

一种基于改进型 PCNN 的织物疵点图像自适应分割方法

祝双武¹, 郝重阳²

(1. 西安工程大学纺织与材料学院, 陕西西安 710048; 2. 西北工业大学电子信息学院, 陕西西安 710072)

摘 要: 针对传统脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)模型中网络参数多、不易自动选取的问题, 本文在对 PCNN 模型进行改进的基础上, 提出了一种基于改进型 PCNN 织物疵点图像自适应分割方法. 采用了一种基于分割区域内均匀度差异最小作为最佳迭代次数判断标准, 从而有效地满足了 PCNN 对织物疵点图像的自动分割要求. 通过对不同疵点图像分割实验证明了算法对疵点分割的准确性和有效性.

关键词: 脉冲耦合神经网络; 织物疵点; 图像分割; 区域内均匀度

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 03-0611-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.03.034

An Approach for Fabric Defect Image Segmentation Based on the Improved Conventional PCNN Model

ZHU Shuang-wu¹, HAO Chong-yang²

(1. College of Textile and Material, Xi'an Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi 710048, China;

2. College of Electronic Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

Abstract: An approach is proposed for fabric defect detection based on the improved conventional pulse coupled neural network (PCNN) model. For these too many parameters of conventional PCNN, it is difficult to get the adaptive parameters. The problem can be solved in the proposed way, in which optimal number of iteration to segment fabric defect image automatically is determined based on minimum difference of uniformity within region. Segmentations on various defect images are implemented with the proposed approach and the experimental results demonstrate its reliability and validity.

Key words: pulse coupled neural network(PCNN); fabric defect; image segmentation; uniformity within region

1 引言

织物疵点的有效检测对纺织企业提高产品质量、降低产品成本具有重要的意义. 目前, 疵点检测还由人眼来进行, 但人眼检测费用高、速度慢、效果差, 只能检测不超过 80% 的疵点^[1]. 因此, 织物疵点的自动检测方法一直是一个重要的研究热点^[1~10], 提出了许多自动检测方法. 如 Wen 等人^[2,3]提出采用灰度共生矩阵或灰度差分矩阵的方法; Chan 等^[4]提出了采用傅立叶变换方法; Sari-Sarraf 等人^[5~7]采用小波变换或小报包变换的方法; Kumar 等^[8,9]提出采用滤波器组的方法. 但由于织物疵点种类繁多、形态各异, 如何有效地检测疵点仍然是一个重要的研究内容.

从图像处理的角度, 织物疵点可以分为灰度突变型疵点、结构突变型疵点^[10]. 灰度突变型疵点中疵点的灰度与正常织物的灰度不同, 如油污、破洞等; 结构突变型

疵点中疵点的灰度与正常织物的灰度差异较小, 只是像素之间的空间关系发生较大变化, 如并经、松经等. 有些疵点则兼而有之, 如经缩、边撑疵等. 这里提出一种基于改进型 PCNN 的织物疵点图像自适应分割方法, 采用区域内均匀度差异最小作为分割效果的评价, 实现分割次数的自动选取, 最后通过实验对算法的有效性进行验证.

2 改进的 PCNN 模型及参数的选取

2.1 PCNN 模型的改进

脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)最初由 Eckhorn、Johnson 等人根据猫的大脑皮层同步脉冲发放现象而提出的神经元模型^[11,12]. 它是由若干个 PCNN 的神经元互连所构成的反馈型网络, 而构成 PCNN 的单个神经元由突触树(Dendritic Tree)、链接调制(Linking Modulation)和脉冲发生器(Pulse Genera-

tor)三部分构成. 尽管经典的 PCNN 对图像具有较好的分割效果, 但因其网络参数较多, 参数的选取困难, 需要通过不断地实验来选择这些参数; 另外参数越多, 参数之间的关系也就越复杂, 越不利于参数的自适应选取, 因此需要对 PCNN 模型进行一些改进^[13].

首先将 PCNN 各神经元的反馈输入 F_{ij} 只接收外部刺激输入 S_{ij} , S_{ij} 是归一化的像素灰度值; 将接收来自其它神经元的连接输入 L_{ij} 进一步进行简化, 省略了参数 V_L , 并通过参数 w 调整来弥补; 将模型的阈值函数由指数衰减改为线性衰减. 于是简化后的 PCNN 模型为:

$$F_{ij} = S_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = \sum_{k,l} w_{ijkl} Y_{i+k,j+l}(n-1) \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (3)$$

$$\theta_{ij}(n) = \theta_{ij}(n-1) - \Delta t + V_\theta Y_{ij}(n-1) \quad (4)$$

$$Y_{ij} = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) \geq \theta_{ij}(n) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $Y_{i+k,j+l}$ 表示与 N_{ij} 连接的神经元 $N_{i+k,j+l}$ 的输出, n 为迭代次数, V_θ 为放大系数. 突触树接受来自其它神经元外部输入, 突触树在接受输入后, 将其通过两条通道传输. 其中一条通道称为反馈输入 F_{ij} 或称为 F 通道, 另一条通道称为链接输入 L_{ij} 或称为 L 通道. 链接调制区是将来自外部的输入与其他神经元的输入进行相乘调制, 其中 β 是神经元 N_{ij} 的调制参数, U_{ij} 为相乘调制的结果. 脉冲发生区是由阈值可变比较器和脉冲发生器组成. 当神经元输出一个脉冲, 神经元的阈值就通过反馈迅速得到提高, 当神经元的阈值 θ_{ij} 超过 U_{ij} , 脉冲发生器就被关掉, 停止发放脉冲. 接着阈值就开始下降, 当阈值低于 U_{ij} , 脉冲发生器被打开, 神经元就被点火, 即处于激活状态, 输出一个脉冲或脉冲序列.

2.2 参数的选取

PCNN 模型经过改进后, 参数仅有 w_{ijkl} 、 β 、 Δt 、 V_θ 四个参数, 大大简化了参数的个数, 下面介绍这些参数的选取方法.

(1) 链接权值 w_{ijkl} , w_{ijkl} 表示相邻神经元的输出脉冲对该神经元的影响程度, 神经元 N_{kl} 与 N_{ij} 之间的空间距离越近越容易被其点火神经元捕获而点火, 反之则相反. 这里限定每个神经元仅接收邻域窗口内神经元的链接输入, 且两个神经元之间的链接权值取其欧式距离平方的倒数, 于是邻域窗口内各神经元的链接

权值分别为: $\begin{bmatrix} 0.5 & 1 & 0.5 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.5 & 1 & 0.5 \end{bmatrix}$.

(2) 链接强度 β , 链接强度决定了 PCNN 的捕获域, 在确定一组 PCNN 参数下, β 值越大,

同步脉冲发放的区域就越大, 捕获的神经元的亮度范围也越大, 但是区域分割的精度将受到一定的影响. 这里所有的神经元之间的链接强度均是相等的. 由于本文算法分为粗分割和细分割两步, 粗分割由于需要尽可能从背景区域中把疵点区域分割开, 粗分割时 β 值应取较小的值, 取 $\beta = 0.2$; 而细分割是根据 PCNN 的捕获性能, 在粗分割后尽可能把疵点区域全部捕获, 完成疵点区域的精确分割, 需要 β 有一个较大值, 增加捕获范围, 故取 $\beta = 0.4$.

(3) 阈值衰减常数 Δt , 阈值衰减常数 Δt 的值越大, 分割的迭代次数越少, 分割的精度越差; 反之分割的迭代次数增大, 算法的效率受影响. 由于增强后的疵点图像分割的阈值一般都比图像的平均灰度大, 因此最低阈值取图像的平均灰度, 这样在不影响分割精度的情况下, 减少迭代次数, 提高算法的效率. 阈值衰减常数 $\Delta t = (1 - G_{\text{avg}})/N$, 式中, G_{avg} 是归一化的图像平均灰度, N 是设置的最大迭代次数.

(4) 放大系数 V_θ , 放大系数的目的为了让神经元输出一个脉冲, 其阈值就通过反馈迅速得到提高, 停止发放脉冲. 所以 V_θ 取一个较大的值, 这里取 $V_\theta = 100$.

3 最佳迭代次数的确定及疵点图像的粗分割

用 PCNN 沿着由高亮度值到低亮度值的方向分层依次分割疵点图像时, 由于分割的阈值通常比平均灰度值大, 因此最低阈值取图像的平均灰度, 而没有必要取 0, 这样从平均灰度 G_{avg} 到最大灰度值 1 之间的任何图像, 分 10 个层次处理已经足够, 这里既提高了算法的效率, 也不会使分割的精度受影响. 故取循环迭代次数 $N = 10$. 根据 PCNN 分割图像时, 每一次迭代对应一个脉冲序列, 即一个二值图像, 故循环迭代次数 $N = 10$ 就

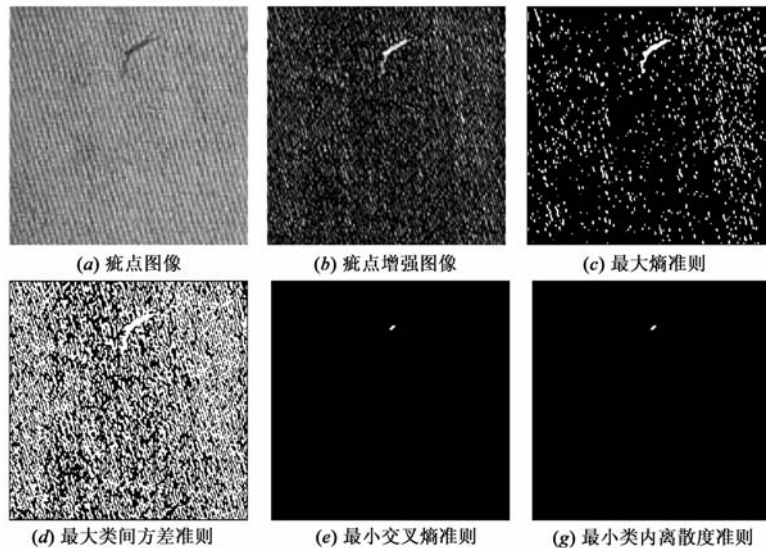


图1 不同准则的迭代分割结果图

可得到10个二值图像,那么如何确定在这10个二值图像中,哪一幅是最佳的分割结果呢?这就需要我们寻找最佳循环迭代次数 N_{opt} . 这里所说的分割结果最佳,是指在一定条件下是最佳的,故确定 N_{opt} 时,必须先给出图像分割效果的判断标准.

关于判断标准,不同的研究人员提出了不同的准则,包括以分割图像的香农熵最大准则^[14,15]、类间方差最大准则^[16]、最小交叉熵准则^[17]、最小类内离散度准则^[18],下面我们用上四种准则作为最佳迭代次数准则对经过疵点增强处理后的接头疵点图像进行分割. 结果如图1所示.

从图中可以看出,按照最大图像熵和最大类间方差的方法获得的阈值过低,大量的背景即非疵点区域被分割,误分割率较高;而最小交叉熵和最小类内离散度方法的阈值过高,疵点分割不完全,漏检率较高. 因此这几种分割评价准则在这里的使用效果都不好,这里我们提出一种基于区域内部均匀度差异最小作为准则的最优迭代次数确定方法.

首先定义区域内部均匀度,设一幅原始图像 $f(x, y)$ 分成若干个内部具有相似特征的区域,其中 R_k 表示分割图中的第 k 个区域,不同于文献[19],这里区域内部均匀度采用区域内均方差来计算,各区域内越均匀,其区域内均方差越小. 于是区域内均匀度计算公式如式(6)所示:

$$UM = \frac{1}{N} \sum_k \left\{ \sum_{(i,j) \in R_k} [f(i,j) - u_k]^2 \right\} \quad (6)$$

式中, u_k 表示区域 R_k 的平均灰度, $f(i,j)$ 是像素点的灰度值, N 表示各区域像素点的总数.

为了研究分割图像区域内均匀度指标,我们对疵点图像进行每次迭代后计算其区域内均匀度,图2是10次迭代分割的区域内均匀度变化曲线图,其中系列1

代表色纱疵点,系列2代表竹节纱疵点,系列3代表经缩疵点,系列4代表断纬疵点.

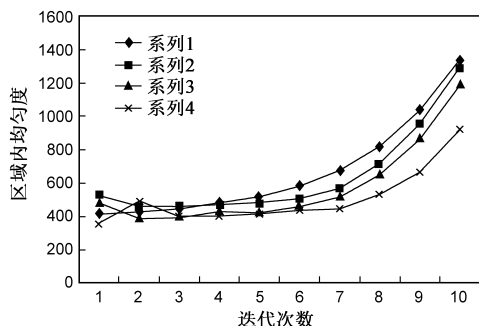


图2 不同迭代次数时分割图像区域内均匀度曲线

图中可以看出,在迭代次数比较少时,曲线比较平坦,分割区域内的均匀度比较稳定,主要分割的是疵点区域,因为疵点区域的灰度相对比较均匀.随着迭代次数的增加,阈值降低,更多的背景被分割.由于背景的分割,而背景区域灰度差异性大,表现曲线快速上升.为了达到既要最大限度地分割疵点,又要最小限度的减少背景的误分割这一目标,最佳迭代次数 N_{opt} 应选择在前面的平坦区较为合理.但到底采用什么作为迭代次数的标准呢? 这里我们选定相邻两次迭代分割的区域内均匀度差异最小作为迭代次数的标准,因为相邻两次迭代分割的区域内均匀度差异越小,说明这分割后区域内的均匀度最稳定,疵点被最大限度的分割,同时背景区域被误分割最小.

为了验证这一结论,我们分别对接头、经缩、断纬疵点进行迭代分割实验,在按照上述准则寻找到最佳迭代次数及分割结果后,采用人工方法把与最佳迭代次数相邻的两个迭代次数的分割效果放在一起(分别对于图中的(b)和(d)子图),以便于比较.结果如图3~5所示.其中接头、经缩、断纬疵点的最佳迭代次数分别为5、4、4.

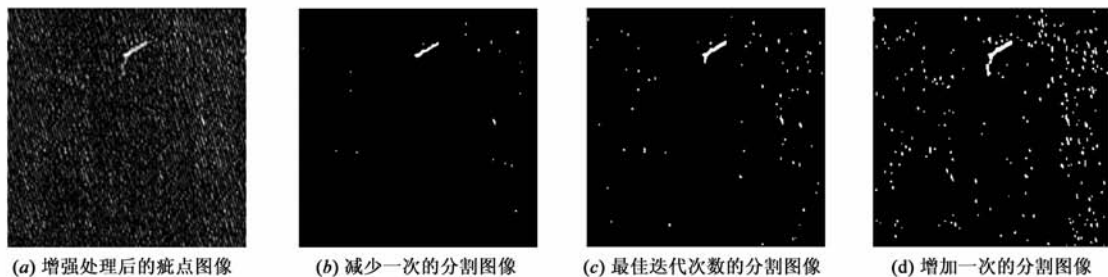


图3 接头疵点在相邻三次迭代的分割图像

图3至图5可以看出,图(b)是比最佳迭代次数减少一次的分割图像,图中背景被错误分割成疵点的几率较小,即误检率较少,但是疵点区域的分割也不完全,漏检率较大;而图(d)是比最佳迭代次数增加一次的分割图像,图中尽管漏检率较少,但误检率较大,有

大量非疵点背景被分割.而图(c)是我们最佳迭代次数分割的图像,其误检率和漏检率都相对较小,能较好的满足在疵点被最大限度分割的同时背景区域被误分割最小的要求.另外与图1相比,就疵点图像分割来说,分割效果要明显好于目前已提出来的基于最大图像熵、

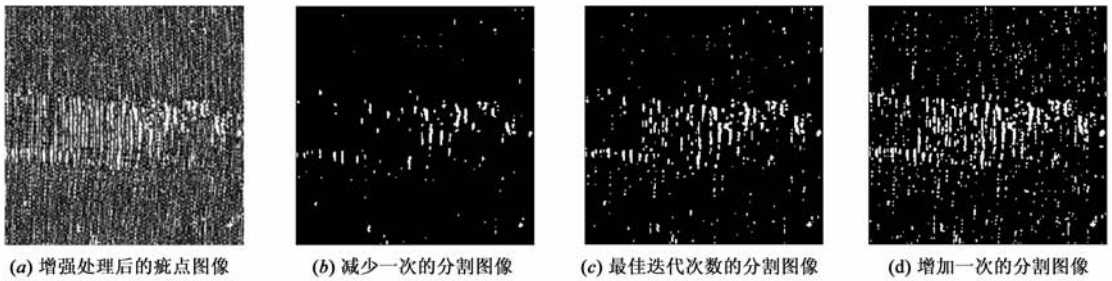


图4 经缩斑点在相邻三次迭代的分割图

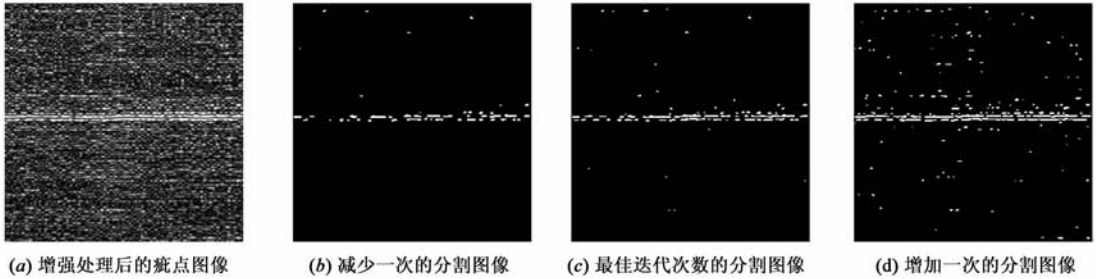


图5 断纬斑点在相邻三次迭代的分割图

最大类间方差、最小交叉熵和最小区域离散度准则方法。

4 疵点区域的细分割方法

根据上述分析可知,迭代次数越大,疵点被分割的越完整,但也存在大量的背景非疵点区域被分割,造成误检率增大;反之则漏检率增大.而最佳迭代次数是在综合考虑误检率和漏检率下提出来的,它在极大分割疵点的同时尽可能地减少背景区域的分割.但是从图中也发现,最佳迭代次数分割,背景区域被误分割减少了,但也存在疵点区域并未被完全分割,但迭代次数不能再增加,因为次数增加必然又导致误检率的增加,如何解决这个问题,这里提出了在最佳分割的基础上进行细分割.

疵点区域的细分割是根据 PCNN 对相邻神经元的捕获性能来实现的,当某一个神经元 t 时刻被点火,那么就使得与它邻近的神经元 N_{kl} 在这一时刻的内部行为由原来的 F_{kl} 变为 $F_{kl}(1 + \beta L_{kl})$. 当 $F_{kl}(1 + \beta L_{kl}) \geq \theta_{ij}(t)$ 时,神经元 N_{kl} 在 t 时刻提前点火.经过不断的迭代,就可以把与该神经元相连通的、所有的亮度值在 $(\theta_{ij}(t)/(1 + \beta L_{kl}))$ 这一范围的所有神经元捕获.所以可以在上述最佳迭代次数分割的基础上,利用 PCNN 对相邻神经元的捕获性能,把所有的疵点区域搜寻到,从而尽可能完成对所有疵点的分割.

细分割时,由于只用 PCNN 对相邻神经元的捕获性能,所以需改进式(4)为式(7)所示:

$$\theta_{ij}(n) = \theta_{ij}(n-1) + V_{\theta} Y_{ij}(n-1) \quad (7)$$

式(7)与式(4)相比去掉 $-\Delta t$,即阈值不再下降.图6是分别对图3~5中(c)的细分割.

从图中可以看出细分割可以更好的把疵点区域分割完全,同时不会对背景误分割造成太大的影响.例如可以把图6(a)与图3(d)放在一起相比较,图6(a)疵点区域既可以完成对所有区域的分割,同时背景的误分割比图3(d)还少.对其它疵点的分割也可以得到相同的结论.

5 实验分析

综上所述,基于改进型 PCNN 织物疵点检测的算法为:图像的预处理→基于纹理基元模板的疵点区域增强→疵点区域的粗分割→疵点区域的细分割→面积滤波→闭运算→疵点定位等.

为了进一步验证本算法的有效性,我们对一些疵点图像进行了分割实验,分割结果如图7所示.

为了进一步验证本文算法对疵点的分割精度,我

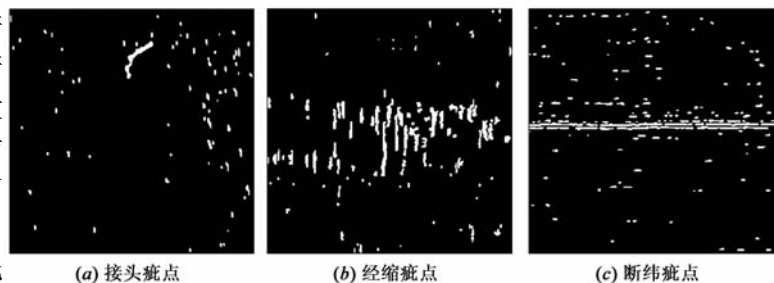


图6 疵点图像的细分割图像

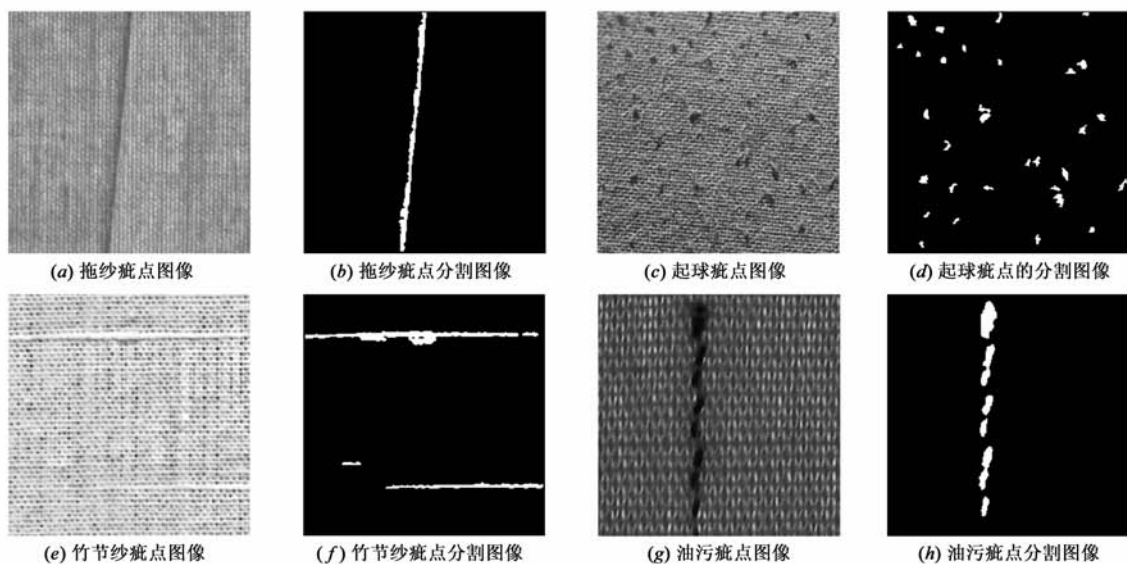


图7 常见疵点的分割效果图

们用本文方法与文献[8]和[9]中介绍的方法进行对比实验,实验结果如图8所示。

从图中可以看出,在对接头疵点图像(如图8(a)所示)进行分割时,采用文献方法(如图8(b)所示)对疵点下面部分没有被分割即没有检测出来,存在漏分割,而上半部分明显把非疵点区域分割出来即存在误分割;而采用本文方法(如图8(c)所示)在保证疵点被检测出来的同时,尽量减少了对非疵点区域的分割,做到漏分割和误分割都比较少。对油污疵点图像进行分割也存在相同的情况,如图8(d)~(f),即图8(f)采用本文方法比图8(e)采用文献方法进行疵点图像分割时,漏分割和误分割要低。由此可见,采用本文方法比文献介绍方法的对疵点图像分割精度要高,即在保证疵点被完整检测出来的情况下,尽量减小对非疵点区域的误检率。

6 结论

基于改进型 PCNN 的织物疵点分割方法,简化了 PCNN 的网络参数,从而使网络参数的自动选取变为现实。采用了一种基于分割区域内均匀度差异最小作为最佳迭代次数的方法,有效地解决了常规 PCNN 在图像分割时迭代分割次数需要人工确定问题,实现了 PCNN 对织物疵点图像的自动分割要求。采用了粗分割和细分割相结合的方法,较好解决了漏检率和误检率之间的矛盾。

实验也发现该方法能够检测的疵点种类很多,不管是灰度突变型还是结构突变型和混合型疵点都具有

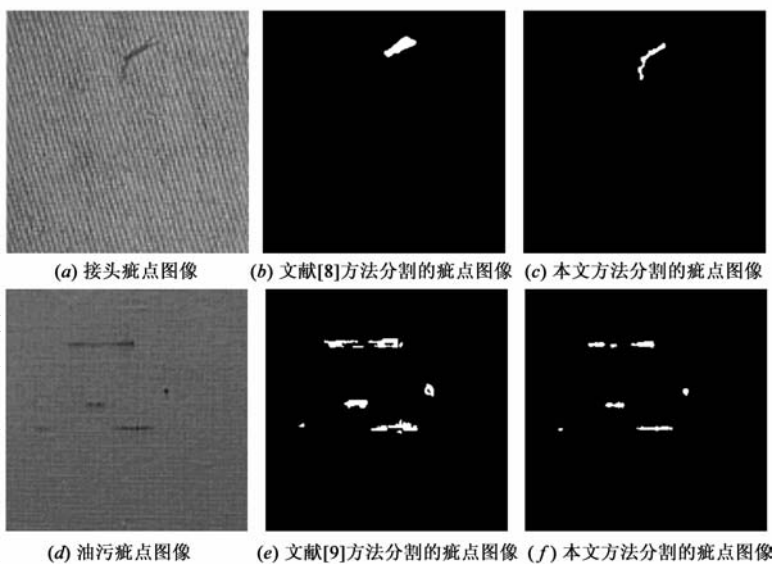


图8 本文方法与文献方法对比效果图

较好的检测效果。同样通过能够对常见疵点进行有效的分割和定位,并通过人工统计准确率也在 90% 以上,误检率和漏检率不到 10%,算法具有较高的准确性。

参考文献

- [1] STOJANOVIC R, MITROPULOS P, KOULAMAS C, et al. Real-time vision-based system for textile fabric inspection[J]. Real-Time Imaging, 2001, 7(6): 507-518.
- [2] WEN C Y, CHIU S H, HSU W S, et al. Defect segmentation of texture images with wavelet transform and a co-occurrence matrix[J]. Textile Research Journal, 2001, 71(8): 743-749.
- [3] KUO C F J, SU T L. Gray relational analysis for recognizing fabric defects[J]. Textile Research Journal, 2003, 73(5): 461-

465.

- [4] CHAN C H, PANG G K H. Fabric defect detection by Fourier analysis[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2000, 36(5): 1267 – 1276.
- [5] SARI-SARRAF H, GODDARD J S. Vision system for on-loom fabric inspection[J]. IEEE Transactions Industry Application, 1999, 35(6): 1252 – 1259.
- [6] YANG X Z, PANG G K H, YUNG N H C. Discriminative fabric defect detection using adaptive wavelet[J]. Optical Engineer, 2002, 41(12): 3116 – 3126.
- [7] HU M C, TSAI I S. Fabric inspection based on best wavelet packet bases[J]. Textile Research Journal, 2000, 70(8): 662 – 670.
- [8] KUMAR A, PANG G K H. Defect detection in textured materials using optimized filters[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2002, 32(5): 553 – 570.
- [9] ZENG P F, HIRATA T. On-loom fabric inspection using multi-scale differentiation filtering [A]. Proceeding Conference Record-IAS Annual Meeting [C]. Pittsburgh, PA, USA: IEEE Industry Applications Society, 2002. 320 – 326.
- [10] SEZER O G, ERCIL A, ERTUZUN A. Using perceptual relation of regularity and anisotropy in the texture with independent component for defect detection[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(5): 1 – 13.
- [11] JOHNSON J L, PADGETT M L. PCNN models and applications[J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1999, 10(3): 480 – 498.
- [12] GU X D, GUO S D, YU D H, et al. A new approach for automated image segmentation based on unit linking PCNN[A]. Proceedings of 2002 International Conference on Machine Learning and Cybernetics [C]. Beijing: IEEE, 2002. 175 – 178.
- [13] 张军英, 樊秀菊, 董继扬, 等. 一种改进型脉冲耦合神经网络及其图像分割[J]. 电子学报, 2004, 32(7): 1223 – 1227.
- ZHANG J Y, FAN X J, DONG J Y, et al. Image segmentation based on a modified pulse coupled neural network[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(7): 1223 – 1227. (in Chinese)
- [14] 马义德, 戴若兰, 李廉. 一种基于脉冲耦合神经网络和图像熵的自动图像分割方法[J]. 通信学报, 2002, 23(1): 46 – 51.
- MA Y D, DAI R L, LI L. Automated image segmentation using pulse coupled neural networks and images entropy[J]. Journal on Communications, 2002, 23(1): 46 – 51. (in Chinese)
- [15] 毕英伟, 邱天爽. 一种基于简化 PCNN 的自适应图像分割方法[J]. 电子学报, 2005, 33(4): 647 – 650.
- BI Y W, XIU T S. An adaptive image segmentation method based on a simplified PCNN[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(4): 647 – 650. (in Chinese)
- [16] 王红梅, 张科, 李言俊. 一种基于 PCNN 的图像分割方法[J]. 光电工程, 2005, 32(5): 93 – 95.
- WANG H M, ZHANG K, LI Y J. Image segmentation method based on PCNN[J]. Opto-electronic Engineering, 2005, 32(5): 93 – 95. (in Chinese)
- [17] 刘 ■, 马义德, 钱志柏. 一种基于交叉熵的改进型 PCNN 图像自动分割新方法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(5): 579 – 584.
- LIU Q, MA Y D, QIAN Z B. Automated image segmentation using improved PCNN model based on cross-entropy[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(5): 579 – 584. (in Chinese)
- [18] 齐永锋, 火元莲, 张家树. 基于简化的 PCNN 与类内最小离散度的图像自动分割方法[J]. 光电子. 激光, 2008, 19(9): 1258 – 1261.
- QI Y F, HUO Y L, ZHANG J S. A automatic image segmentation method based on simplified PCNN and minimum scatter within clusters[J]. Journal of Optoelectronics. Laser, 2008, 19(9): 1258 – 1261. (in Chinese)
- [19] 章 ■ 晋. 图像工程(中册)——图像处理(第 2 版)[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.

作者简介



祝双武 男, 1971 年生于安徽宁国, 2009 年毕业于西北工业大学, 获工学博士学位, 现为西安工程大学副教授, 主要从事数字化纺织技术方面的研究与教学工作, 在国内外学术期刊与会议上发表论文约 20 篇。

E-mail: zhushuangwu@263.net

郝重阳 男, 1940 年生于陕西西安, 教授, 博士生导师. 主要研究方向为图像图形工程、人机界面、虚拟现实等。