

马尔可夫随机场在 纸病检测中的应用研究



作者简介：雷扬博先生，在读硕士研究生；研究方向：纸幅在线检测与控制。

雷扬博 黄勋* 王阳阳 陈浩 黄伦
(陕西科技大学机电工程学院, 陕西西安, 710021)

摘要：纸病检测是造纸生产过程中重要的环节，现有的纸病检测系统一般采用阈值算法或边缘检测算法对图像进行分割。为解决阈值分割和边缘检测分割方式中存在的误分以及过度分割问题，本研究提出了基于马尔可夫(Markov)随机场的纸病图像分割方法。通过 Markov 随机场理论对纸病图像纹理进行分析得到纹理特征参数，利用纹理特征参数以及最大差值对正常背景和纸病区域进行分割。结果表明，相比于其他分割算法，基于 Markov 随机场的纸病图像分割方法可有效提取出纸病图像的纹理细节和轮廓特征，提高分割的准确度。

关键词：纸病图像；Markov 随机场；纹理特征参数；最大差

中图分类号：TP391；TS77 **文献标识码：**A **DOI：**10.11980/j.issn.0254-508X.2019.05.009

Research on the Application of Markov Random Field in Paper Disease Detection

LEI Yangbo HUANG Xun* WANG Yangyang CHEN Hao HUANG Lun

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an, Shaanxi Province, 710021)

(* E-mail: 345937948@qq.com)

Abstract: Paper disease detection is an important part of paper production process. Image segmentation is a necessary step in paper disease detection. In order to solve the problems of error segmentation and over-segmentation in threshold segmentation and edge detection segmentation, this paper proposed disease image segmentation method based on Markov random field. The texture feature parameters were obtained by using Markov random field theory to analyze the paper disease image texture. The normal background and the paper disease region were segmented using the texture feature parameters and the maximum difference. Experiment results showed that compared with other segmentation algorithms, the Markov random field paper image segmentation method effectively extracted the texture details and contour features of the paper disease image, and improved the segmentation accuracy.

Key words: paper disease image; Markov random field; texture feature parameter; maximum difference

造纸生产过程中，生产工艺总是处于正常的微小波动之中。由于生产工艺波动的随机性，生产出来的纸张纤维结构分布或多或少有所变化，体现出来的就是纸张纤维在一定范围内随机均匀的分布，使得纸幅图像具有随机纹理的特征。而纸病可以看作是对均匀纤维分布的破坏，进而破坏了背景纹理。另外，在基于机器视觉的纸病在线检测系统中，由成像设备获取的图像其灰度值也是在一定范围内均匀随机波动，质量好的纸幅灰度值分布范围小^[1-2]。

现有纸病检测系统采用灰度阈值算法或者边缘检测算法对图像进行分割^[3]。采用灰度阈值的检测方法主要依据不同类型的纸病，其灰度值与正常背景灰度值不同^[4]。通过选取合适的、不同等级的灰度阈

值，可以提取出各种纸病特征。但是实际上阈值算法不是纸病检测的最佳算法。阈值算法的最大困难在于干扰的影响，由于阈值算法主要依赖于像素灰度值的检测，而多种干扰因素如灰尘在光源上的积聚引起信号幅度的降低，灯源寿命、环境温度的变化等，都会对灰度值产生影响，造成检测的不准确。并且对于一些灰度值与正常纸样的灰度值差异不大的纸病，在选择阈值范围时非常困难。因此基于灰度阈值分割的技术不能够很好地满足此类纸病的检测需要。

马尔可夫随机场(MRF)模型提供了不确定性描

收稿日期：2019-01-24(修改稿)

*通信作者：黄勋，副教授；研究方向：数字图像处理方法及应用研究。

述与先验知识联系的纽带，并利用观测图像的各种信息，如图像灰度变化率、边缘的几何特征、纹理基元的排列及图像表面的局部内在特征等信息^[5-9]。然后根据这一统计信息确定的 MRF 模型来解决图像处理的各种问题，尤其是图像分割这种无法得到最优解的问题。

为了克服上述问题，本课题利用 MRF 理论来研究纸病图像的纹理特征，并利用此理论计算图像正常背景和缺陷的纹理特征，根据纸幅图像的特点，确定了基于马尔可夫(Markov)纹理特征的疵点识别的判断条件，利用该方法能够实现对于纸病图像的缺陷分割。

1 马尔可夫随机场(MRF)在纸病检测中的应用

MRF 方法建立在 MRF 模型和贝叶斯理论的基础上，用 MRF 模型非常恰当地描述待分割图像的先验分布，然后根据这一统计信息确定 MRF 模型来解决图像处理的各种问题。有效地描述了随机场的局部特征，表达了当前像素点的标记仅与其邻域中的像素有相互作用，而与其他位置像素标记情况无关。本课题根据纸幅图像的特点利用基于 Markov 的纹理特征参数实现对纸病缺陷的分割。

1.1 纸病图像的特点

造纸工业中受工艺和设备的影响会出现脏斑、孔洞、褶皱、暗斑等纸病缺陷，而背景图像的纹理是随机分布的。在缺陷区域，尤其是缺陷边缘处的纹理发生突变如图 1 所示。纸病图像的识别可以通过计算纸幅图像每点处的局部纹理特征，根据所得纹理特征的特征参数对纸病图像进行分割。

1.2 MRF 模型

MRF 表达了当前像素点的标记仅与其邻域中的像素有相互作用。如果将图像理解为定义在矩阵上的随机过程，那么像素点之间总存在空间相关性^[10-11]。

Hammersley-Cliford 定理已经证明了 MRF 与吉布斯随机场(GRF)存在一致性。因此，对于定义在二维

矩形网格的领域系统中，设 $\eta = \{\eta_{ij}(i,j) \in N \times N, \eta_{ij} \subset N \times N\}$ ，随机场 $X = \{X_{ij}(i,j) \in N \times N\}$ 是关于邻域系统 η 的 MRF，则条件函数 P 计算如公式(1)所示。

$$P\{X_{ij} = x_{ij} \mid X_{mn} = x_{mn}, (m,n) \neq (i,j)\} = \frac{\exp[-U(x)]}{\sum_{x_{ij}} \exp[-U(x)]} = P\{X_{ij} = x_{ij} \mid X_{mn} = x_{mn}, (m,n) = (i,j)\} \quad (1)$$

式中， $V_c(x)$ 为与集簇相关的势函数；能量函数 $U(x) = \sum_{c \in C} V_c(x)$ 。

通过能量函数确定 MRF 的条件概率，从而使其在全局上具有一致性。通过单个像素及其邻域的简单的局部交互，MRF 模型可以获得复杂的全局行为。由此可知，在邻域系统确定后，得到了集簇的能量函数也就得到了相应纹理的统计特性。在实际应用中，公式(1)所描述的条件分布通常被假设为高斯分布，如公式(2)所示。

$$P(Y_s \mid Y_r, \forall r \in N_s) \equiv N(\mu, \sigma^2) \quad (2)$$

式中， $P(Y_s \mid Y_r, \forall r \in N_s)$ 为任意像素点 Y_r 对于标记邻域像素点 Y_s 的条件概率； μ 和 σ 分别为高斯分布的均值和方差。在等价情况下，可以将 Y_s 表示为公式(3)所示。

$$Y_s = \sum_{r \in N_s} \beta_r Y_r + \varepsilon \quad (3)$$

式中， ε 为均值表示为零的高斯噪声； β_r 为高斯 MRF 的模型参数(即 MRF 的纹理特征参数)，因此能量函数 $U(x)$ 和条件概率 P 可以分别表示为公式(4)和公式(5)。

$$U_c(Y_s \mid Y_r, \forall r \in N_s) = \frac{1}{2\sigma^2} (Y_s^2 - 2 \sum_{r \in N_s} \beta_r Y_s Y_r) \quad (4)$$

$$P(Y_s \mid Y_r, \forall r \in N_s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} (Y_s^2 - 2 \sum_{r \in N_s} \beta_r Y_s Y_r)\right\} \quad (5)$$

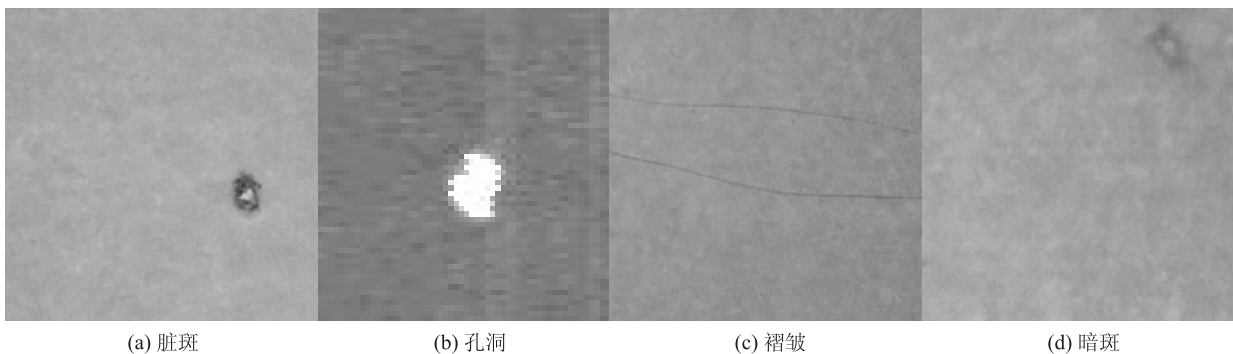


图 1 正常背景与纸病缺陷

从公式(4)和公式(5)可以看出,在已知邻域内的高斯 MRF 模型可以由参数 β_i 来确定,这些纹理特征参数可以用来描述图像的局部纹理特征。

2 基于 MRF 纹理特征的纸病图像分割

基于纹理特征的缺陷检测在图像纹理分析中可看作是一个图像分割问题。它根据每一个像素所在的局部区域的纹理特征进行聚类分析。其中一种最为简单的应用就是当已知要将图像分割成两种时,如正常背景和缺陷区域,可采用有监督的分类方法。这种检测方法首先要利用无缺陷的纹理图像进行训练,从而得到对无缺陷纹理图像的描述特征,并将该描述特征作为聚类中心。对于待测图像,根据其每一个像素的局部纹理特征,利用已定义的判别函数来判别该图像是正常还是有缺陷,从而达到检测的目的。

2.1 纸病图像模板的选取

纸病图像最大特点就是其背景区域是自然纹理,并非人工纹理。正常背景中每个像素的灰度值是随机分布的。因此,根据这一特征使用高斯 MRF 理论计算出 MRF 的纹理特征参数。本课题截取 3×3 大小的模板来计算其中心点处局部的纹理特征。 3×3 模板表示如图 2 所示。

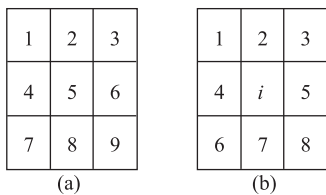


图 2 3×3 模板表示方式

对于该模板中的每一点 $i(i = 1, 2, \dots, 9)$, 其二阶邻域如图 2(b)所示,共 8 个点。

2.2 局部纹理特征参数求解

模板中心点处可以利用其二阶邻域及其高斯 MRF 特征参数,然后根据公式(3),变换如公式(6)所示。

$$y_i = k_1 x_{i1} + k_2 x_{i2} + k_3 x_{i3} + k_4 x_{i4} + k_5 x_{i5} + k_6 x_{i6} + k_7 x_{i7} + k_8 x_{i8} \quad (6)$$

纸幅图像的对称方向上有相同的性质,可以将该点利用其二阶邻域及其高斯 MRF 特征参数表示如公式(7)所示。

$$y_i = w_1(x_{i2} + x_{i7}) + w_2(x_{i4} + x_{i5}) + w_3(x_{i1} + x_{i8}) + w_4(x_{i3} + x_{i6}) \quad (7)$$

式中, y_i 为 i 点的灰度值; w_1 为模板垂直方向的

纹理特征参数; w_2 为模板水平方向的纹理特征参数; w_3 和 w_4 分别为模板两个倾斜方向(45° 和 135°)上的纹理特征参数; x_{ij} 为 i 点二阶邻域中第 j 点处的灰度值。

从上述模板区域,可以得到方程组(8)。

$$\begin{aligned} y_1 &= w_1(x_{12} + x_{17}) + w_2(x_{14} + x_{15}) + \\ &\quad w_3(x_{11} + x_{18}) + w_4(x_{13} + x_{16}) \\ y_2 &= w_1(x_{22} + x_{27}) + w_2(x_{24} + x_{25}) + \\ &\quad w_3(x_{21} + x_{28}) + w_4(x_{23} + x_{26}) \\ &\dots \\ y_i &= w_1(x_{i2} + x_{i7}) + w_2(x_{i4} + x_{i5}) + \\ &\quad w_3(x_{i1} + x_{i8}) + w_4(x_{i3} + x_{i6}) \\ &\dots \\ y_9 &= w_1(x_{92} + x_{97}) + w_2(x_{94} + x_{95}) + \\ &\quad w_3(x_{91} + x_{98}) + w_4(x_{93} + x_{96}) \end{aligned} \quad (8)$$

方程组(8)中的 w_1 、 w_2 、 w_3 和 w_4 为该模板中心点处的局部纹理特征参数。为了简化表述,可以用 X_{i1} 、 X_{i2} 、 X_{i3} 、 X_{i4} 分别表示 $x_{i2} + x_{i7}$ 、 $x_{i4} + x_{i5}$ 、 $x_{i1} + x_{i8}$ 和 $x_{i3} + x_{i6}$, 则方程组(8)可被简化为方程组(9)。

$$\begin{aligned} y_1 &= w_1 X_{11} + w_2 X_{12} + w_3 X_{13} + w_4 X_{14} \\ y_2 &= w_1 X_{21} + w_2 X_{22} + w_3 X_{23} + w_4 X_{24} \\ &\dots \\ y_i &= w_1 X_{i1} + w_2 X_{i2} + w_3 X_{i3} + w_4 X_{i4} \\ &\dots \\ y_9 &= w_1 X_{91} + w_2 X_{92} + w_3 X_{93} + w_4 X_{94} \end{aligned} \quad (9)$$

从方程组(9)可以看出,纸病图像的纹理特征参数 w_1 、 w_2 、 w_3 、 w_4 与中心点灰度值有直接的关系,因此需要估算出 w_1 、 w_2 、 w_3 和 w_4 的值,进一步进行判断。

2.3 参数估计

方程组(9)中 w_1 、 w_2 、 w_3 和 w_4 为该模板中心点处的局部纹理特征参数,采用最小均方误差的方法求得。可将方程组(9)转化为公式(10)。

$$C(w_j) = \sum_{i=1}^9 (y_i - \sum_{j=1}^4 w_j X_{ij})^2 \quad (10)$$

对公式(10)中 w_j 求偏导,令其偏导数为 0 得方程式如公式(11)所示。

$$\sum_{i=1}^9 \left(\sum_{j=1}^4 w_j X_{ij}^2 - \sum_{i=1}^4 X_{ij} w_i \right) = 0 \quad (11)$$

通过计算 j 的求和公式可得方程组(12)。

$$\sum_{i=1}^9 (w_1 X_{i1}^2 + w_2 X_{i1} X_{i2} + w_3 X_{i1} X_{i3} + w_4 X_{i1} X_{i4} - X_{i1} y_i) = 0$$

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^9 (w_1 X_{i1} X_{i2} + w_2 X_{i2}^2 + w_3 X_{i2} X_{i3} + w_4 X_{i2} X_{i4} - X_{i2} y_i) &= 0 \\ \sum_{i=1}^9 (w_1 X_{i1} X_{i3} + w_2 X_{i3} X_{i2} + w_3 X_{i3}^2 + w_4 X_{i3} X_{i4} - X_{i3} y_i) &= 0 \\ \sum_{i=1}^9 (w_1 X_{i1} X_{i4} + w_2 X_{i4} X_{i2} + w_3 X_{i4} X_{i4} + w_4 X_{i4}^2 - X_{i4} y_i) &= 0 \end{aligned} \quad (12)$$

通过计算四元一次方程组(12)可估算出 3×3 模板中心点处的 MRF 纹理特征参数 w_1 、 w_2 、 w_3 和 w_4 。

3 实验与讨论

为了探讨这种分割方法的可行性和优越性,本课题选用的实验平台为 MATLAB R2016b。且对选用不同分割参数以及其他分割方法所得到的实验效果进行对比。涉及到的其他分割方法包括有阈值分割和边缘检测分割。

3.1 实验步骤

在 MATLAB 中将原始图像转换为灰度图像,得到像素信息;对二维图像建立坐标系,随机取一点作为中心点,将其标记为(0, 0);通过上述的算法程序得到各点 4 个方向上的纹理特征参数 w_1 、 w_2 、 w_3 和 w_4 ,并计算出最大差值。(由于脏斑图像正常区域背景中的像素值变化幅度不大,根据方程组(8),若全局像素值相同时,则可以计算出 $w_1 = w_2 = w_3 = w_4 = 0.125$);利用得到的纹理特征参数对原始图像进行图像分割,判断各方向上的纹理特征参数是否相等。若相等且与 0.125 差值在设定范围内则可视作背景,并将灰度值设为 0;若不相等可直接视为缺陷部分,将灰度值设为 255。从而得到分割后的图像。

3.2 分割质量评估

采用不同的分割方式会有不同的效果,因此分割的结果必然有优劣之分,通过何种方式来评价结果的好坏十分重要。通常可以从两个角度来评价分割结果即定性指标和定量指标。定性指标即从视觉效果上来判断,通过纸病轮廓的相似程度判断是否存在对背景的误分。图像分割的结果应该具有较好的区域性、完整性,并且能够保持图像边缘特性;定量指标中通常可以用分类精确度或错误率等指标来评判^[12-13]。对后续实验采用纸病轮廓的相似程度、图像分类正确度指标来评价图像分割结果。

3.2.1 纸病轮廓相似程度

纸病轮廓相似程度可以用纸病区域图像的面积

R_s 和周长 Z_s 分别与分割基准的面积 S_m 和周长 Z_m 之比来表示,结果越接近 1,则分割效果越好。计算如公式(13)和公式(14)所示,其中分割基准面积 S_m 是通过滤波后的纸病图像再经过 Photoshop 软件修改,设定一个预期的分割图像面积。

$$\alpha = \frac{R_s}{S_m} \quad (13)$$

式中, R_s 为纸病区域图像面积; S_m 为分割基准的面积; α 为面积比。

$$\beta = \frac{Z_s}{Z_m} \quad (14)$$

式中, Z_s 为纸病图像的各连通区域的周长总和; Z_m 为分割基准中各连通区域周长总和; β 为周长比。

3.2.2 图像分类准确度

图像分类正确度是与分割基准进行分析对比。将分割基准每个点的像素作为分割准确的像素,并与分割后的图像像素做比对,得到分割准确率,如公式(15)所示。

$$CR = \frac{\sum_{i=1}^l n_i}{N} \quad (15)$$

式中, N 为分割基准图像的像素点的总个数; n_i 为纸病图像相对于分割基准图像中对应像素点像素值相同的点的总和。

3.3 不同分割参数对分割效果的影响

在纸病图像中,正常的背景区域是随机均匀分布的,也就是纹理特征在各个方向上是各向同性的。考虑到计算精度,在每个点处对应的局部纹理特征参数 w_1 、 w_2 、 w_3 和 w_4 总是近似相等的。而在纸病区域特别是纸病的边缘地区,纹理特征不再是随机均匀分布, w_1 、 w_2 、 w_3 和 w_4 也不相等。根据这个特性,对纸病图像分割时不需要进行样本的训练,直接计算每点处纹理特征参数,判断其是否相近。

以图 1(a)脏斑纸病图像为例(图像大小为 512×512),在脏斑图像中随机取一点(260, 361)作为中心点标记为(0, 0)并计算其局部纹理特征参数,得到表 1 的结果。从表 1 可以看出,对于脏斑这类纸病的图像信号,其脏斑的背景信号与正常纸的图像信号基本上是随机平稳的信号,在一定的邻域内像素的变化不大。另外,在脏斑纸病的信号中,其中间像素点邻域内的每个像素也基本上是平稳的信号,变化幅度不大。

如果每点处的 Markov 方程组的解每一维接近 0.125,则认为这点邻域中的像素值变化不是很大,可视作背景部分。如果某点处的 Markov 方程组的解

表 1 脏斑图像样本

位置 (i, j)	W_1	W_2	W_3	W_4	最大差	类型
0, 0	0.1716	0.1716	0.1716	0.1716	0	背景
4, 5	0.1714	0.1714	0.1714	0.1714	0	背景
10, 76	0.1728	0.1728	0.1728	0.1728	0	背景
30, 76	0.1751	0.1751	0.1751	0.1751	0	背景
55, 40	0.1764	0.1764	0.1764	0.1764	0	背景
40, 35	0.1666	0.3474	-0.0037	-0.0080	0.3555	缺陷
22, 20	0.6896	5.0695	-3.6902	-1.5003	8.7597	缺陷
76, 40	-0.2802	-0.2802	-1.1078	2.2026	3.3104	缺陷
40, 40	-2.0301	-0.0859	-2.0301	4.7745	6.8046	缺陷
40, 30	0.5854	0.4772	-0.1645	-0.4008	0.9862	缺陷
40, 25	0.4006	0.2093	-0.2087	0.0921	0.6093	缺陷
25, 16	-6.9725	21.5000	-6.9725	-6.9725	28.4725	缺陷
28, 14	0.3325	3.3852	-1.9571	-1.1939	5.3423	缺陷
32, 18	14.6630	-9.8188	-2.0689	-2.2327	24.4818	缺陷
39, 16	6.4491	-4.4800	0.9769	-2.4035	10.9291	缺陷
50, 15	-0.9745	3.4583	-0.9745	-0.9745	4.4328	缺陷
-10, 15	0.1732	0.1732	0.1732	0.1732	0	背景
-15, 15	0.1728	0.1728	0.1728	0.1728	0	背景
-35, 20	0.6638	4.6217	-3.5462	-2.7644	3.4282	缺陷
-48, 72	5.3742	-4.0368	2.3169	0.1713	9.4410	缺陷
-50, -30	7.6382	-3.1221	-2.6531	1.6735	10.7603	缺陷
-67, -21	9.6529	-5.8412	-5.1950	1.9059	15.4941	缺陷
66, 18	-0.4088	-0.4088	-0.4088	1.7500	2.1588	缺陷
71, 22	-2.6025	-2.6025	8.3750	-2.6025	10.9775	缺陷
52, 45	0.1514	0.1514	0.1514	0.1514	0	背景
63, 70	0.1617	0.1617	0.1617	0.1617	0	背景

中某一维远离 0.125, 则认为该点的邻域中在某个方向上像素的变化幅度较大, 可视为缺陷部分。图 3 为以 w_1 为特征对脏斑图像分割的结果。从图 3 可以看

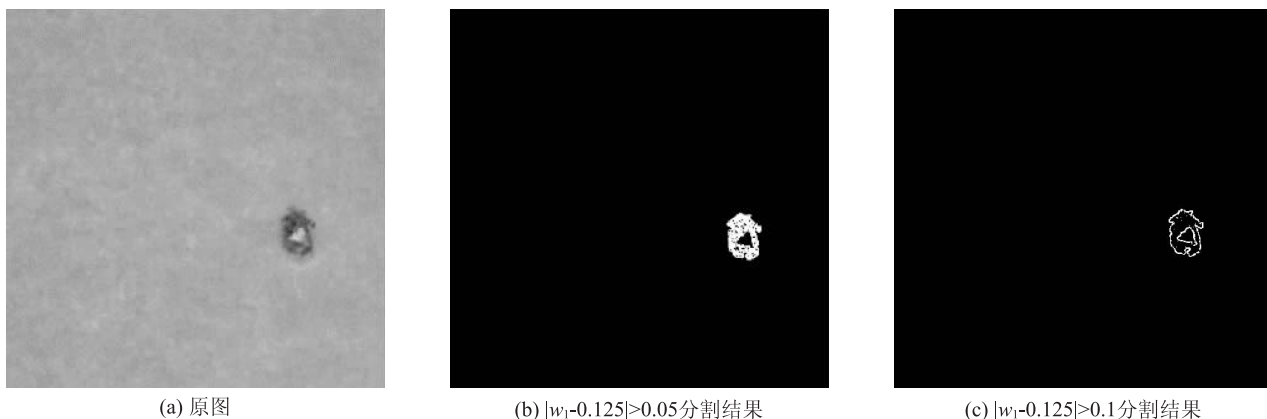


图 3 以 w_1 为特征对脏斑图像分割的结果

出, 利用 w_1 可以将脏斑的图像完整地分割。特别是其背景图像, 可以完全地确定。纸病内部信号从分割的结果看, 其内部像素的变化幅度比背景图像的幅度要大一些。如果将阈值逐渐增大, 最后可以得到一个完整的纸病边缘分割图像。利用 w_2 、 w_3 、 w_4 也可对纸病图像进行分割。

通过以上分析还可以得出这样结论: 由于在正常随机平稳的背景中, 每点的 Markov 方程组的解基本相等, 而在纸病的边缘, 纸病的信息破坏了这种平稳随机分布的背景, 因此方程组的解每一维不全相等。所以以每点 Markov 方程组解中四维的最大差可以更容易来表征或对图像进行分割。在此情况下, 背景随机平稳, 则最大差为 0, 若有纸病打破这个平稳背景, 则最大差不再为 0, 如公式(16)所示。

$$\text{最大差} = |w_{\text{imax}} - w_{\text{imin}}| \quad (16)$$

图 4 为以最大差分割的结果。图 4(b) 即是以最大差大于 0 时对纸病进行分割的结果, 可以看出利用此方法可以将纸病与正常背景完整地分割开。

实际上, 由于在计算过程中, 计算的结果不总是精确的, 所以在对纸病图像进行分割时, 临界值不可能取 0, 因此分割的结果是能够正确地分割纸病的边缘。从图 4 可以看出, 当临界值较大时, 利用该方法可以较好地确定纸病的边缘。由于采用最大差的方法不需要确定背景的 Markov 方程解, 所以计算中更加方便, 而且最大差可以更明显地显示出像素的变化幅度。因此采用最大差方法来进行图像的分割, 其结果相比于使用某个单一的纹理特征参数进行图像分割效果会更好。

3.4 与其他分割方式结果对比

3.4.1 观察对比

为了进一步验证此方法的可靠性, 本课题选用了不同的分割方式进行对比。主要选取全局的阈值分割

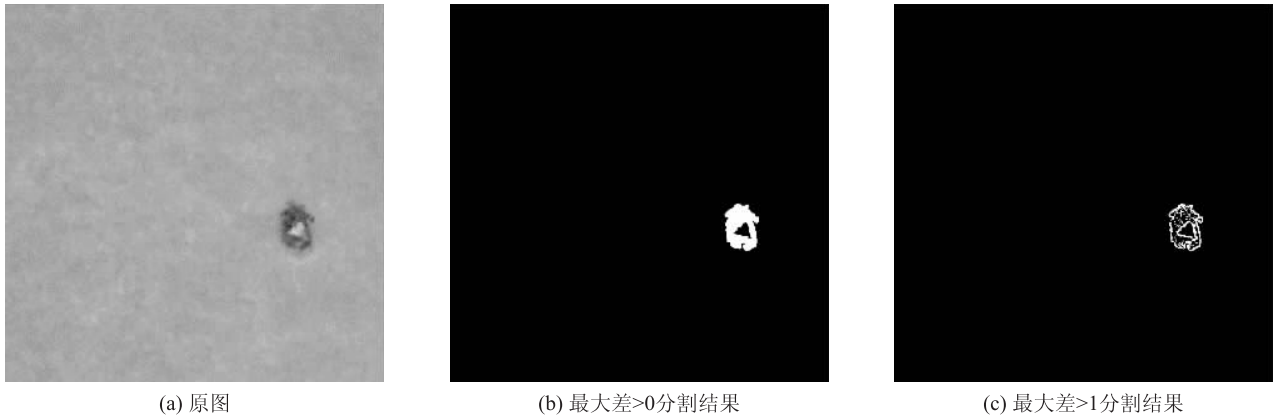


图4 以最大差分割的结果

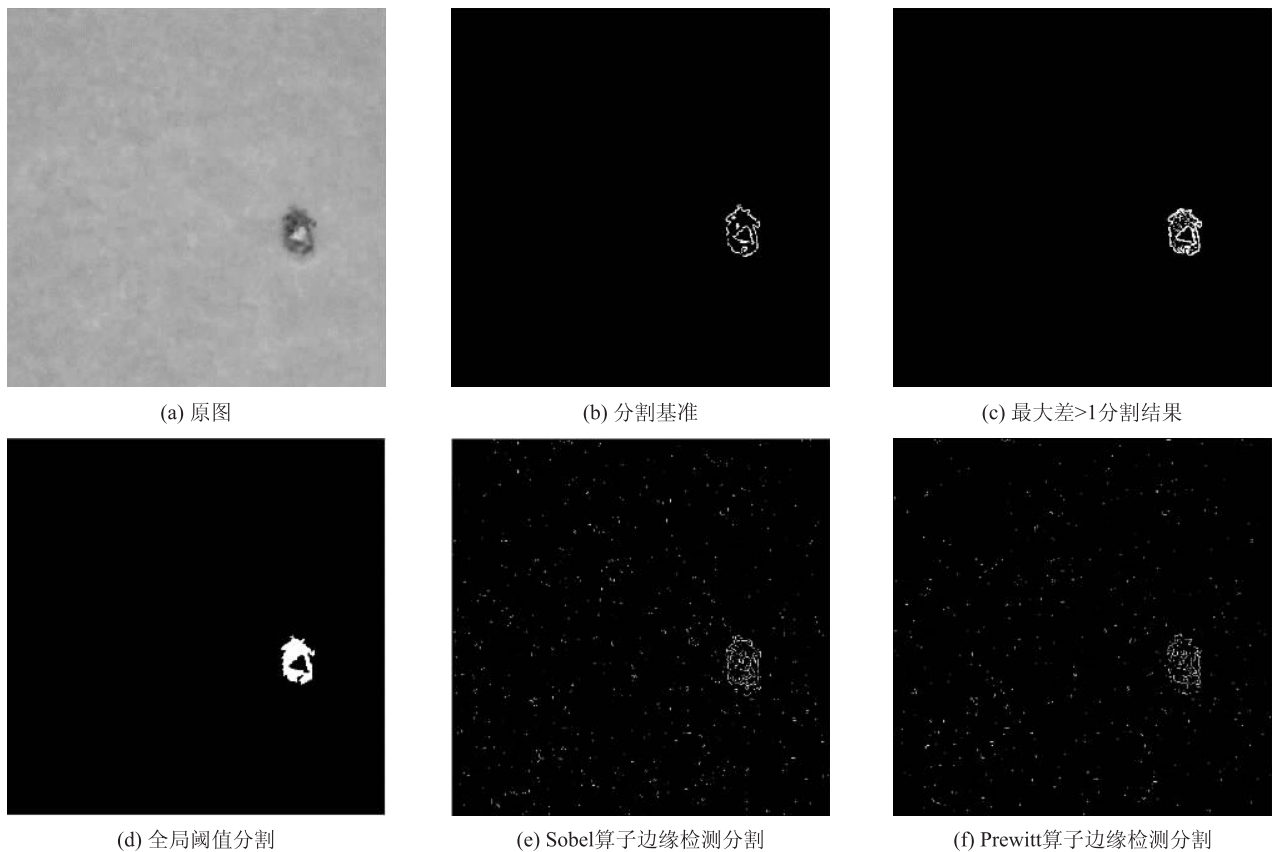


图5 不同算法的图像分割结果

和边缘检测的分割方式，边缘检测分割方式包含有 Sobel 算子边缘检测^[14]和 Prewitt 算子边缘检测^[15]。

使用上述的方法对脏斑纸病进行分割并且与分割基准进行对比，如图 5 所示。从图 5 可以看出，全局阈值分割虽然能够将纸病区域与正常的背景分割开，但是在外部的边缘存在误分，可能是由于阈值选择不当导致。而两种常用的边缘检测算子对纸病图像分割时，存在对图像过度分割的现象，对于随机分布的正常背景也标记出边缘，如图 5(e)、图 5(f)中，存在的白色斑点，并且对脏斑的整体轮廓没有完整地分割，无法得到正确的纸病区域。

3.4.2 数据对比

首先将图像变换为灰度图像，并取其边缘二值图像。然后分别对边缘二值掩膜进行填充空洞。最后对处理后的边缘二值图像的连通区域进行检测，求其连通区域周长和面积。表 2 为不同算法分割结果的质量评估。从表 2 可以看出，两种边缘检测分割方法对图像过度分割，全局阈值分割对图像欠分割。本课题所提出的算法虽然在面积方面仍然存在过度分割现象，但是相比其他算法有很大的提升，各评价指标均有较好的体现。本课题所述方法的分割模型对纹理结构性、纹理细节、边缘轮廓等信息能够充分地表现出

表2 不同算法分割结果的质量评估

分割方法	面积	面积比 (α)	周长	周长比 (β)	分割准确度 (CR)
分割基准	403		326.986		
全局阈值分割	232	0.576	197.428	0.604	0.868
Sobel 分割	4801	11.913	4386.500	13.415	0.210
Prewitt 分割	4150	10.299	2512.000	7.682	0.227
MRF 分割方法	517	1.282	305.691	0.935	0.938

来,反映纹理的区域特征,能够取得良好的分割效果。

4 结 论

本课题通过对正常纸幅背景以及纸病图像的特点分析,提出了一种基于马尔可夫随机场(MRF)纹理特征的纸病图像分割方法。在MRF理论的基础上,采用计算二阶邻域上4个方向的纹理特征参数并使用某一方向的参数为特征对图像进行分割。此外,为更准确地划分图像中的纹理区域,通过计算四维的最大差来表征图像的纹理特征,确定纸病图像的识别条件,根据此识别条件完成纸病图像的准确分割。

实验表明,本课题所提出的纸病图像分割方法可以完善提取图像的纹理细节和边缘轮廓信息,有效提高分割的准确性,改善分割图像的视觉效果。

参 考 文 献

- [1] Nie Feng-mei, Zhang Jun-mei. Paper Disease Detection Based on Machine Vision [J]. Mechanical Engineering and Automation, 2016 (2): 37.
聂凤梅,张俊梅. 基于机器视觉的纸病检测[J]. 机械工程与自动化, 2016(2): 37.
- [2] Wang Xian-tong. Research and implementation of web inspection system based on machine vision [D]. Xi'an: Shaanxi University of Science and Technology, 2016.
王先通. 基于机器视觉的纸病检测系统的研究与实现 [D]. 西安: 陕西科技大学, 2016.
- [3] ZHAO Xiao, HE Lifeng, YAO Bin, et al. Algorithm of Paper Defect Detection Based on Connected-component Labeling [J]. Transactions of China Pulp and Paper, 2018, 33(2): 51
赵 晓,何立风,姚 斌,等. 一种基于连通域标记的纸病检测算法[J]. 中国造纸学报, 2018, 33(2): 51.
- [4] LI Qian, WEN Hao, QU Yunhui, et al. Application of Edge Tracking Algorithm to Multiple Paper Defect Segmentation [J]. China Pulp & Paper, 2017, 36(8): 41.
李 茜,文 豪,曲蕴慧,等. 边缘跟踪算法在多纸病图像分割中的应用[J]. 中国造纸, 2017, 36(8): 41.
- [5] Leng Mei-ping, Bao Su-su. Medical Image Segmentation Based on

Markov Random Field [J]. Journal of Beijing Union University (Natural Science Edition), 2009, 23(3): 40.

- 冷美萍,鲍苏苏. 基于马尔可夫随机场的医学图像分割[J]. 北京联合大学学报(自然科学版), 2009, 23(3): 40.
- [6] Wu Qing, Zhao Yi-bo, Zhou Hui-qun, et al. Detection of Vane Defects Based on Markov Random Field Model [J]. Application Research of Computers, 2006, 9: 87.
吴 清,赵歆波,周惠群,等. 基于马尔可夫随机场的叶片缺陷检测技术[J]. 计算机应用研究, 2006, 9: 87.
 - [7] Roche A, Ribes D, Bachcuadra M, et al. On the convergence of EM-like algorithms for image segmentation using Markov random fields [J]. Medical Image Analysis, 2011, 15(6): 830.
 - [8] Cao Jia-zi, Song Ai-guo. Research on texture image segmentation method based on Markov random field [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(4): 776.
曹家梓,宋爱国. 基于马尔可夫随机场的纹理图像分割方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(4): 776.
 - [9] Li Tie. Image Segmentation Algorithm Based on Markov Random Field [J]. Computer Knowledge and Technology, 2014, 10(33): 7973.
李 铁. 基于马尔可夫随机场的图像分割算法[J]. 电脑知识与技术, 2014, 10(33): 7973.
 - [10] Simmons J, Przybyla C, Bricker S, et al. Physics of MRF regularization for segmentation of materials microstructure images [C]// IEEE International Conference on Image Processing. 2015.
 - [11] Yousif O, Ban Y. Improving SAR-Based Urban Change Detection by Combining MAP-MRF Classifier and Nonlocal Means Similarity Weights [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(10): 4288.
 - [12] Yang Peng. Research on texture image segmentation based on Markov random field [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2015.
杨 鹏. 基于马尔可夫随机场的纹理图像分割研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2015.
 - [13] Guo Qi, Kong Bin, Zheng Fei. A review of image segmentation quality evaluation [C]// Chinese Society of Instrumentation Youth Academic Conference. 2007.
郭 琦,孔 斌,郑 飞. 图像分割质量评价的综述 [C]// 中国仪器仪表学会青年学术会议. 2007.
 - [14] Zhou Xue-hai, Zhang Wu. Multi Scale Edge Detection Based on Sobel Operator [J]. Microelectronics & Computer, 2006, 23(12): 12.
周学海,张 伍. 基于 Sobel 算子的多尺度边缘提取算法 [J]. 微电子学与计算机, 2006, 23(12): 12.
 - [15] Fang Huirong. Prewitt Edge Detection Operator Based on FPGA Implementation [J]. Natural Science Journal of Harbin Normal University, 2015, 31(2): 72.
方惠蓉. 基于 FPGA 的 Prewitt 边缘检测算子的实现 [J]. 哈尔滨师范大学自然科学学报, 2015, 31(2): 72. [CPP]

(责任编辑:黄 举)