否超

**基金项目:** 陕西省科技统筹创新工程计划项目(No. 2012KTCQ01-19)、陕西省科技攻关项目(No. 2011K06-06)、陕西省教育厅专项科研计划项目(No. 2010JK420)、陕西科技大学科研启动基金(No. BJ10-05)和陕西科技大学学术骨干培育计划(No. XSG2010010)资助

**第一作者:** 周强(1969—), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为纸病检测与图像处理. Email: zhouqiang@sust.edu.cn

**通讯作者:** 杨雁南(1990—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为纸病检测与图像处理. Email: yangyn2010@126.com

**收稿日期:** 2013-01-06; **录用日期:** 2013-06-04

出上、下灰度阈值来判断纸病发生;灰度的一阶分析以灰度均值为代表,根据纸病灰度均值偏离正常纸张灰度分布的百分比来区分高对比度的纸病;灰度的二阶分析包括灰度标准差、灰度互相关分析等,如利用灰度标准差可以辨别目标区域内灰度波动大的纸病(如孔洞);灰度互相关分析是判断各类图像算子(如 Canny、Prewitt 等算子)与目标图像匹配程度的核心技术,因此二维互相关分析在图像处理领域广泛使用;灰度的高阶处理包括:灰度熵、灰度共生矩阵等方法;灰度的频域分析包含灰度的傅里叶变换、二维小波变换及 Hough 变换等. 第二类获取纸病特征的方法是根据纸病图像的几何特征,利用形态学方法,通过分析目标区域图像的周长、面积、矩形度、圆形度、分形维数等几何特征量辨识纸病.

以上方法虽然可以辨识大部分纸病,但每一种辨识方法能够辨识的纸病种类十分有限,例如:灰度阈值法可以很好地辨识黑斑、孔洞等高对比度的纸病,但无法区分褶皱、气泡这些灰度特征不明显的纸病;利用图像的几何特征可以区分出褶皱、裂纹等难点纸病,但是准确性不高;利用小波奇异性来匹配纸病纹理,虽然可以判断出纸病是否存在,却难以确定纸病的类型<sup>[2]</sup>;Hough 变换仅适合于测量线型褶皱,且运算过程复杂不易在线实现<sup>[3]</sup>. 另一方面,现有方法对于难点纸病的辨识精度不高.

针对这两个问题,本文提出利用模糊融合的方法,对目标图像灰度的一阶、二阶统计量、几何及纹理特征量进行特征层融合,不仅扩大了纸病辨识的范围,更提高了难点纸病的辨识精度. 同时本文利用径向基神经网络(Radial Basis Fullction Nellral Network, RBFNN)结构与模糊推理结构的等价性,使用一个 RBFNN 实现纸病特征的模糊融合,从而解决了纸病融合辨识的快速性问题.

## 1 主要研究纸病及特征量提取

### 1.1 主要纸病

#### 1.1.1 黑斑

黑斑主要是由杂色纤维、色纸点、腐浆点、铁锈等造成的纸张小区域. 其灰度值明显低于纸面背景的灰度值,属于高对比度纸病,见图 1.

#### 1.1.2 孔洞

孔洞是指纸页上完全穿透、没有纤维的部分,小的称孔眼,大的叫破洞. 造纸中成形网的破损、堵塞、纸浆中气泡爆裂等原因都有可能造成孔洞. 在前、后光源照射下,孔洞的灰度值明显异于背景图像的灰度值,见图 2.

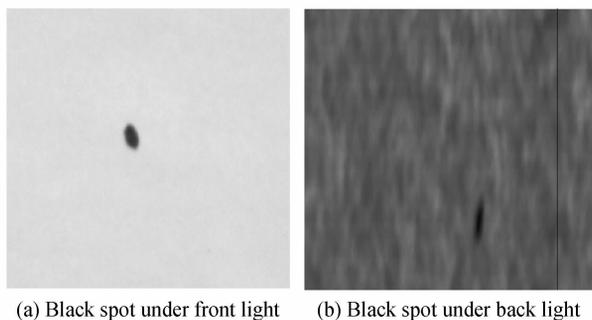


图 1 黑斑纸病图像  
Fig. 1 Black spot image

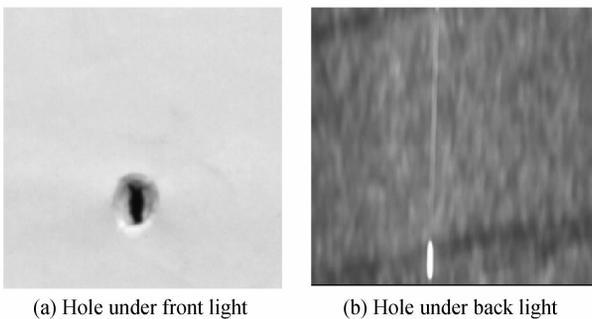


图 2 孔洞纸病图像  
Fig. 2 Hole image

#### 1.1.3 亮斑

亮斑是指纸张上纤维组织层较周围纸张薄、透光性较强,但未完全穿透的纸张区域,其灰度值略高于背景灰度值. 它是由网面不净、网眼堵塞、压榨辊粘有浆块等原因造成的,见图 3.

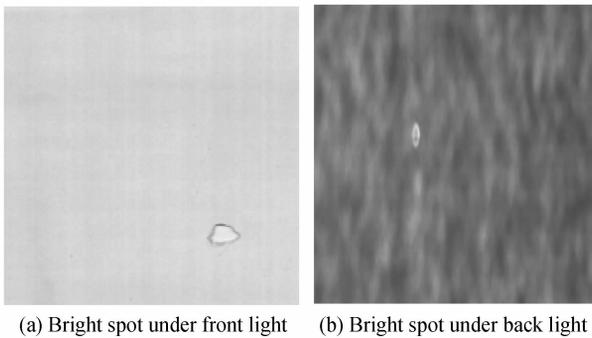


图 3 亮斑纸病图像  
Fig. 3 The image of bright spot

#### 1.1.4 褶皱

褶皱在纸张生产过程中受到的张力或自身收缩不均匀时形成的纸病. 褶皱的灰度值与背景的灰度值相差不大,但它的几何特征与黑斑、亮斑、孔洞相比有很大的差异,见图 4.

#### 1.1.5 裂纹

裂缝是纸张的边缘因机器设备刮擦、纸张脱水严重失去韧性等影响而造成的纸病. 裂缝的灰度值明显异于背景灰度,而且其几何形状与褶皱较类似,见图 5.

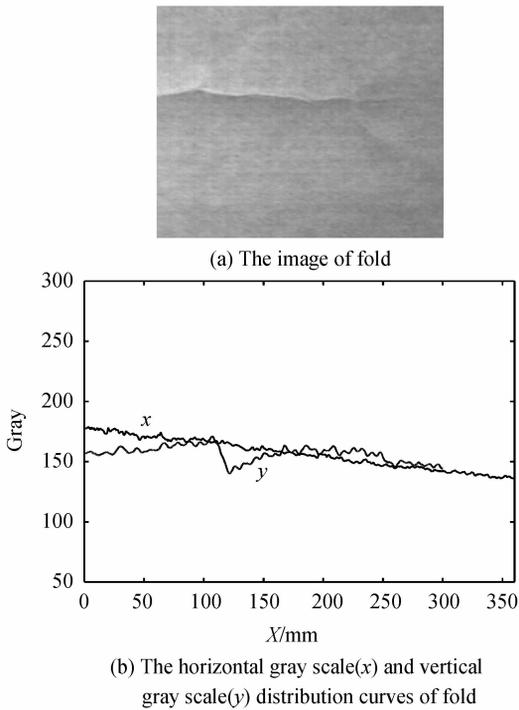


图4 褶皱纸病图像及其灰度分布

Fig. 4 The image of fold and its gray distribution

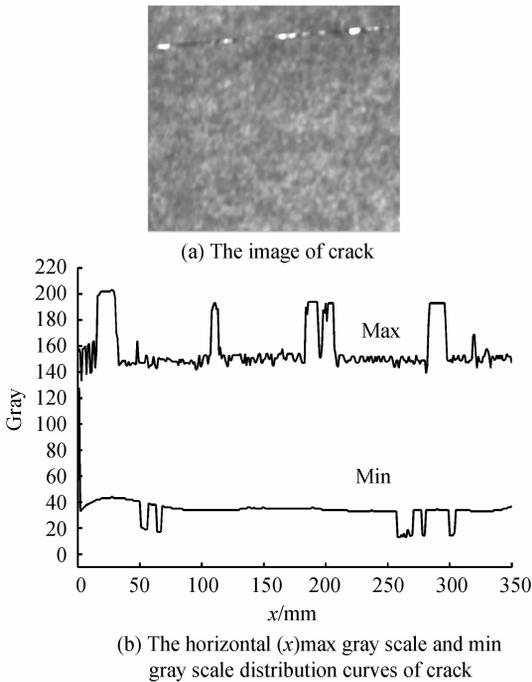


图5 背光源裂纹纸病图像及灰度分布

Fig. 5 The crack image under back light source and its gray distribution

## 1.2 纸病特征量的计算方法

为了辨识纸病,常用以下方法处理纸张图像,提取纸病的特征<sup>[15]</sup>.

### 1.2.1 灰度均值

对于经过图像滤波、灰度均衡、强化等预处理后的纸病区域,计算目标区域内各个像素点灰度的均值,将它作为纸病灰度值的估计量,算式为

$$\bar{g} = \frac{1}{M} \sum \{g(x, y)\} \quad (x, y \in S) \quad (1)$$

式中,  $g(x, y)$  为纸病图像上像素点  $(x, y)$  处的灰度值,  $M$  为纸病区域  $S$  内像素点的个数. 已有研究表明: 黑斑的灰度值相对背景图像灰度值偏低, 亮斑、孔洞、裂纹的灰度值相对偏高, 褶皱的灰度值无显著特征<sup>[4]</sup>. 根据灰度均值可以把五种纸病分为高、低灰度的 2 大类.

### 1.2.2 灰度标准差

灰度标准差用来描述纸病区域灰度值分布的离散程度, 算式为

$$V = \sqrt{\frac{1}{M} \sum [g(x, y) - \bar{g}]^2} \quad (x, y \in S) \quad (2)$$

不同纸病的灰度标准差不同. 各种纸病中, 后光源照射下的孔洞图像的灰度值变化最大, 亮斑次之, 在纸张背景变化不大的前提下, 利用不同的灰度方差阈值可以把孔洞和亮斑从其它纸病中分离出来<sup>[5]</sup>.

### 1.2.3 分形盒维数

分形维数(fractal dimension)是描述对象的不规则度和自相似性的基本度量<sup>[6]</sup>. 在众多分形维数中, 盒维数因其对于特定区域在整幅图像中分布情况的准确描述, 成为图像形态学的有力工具<sup>[7]</sup>. 由于各种纸病都具有不同形状和奇异性的连续轮廓线, 可以从中提取盒维数值(1.0~2.0)不同的分形特征<sup>[8]</sup>, 利用分形盒维数可以把以上纸病分为两大类. 纸病图像的分形盒维数的算式为

$$D(F) = -\lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N(\delta, F)}{\log \delta} \quad (3)$$

式中  $D(F)$  为分形盒维数,  $\delta$  为用于覆盖的正方形的边长,  $N(\delta, F)$  为覆盖区域  $F$  时所需正方形的最小个数.

### 1.2.4 褶皱模板匹配度

褶皱纸病的灰度特征不明显, 几何特征又与裂纹纸病相似, 因而难以识别. 由图 4(b) 褶皱纸病灰度的横向和纵向方向分布曲线可见, 尽管其灰度在幅值上没有明显的特征, 但在褶皱两边存在灰度幅值的阶梯变化. 因此构造阶梯变化的褶皱算子模板  $G_1(i, j)$ 、 $G_2(i, j)$ 、 $G_3(i, j)$  和  $G_4(i, j)$ , 后 3 个模板是由  $G_1(i, j)$  分别旋转  $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $135^\circ$  获得的模板以匹配褶皱在不同方向的分布, 利用这 4 个模板与提取出的纸病区域做相关性分析, 其算式为

$$R_k(x, y) = \sum_{i=-I}^I \sum_{j=-J}^J g\left(x - \frac{I}{2} + i, y - \frac{J}{2} + j\right) \cdot G_k(i, j) \quad (k=1, 2, 3, 4) \quad (4)$$

式中,  $R_k(x, y)$  是褶皱模板与以  $(x, y)$  为中心的纸病区域在不同方向上的匹配度. 研究表明: 利用这种方

法,能使得褶皱纸病的辨识率达到 85%。在融合了  $R_k(x,y)$  和纸病分形盒维数的情况下,褶皱纸病辨识率可以达到 95%,而融合了  $R_k(x,y)$ 、纸病分形盒维数和灰度标准差这 3 个特征量后,褶皱纸病辨识率可以达到 98% 以上。

### 1.3 纸病融合辨识算法

由于每一种特征量只能对某一种或有限的几种纸病有一定辨识效果,且对于某些纸病的辨识精度不够。因此,本文利用模糊逻辑对 4 种纸病特征进行特征层的融合,综合分析各种特征量,使得纸病辨识的全面性和辨识精度都得到提升。融合前后效果见表 1。

表 1 依据不同特征量的纸病辨识效果汇总

Table 1 The paper defects recognition results summary on the basis of different paper defect characteristic

Paper defect characteristic	Paper defects recognition results				
	Black spot	Hole	Fold	Crack	Bright spot
Gray average	able	unable to distinguish with crack and bright spot	unable	unable to distinguish with hole and bright spot	unable to distinguish with crack and hole
Gray standard deviation	unable	able	unable	unable	unable
Fractal box dimension	unable to distinguish with hole and bright spot	unable to distinguish with black spot and bright spot	unable to distinguish with crack	unable to distinguish with fold	unable to distinguish with hole and black spot
Fold template matching degree	unable	unable	able	unable	unable
Fuzzy fusion	able	able	able	able	able

由表 1 可以看出,当把 4 种特征量信息融合在一起后,可以成功辨识包括难点纸病在内的各种纸病。因此,本文利用模糊融合方法综合分析 4 种图像特征量,进行纸病辨识,并通过径向基神经网络实现模糊融合。

## 2 基于 RBFNN 的纸病模糊融合辨识

### 2.1 纸病辨识系统

纸病辨识系统结构见图 6,其工作原理:高速数

字相机实时获得纵向高速运行的纸张表面图像信息,FPGA 对在线获取的纸张图像信息进行图像滤波、纸病初步判定等预处理,并分割提取出可能存在纸病的图像区域<sup>[12-13]</sup>,将这部分数据以通讯方式传送给计算机,用计算机提取目标区域的灰度均值、灰度标准差、褶皱模板匹配度和分形盒维数这 4 种特征量,最后利用并通过径向基神经网络实现对这些特征量的特征层融合,进而判断出纸病类型<sup>[14]</sup>。

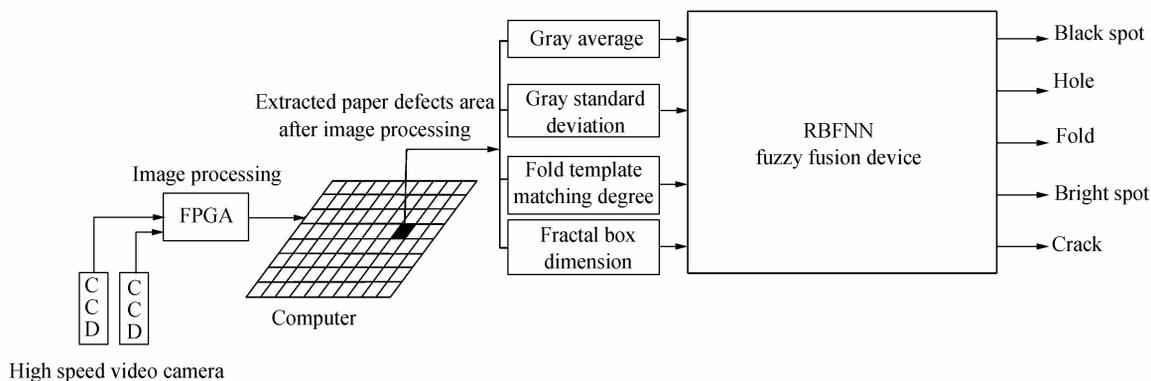


图 6 纸病辨识系统框图

Fig. 6 Block diagram of paper disease identification system

### 2.2 RBFNN 模糊融合器

RBFNN 是一种处理信息量大、容错性强的实用型神经网络,除了具有一般神经网络逼近能力强的特点,其紧凑的拓扑结构,使得结构参数可实现解耦式的独立学习,因而收敛速度快<sup>[9]</sup>。

本文使用 RBFNN 实现模糊融合的关键是它与

模糊推理系统具有结构的等价性。

1)RBFNN 的基函数为高斯函数,相当于模糊系统中的隶属函数;

2)RBFNN 隐层对应于模糊系统的模糊推理层,该层神经元的个数等价于模糊系统中所有模糊规则数;

3)RBFNN 输出层的激活函数是线性函数,对应于模糊系统的反模糊化。

因此把模糊逻辑和 RBFNN 结合,由 RBFNN 实现模糊融合,结合了神经网络技术与模糊融合系统的优点,集学习、识别、自适应和模糊信息处理于

一体,能够对模糊融合规则实现优化,从而解决了模糊融合规则无法自学习的问题,并赋给作为模糊融合器的 RBFNN 参数和运算以明确的物理意义. 本文 RBFNN 纸病辨识模糊融合器的结构框图如图 7.

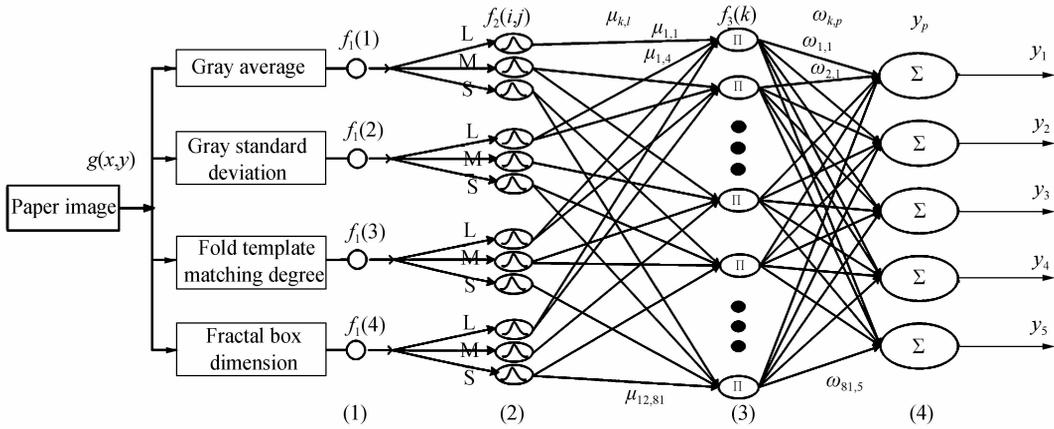


图 7 RBFNN 纸病辨识的模糊融合器结构框图

Fig. 7 The structure diagram of paper defect detection fuzzy fusion device of RBFNN

第 1 层为输入层,4 个输入  $f_1(i)$  ( $i=1,2,3,4$ ),分别代表纸张灰度均值、灰度标准差、褶皱模板匹配度、分形盒维数 4 种特征值。

第 2 层为隶属度层,即模糊化层。

对每个特征量使用 S、M、L 等 3 种高斯模糊隶属度函数进行聚类、归一化,模糊化为大、中、小 3 种模糊描述. 根据几个特征值的模糊区域划分,可以计算出这些特征值的隶属度函数的中心点  $\theta_{ij}$  和宽度  $\delta_{ij}$ . 该层一共有 4 组,12 个神经元. 由式(5)可计算出第  $i$  组第  $j$  个结点的隶属函数值<sup>[10]</sup>.

$$f_2(i,j) = \exp \left[ -\frac{(x_i - \theta_{ij})^2}{\delta_{ij}^2} \right] \quad (i=1,2,3,4, j=1,2,3) \quad (5)$$

第 3 层为模糊推理层,即模糊规则层。

该层通过与隶属函数层的连接来完成模糊规则的匹配. 每个结点对应一条模糊规则,完成模糊规则到输出空间的映射. 模糊推理采用乘积推理法,即该层第  $k$  个结点(即第  $k$  条模糊规则)的输出为该结点所有输入信号的乘积<sup>[11]</sup>.

$$f_3(k) = \prod_{j=1}^3 \prod_{i=1}^4 \mu_{k,l} f_2(i,j) \quad (6)$$

其中,  $l=3i+j-3=1,2,\dots,12$ ,  $\mu_{k,l}$  为模糊规则层权重系数. 该层神经元的个数就是模糊规则数,即  $k=3^4=81$ .

第 4 层为输出层,即反模糊化层。

输出层是规则层输出量  $f_3(k)$  的加权,采用中心平均法实现反模糊化计算。

$$y_p = \frac{\sum_{k=1}^{81} \omega_{pk} f_3(k)}{\sum_{k=1}^{81} \omega_{pk}} \quad (7)$$

其中系统输出层  $y_p$  ( $p=1,2,\dots,5$ ) 输出的是黑斑、孔洞、褶皱、亮斑、裂纹 5 种纸病的归一化数据,代表了被辨识纸病的发生概率(0~1.0)。

通过以上过程建立了 RBFNN 的模糊融合器。

### 2.3 纸病模糊融合辨识的实现

利用 RBFNN 模糊融合器实现纸病在线辨识需分为两个阶段:RBFNN 学习训练阶段和纸病辨识阶段. 辨识过程见图 8.

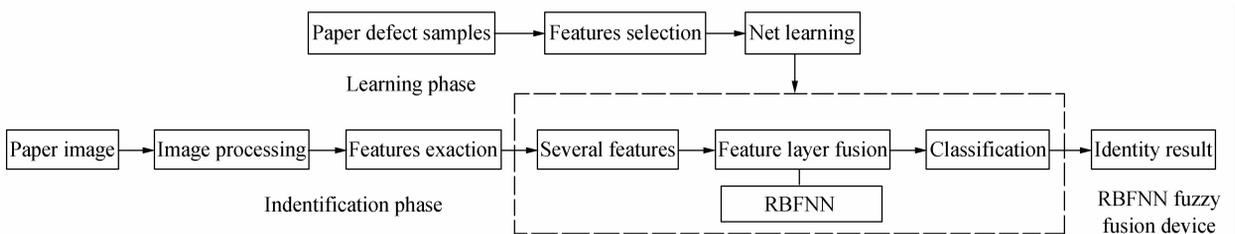


图 8 纸病模糊融合辨识的实现过程

Fig. 8 The realization process of paper defect detection based on fuzzy fusion

1)搭建好 RBFNN 之后,使用样本纸病图像,对模糊神经网络进行学习训练,通过训练过程不断调整模糊融合器的网络权阵,拟合模糊融合规则.

2)RBFNN 训练完成后. 计算机对前端 FPGA 提取的可能存在纸病的图像进行灰度均值、灰度标准差、分形盒维数和褶皱模板匹配度等 4 个特征量的计算,RBFNN 模糊融合器对这 4 个参数进行融合,以归一化的数据(0~1. 0)给出某种纸病发生的可能性.

### 3 基于 RBFNN 模糊融合的纸病辨识系统仿真

#### 3.1 模糊融合器辨识精度仿真

本文选取分别只带有黑斑,孔洞,褶皱,裂纹,亮斑的纸张图像各 160 幅,分为 A B C D E 五组训练样本,各组的期望输出见表 2.

表 2 各组训练样本的 RBFNN 期望输出

**Table 2 The RBFNN desired output of each training samples**

$Dp(n)$	Black spot	Hole	Fold	Crack	Bright spot
A	1	0	0	0	0
B	0	1	0	0	0
C	0	0	1	0	0
D	0	0	0	1	0
E	0	0	0	0	1

表 3 五组各 5 幅图像的输入特征值

Table 3 Input image characteristic values of five groups

The input image characteristic values ( $f_1(1), f_1(2), f_1(3), f_1(4)$ )

A	24,11.332,0.010,0.556	19,12.431,0.098,0.507	30,12.031,0.105,0.407	28,11.698,0,0.511	28,13.544,0.098,0.507
B	80,50.556,0,0.782	100,54.068,0,0.882	88,53.642,0,0.605	90,55.729,0,0.808	85,48.473,0,0.755
C	165,13.349,0.922,1.10	160,12.938,0.949,1.024	179,13.566,0.968,0.987	172,14.836,0.974,1.098	168,14.507,0.935,1.121
D	198,23.468,0.203,1.232	200,24.553,0.196,1.201	204,24.678,0.304,1.354	196,22.569,0.187,1.267	205,21.405,0.104,1.308
E	235,3.567,0,0.550	240,4.578,0,0.601	245,3.374,0,0.573	254,3.870,0,0.614	242,4.061,0,0.492

表 4 五组样本图像的实际 RBFNN 输出

Table 4 The actual RBFNN output of five group sample

The actual output

	Black spot	Hole	Fold	Crack	Bright spot
A	0.982 9	0.022 8	0.018 0	0.004 1	0.022 0
	0.998 4	0.081 2	0.016 0	0.065 9	0.001 9
	1.005 5	0.020 7	0.051 2	0.033 0	0.004 5
	0.990 5	0.018 9	0.034 7	0.001 3	0.006 3
	0.970 9	0.078 1	0.023 8	0.054 3	0.012 4
B	0.031 8	0.970 3	0.015 9	0.010 2	0.033 9
	0.021 7	0.936 3	0.016 3	0.057 1	0.020 6
	0.038 5	0.963 9	0.033 0	0.001 9	0.033 1
	0.027 8	0.946 4	0.023 1	0.046 2	0.034 1
	0.024 5	0.956 2	0.010 8	0.031 9	0.021 6

选取每组 145 个训练样本对 RBFNN 进行训练,由式(1)~(4)计算出每张图像的灰度均值、灰度标准差、褶皱模板匹配度、分形盒维数,作为 RBFNN 的输入量.RBFNN 根据式(5)~(7)的前向公式进行模糊推理运算,根据 RBFNN 输出  $y_p$  与期望输出  $d_p$  的偏差  $e(e=d_p - y_p)$ ,使用 LMS 算法对 RBFNN 第 2、3 层间权值  $\mu_{k,i}$  和第 3、4 层间权值  $\omega_{p,k}$  进行修改<sup>[9]</sup>,完成 RBFNN 模糊融合器.

把每组剩下的 15 幅纸病图像作为检验训练效果的泛化样本输入 RBFNN,得出的辨识结果为 100%,表明该辨识器已达到训练精度.

以其中 5 幅为例,融合器的输入如表 3.

( $f_1(1), f_1(2), f_1(3), f_1(4)$ )分别代表了纸张图像的灰度均值、灰度标准差、褶皱模板匹配度、分形盒维数 4 种特征值. 表 4 是模糊融合器的实际输出.

由表 4 实际输出来看,五组输出数值都趋近于期望输出. 以 A 组输出结果为例,因为输出结果中黑斑的可能性趋近于 1,其他四种纸病的可能性趋近于 0,所以 A 组判定为黑斑纸病. 由此可见,当一张图像上只有一种纸病时,模糊融合器可以准确地判断出黑斑,孔洞,褶皱,裂纹,亮斑五种纸病.

C	0.063 6	0.038 5	0.932 6	0.004 0	0.030 9
	0.027 4	0.015 2	0.990 8	0.002 6	0.022 8
	0.012 0	0.019 0	0.961 2	0.022 5	0.011 3
	0.054 0	0.027 4	0.947 4	0.003 4	0.028 5
	0.010 0	0.025 0	0.965 4	0.024 0	0.010 9
D	0.052 2	0.013 8	0.038 2	1.001 3	0.027 5
	0.009 5	0.005 6	0.004 5	0.995 8	0.012 2
	0.021 1	0.044 7	0.080 7	0.956 5	0.018 6
	0.040 5	0.012 5	0.026 8	0.998 0	0.015 5
	0.008 0	0.003 4	0.001 2	1.000 5	0.002 3
E	0.035 4	0.021 4	0.043 3	0.003 7	0.993 2
	0.020 3	0.034 6	0.010 2	0.030 0	0.974 8
	0.015 0	0.019 1	0.031 3	0.014 9	1.012 1
	0.027 0	0.036 7	0.009 8	0.024 7	1.005 4
	0.010 0	0.009 8	0.020 4	0.018 6	1.005 6

### 3.2 模糊融合器辨识的鲁棒性仿真

接下来检验辨识器的鲁棒性,图9(a)是光源强度分布不均匀(中间亮两边暗)情况下,一张含有多种纸病的纸张图像.采用本文辨识方法,从图9(b)所示根据输出结果可以看出,融合器可以准确地识别出其中含有的黑斑、褶皱、孔洞、亮斑、裂纹5种纸病的存在,这反映出该方法良好的鲁棒性能.

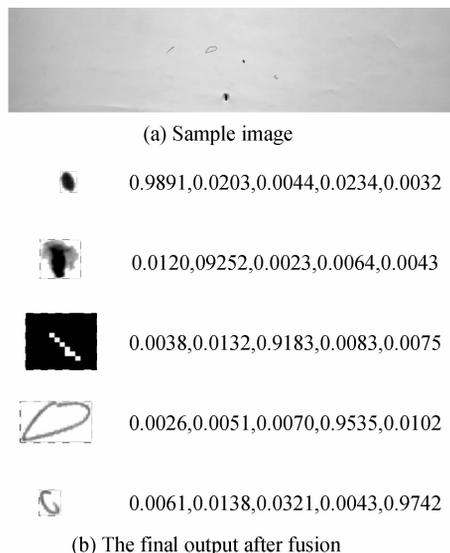


图9 纸病检测鲁棒性研究样本图像及融合后输出结果  
Fig. 9 The sample image for paper disease detection robustness research and output after fusion

## 4 结论

本文提出了利用模糊融合多种纸病特征的方法辨识造纸过程中的主要纸病,并利用RBFNN与模糊推理结构相似的特点,用RBFNN实现这一模糊辨识过程.仿真实验表明,该方法不仅能够识别经过训练的各种纸病,准确识别褶皱、裂纹难点纸病,并且能够适应外界条件(如光线、光源)的变化,表现出出色的鲁棒性.

### 参考文献

- [1] YANG Bo, ZHOU Qiang, ZHANG Gang-qiang. Study on algorithm of paper defect detection based on geometric and gray feature[J]. *China Pulp & Paper*, 2011, **30**(9): 52-53. 杨波,周强,张刚强.基于几何及灰度特征的纸病检测算法研究[J].中国造纸,2011,**30**(9):52-53.
- [2] XU Zhi-peng, XU Wen-bo. Paper defects detection based on singular characterization[J]. *Transactions of China Pulp and Paper*, 2004, **19**(2): 146-151. 徐志鹏,须文波.基于小波奇异性的纸病检测[J].中国造纸学报,2004,**19**(2):146-151.
- [3] ZHANG Gang-qiang, ZHOU Qiang. Application of improved hough transform in web inspection system[J]. *Transactions of China Pulp and Paper*, 2011, **26**(4): 38-40. 张刚强,周强.改进Hough变换在纸病检测系统中的应用[J].中国造纸学报,2011,**26**(4):38-40.
- [4] ANZAR Alam, JAN Thim, MATTIAS O'Nils, et al. Online surface characterization of paper and paperboards in a wide-range of the spatial wavelength spectrum[J]. *Applied Surface Science*, 2012, **136**(4): 7928-7934.
- [5] MONICA Benito, DANIEL Pena. Detecting defects with image data[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2007, **51**: 6395-6402.
- [6] SHANMUGAVADIVU P, SIVAKUMAR V. Fractal dimension based texture analysis of digital images [J]. *Procedia Engineering*, 2012, **38**: 2981-2985.
- [7] ODEMIR Martinez Bruno, RODRIGO de Oliveira Plotze, MAURICIO Falvo, et al. Fractal dimension applied to plant identification [J]. *Information Sciences*, 2008, **178** (12): 2722-2731.
- [8] YIN Yan-ping, XIONG Zhi-xin, HU Mu-yi. Identification algorithm of paper defects based on threshold segmentation and fractal characteristics [J]. *Transactions of China Pulp and Paper*, 2011, **26**(4): 41-44. 殷燕萍,熊智新,胡慕伊.基于阈值分割及分形特征的纸病图像识别算法研究[J].中国造纸学报,2011,**26**(4):41-44.
- [9] WING W Y Ng, ANDRES Dorado, DANIEL S, et al. Image classification with the use of radial basis function neural networks and the minimization of the localized generalization error[J]. *Pattern Recognition*, 2007, **40**(1): 19-25.
- [10] JING Gu, LIU Lu-yang, YU Xiao-yang. The research of multivariable fuzzy neural network controller based on FPGA [J]. *Journal of Harbin University of Science and Technology*, 2011, **16**(2): 45. 靖固,刘璐杨,于晓洋.基于FPGA多变量模糊神经网络控制器设计[J].哈尔滨理工大学学报,2011,**16**(2):45.
- [11] KUMANAN S, JESUTHANAM C P, KUMAR R A. Application of multiple regression and adaptive neuro fuzzy inference system for the prediction of surface roughness[J]. *Advanced Manufacturing Technology*, 2008, **35**(7-8): 781-785.
- [12] LIU Yu, LI Yan-jun, ZHANG Ke. A method of multi-pixels edge detecting of image[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36** (2): 380-382. 刘煜,李言俊,张科.一种多像素图像边缘提取方法[J].光子学报,2007,**36**(2):380-382.
- [13] LI Jun-shan, MA Ying, ZHAO Fang-zhou, et al. A novel arithmetic of image edge detection of canny operator[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(1): 51-53. 李俊山,马颖,赵方舟,等.改进的canny图像边缘检测算法[J].光子学报,2011,**40**(1):51-53.
- [14] LU Ya-ning, GUO Lei, LI Hui-hui. Remote sensing image fusion using edge information and features of SAR image based on curvelet transform [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2012, **41**(9): 1121-1122. 路雅宁,郭雷,李晖晖.结合边缘信息和图像特征信息的曲波域遥感图像融合[J].光子学报,2012,**41**(9):1121-1122.
- [15] SUN Xian, WANG Hong-qi, ZHANG Dao-bing, et al. An automatic interpretation approach for urban remote sensing image based on multiple features integration [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(1): 179-181. 孙显,王宏琦,张道兵,等.基于多特征融合的城市遥感图像自动解译方法[J].光子学报,2010,**39**(1):179-181.