

基于快速 l_1 算法和 LBP 算法的木材缺陷识别

熊伟俊 杨绪兵 云挺 朱正礼

(南京林业大学信息科学技术学院, 南京, 210037)

摘要: 快速 l_1 最小化算法是一种关于求解稀疏矩阵的算法, 相对于传统的主成分分析 l_2 范数, l_1 范数只需要计算图像主要特征的稀疏矩阵, 对噪声和异常项具有更好的鲁棒性, 且在木材识别领域使用较少。局部二元模式(Local binary pattern, LBP)是一种描述灰度范围纹理的算法, 对于图像特征的描述有显著的效果。本文利用 LBP 提取不同木材截面 RGB 图像三层纹理的特征, 用 l_1 算法对特征矩阵进行快速、准确的匹配, 检测出是否有缺陷, 同时通过图像分块定位缺陷的位置坐标。实验表明快速 l_1 算法结合 LBP 算子对木材缺陷定位正确率达到 0.931。

关键词: 快速 l_1 最小化算法; 局部二值模式; 识别算法; 木材缺陷

中图分类号: TP391.4; TP79 **文献标志码:** A

Automatic Wood Defect Recognition Based on Fast l_1 -Minimization Algorithm and LBP Algorithm

Xiong Weijun, Yang Xubing, Yun Ting, Zhu Zhengli

(College of Information Science and Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing, 210037, China)

Abstract: l_1 -minimization algorithm is one of the hot topics in the signal processing and optimization communities in solving the sparsest matrix. Compared with the traditional principal component analysis using l_2 norm, the l_1 norm only calculates the main characteristics matrix of the image, which is more robust to noise and abnormal data. While it is used too few in wood identification. The local binary pattern (LBP) texture analysis operator is defined as a gray-scale invariant texture measure. LBP algorithm is important in view point of pattern classification, and can be used to extract three-layer cross-sectional features of different wood RGB images data. And then a fast l_1 norm algorithm is used to implement fast and accurate identification to judge whether the wood surface has defects or not, and where defects locate. Many experiments indicate that fast l_1 algorithm combined with LBP can get correction of 0.931 for defect location in wood surface.

Key words: l_1 -minimization algorithm; local binary pattern (LBP); identify algorithm; wood defects

引言

木材是森林资源主要的木质林产品, 作为 4 大原材料中唯一可再生的资源, 木材对保障国民经济建

设和满足人们生活需要尤为重要,可以推动国民经济和社会发展^[1]。国家对林产品需求随着国家经济的增长和人们生活水平的提高越来越大。但是中国目前森林资源相对匮乏。因此在木料加工过程中让木材利用达到最大化很有必要。在实际生产中,要检测出木材中的缺陷部分,然后通过计算机控制机器剔除。传统的人工木材检测有超声波、射线和热量传递等各种方法,但是由于各种缺陷不能满足当今社会的需求。通过机器自动、准确地定位和处理木材缺陷,对于有效提高木材的利用率,减少甚至避免人为因素造成的板材浪费很有必要^[2]。

国外的一些国家,如德国和芬兰等在木材缺陷识别方面做了很多的研究,芬兰 Matti Niskanen 的机器视觉小组,就使用了自组织神经网络(Self organizing maps, SOM)聚类方法,这种方法基于木材图像的色彩和纹理特征,但是外界因素的干扰对实验识别效果影响比较大,导致实际生产中木材利用率不高^[2,3]。德国的研究者采用的技术是红外热成像,红外热成像技术的原理是缺陷和正常区域温度热量传递的速度不同,通过时间的差异来判断木材缺陷区域,但是这种方法势必导致识别时间过长,难以得到社会的大规模推广^[2]。

目前国内在木材无损检测方面,也作了很多优秀的工作。例如,基于人工神经网络的 CT 图像缺陷识别,神经网络可以智能地对 CT 图像中树皮、木结等缺陷进行识别,虽然这种方法对细小裂纹识别准确性不高,但是可以让计算机快速地识别缺陷,实现自动化^[4]。还有通过测量应力波在木材内部传播速度获取木材内部信息,结合支持向量机(Support vector machine, SVM)对山核桃和松木木材样本进行识别分类实验,对木材缺陷类型的分类准确率分别达到了 93.75% 和 95%^[5]。吴东洋等^[6]提出的基于改进的 Affinity Propagation 聚类算法,提取的是木材图像颜色矩特征,进行聚类得到不错的效果。杨铁滨等^[7]基于 BP 神经网络分类器对木材图像的小波纹理特征进行训练和测试,正确率达到了 91.3%。本文在获得木材截面图片之后,使用目前新颖的 l_1 范数稀疏表示对木材截面缺陷检测效果实验分析。

由于拍摄的木材 RGB 图像维数较高,很多特征向量对缺陷识别冗余,冗余的特征向量不利于缺陷识别。考虑到基于降维思想的 l_1 范数的稀疏表示求解算法可以尽量减少冗余特征向量的影响,可以作为实验算法。理论上,基于 l_0 范数优化的稀疏表示求解具有唯一性和鲁棒性,但是 l_0 优化算法通常是 NP 问题, l_0 优化的稀疏表示可以转化成基于 l_1 优化的稀疏表示来解决,而且也可以继承 l_0 范数的鲁棒性^[8]。传统降维方法如主成分分析(Principal component analysis, PCA)方法、线性判别分析(Linear discriminant analysis, LDA)以及 Yang 等提出的二维主成分分析(2D-Principal component analysis, 2DPCA)等都是一种基于 l_2 范数的降维方法^[9]。但是 l_2 范数容易受到图像中异常值的影响,而且当图像中噪声不满足高斯分布时, l_2 范数会失效^[10]。 l_1 范数可以充分克服 l_2 范数的缺陷之处,而且 l_1 稀疏表示在国内外诸如人脸识别等方面表现出很好的效果,目前木材缺陷识别领域, l_1 范数使用的还比较少,因此基于 l_1 范数的木材缺陷识别实验是可行的。

l_1 稀疏表示要求测试集和训练集的图像尺寸大小相同。然而拍摄的木材图像大小不一,导致训练样本需要前期处理。因此考虑到采用图像特征提取将大小不一的图像进行特征提取到统一大小的特征向量。尺度不变特征变换匹配算法(Scale invariant feature transform, SIFT)是基于局部特征的图像匹配算法,但是对图像中具有局部相似控件结构的区域容易产生相似的特征点^[11]。而基于旋转不变的 LBP 算法对图像特征提取能力很强,在人脸识别实验中对人脸特征提取表达很突出,同时能淡化不具有代表信息的其他区域^[12]。本实验结合 l_1 算法和基于旋转不变的 LBP 特征提取技术提出新的算法,采用手工切块进行识别,让计算机从木材图像数据中快速准确辨别木材缺陷及缺陷部位,可以有效地避免上述问题,识别效果较好,准确率高。

1 快速 l_1 最小化算法和 LBP 算法简介

1.1 快速 l_1 最小化算法

在压缩感知理论中, l_1 最小化可以求得一个线性欠定的方程组的稀疏解。 l_1 最小化可以归结于求欠定线性方程 $\mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{x}$ 的最小 l_1 规范解, 则

$$\min \|\mathbf{x}_1\| \text{ subject to } \mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (1)$$

如果 x_0 充分稀疏的话, 感知矩阵 \mathbf{A} 则是一个稀疏矩阵。因此 x_0 可以被明确地求出, 式(1)在传统上归类于一个线性规划问题(Linear programming, LP), 例如基追踪的信号分离。但是这些算法的计算复杂性太高, 因此要寻找一种近似的贪婪算法去求解式(1), 并且要求算法时间复杂度比 LP 要好。正交匹配跟踪(Orthogonal matching pursuit, OMP)和最小角度回归(Least angle regression, LARS)是两种比较著名的求解这个问题的算法, 但是它们在某些情况下难以计算^[13]。

准确的约束条件应该要存在一个测量误差 \mathbf{e} , 则

$$\mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{e} \quad (2)$$

假定误差项是白噪声, 这样令 $\|\mathbf{e}\|_2 \leq \epsilon$, 式(1)可以变成

$$\min \|\mathbf{x}\|_1 \text{ subject to } \|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2 \leq \epsilon \quad (3)$$

因为 l_2 范数的惩罚项是测量噪声, 可以被其他范数代替, 因此式(3)又可以转化为

$$\min \|\mathbf{x}\|_1 \text{ subject to } \|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_1 \leq \epsilon \quad (4)$$

经过 Yang^[13] 等的实验, 同伦算法(Homotopy methods)^[13] 的整体识别准确度比较高, 这里使用了这种快速 l_1 最小化算法作为本实验的主要算法。

1.2 LBP 算法简介

LBP 算法是提取图像纹理的算法, 最初由 Ojala^[14] 等提出, 是为了辅助性地度量图像的局部对比度。假设图像的局部纹理 T 的分布是局部区域内像素灰度的联合分布密度^[15], 则

$$T = t(i_c, i_0, \dots, i_{P-1}) \quad (5)$$

式中: i_c 为图像局部邻域中心像素点灰度值, i_n ($n=0, P-1$) 为 P 个等距离分布的以中心像素为圆心、半径为 R 的圆周上 n 个像素点的灰度值。从周边 i_n 减去中心像素点的值是不损失图像的纹理特征信息的, 所以联合分布可以变为

$$T = t(i_c, i_1 - i_c, \dots, i_{P-1} - i_c) \quad (6)$$

由于中心像素点的灰度值表示图像的亮度是独立的, 与当前图像的纹理无关, 而且 $i_n - i_c$ 的符号对局部纹理具有均匀亮度变化不变性, 所以式(14)可以转变为

$$T \approx t(s(i_1 - i_c), \dots, s(i_{P-1} - i_c)), s(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

给每个 $s(i_n - i_c)$ 分配权值 2^n , 得出 LBP 编码为

$$\text{LBP}_{P,R} = \sum_{n=0}^{P-1} s(i_n - i_c) \cdot 2^n \quad (8)$$

彩色图像经过 LBP 算子运算之后, 得到变换后的灰度特征矩阵。本文采用的是半径为 1 的圆周, 有 8 个相邻像素点 $\text{LBP}_{8,1}^{a2}$ 来处理分成 3 层的彩色图像, 这样的目的是保留彩色图像最全的特征信息。

2 木材图像识别预处理

2.1 木材截面图像的纹理提取

首先使用 LBP 算法提取纹理特征。实验从拍摄的木材截面图像中选用 100 张木结截图和 107 张

正常木料图像组成的训练集,要得到的结果既要能发现测试图像里是否有木结,还能判断木结在测试图像的位置。通过人工切割工具,将测试图像截取成大小相同的很多分块,利用滑块来遍历测试图像,最终达到木结定位的作用。经过多次实验发现,通过对测试集图像大小作平均值,采用 LBP 技术提取切割出不重叠的 85×75 像素区域的图像,能达到最好的效果。测试一张图像,切割不同的像素区域,识别率的变化如表 1。

2.2 测试集和训练集选取

木材截面存在变色、腐朽、油脂、木结、裂缝和虫眼等各种类型缺陷,这些缺陷会影响木材质量。因此要对木材缺陷选取训练集和测试集。在选取训练集时候尽可能选取多种类型缺陷的样本,确保测试精确性。本实验使用了 540 个木材图像作为训练样本,这些样本里有木结、裂纹和油污等特征。采用了 VTT Building Technology 拍摄提供的 Knot image database 的 438 个样本作为训练集。然后自行切割了含有油污、裂纹的图像和正常部分图像。这些图像整合到一起作为训练集,这样实验可以通过匹配位置来判断测试图像缺陷位置和缺陷类型。训练集的油脂、木结和裂缝代表性图像见图 1。

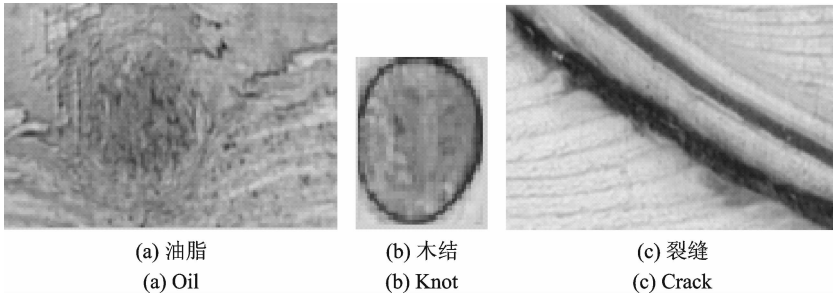


图 1 油脂、木结、裂缝的特征图像

Fig. 1 Oil, knot and crack feature images

测试图像的目的是为了通过算法识别定位缺陷位置,然后与训练图像进行快速 l_1 算法匹配运算,得到匹配程度最高的训练集位置,通过查看此位置的训练图像和测试图像块特征是否相同来判断匹配成功与否。

3 缺陷识别实验

3.1 实验准备

本实验选取的是 VTT Building Technology 拍摄提供的 Knot image database 的 438 个样本,后期增加的正常木料图像 102 张,一共 540 个样本作为训练集,实验训练集和测试集都使用了 LBP 算子进行了 RGB 三层分层提取图像特征,由于训练集和测试集的图像大小都不一样,预处理之后就可以规整为统一的 1×177 矩阵,便于计算。在这里提出一种基于快速 l_1 和 LBP 的木材缺陷识别算法。实验工具是 MATLAB 2008R。木材缺陷识别算法:

步骤 1 将选用的 540 个训练样本全部使用 $LBP_{3 \times 3}^{m2}$ 算子分 3 层提取特征,得到相同的 1×177 大小

表 1 测试图像取块大小对识别率影响

Tab. 1 Effect of size of test image blocks on recognition rate

分块大小	识别正确	识别错误	正确率
50×50	68	4	0.944
60×50	49	5	0.907
60×60	45	3	0.938
70×60	36	4	0.925
85×75	23	1	0.958

的纹理特征矩阵,转置合并成矩阵 A ,便是快速 l_1 算法中的基矩阵。

步骤 2 随机选取一张测试图像,将图像分割成 85×75 大小的块。将每个块使用相同 $LBP_{8,1}^{u_2}$ 算子分层,也提取成 1×177 大小的纹理矩阵。

步骤 3 将每一块的纹理矩阵使用快速 l_1 算法与训练成的基矩阵 A 进行匹配,得到匹配程度最高的训练集坐标。通过查找训练集坐标处图像和测试块的对比,查看计算正确性。最终得到一副测试图像对比直方图。木材缺陷识别算法的流程图如图 2 所示。

3.2 实验过程

3.2.1 木材识别实验 1

选取一张训练集内部图像,进行缺陷识别运算。来验证识别算法的准确性,首先随机打开一张训练集里面的第 5 张图,见图 3。然后使用 LBP 算子进行 RGB 三层提取特征纹理,并用快速 l_1 算法进行匹配计算。最终得到与测试集里面相似度最高的图像,见图 4。

每个点的横坐标表示切割的测试图像的顺序排列,纵坐标表示匹配到训练集中图像的编号。因此由实验可以看出在训练集里选取的图像匹配到它在训练集中相应的位置。使用所有训练集 540 张图像进行分批的匹配实验,得到整体识别率的变化见表 2。

表 2 匹配集大小的识别率

Tab. 2 Recognition of different size of matching

匹配集大小	识别正确数	识别错误数	正确率
100(缺陷)	90	10	0.900
102(正常)	96	6	0.941
438(缺陷)	398	50	0.910
540(合集)	494	56	0.914

实验结果说明,在缺陷图像纹理极其相似的情况下,即使是同一张图像,也有可能匹配到另外一张相似的图像。

3.2.2 木材识别实验 2

单张测试图像,人工切割成如图 5 所示的大小相等的块。训练集的前 438 张是缺陷图像,后 102 张是正常的图像。图 5 中横线下方表示有缺陷的图像,上方表示正常图像。因此通过图像的分割和识别坐标的对比,第 2,3,8 识别正确可以确定木结的位置坐标是宽度 $[86, 255]$,高度 $[1, 150]$ 。第 23 张可能由于木结过小,识别错误。最后得到整个识别图像结果,对应的缺陷区域,如图 6 所示。选取 2 张测试图像,进行测试实验,得到缺陷定位图 7。然后使用 SIFT 算法来代替 LBP 算子作为图像特征提取,进行一组实验,实验图像见图 8。

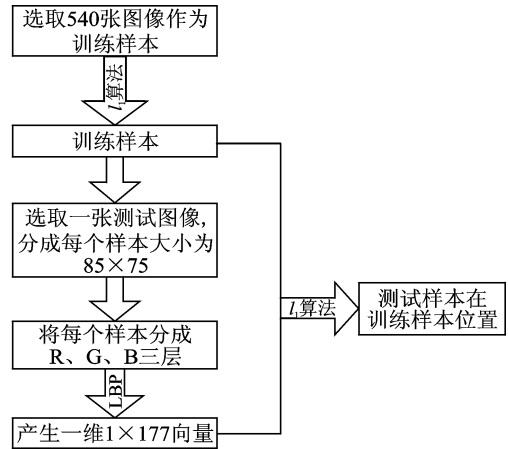


图 2 缺陷识别流程图

Fig. 2 Flow chart of defect identification

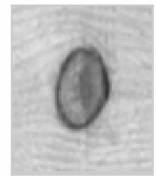


图 3 随机选取的训练图像

Fig. 3 Randomly selected images

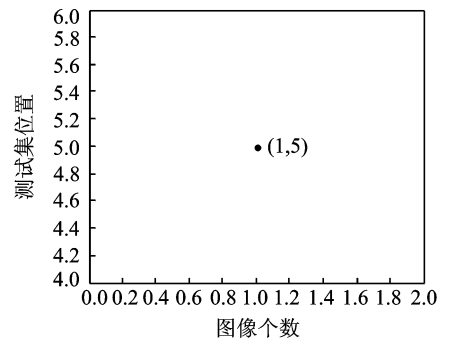


图 4 测试对比图

Fig. 4 Test contrast figure

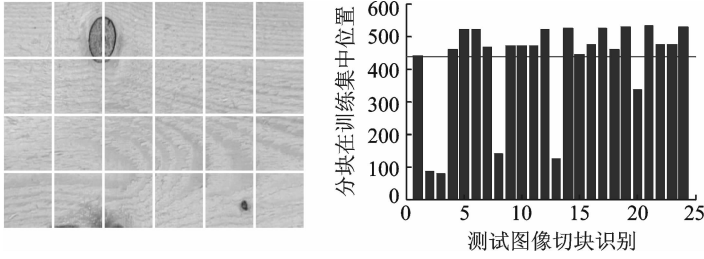


图 5 测试对比图
Fig. 5 Test contract figure

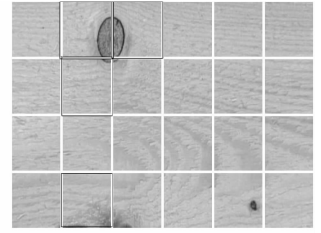
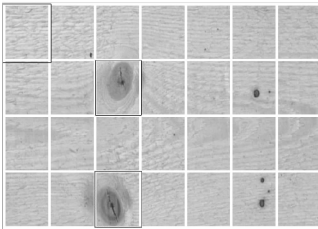
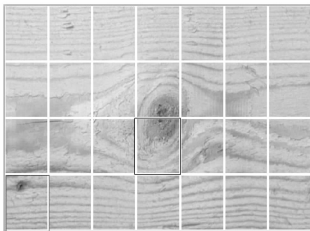
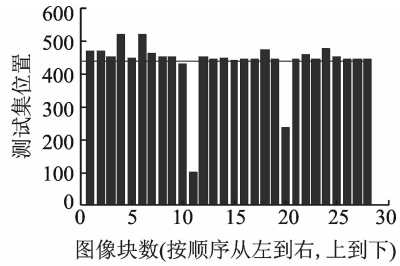


图 6 识别结果
Fig. 6 Identify results



(a) 测试图像1
(a) Test image 1



(b) 测试图像2
(b) Test image 2

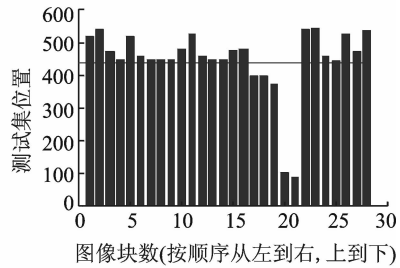
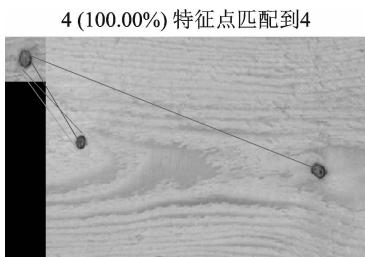
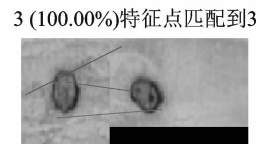
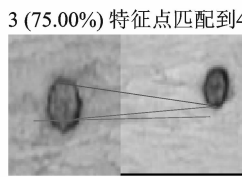


图 7 测试集识别实验
Fig. 7 Test set identification experiment



(a) 整体识别
(a) Globe recognition



(b) 切块识别
(b) Cut and recognize

图 8 基于 SIFT 特征提取实验
Fig. 8 Identification experiment based on SIFT

SIFT 算法得到图像特征点匹配,也可以得到特征点坐标。但是 SIFT 对图像中具有局部相似控件结构的区域产生相似的特征点。而且 SIFT 算法忽略了彩色信息。这样不便于后期对木材缺陷处理阶段的机器切割工作。实验共有 60 张的测试图像,给出基于 l_1 算法和 LBP 特征提取。给出前 6 组识别率见表 3。最后得到了整个实验测试的平均识别准确率 0.931。

3.2.3 木材识别实验 3

将本文的两种 l_1 最小化算法 Homotopy,OMP 对 LBP 算子提取出的图像特征点进行对比实验。首先测试训练集图像,得到 Homotopy 和 OMP 算法识别率变化见表 4。

表 3 识别率变化

表 4 训练集大小的识别率

Tab.3 Recognition rate change

Tab.4 Recognition of different size of training set

实验次数	识别正确	识别错误	正确率
1	31	4	0.886
2	23	2	0.920
3	23	5	0.821
4	32	3	0.914
5	26	2	0.929
6	27	1	0.964

识别算法	匹配集大小	识别正确	识别错误	正确率	时间/s
Homotopy	100(缺陷)	90	10	0.900	2.08
OMP		96	4	0.960	1.45
Homotopy	102(正常)	96	6	0.941	2.08
OMP		97	5	0.951	1.45
Homotopy	438(缺陷)	398	50	0.910	9.66
OMP		427	11	0.975	7.05
Homotopy	540(合集)	494	56	0.914	11.98
OMP		524	16	0.970	9.89

然后使用实验 2 测试图像 2,分别给出 Homotopy 和 OMP 算法的实验结果见图 9。由实验对比图像可以看出,在木材纹理差别比较小的情况下,OMP 算法识别误差比 Homotopy 算法大,实验测试了 60 组测试图像,给出 9 张测试图像两种算法识别率变化如图 10 所示。

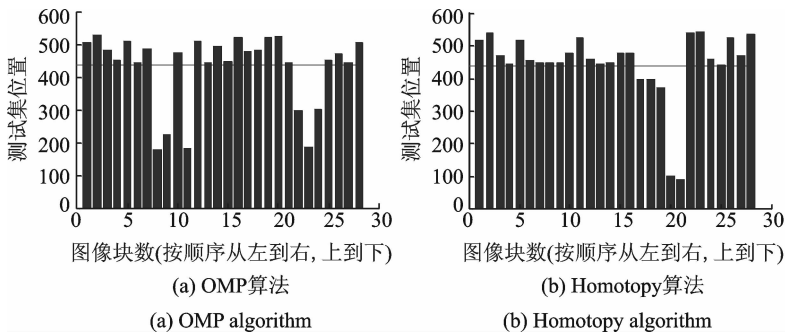


图 9 l_1 算法对比实验图

Fig.9 l_1 algorithm contrast experiment

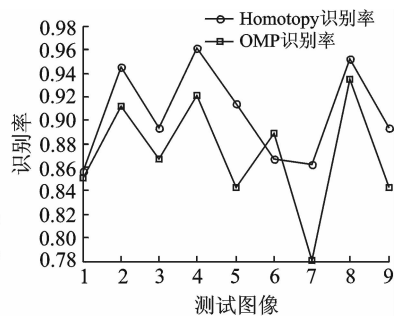


图 10 l_1 算法对比识别率图

Fig.10 Contrast recognition rate of l_1 algorithm

由实验结果表看出 OMP 算法在测试训练集图像时,在时间和识别率上优于 Homotopy 算法。但是测试图像噪声比较大的情况下,图 10 测试图像实验 OMP 算法性能却低于 Homotopy 算法,这说明 Homotopy 的稳定性比较好。

4 结束语

目前快速 l_1 算法在诸如人脸识别领域中有十分优秀的表现。而在木材缺陷识别领域,还没有得到广泛的使用。因此本实验利用一种快速 l_1 算法对 LBP 算子提取不同木材截面的彩色图像纹理特征,快速准确地检测出缺陷类型以及缺陷的位置坐标。训练集使用 VTT Building Technology 拍摄并提供的

有缺陷节子集和木材图像集 438 张和自行切割的正常图像 102 张。快速 l_1 算法将 LBP 和 SIFT 对彩色图像的三层纹理提取出纹理特征的图像经过不同 l_1 算法的交叉实验。实验结果表明, l_1 范数具有良好的效果并可以应用于实际生产。以后的工作的重点是:

(1) 缺陷的识别错误仍然存在, 需要提高识别率。

(2) 改进算法提高时间、空间复杂度, 并且实验图像分块的边界区域会有丢失, 这样对边界的缺陷识别将会存在问题。

(3) 实验选取只有一种木材的图像, 没有测试木材质地种类对实验结果的影响。这些对于应用到实际的生产都是需要考虑的因素。

参考文献:

- [1] 谭秀凤. 中国木材供需预测模型与发展趋势[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2011: 1.
Tan Xiufeng. The forecast model and development trend for China timber supply and demand[D]. Beijing: The Chinese Academy of Forestry, 2011: 1.
- [2] 张召, 业宁, 业巧林. 基于纹理提取和 SVM 技术的自动木材缺陷识别[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(23): 219-223.
Zhang Zhao, Ye Ning, Ye Qiaolin. Automatic wood defects recognition based on texture extraction and support vector machine technology[J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(23): 219-223.
- [3] Matti N, Silv O, Kauppinen H. Color and texture based wood inspection with nonsupervised clustering[C]// COST Action E10 Work Shop Wood Properties for Industrial Use. Espoo, Finland: [s. n.], 2002: 1-3.
- [4] 王欣, 申世杰. 木材无损检测研究概况与发展趋势[J]. 北京林业大学学报, 2009, 31(1): 202-205.
Wang Xin, Shen Shijie. Advances in non-destructive testing for lumber[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2009, 31(1): 202-205.
- [5] 王再超, 李光辉, 冯海林, 等. 基于应力波和支持向量机的木材缺陷识别分类方法[J]. 南京林业大学学报: 自然科学版, 2015, 39(3): 130-136.
Wang Zaichao, Li Guanghui, Feng Hailin, et al. A method of wood defect identification and classification based on stress wave and SVM[J]. Journal of Nanjing Forestry University: Natural Sciences Edition, 2015, 39(3): 130-136.
- [6] 吴东阳, 业宁, 徐波, 等. 基于改进的 Affinity Propagation 聚类的木材缺陷识别[J]. 工程数学学报, 2012, 29(4): 600-606.
Wu Dongyang, Ye Ning, Xu Bo, et al. Wood defect recognition based on an advanced AP clustering[J]. Chinese Journal of Engineering Mathematics, 2012, 29(4): 600-606.
- [7] 杨铁滨, 侯玉婷, 刘一星, 等. 基于图像的木材机械加工表面质量评价研究[J]. 森林工程, 2015, 31(1): 60-62.
Yang Tiebin, Hou Yuting, Liu Yixing, et al. Image-based evaluation of machining wood surface quality[J]. Forest Engineering, 2015, 31(1): 60-62.
- [8] 陈爽. 多变化人脸图像识别技术的研究与实现[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2015: 25.
Chen Shuang. Research and application on multi-variant face recognition[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2015: 25.
- [9] 郑豪. 基于 l_1 范式的分块 2DPCA 人脸识别方法[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(6): 666-670.
Zheng Hao. Method of face recognition based on l_1 -norm and block two-dimensional principal component analysis[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2011, 26(6): 666-670.
- [10] 赵海峰, 于雪敏, 邹际祥, 等. 基于 l_1 范数主成分分析的颅脑图像恢复[J]. 计算机技术与发展, 2014, 24(1): 231-234.
Zhao Haifeng, Yu Xuemin, Zou Jixiang, et al. Cerebral image recovery based on l_1 -norm principal component analysis[J]. Computer Technology and Development, 2014, 24(1): 231-234.
- [11] 刘佳, 傅卫平, 王雯, 等. 基于改进 SIFT 算法的图像匹配[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(5): 1108-1111.
Liu Jia, Fu Weiping, Wang Wen, et al. Image matching based on improved SIFT algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(5): 1108-1111.

- [12] 盖健. 基于旋转不变 LBP 的图像集人脸识别算法[D]. 沈阳: 吉林大学, 2015:19.
Gai Jian. Face recognition algorithm of image sets based on rotation invariant LBP[D]. Shenyang: Jilin University, 2015:19.
- [13] Yang A, Ganesh A, Sastry S. Fast l_1 -minimization algorithms and an application in robust face recognition: A review[D]. Berkeley: California Electrical Engineering and Computer Sciences University, 2010:4.
- [14] Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7):971-987.
- [15] 王月华. 基于 LBP 的特征空间研究及其在自动人脸识别中的应用[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2006.
Wang Yuehua. Research on LBP-based feature space and its application for automatic face recognition[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2006.

作者简介:



熊伟俊(1992-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 模式识别、图像处理, E-mail: 1051273636@qq.com。



杨绪兵(1973-), 男, 副教授, 研究方向: 模式识别。



云挺(1980-), 男, 副教授, 研究方向: 数字图像处理、模式识别。



朱正礼(1966-), 男, 教授, 研究方向: 计算机网络、图像处理。

