

一种基于局部二进制模式的带钢表面缺陷 初级检测方法

王培珍¹⁾ 高尚义¹⁾ 程健²⁾

¹⁾(安徽工业大学电气信息学院,安徽 马鞍山 243002) ²⁾(安徽工业大学计算机学院,安徽 马鞍山 243002)

摘要 带钢表面缺陷检测是带钢质量控制的重要环节之一,但现有带钢表面缺陷自动检测方法在准确性和实时性上还难以满足工业现场需要。为了解决此问题,提出了一种基于局部二进制模式(LBP)的带钢表面缺陷的初级检测方法。该方法首先利用快速局部二进制模式算法计算图像中各像素点的LBP值;然后通过统计LBP直方图来获取图像中主要边缘点的信息,再将其与阈值进行比较,以确定带钢图像中表面缺陷的存在,并记录缺陷的位置。实验结果表明,该方法不仅在带钢表面缺陷的初级检测方面具有良好的准确性和实时性,而且其提取出的信息还具有结构的和统计的双重特性,可为后续缺陷分类提供重要依据。

关键词 带钢表面缺陷 局部二进制模式 局部二进制模式直方图 检测

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)06-1156-06

A Detection Method of Primary Strip Surface Defect Based on Local Binary Pattern

WANG Pei-zhen¹⁾, GAO Shang-yi¹⁾, CHENG Jian²⁾

¹⁾(School of Electrical Engineering & Information, Anhui University of Technology, Ma'anshan, Anhui 243002)

²⁾(School of Computer Science, Anhui University of Technology, Ma'anshan, Anhui 243002)

Abstract Strip surface detection is one of the basic process of strip quality control, existing methods for strip surface detection couldn't meet the accuracy and real-time capability for industrial spots. To solve these problems, in this paper, a detection method of primary strip surface defect based on the local binary pattern (LBP) algorithm is proposed. Firstly, the LBP values of each pixel in strip image are calculated by employing a fast LBP algorithm. Then by constructing the LBP histogram, the information of principal edge points belonging to different types of deflection is obtained. After thresholding, the existence and the location of defect in the image are suggested. Experimental results show, the proposed method not only has higher accuracy and real-time capability on the primary strip surface defect detection, but also can offer reliable structural and statistical feature information for further defect classification.

Keywords strip surface defect, local binary pattern(LBP), LBP histogram, detection

1 引言

带钢表面的缺陷检测是控制带钢质量的重要环节之一。经过几十年的发展,带钢表面的缺陷检测

已从最初的人工检测发展到现在的计算机自动检测^[1-4],检测效率有了大幅度的提高。由于带钢轧制速度的提高和计算机资源、网络传输速度等硬件条件以及图像处理、人工智能理论算法实时性等的限制,现有的带钢表面缺陷检测方法在实时性和准

基金项目:国家高技术发展研究计划(863)项目(2006AA10Z247)

收稿日期:2007-07-30;改回日期:2008-03-04

第一作者简介:王培珍(1966~),女,教授。2005年于合肥工业大学获电力电子与电力传动专业博士学位。主要研究方向为图像处理与分析。E-mail:pzhwang@ahut.edu.cn

确性等方面还难以满足工业现场需要,特别是在实时性上,还难以做到在线缺陷分类。一般的解决办法是将缺陷检测分为以下两步:首先利用初级检测来判断有无缺陷,并记录缺陷位置和保存缺陷图像;然后对缺陷图像进行离线分类。其中初级检测的主要作用是排除无缺陷的图像,以避免其进入分类流程而造成大量系统资源浪费。因此,在现有的软硬件资源的基础上探索新的初级检测方法仍将有十分重要的意义。

许道峰通过方差阈值法,利用有缺陷图像和无缺陷图像灰度值方差的差别对缺陷进行检测^[5],杨雪荣通过研究灰度特性区分噪声和缺陷,利用小区域差影法检测缺陷^[6],这两种方法的不足之处是需要不断地更新标准图像;程万胜等人通过检测带钢表面光强,即图像灰度的突变,并使之与标准数据进行比较,当差值超过一定限度时,就认为是缺陷^[7]。该方法虽快速性好,但是容易造成误判。以上方法的基本思想都是通过将图像的灰度值或者灰度统计值与标准无缺陷图像的进行比较来检测缺陷,其不足之处在于,这些初级检测所获得的数据,因其所包含的信息过少而无法直接用于缺陷的分类,由于其在分类前需要对缺陷图像进行重建,因而增加了整个系统的负担,即降低运行效率。

近年发展起来的局部二进制模式(local binary pattern, LBP)理论将图像的统计和结构特征结合起来,因而为图像分析提供了更加丰富的信息。理论分析和在相关领域已经取得的研究成果表明,该方法提取的信息可以作为分类的依据^[8-12]。本文基于局部二进制模式理论,结合带钢缺陷图像的特点,将一种快速 LBP 算法应用于带钢缺陷的检测与定位,提出了一种带钢缺陷的初级检测方法,其目的是在保证实时性和准确性的前提下,在初级检测阶段就提取出尽可能多的有意义的特征信息,这些信息除了可作为初级定位阶段的依据外,还可作为后续分类的输入参量,以提高分类系统的整体效率。

2 局部二进制模式及其直方图

局部二进制模式是 20 世纪 90 年代提出,在本世纪初逐步完善的一种信息提取方法。该方法主要用于图像的纹理分析,具有以下特点^[8-9,11]:

(1)能将统计的和结构的纹理分析方法结合起

来,对局部纹理特征进行有效描述;

(2)算法数据量小,有助于实时性的提高;

(3)与小波理论结合可具有多分辨率、多尺度的分析功能,而且对不同层次的纹理都可以进行分析,并能方便地扩展到对整体特征的描述;

(4)能将局部与整体特征整合,以提高图像识别分类的准确度。

2.1 LBP 值

设图像像素的灰度值为 f , f_c (下角 c 代表中心) 是邻域窗口中心像素的灰度值,将邻域像素 p 的灰度值 f_p 与 f_c 进行比较,结果用 0 或 1 表示

$$\text{sgn}(f_p - f_c) = \begin{cases} 1 & f_p \geq f_c \\ 0 & f_p < f_c \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\text{sgn}()$ 是符号函数, $f_p (p = 0, 1, \dots, N-1)$ 是邻域像素 p 的灰度值, N 是邻域像素的个数。通过把每个邻域像素的比较结果赋予 2^p 的权值来进行加权求和,并将其作为中心像素的 LBP 值

$$\text{LBP} = \sum_{p=0}^{p=N-1} \text{sgn}(f_p - f_c) 2^p \quad (2)$$

对于 8 邻域像素点,其计算过程见图 1。

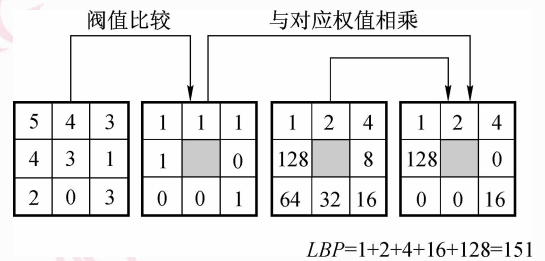


图 1 LBP 方法计算流程

Fig. 1 The procedure of the LBP calculation

2.2 快速 LBP 算法

为了提高计算速度, Mäenpää 等人对基本的 LBP 方法进行了如下改进^[10]:

(1)对邻域像素与中心像素进行灰度差值计算;

(2)通过将差值和一个与其类型相同的,且二进制形式只有最高位为 1 的数进行按位与操作,即按照二进制位进行与操作来得到一个二进制最高位保存差值符号,而其他位是 0 的数;

(3)将式(2)的计算结果根据该邻域像素的位置进行向右移位操作,并通过将其符号移动到一个特定的位置来得到一个二进制符号位在特定位置,而其他位是 0 的数;

(4) 对像素的每个邻域像素进行以上步骤(1)~步骤(3)操作,并将所有结果进行按位或操作,则该结果就是像素的 LBP 值,其二进制形式的特定位就代表了对应邻域像素差值计算的符号。

对于 8 邻域,可以使用一个 8bits 的无符号整型变量来保存计算结果,其十进制值就是 LBP 值,其值域在 0~255 之间。以图 1 中的数据为例,从邻域中的左上角像素开始,先按照顺时针方向计算灰度差值(中心像素的灰度值先减 1,使之与有相同灰度的邻域像素的差值为负数),然后将这些差值的符号依次从低位向高位排列,其所组成的二进制序列是 10010111,其十进制值是 151。这样就可以用二进制位操作来代替十进制算术运算,由于其避免了差值符号判断带来的条件跳转操作,从而有效利用了计算机的指令周期、减少了计算时间,因此适合于实时性要求高的应用场合。表 1 是在相同的硬件配置和系统环境下,分别采用普通方法和快速方法计算不同大小图像的 LBP 值所花费时间的比较,从表 1 可以看出,快速 LBP 方法的计算时间有了明显减少。

表 1 普通 LBP 方法和快速 LBP 方法计算时间比较
Tab. 1 Run-time of normal LBP and fast LBP

图像大小 (pixels × pixels)	不同方法的计算时间(ms)	
	普通 LBP 方法	快速 LBP 方法
60 × 40	0.11	0.10
300 × 200	3.71	2.21
640 × 480	19.32	11.52

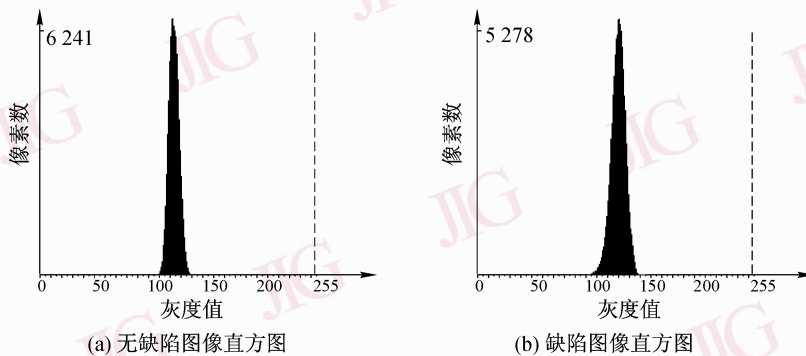


图 2 带钢图像灰度直方图

Fig. 2 Gray scale histogram of strip image

由于图像的 LBP 值对灰度的变化很敏感,即本问题中的同性像素(无缺陷的像素)之间也可能相

2.3 LBP 直方图

类似于灰度直方图,通过统计图像中每个 LBP 值的像素数,便可建立 LBP 直方图,其定义如下:

$$h_i = \sum_{x,y} I\{LBP(x,y) = i\} \quad (3)$$

$i = 0, 1, \dots, L-1$

其中, h_i 是 LBP 值为 i 的像素个数, $LBP(x,y)$ 是像素 (x,y) 的 LBP 值, $L-1$ 是 LBP 的最大值,

$$I(A) = \begin{cases} 1 & \text{逻辑关系 } A \text{ 满足} \\ 0 & \text{逻辑关系 } A \text{ 不满足} \end{cases} \quad (4)$$

式中, A 为逻辑变量。从式(3)不难看出, LBP 直方图所统计的是图像中有着相同微观结构的点,其结果反映了图像中不同边缘点的数量,由于其具有结构上的和统计上的双重意义,因此可为进一步的缺陷判断提供充足信息。

3 基于 LBP 的缺陷检测方案

3.1 带钢图像的特征分析

对于实际的带钢表面图像,有缺陷和无缺陷图像的灰度直方图比较相近,其共同特点是单峰,且灰度的分布范围较集中(如图 2 所示)。图 2(a)是一幅无缺陷带钢图像的灰度直方图,灰度分布在 110 到 140 之间,同类像素的灰度差可达到 30。此外,因光照不均匀或带钢表面不光滑而产生的漫反射等因素对图像灰度分布的影响较大。实验发现,少数缺陷图像与无缺陷图像的灰度直方图形状十分相似(见图 2),这些因素使得利用方差阈值等单一统计的方法对于这类问题的处理较为困难。

差几个灰度单位,直接使用将可能因将正常的像素当成缺陷像素而产生误判,因此本文对其进行了

改进。

3.2 缺陷检测方案及其实现

3.2.1 针对缺陷检测的LBP方案

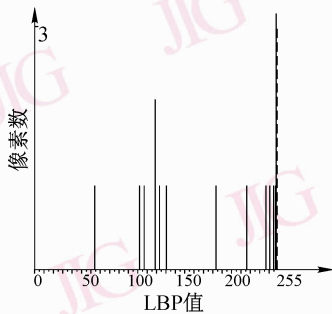
为了消除光照不均匀等因素对算法准确性的影响和准确地检测到缺陷的所在,对通用的LBP算法进行了如下改进:

(1)先将图像分割成若干大小相等的子图像,然后对子图分别进行处理,使每个处理区域的灰度分布趋于均匀;

(2)降低LBP方法对灰度变化的敏感度,即预先设置一个像素灰度敏感度参量,而在计算像素的LBP值时,则将像素的灰度首先减去灰度敏感度参量,再与邻域像素进行比较,并将其差值的符号作为该像素LBP值的二进制形式的一位;

(3)统计每个子图像的LBP直方图,并利用阈值法检测缺陷。

3.2.2 LBP直方图的计算及其分析

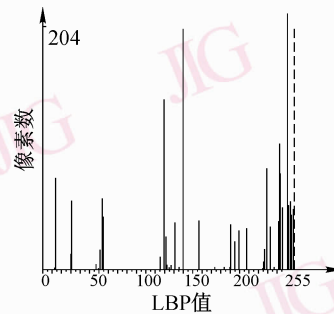


(a) 无缺陷子图像LBP直方图

先采用快速算法计算像素的LBP值,并统计每个子图像的LBP直方图;然后结合LBP原理和带钢图像,即可以做出如下推断:

(1)单个像素的LBP值反映了当前像素点与其邻域像素的灰度相似关系,当LBP值在其值域内为最大值或者最小值时,其二进制形式为全1或者全0,则表明该像素与其邻域每个像素的关系是一致的,亦即邻域的各个像素在与中心像素相比较时,存在相似性;

(2)如果中心像素与邻域像素差别大,则该像素是噪声点或是单个的缺陷点;如果与邻域像素相近,则该像素与邻域像素一起是一个统一区域内的点,其不是在缺陷的内部,就是在非缺陷的内部;LBP值介于最大值和最小值之间的像素主要是边缘点,此处即缺陷的边缘点。图3给出的是无缺陷和有缺陷子图像值域在 $[1, 254]$ 区间的LBP(8邻域,半径为1)直方图,由图3可见两图中的峰值相差明显。



(b) 缺陷子图像LBP直方图

图3 带钢子图像值域在 $[1, 254]$ 区间内的LBP直方图

Fig. 3 LBP histogram in range $[1, 254]$ of strip image

3.2.3 阈值的选择与缺陷判断

阈值选择和缺陷判断过程如下:

(1)找出LBP直方图统计结果中的峰值,该值反映了当前子图内主要边缘点的数量;

(2)根据无缺陷图像的计算结果来选择合适的阈值。当子图像的直方图峰值大于该阈值时,则子图像中存在缺陷,即

$$Cr^{(k)} = \text{sgn}(\max(h_i^{(k)}) - T) \quad (5)$$

$$i = 1, 2, \dots, L-2; k = 1, 2, \dots, N$$

其中, T 为阈值, $h^{(k)}$ 为第 k 个子图像的LBP直方图, $Cr^{(k)}$ 是第 k 个子图像的缺陷标志,其值为1表示有缺陷,为0表示无缺陷。

4 实验结果与讨论

为验证本文检测方法的效果,采用大小为 300×200 的灰度图像进行了实验,实验时,每幅图像被分成25个子图像,子图的大小是 60×40 。选择8邻域,半径为1pixel的LBP算子。

4.1 参数的选择

为了有效地检测定位带钢图像中的缺陷,需要选择合适的敏感度、预处理方案及阈值。

(1)滤波方法的选择 表2是当像素灰度差值设定为5时,无滤波和使用4种常用的滤波方法时,LBP直方图中的概率峰值(不考虑LBP值为0和

255 时所对应的统计值),由表 2 可见,使用 5×5 均值滤波时,缺陷图像与无缺陷图像的 LBP 概率峰值差距最大,这表明其有较好的可区分性,亦即具有较强的检测能力;

表 2 使用不同滤波方法时值域在 [1,254] 区间内 LBP 直方图的峰值

Tab. 2 The peak value of LBP histogram in range [1,254] by using different filtering method

滤波方法	不同缺陷种类 LBP 直方图的峰值					
	无缺陷	缺陷 1	缺陷 2	缺陷 3	缺陷 4	缺陷 5
无滤波	89	94	100	100	88	109
3×3 均值滤波	4	224	24	121	78	145
5×5 均值滤波	3	176	38	68	58	204
3×3 中值滤波	17	152	24	90	71	118
5×5 中值滤波	8	102	23	70	32	114

(2) 敏感度的选择 滤波给缺陷的边缘带来的模糊可以通过设定适当的敏感度来进行补偿,表 3 是经过 5×5 均值滤波后,敏感度分别为 1、4、5、6 的 LBP 直方图中的概率峰值。通过比较发现,敏感度为 1 时的 LBP 统计结果差别不明显,而当敏感度为 5 时,缺陷图像与无缺陷图像的 LBP 直方图差异最大;

(3) 阈值的选择 通过分析以上数据可见,阈值宜位于无缺陷图像的 LBP 概率峰值和诸多有缺陷的子图像的 LBP 概率峰值中的最小值之间,所以本实验选择范围在 10 ~ 30。

表 3 选择不同敏感度时值域在 [1,254] 区间内 LBP 直方图的峰值

Tab. 3 The peak value of LBP histogram in range [1,254] by choosing different sensitivity

敏感度	缺陷种类					
	无缺陷	缺陷 1	缺陷 2	缺陷 3	缺陷 4	缺陷 5
1	131	199	135	169	1 721	306
4	7	225	37	107	74	191
5	3	176	38	68	58	204
6	5	132	36	32	42	208

4.2 结果分析

4.2.1 准确性

图 4 是对一组带钢表面常见缺陷的检测结果。检测时,图像采用 5×5 均值滤波,敏感度为 5,阈值为 20,其中的白色叉符号是每个被判断为存在缺陷的子图像的中心,而出现叉符号的区域则被判断为

存在缺陷。

对一组包含若干不同缺陷图像的样本进行检测的结果及其与方差阈值法的比较见表 4,由表 4 可见,本文方法的识别率有所提高。两种方法都有不同程度的漏检,而本文提出方法的漏检主要来自于乳化液斑等非硬性缺陷。

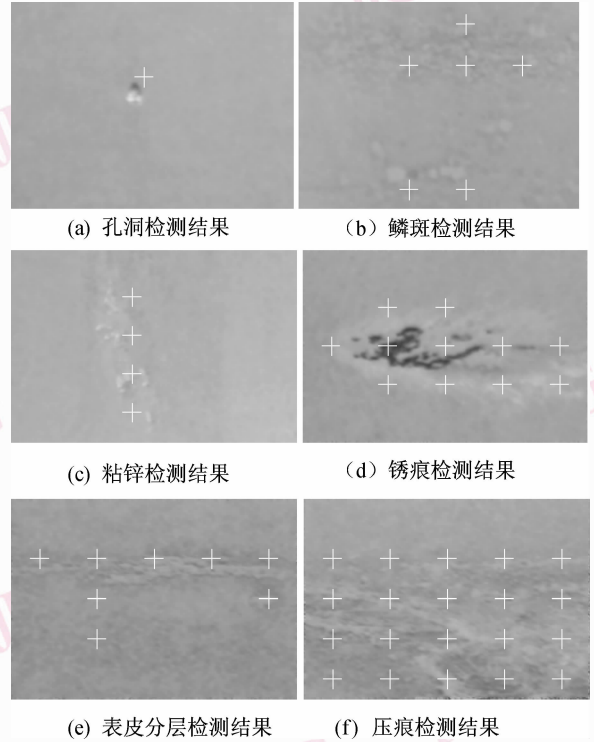


图 4 不同缺陷检测结果

Fig. 4 Detecting results of the different defects

表 4 不同检测方法结果比较

Tab. 4 Results of different detection methods

	样本数	正确数	漏检数	误检数	识别率 (%)
方差阈值法	98	82	16	7	83.67
本方法	98	84	14	5	85.71

4.2.2 实时性

实验采用的计算机硬件配置是 CPU 赛扬 M1.5GHz,内存 512MB,同时使用微软公司的 VC++ 6.0 作为编程工具,实验时,对于大小为 300×200 的不同缺陷图像,经过 5×5 均值滤波后再用此算法来计算图像的 LBP 值,其中统计 LBP 直方图的时间约 4ms,而 5×5 均值滤波的处理时间平均小于 5ms,两者之和小于 20ms。此速度能够满足一般摄像头 50fps 的图像采集速度,若将程序代码再进行优化和

使用专用的处理器,则处理速度还会提高,在实际运行中,还可以采用并行处理技术,以便能够满足现有生产线的轧制要求。

本方法尽管在检测的准确率上与方差阈值法进行比较,优势不是十分显著,但其提取出的用于缺陷判断的特征量由于包含了图像统计的和结构的双重特征,可以为后续的分类提供充足的信息,从而提高了缺陷检测分类系统的效率。采用不同的检测方法对后续工作及其系统的影响的比较结果见表5,从表5中可以看出,采用本方法可使系统的整体效率提高。

表5 不同检测方法对系统的影响比较

Tab.5 Influence on system of different detection methods

	初级检测后需要存储和传输的数据	是否需要重建缺陷图像	是否需要再次进行特征提取
现有其他方法	缺陷图像本身	是	是
本方法	LBP直方图	否	否

5 结论

本方法通过计算像素的LBP值,首先获得图像纹理的微观结构信息,然后对这些LBP值进行直方图统计来得到统计信息,由于其结果具有结构的和统计的双重性质,因此能将图像纹理的两个重要特征结合起来。整个统计结果除了可作为初级定位检测的依据外,还可以作为对缺陷做进一步分类的特征量。由于LBP统计值的数据量远小于图像本身的数据量,加之快速算法的运用,使得该方法不仅计算时间减少,同时也节省了计算机的存储空间,且避免了其他方法在后续的分类中还要进行的缺陷图像的重建过程,从而提高了整个缺陷识别分类系统的工作效率。

由于该方法具有简单性和对硬件资源的有效利用性,因此可以将其从PC机上移植到DSP等专用处理器上,以期在实际应用中取得更好的效果。

参考文献 (References)

1 Wu Ping-chuan, Lu Tong-jun, Wang Yan. Development and perspective

of automatic strip surface inspection system[J]. Iron and Steel, 2000, 35(6):70-75. [吴平川,路同俊,王炎. 系统研究现状与展望[J]. 钢铁,2000,35(6):70-75.]

- Xu Ke, Xu Jin-wu, Lu Shou-li, et al. Research on automatic surface inspection system for cold rolled strips[J]. Iron and Steel, 2000, 35(10):63-66. [徐科,徐金梧,鹿守理等. 冷轧带钢表面自动监测系统的研究[J]. 钢铁,2000,35(10):63-66.]
- Liu Zhong, Wu Jie, Zhang Hua. Design and practice of the hot strip surface quality inspection system[J]. Baosteel Technology, 2005, (6):57-61. [刘钟,吴洁,张华. 热轧带钢表面质量检测系统的工程设计与实践[J]. 宝钢技术, 2005,(6):57-61.]
- Tian Xiao-guo, Wei En-ze. New technology for strip surface quality inspection[J]. Automation & Instrumentation, 2006, (2):1-3. [田小果,卫恩泽. 带钢表面质量检测的新技术[J]. 自动化与仪器仪表, 2006,(2):1-3.]
- Xu Dao-feng. Research on the Surface Defects of Rolled Strip Based on Image Processing [D]. Ma'anshan: Anhui University of Technology, 2003. [许道峰. 基于图像处理的带钢表面缺陷研究[D]. 马鞍山:安徽工业大学,2003.]
- Yang Xue-rong. Research on Key Technique of Computer-vision Surface Inspection System for Cold Rolled Strips [D]. Chengdu: University of Sichuan, 2003. [杨雪荣. 带钢表面质量计算机视觉检测关键技术研究[D]. 成都:四川大学,2003.]
- Cheng Wan-sheng, Leng Xian-guo, Zhao Jie, et al. Research and application on a kind of realtime strip surface defect inspection system [J]. Metallurgical Industry Automation, 2006, (3):47-52. [程万胜,冷显国,赵杰等. 一种带钢表面缺陷实时检测系统的研制及应用[J]. 冶金自动化,2006,(3):47-52.]
- Mäenpää Topi. The local binary pattern approach to texture analysis—extensions and applications [M]. Oulu, Finland: Oulu University Press, 2003:26-32.
- Mäenpää T, Ojala T, Pietikainen M, et al. Robust texture classification by subsets of local binary patterns [A]. In: Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition [C], Barcelona, Spain, 3: 947-950.
- Mäenpää T, Turtinen M, Pietikainen M. Real-time surface inspection by texture[J]. Real-Time Imaging, 2003, 9(5):289-296.
- Zhou Ying-ying, Zhou Zhen-yu, Sun Ning, et al. Leukocyte classification based on an enhanced local binary pattern feature[J]. Journal of Biomedical Engineering Research, 2005, 24(4):242-246. [周颖颖,周振宇,孙宁等. 基于改进LBP特征的白细胞识别[J]. 生物医学工程研究, 2005,24(4):242-246.]
- Ojala T, Pietikainen M, Mäenpää T. Multiresolution grayscale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7):971-987.