

文章编号:1001-9081(2010)06-1597-05

## 基于自适应LBP和SVM的织物疵点检测算法

付蓉<sup>1,2</sup>, 石美红<sup>1</sup>

(1. 西安工程大学 计算机科学学院, 西安 710048; 2. 西安电子科技大学 电子工程学院, 西安 710075)

(angelinmay@126.com)

**摘要:**为准确提取不同种类织物纹理的特征,提出一种新的纹理特征描述方法——自适应局部二值模式(ALBP)。该方法为不同纹理结构创建相应的主要概率模式子集,避免了均匀局部二值模式(ULBP)使用同一模式集描述不同纹理而导致的描述不准确问题。在该算法基础上构建一种基于支持向量机(SVM)的织物疵点检测算法,将疵点检测问题转化为分类问题。实验结果证明,该算法不仅保持了传统局部二值模式(LBP)的旋转不变、多分辨率等特点,而且疵点检测结果在视觉上更加清晰、误检率更低、适用范围更广,SVM的优秀分类性能也有效地提高了疵点检测的准确率。

**关键词:**局部二值模式;支持向量机;图像分割;疵点检测

**中图分类号:** TP391.4 **文献标志码:** A

## Fabric defect detection based on adaptive LBP and SVM

FU Rong<sup>1,2</sup>, SHI Mei-hong<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an Shaanxi 710048, China;

2. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an Shaanxi 710075, China)

**Abstract:** An advanced local binary patterns method was proposed to describe the main image features. Adaptive Local Binary Patterns (ALBP) method selected the frequently occurring patterns to construct the main pattern set, which avoids using the same pattern set to depict different texture structures in the traditional uniform local binary patterns. Based on the proposed method, an effective fabric defect detection algorithm of Support Vector Machine (SVM) was designed. First, the features of the training samples were extracted according to the set and were fed to SVM. Then the testing image was equally divided into detection windows from which ALBP features were also extracted and were classified by the trained SVM model. The experiments exhibit the detection effect of the proposed method is comparatively better than traditional LBP in terms of visual effect and detection accuracy.

**Key words:** Local Binary Pattern (LBP); Support Vector Machine (SVM); image segmentation; defect detection

### 0 引言

在纺织品生产中,织物疵点检测是质量控制的一个重要环节。据估计,织物疵点会导致织物价值下降约45%~65%<sup>[1-2]</sup>。传统疵点检测主要由专业人员依据个人经验手工完成,效率低下且容易受到工作环境、自身生理和心理等因素的影响,具有很强的主观性,因此开发一种快速、有效、可靠、实时的疵点检测系统成为迫切需要解决的问题。

近年来,出现了很多疵点检测的方法,与人眼视觉过程近似的小波<sup>[3]</sup>和Gabor<sup>[4]</sup>是近期提出的重要方法<sup>[5]</sup>,这两种方法都具有多尺度、多分辨率的特点,非常适合检测尺度不同的疵点。但这两种方法都比较复杂,计算量大,并不适合大规模生产中对疵点检测实时性的要求<sup>[6]</sup>。文献[6]提出了基于均匀局部二值模式<sup>[7]</sup>(Uniform Local Binary Patterns, ULBP)的疵点检测算法,该算法比较简单,但算法的实现有一个严格的限制条件,即只有在非均匀模式的发生概率小于1%的情况下,该算法才能达到文献[6]所述的检测精度。经过分析发现,均匀二值模式对应的是边缘弯曲度不大的纹理<sup>[8]</sup>,但织物的纹理多种多样,因此文献[6]算法对织物的选择有很大

的局限性。

本文提出了一种有效的疵点检测方法,该方法建立在新的特征提取算法——自适应局部二值模式(Adaptive Local Binary Patterns, ALBP)的基础之上。ALBP避免了ULBP使用单一模式集描述不同纹理结构的问题,而是根据图像纹理结构不同,自适应地选择发生最频繁的模式构建模式集,根据该模式集所提取的特征能够更贴切地描述纹理信息。使用该算法提取无疵点和有疵点训练样本的特征,并将这两类特征用于训练支持向量机(Support Vector Machine, SVM)<sup>[9]</sup>模型,得到两类样本之间的最优分类面,对6种常见的疵点进行检测,实验证明基于上述方法的疵点检测准确率更高。

### 1 自适应局部二值模式

#### 1.1 局部二值模式

局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)<sup>[7,10]</sup>的主要思想是将邻域作为一个处理单元,以中心像素灰度作为阈值,与该像素邻域中的其他像素对比,如果大于中心像素的灰度,则对应邻域像素置为1,否则置0,得到0-1交替的二进制序列,为每一个元素分配一个权重因子 $2^i$ ,LBP算子从一个二进制

收稿日期:2009-12-15;修回日期:2010-03-25。

基金项目:陕西省科技厅13115科技创新工程项目(2008ZDKG-36);陕西省教育科技项目(05JC13)。

作者简介:付蓉(1977-),女,陕西西安人,讲师,博士研究生,主要研究方向:模式识别、计算机智能信息处理、图像处理;石美红(1956-),女,陕西西安人,教授,主要研究方向:图像处理、织物疵点检测。

序列转换为一个确切的十进制数即为中心像素的 LBP 特征。

$$\begin{cases} \text{LBP}_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} u(g_i - g_c) 2^i \\ u(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $g_c$  表示中心像素灰度值,  $g_i$  表示邻域像素,  $P$  表示邻域中元素个数,  $R$  表示邻域半径。当纹理旋转时, 式(1) 也会产生不同的  $\text{LBP}_{P,R}$  值, 例如 11111110 与 11111101。实际上, 如果一个 LBP 的值可以由另一个旋转得到, 那么这两个 LBP 邻域空间应该视为一致的, 因为它们所描述的局部空间结构一致。为了消除旋转所带来的影响, 使用式(2) 旋转不变的 LBP<sup>[7]</sup>。式(2) 表示一个标准  $\text{LBP}_{P,R}$  算子旋转  $P-1$  次后从中选择值最小的作为  $\text{LBP}_{P,R}^i$  算子。例如: 11111110 与 11111101 经过式(2) 处理得到的旋转不变的序列都是 01111111。

$$\text{LBP}_{P,R}^i = \min(\text{Cir}(\text{LBP}(P,R), i)); i = 0, 1, \dots, P-1 \quad (2)$$

为了更进一步简化 LBP 算子, 提出了均匀 LBP 算子的概念<sup>[7]</sup>。假设  $U$  表示 LBP 算子中 0 到 1 或 1 到 0 的变化次数, 如果在一个  $\text{LBP}_{P,R}$  算子中 0-1 变化不超过 2 次, 则称其为均匀 LBP<sup>[7]</sup>, 简称为 ULBP。

$$\text{LBP}_{P,R}^{i,u2} = \begin{cases} \sum_{i=0}^{P-1} u(g_i - g_c), & U \leq 2 \\ P+1, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式(3) 表示当  $U \leq 2$  时, 用邻域中 1 出现的次数作为中心像素的 ULBP 值; 否则, 统一使用  $P+1$  作为中心像素的 ULBP 值。例如 01111110 符合  $U \leq 2$ , 所以其 ULBP 值为 5, 而 01010101 不符合, 则其 ULBP 值为  $P+1=9$ 。

文献[6] 中只考虑了  $U \leq 2$  的均匀模式, 为了保证 ULBP 特征能够对织物纹理具有一定的代表性, 该文提出了一个非常严格的条件: 均匀模式的发生概率必须占所有的模式发生概率的 99% 以上。对纹理形状进行分析发现,  $U \leq 2$  的均匀模式对应的是边缘弯曲度不大的纹理, ULBP 能够很好地捕捉这类纹理的信息; 但对于具有大量复杂形状的纹理来说, 由于包含了很多边缘弯曲度很高的形状, 例如十字形和 L 形的纹理等, 尽管这些形状蕴含了主要纹理特征信息, 但因为不满足条件  $U \leq 2$ , 因此都被归入非均匀模式, 不被考虑为图像的特征, 这些模式所蕴含的纹理信息也随之消失。织物的纹理多种多样, 因此 ULBP 并不适合所有织物纹理的特征描述。

## 1.2 自适应局部二值模式

ALBP 选择频繁发生的模式来构建主要概率模式子集, 避免了均匀局部二值模式使用同一模式集描述不同纹理结构而导致的描述不准确问题。圆形邻域的 LBP 算子对那些不能恰好落在邻域位置的点, 通过插值计算来获取其坐标位置<sup>[7]</sup>, 增加了计算的复杂度, 并不符合织物检测的实时性要求; 另外有图案和无图案的织物都可看作是由方形的纹理单元重复所构成, 所以在本文的方法中, 采用方形的邻域<sup>[6]</sup> 作为 ALBP 处理单元, 称为 ALBP 掩模, 其中  $P$  表示邻域

中像素个数,  $L$  表示 ALBP 掩模的宽和高, 图 1 是  $\text{ALBP}_{8,3}$  的示例。

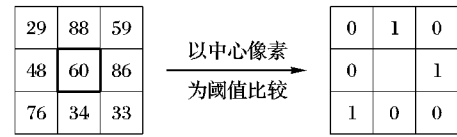


图1 ALBP 方形邻域 ( $P=8, L=3$ )

基于 ALBP 的特征提取算法包括确定 ALBP 算子的主要模式集和基于主要模式集的特征提取两个主要步骤。对于一种织物来说主要模式集的确定只需要运算一次, 得到的模式集即可被用于该类织物的特征描述。LBP 的每一种模式都用一个 LBP 值来标识, 发生概率高的模式蕴含了图像的主要纹理信息, 这些模式的发生概率就是图像的特征。虽然 ULBP 不能充分地捕捉纹理信息, 但是也没有必要为了不遗漏任何特征信息而使用所有的模式。正如文献[7] 中指出: “图像中不同模式的发生概率各不相同, 甚至其中有些模式根本不会出现。” 因此, 本文选择发生概率高的模式作为特征, 不但避免了只使用 ULBP 导致的特征描述不充分, 也避免了使用所有的模式而带来的冗余问题。ALBP 算法设计如下:

**第 1 步 确定主要概率模式集** 假设训练集有  $M$  幅图像, 每幅图像有  $N$  个点, 当 LBP 掩模的宽为  $L$ 、邻域像素个数为  $P$  时, 有  $Q$  种 LBP 模式。获取图像在旋转不变情况下 LBP 的直方图  $H$ ,  $M$  幅图像的直方图求和后归一化, 用  $1 \times Q$  维的矩阵  $\text{Sum}H$  表示; 按模式的发生概率降序排序, 排序后的矩阵从最高到最低累加求和, 选择和恰好大于等于 90% 的前  $G$  ( $G < Q$ ) 个模式的 LBP 值作为特征选择的依据, 这  $G$  个模式的模式值及其相应的模式发生概率即构成主要概率模式集  $\text{SubLBP}$ 。

**第 2 步 提取 ALBP 特征。** 计算待测图像的旋转不变 LBP 直方图  $H$ , 按上一步所确定的  $G$  个模式, 从  $H$  中分别提取对应的  $G$  个元素的发生概率作为 ALBP 特征。

## 2 基于 SVM 的疵点检测算法

SVM 的主要思想是建立一个超平面, 使两类样本之间距离分离面的间隔最大<sup>[9]</sup>。基于 SVM 的疵点检测可以归结为

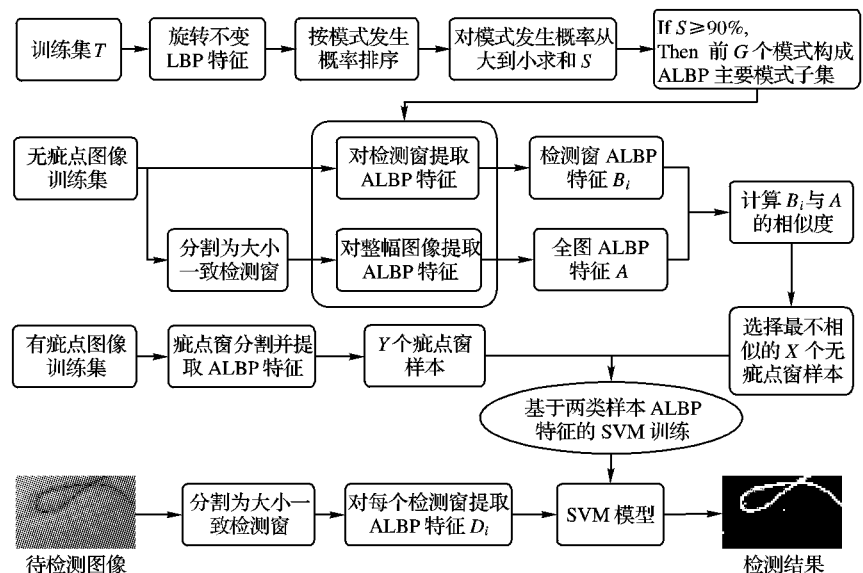


图2 基于 ALBP 和 SVM 的织物疵点检测算法流程

训练和测试两个步骤,如图2所示。首先使用 $X$ 个无疵点样本(类别标记为0)和 $Y$ 个有疵点样本(类别标记为1)训练SVM模型,然后将待测织物图像分割为大小相同的窗并提取ALBP特征,通过训练好的SVM模型对测试样本进行分类,如果被标记为0,则为无疵点窗;否则为有疵点窗,从而将疵点检测问题转化为SVM的分类问题。

### 2.1 SVM模型训练

为了能够对待测的织物进行疵点检测,先要用同类织物的无疵点样本和有疵点样本对SVM进行训练,以得到两类样本之间的最优分类面。将整幅无疵点图像分割成大小为 $W \times W$ 的窗(见图3),从中选择无疵点样本;从有疵点图像中分割出同样大小的含有疵点的部分作为有疵点样本。对这两类样本分别提取ALBP特征后用于SVM的训练。

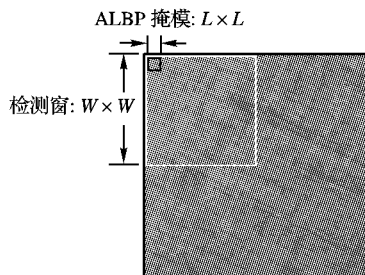


图3 疵点检测窗与ALBP掩模

为了保证每个检测窗蕴含丰富的特征信息,检测窗应该足够大,一般应保证一个检测窗中至少有100个ALBP掩模。假设ALBP掩模的大小为 $L \times L$ (见图3),则 $W$ 应满足:

$$(W - L + 1)^2 \geq 100 \quad (4)$$

由于本文实验使用3种分辨率的ALBP掩模:ALBP<sub>8,3</sub>、ALBP<sub>16,5</sub>和ALBP<sub>24,7</sub>,其中 $L$ 最大为7,则由式(4)得到 $W \geq 16$ , $W$ 越小,检测效果越精确,检测窗个数越多,取 $W$ 最小值16,则检测窗大小为 $16 \times 16$ 。将检测窗的所有ALBP掩模的值求和、归一化得到该检测窗的ALBP算子。

训练样本的选择是SVM分类正确率的重要因素,具有代表性的支持向量起决定性作用<sup>[11]</sup>,距离分类面较远的样本对分类面的确定影响不大,而距离分类面近的样本则对分类面的划分很重要。为了用更少的样本得到更优的分类面,对无疵点类的样本选择进行改进。将ALBP算子用于整幅无疵点图像以获取 $G$ 维的参考特征向量 $A$ 。然后将图像分割为互不重叠且大小均为 $W \times W$ 的窗,计算每个检测窗的ALBP算子。对于属于无疵点类的窗来说,距离分类面近的样本实际上是与整幅无疵点图像相似度较低且与有疵点图像距离较近的样本。若一幅图像有 $n$ 个检测窗,设第 $i$ 个检测窗的ALBP算子为 $B_i$ ,与整幅无疵点图像的ALBP算子 $A$ 采用Chi-square统计量进行相似度比较:

$$K_{\min} = X^2(B_i, A) = \sum_{j=1}^G \frac{(B_{ij} - A_j)^2}{B_{ij} + A_j}; i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

其中: $G$ 为ALBP特征所选择的模式数, $j$ 表示第 $j$ 个模式, $B_{ij}$ 表示第 $i$ 个检测窗的第 $j$ 个模式。 $K_{\min}$ 越小表示第 $i$ 个检测窗与整幅图像越接近,从中选择最不相似的 $X$ 个检测窗作为无疵点窗训练样本。将 $X$ 个无疵点样本类别标记为0, $Y$ 个有疵点训

练样本类别标记为1,用以训练SVM模型。

### 2.2 疵点检测

疵点检测的过程实际上就是SVM对待测样本进行分类的过程。在疵点检测阶段,为了提高检测的准确率,可以将检测图像分割为重叠的、大小为 $16 \times 16$ 的检测窗。检测窗移动的步长越小,重叠区域越多,准确率会更高,但是计算时间也随之增加,考虑到检测精度和系统对实时性要求,本文采用 $W/2$ 作为移动步长。

对待测图像的第 $k$ 个检测窗提取ALBP算子 $D_k$ ,送入SVM分类器进行分类:如果分类结果为0则表示该窗属于无疵点窗,则将该窗对应区域置为黑色;1则表示该窗属于有疵点类,其对应区域被置为白色。

## 3 实验结果与分析

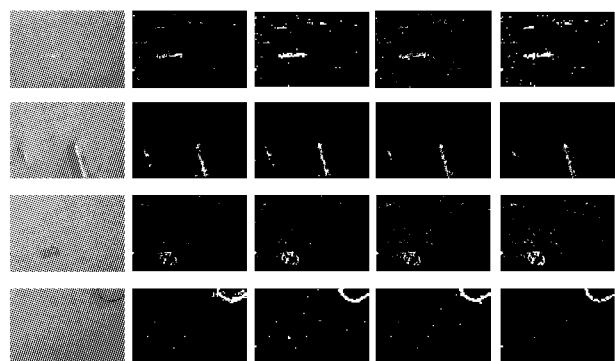
为了验证算法的有效性,在织物图库选择常见的6类疵点图像用于实验:双纱、漏纱、破损、纬松、跳花、结头,每幅图像大小为 $768 \times 512$ 。实验包含了3个方面:人眼对疵点的感知最为准确,因此从视觉方面比较各种方法的分割结果;为了能够对检测结果进行量化分析,将专家手工检测的结果与算法自动检测结果进行比较,使用错误检测率进行定量分析;最后对算法的计算复杂度进行了对比。

### 3.1 视觉效果比较

实验分为两组进行。

第1组 满足ULBP条件的图像。

对该组图像分别使用ALBP<sub>8,3</sub>、ALBP<sub>16,5</sub>、ULBP<sub>8,3</sub>和ULBP<sub>16,5</sub>提取特征进行疵点检测,检测结果如图4。从图4中可看出,当满足条件时,ULBP与ALBP的疵点检测效果近似,这是因为从图像所提取的主要模式基本都是均匀模式,因此ULBP也能够准确描述图像的特征。



(a) 原图 (b) ALBP<sub>8,3</sub> (c) ALBP<sub>16,5</sub> (d) ULBP<sub>8,3</sub> (e) ULBP<sub>16,5</sub>  
图4 满足ULBP条件图像的疵点检测结果

第2组 不满足ULBP条件的图像。

该组图像的均匀模式发生概率均不能达到文献[6]的要求,则疵点检测结果如图5。从图5中可看出ALBP的疵点检测效果明显优于ULBP。这是由于该组图像不满足文献[6]的条件,则有部分具有图像特征的模式被ULBP直接归于不均匀模式,不作为疵点检测特征;而ALBP不考虑模式是否是均匀的,只考虑模式发生概率,因此ALBP描述的特征更准确,疵点检测效果更好。



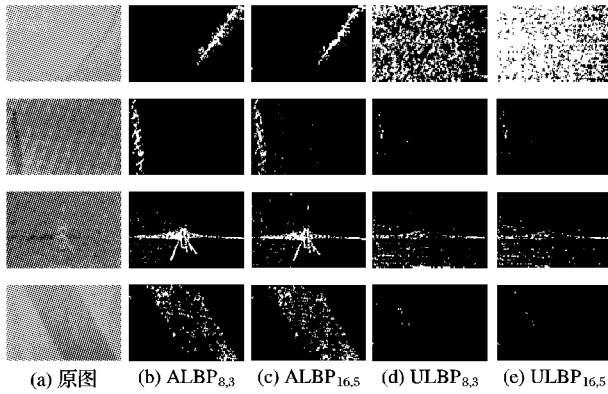


图5 不满足 ULBP 条件图像的疵点检测结果

### 3.2 误检率

另外一个衡量疵点检测算法的尺度就是误检率,定义如下:

$$R_{\text{error}} = \frac{E_{\text{free}} + E_{\text{defect}}}{N_{\text{all}}} \quad (6)$$

其中: $R_{\text{error}}$  表示疵点检测错误率,错误率越低、检测效果越好; $N_{\text{all}}$  表示图像分割后互不重叠的检测窗总数; $E_{\text{free}}$  表示将无疵点窗误检为有疵点窗的数量; $E_{\text{defect}}$  表示将有疵点窗错误判断为无疵点窗的数量。

按照 2.1 节所述方法使用 100 个有疵点样本和改进后算法挑选的 20 个无疵点样本训练 SVM 模型,然后对 6 类(每类 300 幅)疵点图像进行检测。

第 1 组 满足文献条件。当测试集图像满足文献[6]中 ULBP 的限制条件的情况,相同分辨率下 ALBP 和 ULBP 对 6 类疵点检测效果近似,如表 1 所示,疵点检测的准确率都较高。

表1 按条件所选择图像的疵点检测错误率 %

疵点种类	ALBP <sub>8,3</sub>	ALBP <sub>16,5</sub>	ALBP <sub>24,7</sub>	ULBP <sub>8,3</sub>	ULBP <sub>16,5</sub>	ULBP <sub>24,7</sub>
跳花	1.93	3.89	2.94	2.79	4.11	3.13
结头	3.01	2.91	3.26	5.52	6.38	5.22
纬松	3.82	3.33	3.12	4.71	4.55	3.93
双纱	3.99	3.39	4.76	6.37	5.36	4.18
破损	4.23	4.01	6.01	5.10	5.22	5.32
漏纱	4.22	3.16	2.25	5.40	3.45	3.15
平均值	3.53	3.48	3.89	4.98	4.85	4.16

第 2 组 随机选择。当不考虑限制条件,随机在织物库中选择织物图像时,6 类疵点图像的检测错误率均值如表 2 所示,ALBP 仍保持很低的错误检测率,而 ULBP 的错误检测率则增加到 10%,同一分辨率 ALBP 的错误率平均比 ULBP 降低约 6%。实验说明,ALBP 不仅疵点检测效果能够达到 96% 以上,而且对织物的选择没有限制,使用范围更广。

表2 随机选择图像的疵点检测错误率 %

疵点种类	ALBP <sub>8,3</sub>	ALBP <sub>16,5</sub>	ALBP <sub>24,7</sub>	ULBP <sub>8,3</sub>	ULBP <sub>16,5</sub>	ULBP <sub>24,7</sub>
跳花	2.17	1.76	2.51	10.25	9.98	7.98
结头	4.45	2.88	3.05	11.38	9.20	8.16
纬松	3.28	3.27	2.58	14.09	12.16	9.21
双纱	3.19	2.86	4.12	9.78	13.33	6.33
破损	3.23	2.55	3.77	8.59	10.48	7.48
漏纱	4.11	3.21	3.07	11.81	9.21	9.21
平均值	3.41	2.76	3.18	10.98	10.73	8.06

本文使用 SVM 来实现疵点检测,文献[6]则使用单一阈值来判断疵点。首先将无疵点图像分割为大小相同的窗并提取 ALBP 特征,与整幅无疵点图像的 ALBP 特征进行相似度比较(如式(5)所示),从中选出最不相似的窗作为判断阈值:

$$T = \max(K_{\text{Train}}); j = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

与文献[6]相比,基于 SVM 的疵点检测算法将疵点检测问题转化为 SVM 的分类问题来解决,充分利用了 SVM 优秀的分类性能,实验证明在使用 ALBP 作为特征提取算法的前提下,本文所提出算法的错误检测率平均降低约 4%。这是由于在生产过程中使用 CCD 摄像头拍摄织物图像,标准图像与实时图像有一定误差,另外随外界环境变化,还存在一定灰度误差,使用单一阈值法有一定的局限性。

表3 SVM 与单一阈值的疵点检测错误率比较 %

疵点检测方法	ALBP <sub>8,3</sub>	ALBP <sub>16,5</sub>	ALBP <sub>24,7</sub>
SVM	3.41	2.76	3.18
单一阈值	7.59	6.82	6.15

### 3.3 计算复杂度分析

当检测窗大小、移动步长、分辨率一致的情况下,ALBP 与 ULBP 在疵点检测过程中的算法复杂度近似:LBP 掩模在检测窗中移动时,ULBP 要通过遍历整个邻域比较 0-1 变化次数来判断 LBP 掩模是否是均匀模式,如果是均匀模式还需要再次遍历邻域来获取 1 的个数,而 ALBP 则需要计算 LBP 掩模的模式值。

由于 ULBP 对任何纹理结构都使用同一种模式概率集合,所以无需提前训练;而本文所提出算法为了使用不同概率模式子集更加精确地描述不同纹理结构,所以在检测疵点前需要先通过模式训练以得到主要概率模式子集,但模式训练过程可脱机完成,无实时性要求且对于同一种纹理的织物只需执行一次,疵点检测过程中直接使用该模式集合无需再次计算,所以对疵点检测过程的实时性并无影响。

另外主要概率模式子集的获取证明是一个线性过程,计算复杂度并不高:设训练集有  $T$  幅图像,每幅图像大小为  $m \times n$ ,LBP 掩模邻域元素个数为  $P$ ,为了得到旋转不变的 LBP 特征,每个像素需要旋转  $P$  次,则在一幅图像中需旋转  $O((m - P + 1) \times (n - P + 1) \times P)$  次;整个训练集图像求和,算法复杂度为  $O(T)$ ,为了得到主要概率模式子集,需要对模式进行排序,当邻域像素个数为  $P$  时,不同的模式值共有  $2^P$  个排序的算法复杂度  $O(2^P \lg 2^P) = O(P \times 2^P)$ 。整个训练过程的算法复杂度为:

$$S = O((m - P + 1) \times (n - P + 1) \times P) + O(T) + O(P \times 2^P) \quad (8)$$

$P$  在本文中取 8、16、24, $T$  取 100, $m$  为 768, $n$  为 512,对于计算能力每秒以亿次为单位的 CPU,训练过程非常快,并不影响系统的实时性。

## 4 结语

本文提出一种根据不同纹理结构自适应地选择主要特征模式集的局部二值模式算法 ALBP,并在该算法基础上设计

了基于SVM的织物疵点检测算法。ALBP使用发生概率高的模式子集作为特征,从而保证了特征描述的准确性,同时避免了传统ULBP使用单一模式集合描述不同纹理结构。在疵点检测中引入SVM将疵点检测转化为分类问题,并改进了无疵点样本的选择。该算法不仅保持了LBP旋转不变的特征和多分辨率的特性,另外与ULBP必须满足限制性条件相比,ALBP对待测图像没有任何限制条件,因此适用范围更广泛,SVM在分类上的良好性能也有效地提高了疵点检测的准确率。

#### 参考文献:

- [1] CHO C S, CHUNG B M, PARK M J. Development of real-time vision-based fabric inspection system [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2005, 52(4): 1073 – 1079.
- [2] AJAY K. Computer-vision-based fabric defect detection: a survey [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, 55(1): 348 – 363.
- [3] GUAN SHENGQI, SHI XIUHUA. Fabric defect detection based on wavelet decomposition with one resolution level [C]// *International Symposium on Information Science and Engineering*. Washington, DC: IEEE, 2008, 1: 281 – 285.
- [4] ALIMOHAMADI H, AHMADYFARD A, SHOJAEI E. Defect detection in textiles using morphological analysis of optimal Gabor wavelet filter response [C]// *International Conference on Computer and Automation Engineering*. Washington, DC: IEEE, 2009: 26 – 30.
- [5] 石美红, 付蓉, 毛江辉, 等. 一种自适应织物疵点图像分割的方法[J]. *东华大学学报: 自然科学版*, 2007, 33(6): 743 – 750.
- [6] TAJERIPOUR F, KABIR E, SHEIKHI A. Fabric defect detection using modified local binary patterns [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2008, 2008(1): 1 – 12.
- [7] OJALA T, PIETIKAEINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 24(7): 971 – 987.
- [8] LIAO S, LAW W K, CHUNG C S. Dominant local binary patterns for texture classification [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(5): 1107 – 1118.
- [9] TEFAS A, KOTROPOULOS C, PITAS I. Using support vector machines to enhance the performance of elastic graph matching for frontal face authentication [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(7): 735 – 746.
- [10] MAENPAA T, OJALA T, PIETIKAEINEN M, *et al.* Robust texture classification by subsets of local binary patterns operators [C]// *International Conference on Pattern Recognition*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2000: 947 – 950.
- [11] 孙雪燕, 李明, 张亚芬. 基于PCA和多约减SVM的多级说话人辨识[J]. *计算机应用*, 2008, 28(1): 127 – 130.

(上接第1589页)

## 5 结语

由于极化SAR图像固有的相干斑噪声,很难分割出精确的结果,所以本文提出了一种基于最小割的极化特征分割方法。该方法充分利用极化SAR的多个极化特征,采用能够考虑图像全局信息的最小割方法进行图像的最终分割,这样避免K均值聚类只针对局部信息所产生的误分隔。而且通过结合MRF模型克服了Wishart分类过于依赖数据的统计先验知识而无法得到准确的分割结果的缺点,且分割速度较快,基本能达到实时性的要求。然而本文只采用了两个极化特征进行分割,如何采用更多的极化特征,如结合极化SAR与线目标、二面角目标以及其他典型目标的相似性参数构成更高维的特征空间是以后继续研究的重点。

#### 参考文献:

- [1] VASSILIOU A A, BOULIANNE M, BLAISJ A R. On the application of averaging median filters in remote sensing [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1988, 26(6): 832 – 838.
- [2] GONZALEZ R C, RICHARD E, EDDINGS S L. Digital image processing using Matlab [M]. [S. l.]: Prentice Hall, 2004.
- [3] YANG L, LIU W, WANG Z G. Weighted-based unsupervised wishart classification of fully polarimetric SAR image [J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2008, 30(12): 2827 – 2830.
- [4] LIN W, WANG R X, TIAN Z. The mixture wishart model and classification of multi-look polarimetric SAR images [J]. *Journal of Astronautics*, 2009, 30(40): 1608 – 1612.
- [5] YANG J, PENG Y N, LIN S M. Similarity between two scattering matrices [J]. *Electronics Letters*, 2001, 37(3): 193 – 194.
- [6] FEMANDO W S P, LANKA U, PUBUDU P. Identification of moving obstacles with pyramidal Lucas Kanade optical flow and K means clustering [C]// *IEEE International Conference on Information and Automation for Sustainability*. Washington, DC: IEEE, 2007: 111 – 117.
- [7] XIA G S, HE C, SUN H. A segmentation method of SAR images based on non-parametric density estimate and Markovian contexture [J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2006, 28(12): 2209 – 2213.
- [8] DENG H W, DAVID A C. Unsupervised segmentation of synthetic aperture radar sea ice imagery using a novel Markov random field model [J]. *IEEE Transactions on Geography and Remote Sensing*, 2005, 43(3): 528 – 538.
- [9] BOYKOV Y, VEKSLER O, ZABIH R. Fast approximate energy minimization via graph cuts [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(11): 1222 – 1239.
- [10] BOYKOV Y, KOLMOGOROV V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(9): 1124 – 1137.
- [11] GOMORY R E, HU T C. Multi-terminal network flows [J]. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 1961, 9(4): 551 – 570.