

DOI: 10.19333/j.mfkj.2018050310306

# 基于梯度方向直方图词袋的纺织品疵点检测算法

刘海军 单维峰 韩莹 李忠

( 防灾科技学院 应急管理学院 河北 廊坊 065201)

**摘要:** 特征提取是疵点检测的关键问题,在分析纺织品纹理结构特点的基础上,受词袋模型的启发,设计了一种基于梯度方向直方图袋的特征提取方法。首先将所有图像分块提取梯度方向直方图描述子,对所有描述子进行  $k$ -means 聚类构建纹理字典,最后统计图像在纹理字典上的频次直方图作为原始图像的特征向量。采用最近邻分类器进行分类。为了验证算法的效果,设计了 5 种梯度模板方案,并在平纹织物数据集和斜纹织物数据集上分别进行实验。在最佳参数下,算法分类准确率达到 96.34% 和 95.33%。

**关键词:** 纺织品; 疵点检测; 梯度方向直方图; 词袋模型

中图分类号: TS 101.97; TP 391 文献标志码: A

## Textile defects classification based on Bag-of-HOG

LIU Haijun, SHAN Weifeng, HAN Ying, LI Zhong

( Department of Disaster Information Engineering, School of Emergency Management,  
Langfang, Hebei 065201, China)

**Abstract:** Feature extraction is key to defect detection. The feature of fabric texture was analyzed inspired by bag-of-words model, a feature extracting algorithm called Bag-of-HOG was proposed in this paper. Firstly, all images were divided into small patches and Histogram of Oriented Gradient (HOG) was calculated as the local descriptor. Then, all local descriptors were clustered by  $k$ -means algorithm to make a texture dictionary. Finally, frequency histogram of an image was calculated based on texture dictionary and acts as the final feature of the original image. Then nearest neighbor classifier was used to test the performance of this algorithm, 5 kinds of oriented gradient kernels were designed in this paper. Experiments were carried out on plain dataset and twill dataset. The best accuracy was 96.34% on plain dataset and 95.33% on twill dataset.

**Keywords:** textile; defect detecting; histogram of oriented gradient; bag-of-words

疵点检测是纺织行业质量控制的重要环节,目前我国疵点检测主要由人工肉眼完成。人眼检测误检率、漏检率高,且验布车间的高温、高噪声、棉尘对验布工人的身体损伤很大,因此研究疵点自动识别技术对纺织工业意义深远。

目前国内外对疵点自动检测技术的研究已有近

30 年的历史,形成的研究成果主要分为四大类:基于统计的方法、基于模型的方法、基于频域的方法和基于机器学习的方法。基于统计方法主要包括灰度分级统计方法<sup>[1-3]</sup>、分形维数法<sup>[4]</sup>和灰度共生矩阵法<sup>[5-6]</sup>。其中灰度共生矩阵是公认的最有效的纹理特征,然而灰度共生矩阵计算量大,难以实时应用。基于模型的方法主要以高斯-马尔科夫<sup>[7-8]</sup>为代表,该方法实验复杂,对光照敏感。近年来基于模型的方法没有可靠的研究进展,基于频域的方法经历了基于傅里叶的方法<sup>[9-11]</sup>、Gabor 方法<sup>[12-14]</sup>,发展到小波变换<sup>[15-17]</sup>的方法。傅里叶方法由于其核函数周期无限大,是对图像的全局变换,无法对疵点进行精确定位; Gabor 方法具有强大的纹理分析能力,在疵点检测领域取得了显著的成绩,然而其参数多,调优

收稿日期: 2018-05-31

基金项目: 河北省科技计划项目(16210126); 国家重点研发计划项目(2018YFC1503806); 中国地震局星火计划项目(XH16059)

第一作者简介: 刘海军,博士,主要研究方向为机器学习、模式识别。通信作者: 单维峰,教授,博士, E-mail: shwf@163.com。

困难,且计算量大,因此停留在理论研究阶段;基于小波的疵点检测方法仍是研究的热点,然而由于织物类型繁多,为提高检测精度,需要根据织物类型自适应设计不同的小波基是该类方法的难点。此外,小波方法对具有明显边缘的疵点有效,对于区域状变化平坦的疵点则无法检测。基于机器学习的方法是近年来疵点检测的热点,该类方法首先对本图像进行特征提取,然后训练 SVM 分类器或人工神经网络分类器,最后用训练好的分类器对图像进行分类,关键在于特征图像的提取。纺织品疵点种类繁多、同一种疵点变化多样,因此图像特征提取十分困难,目前的特征提取分为两大类,一类为全局特征,如梯度方向直方图特征(Histogram of Gradient, HOG)<sup>[18]</sup>、局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)特征<sup>[19]</sup>、局部方向模式(Local Directional Pattern, LDP)<sup>[20]</sup>等,全局特征空间分辨性较差,无法精确定位疵点;另一种是局部特征,如 SIFT、SURF 等,局部特征空间分辨性较好,但是却容易受到噪声的影响,抗噪性较差。全局特征和局部特征,在疵点识别中均存在着缺陷,因此,需要将全局特征和局部特征结合起来。bag-of-words<sup>[21]</sup>模型是一种将全局特征和局部特征结合的方法。

本文基于 bag-of-words 模型,设计了一种 Bag-of-HOG(梯度直方图词袋)特征提取方法,首先在图像块内提取 HOG 特征作为局部描述子,然后对所有的局部描述子进行聚类,构建纹理字典,最后统计图像在纹理字典上的分布直方图,作为图像的特征。

### 1 纺织品图像的纹理特征和纹理基元

纺织品是由经纱和纬纱按照某种编织方法织造而成,因此纺织品图像具有规则的纹理结构,可以看作是某些纹理基元的重复排列。疵点图像与正常织物具有明显的视觉差异,因此具有不同的纹理基元。正常织物与疵点织物的纹理基元示意图如图 1 所示。图 1(a)中,正常织物图像由 4 个纹理基元组成,而图 1(b)、(c)和(d)3 种疵点织物图像中除了包含正常纹理基元之外,还包含由疵点特点所决定的特殊的基元。将图 1 中所有的基元构成纹理字典,然后分别统计 4 种织物图像在纹理字典上的直方图,图像在纹理基元上的统计如表 1 所示。可以看出,正常织物,在前 4 个纹理基元上的计数较多,而在其他基元上计数较少,而对于疵点织物,除了正常基元数量较多之外,还包含特有的纹理基元。因此疵点织物与

正常织物,在纹理字典上的统计直方图具有明显的差异,将此直方图作为图像特征,即可准确识别出疵点。

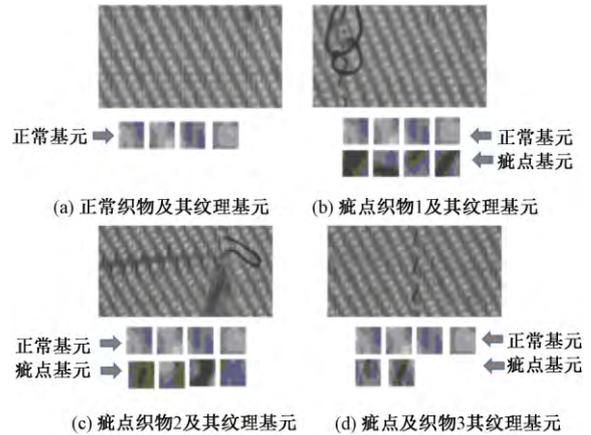


图 1 正常织物与疵点织物的纹理基元示意图

表 1 图像在纹理基元上的统计

样本类型	图像	基元频次示意	
		正常基元	疵点基元
正常织物			
疵点织物1			
疵点织物2			
疵点织物3			

## 2 Bag-of-HOG 原理

### 2.1 bag-of-words 基本思想

bag-of-words 模型,又称词袋模型,最初用于自然语言处理。在自然语言处理中,词袋模型是指将一篇文档看作一袋子单词,不考虑单词之间的语法和词序关系,将单词构成字典,将文档表示为字典上的词频统计直方图。在机器视觉领域,应用词袋模型,将每幅图像看作是若干局部描述子的统计直方图。对于疵点检测来说,设计一种局部特征提取方法提取纹理基元,将所有的纹理基元构成纹理字典,则图像可以用纹理字典上的统计直方图来表示,采用该统计直方图作为特征,即可识别出疵点,确定纹理基元、设计纹理字典是该方法的难点。从图 1 可以看出,正常织物图像,纹理成规律分布;疵点织物图像,具有明显的灰度数值变化和方向变化,即具有明显的梯度差异。因此,采用梯度方向直方图(HOG)来设计局部描述子能有效的将正常织物与疵点分开,该方法结合了 bag-of-words 模型和 HOG 方法,因此称之为 Bag-of-HOG 方法。

### 2.2 Bag-of-HOG 构建步骤

Bag-of-HOG 算法主要分为计算梯度、分块统计

梯度直方图、聚类构建纹理字典、在字典上构造图像特征向量等 4 个步骤。

①计算图像的梯度。采集的原始图像为彩色图像,疵点主要体现在纹理差异上,与颜色无关,因此,首先将原始图像转换为灰度图像,然后计算图像的梯度。方法是将灰度图像与水平方向和垂直方向的梯度模板进行卷积运算得到,梯度计算公式为:

$$f_x = I * T_x \quad (1)$$

$$f_y = I * T_y \quad (2)$$

式中:  $I$  为转换为灰度图像之后的纺织品图像;  $T_x$  为水平方向的梯度模板;  $T_y$  为垂直方向的梯度模板;  $*$  为图像的卷积运算;  $f_x$  为水平方向梯度;  $f_y$  为垂直方向梯度。

图像的梯度反映了图像中灰度变化的程度及变化的方向,其中灰度变化的程度用梯度的模来表示,灰度变化的方向用梯度的角度来表示。梯度的模和角度计算方法为:

$$\text{梯度的模: } \nabla grad = \sqrt{|f_x|^2 + |f_y|^2} \quad (3)$$

$$\text{梯度角度: } \theta = \arctan\left(\frac{f_y}{f_x}\right) \quad (4)$$

梯度角度变化范围为  $0 \sim 180^\circ$ 。

②分块统计梯度方向直方图,构造描述子。计算完梯度后,再构造局部描述子。方法是,将水平梯度图像和垂直梯度图像按照相同的方法分割成若干图像块,在每一个图像块内,将梯度角度离散化为  $n\_bin$  个区间,将图像块内属于相同角度区间内所对应的梯度模累加到一起,构成图像块的梯度方向直方图,此直方图作为该图像块的描述子。

将所有的疵点织物图像和正常织物图像按照该方法分块构造描述子。分块方法可以采用刚性分割或者滑动分割。刚性分割时,图像分块较少,运算速度较快,但是最终构造的特征分辨性较差。滑动分割时,图像分块区域较多,运算速度慢,但是最终构造的特征分辨性好。

③对描述子进行聚类,构建纹理字典。由于图像具有很强的自相似性,导致按照分块方法构造的梯度描述子具有很大的数据冗余,需要采用聚类的方法,去除数据冗余,找到中心描述子。本文采用  $k$ -means 聚类方法,将所有的描述子聚成  $k$  个簇,将最终的  $k$  个簇中心看作纹理基元,作为纹理字典,其中,关键问题是聚类时采用相同的距离函数。由于在图像块中统计直方图时,某些方向上统计数量很大,而在一些方向上数值很小,为了避免直方图尺度的差异影响分类性能,聚类时采用具有规范化功能

的卡方距离,其计算公式为:

$$\chi^2(p, q) = \sum_i \frac{(p_i - q_i)^2}{p_i + q_i} \quad (5)$$

式中  $p, q$  分别为 2 个描述子向量。

实际中,为了更加准确地找到纹理基元,经常采用较小的分块,或者滑动分块,此时,描述子数量巨大,聚类时间消耗较大。考虑到对于同种类型织物,其纹理基元及疵点类型相似,因此构建字典可以离线进行。

④构建图像的特征向量。纹理字典构建完成后,即可以构建图像的特征向量。将图像分割成与构建字典时同样大小的图像块,每个分块内按照②的方法构造描述子,这样,一幅图像会得到若干描述子。将这些描述子分别与字典中的  $k$  个纹理基元作比较,与哪个纹理基元最相似,就将其看作是該纹理基元。最后,在字典上统计频次直方图,作为图像的 Bag-of-HOG 特征。

### 3 实验

#### 3.1 数据集建立

本文选择平纹织物和斜纹织物为实验对象,该数据采集自安庆华茂集团,将采集到的图像经过分割、灰度化处理、中值滤波之后,建立了实验样本集。图像尺寸为 128 行  $\times$  128 列。实验样本数量分布如表 2 所示,部分实验样本图像如表 3 所示。

表 2 实验样本数量分布

样本类型	平纹织物	斜纹织物
训练样本	正常样本	300
	经向疵点	197
	纬向疵点	219
	块状疵点	162
测试样本	正常样本	205
	经向疵点	197
	纬向疵点	214
	块状疵点	200

表 3 部分实验样本图像

样本类型	平纹织物样本	斜纹织物样本
正常织物		
经向疵点		
纬向疵点		
块状疵点		

### 3.2 实验参数

#### 3.2.1 梯度模板

构造 Bag-of-HOG 特征需要图像与水平方向梯度模板和垂直方向梯度模板作卷积,得到不同方向的边缘响应。梯度模板是一个重要的参数。本文共设计了 5 种梯度模板方案,分别为 A、B、C、D、E,表示为:

方案 A:

$$T_x = [-1, 1] T_y = [-1; 1]$$

方案 B:

$$T_x = [-1, 0, 1] T_y = [-1; 0; 1]$$

方案 C:

$$T_x = [-1, 0; 0, 1] T_y = [0, -1; 1, 0]$$

方案 D:

$$T_x = [-1, 0, 1; -1, 0, 1; -1, 0, 1]$$
$$T_y = [-1, -1, -1; 0, 0, 0; 1, 1, 1]$$

方案 E:

$$T_x = [-1, 0, 1; -2, 0, 2; -1, 0, 1]$$
$$T_y = [-1, -2, -1; 0, 0, 0; 1, 2, 1]$$

式中:  $T_x$  为水平方向的梯度模板;  $T_y$  为垂直方向的梯度模板。

#### 3.2.2 分块方案

图像的原始尺寸为 128 像素×128 像素,分块统计梯度方向直方图时,水平方向与垂直方向分别刚性分割成  $n\_row \times n\_col$  个图像块,受电脑性能限制,未作滑动分割。实验中发现  $n\_row = 4, n\_col = 8$  时效果最好。此时,每个图像块的尺寸为 32 像素×16 像素。

#### 3.2.3 角度离散化参数

梯度的方向  $\theta$  取值范围为  $0 \sim 180^\circ$  构造梯度方向直方图描述子时,需要将梯度的方向参数  $\theta$  进行离散化处理,即将  $\theta$  离散化为  $n\_bin$  个区间,取值范围为:  $5 \leq n\_bin \leq 20$ 。

#### 3.2.4 字典的尺寸

采用  $k$ -means 算法对分块梯度方向直方图描述子进行聚类,将  $k$  个簇中心作为字典。 $k$  为聚类中心的个数  $k$  的大小决定最终 Bag-of-HOG 特征的尺寸  $k$  值过小,则字典中的纹理基元过少,特征描述性不足,导致拟合较差;  $k$  值过大,则可能导致字典中的纹理基元存在冗余。实验参数含义及取值范围如表 4 所示。

### 3.3 分类器

为了测试本文特征的效果,采用最简单的最近邻分类器进行分类,距离为欧式距离。在分类之前,采用 z-score 方法对数据进行规范化处理。

表 4 实验参数含义及取值范围

变量名称	含义	取值范围
$n\_col$	图像列分块数	2~8
$n\_row$	图像行分块数	2~8
$n\_bin$	梯度方向离散化参数	5~20
$k$	聚类中心数,即字典尺寸	6~50

### 3.4 实验结果及分析

#### 3.4.1 模板方案对实验结果的影响

本文设计了 5 种梯度模板方案,其中方案 A 的梯度模板为 1 维梯度模板;方案 B 为 1 维中心化梯度模板;方案 C 为 Roberts 算子,计算对角梯度;方案 D 为 Prewitt 算子,通过扩大邻域来计算梯度;方案 E 为 Sobel 算子,具有抑制平滑噪声的效果。实验时,对每种模板方案,分别在表 1 的数据集上,按照表 3 所示的参数遍历,统计最大分类准确率。模板对分类准确率的影响如表 5 所示。

表 5 模板对分类准确率的影响 %

模板方案	平纹织物数据集 最大准确率	斜纹织物数据集 最大准确率
A	96.34	95.33
B	92.45	94.79
C	90.69	92.66
D	91.07	87.81
E	93.45	92.78

从表 4 可以看出,无论是平纹织物数据集还是斜纹织物数据集,模板方案 A 的效果均明显高出其他模板方案。也就是说,在疵点识别中,采用扩大邻域或者抑制平滑噪声,并未产生更好的结果,反而导致了分类性能下降。

#### 3.4.2 梯度的角度离散化参数对性能的影响

前文讨论了梯度模板对识别效果的影响。选择性能最好的模板方案 A,讨论梯度方向参数离散化  $n\_bin$  对识别效果的影响。梯度方向离散化参数对识别率的影响如图 2 所示。

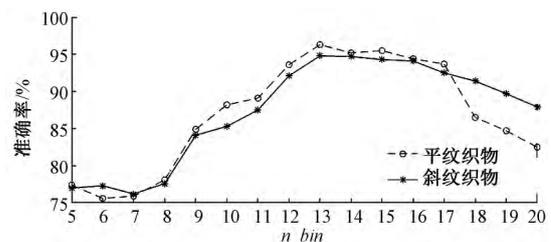


图 2 梯度方向离散化参数对识别率的影响

由图 2 可以看出,无论是平纹织物还是斜纹织物,分类准确率均随着  $n\_bin$  的取值先上升再降低。

原因在于,当  $n\_bin$  较小时,梯度方向分段比较少,每一个方向区间包含的角度范围较大,则分辨性不强,因此识别率较低,随着  $n\_bin$  取值增大,每个区间包含的角度范围减小,对方向的描述更加精确,因而识别率上升。随着角度离散化区间越来越多,对梯度方向描述越来越精确,然而,由于同一类疵点样式变化很大,过于精确描述疵点反而忽略了疵点的共性,导致了过拟合,因此分类准确率降低。本文实验中,平纹织物数据集上  $n\_bin = 13$ ,斜纹织物数据集上  $n\_bin = 14$ ,分类效果最好。

### 3.4.3 字典尺寸对分类效果的影响

提取 Bag-of-HOG 时,首先提取梯度方向描述子,然后对描述子进行  $k$ -means 聚类,得到  $k$  个聚类中心,作为纹理基元,将所有的纹理基元作为纹理字典,进而在纹理字典上构建图像的统计直方图得到最终的特征向量。参数  $k$  是最终的纹理基元数量,决定最终的 Bag-of-HOG 特征的维度。

采用方案 A 计算梯度描述子,图像分块尺寸为 32 像素×16 像素,梯度方向离散化参数  $n\_bin = 13$ , $k$  值变化范围为 6~50,聚类参数  $k$  对分类准确率的影响如图 3 所示。可以看出,当  $k < 17$  时,无论是平纹织物还是斜纹织物,分类准确率均较低,小于 80%,主要原因在于  $k$  值过小,图像中真正的纹理基元没有充分找到,导致欠拟合,因此分类效果不好,此区间属于欠拟合区。随着  $k$  值增加,分类准确率明显提升,当  $k$  增加到一定程度之后,如  $k > 28$  以后,分类准确率进入平稳区,此区间内,分类准确率随着字典尺寸增加达到极值后呈饱和趋势,此区间内分类准确率波动缓慢。当  $k > 35$  之后,随着字典尺寸增加,分类准确率开始下降。当  $k$  过大时,导致过拟合,分类准确率也因此下降。在平纹织物数据集上, $k = 28$ ,斜纹织物  $k = 30$  时分类性能最好。

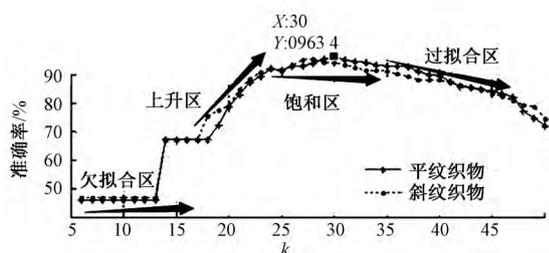


图 3 聚类参数  $k$  对分类准确率的影响

## 4 结束语

本文设计了一种基于 Bag-of-HOG 的特征提取算法,首先将图像分割成小块,块内提取梯度方向描述子,然后对所有梯度方向描述子进行聚类,将聚类结果作为纹理字典。最后,将图像在纹理字典上作

频次直方图,作为最终的特征向量。本方法结合了 HOG 特征提取方法和 bag-of-words 模型,即 Bag-of-HOG 方法。通过在平纹织物数据集和斜纹织物数据集上对该算法进行仿真实验,结果表明,在最优情况下,本文算法在平纹织物数据集上可以达到 96.34% 的分类准确率,在斜纹织物数据集上达到 95.33% 的分类准确率。受电脑性能的限制,本文在图像分割时没有考虑滑动分割,同时,在构建纹理字典时,对所有类别的所有图像块描述子一起进行聚类,然而,由于正常图像块的数量远大于疵点图像块的数量,可能会导致聚类的结果倾向于正常织物中的纹理结构,这些问题有待后续进一步研究。

### 参考文献:

- [1] ZHANG Y F, BRESEE R R. Fabric defect detection and classification using image analysis [J]. Text Res J, 1995, 65(1): 1-9.
- [2] HUART J, POSTAIRE J G. Integration of computer vision on to weavers for quality control in the textile industry [C]//Proc SPIE 2183.San José [s.n.], 1994: 155-163.
- [3] THOMAS T, CATTOEN M. Automatic inspection of simply patterned materials in the textile industry [C]//Proc SPIE 2183.San José [s.n.], 1994: 2-12.
- [4] CONCI A, PROENCA C B. A fractal image analysis system for fabric inspection based on box-counting method [J]. Computer Networks and ISDN Systems, 1998, 30(20): 1887-1895.
- [5] CONNERS R W, ARLOW C A. A Theoretical comparison of texture algorithms [J]. IEEE Trans PattAnal Machine Intell, 1980, 3(1): 204-222.
- [6] SIEW L H, HODGSON R M, WOOD E J. Texture measures for carpet wear assessment [J]. IEEE Trans Patt Anal Machine Intell, 1988(10): 92-105.
- [7] BOUHAMIDI A, JBILOU K. An iterative method for Bayesian Gauss-Markov image restoration [J]. Appl Math Modell, 2009, 33: 361-372.
- [8] MONACO J P, MADABHUSHI A. Class-specific weighting for Markov random field estimation: application to medical image segmentation [J]. Med Image Anal, 2012, 16: 1477-1489.
- [9] HAJIMOWLANA S H, MUSCEDERE R, JULLIEN G A, et al. 1D autoregressive modeling for defect detection in web inspection systems [C]//Proceeding of Midwest Symposium on Circuits and Systems. Indiana [s.n.], 1998: 318-321.
- [10] BRACEWELL R N. The Fourier Transform and its Applications [M]. 3rd. Boston: McGraw-Hill, 2000.
- [11] SARI-SARRAF H, GODDARD J S. On-line optical

- measurement and monitoring of yarn density in woven fabrics [C]//Proc SPIE 2899. Beijing [s. n.], 1996: 444-452.
- [12] CHAN C H, PANG G. Fabric defect detection by Fourier analysis [J]. IEEE Trans Ind Appl, 2000, 36: 1267-1276.
- [13] ESCOFET J, NAVARRO R, MILLAN M S, et al. Detection of local defects in textiles webs using Gabor filters [J]. Opt Eng, 1998, 37: 2297-2307.
- [14] KUMAR A, PANG G. Defect detection in textured materials using Gabor filters [C]//Proc 35th IEEE/IAS Annual Meeting. Rome [s. n.], 2000: 1041-1047.
- [15] BODNAROVA A, BENNAMOUN M, LATHAM S J. Textile flaw detection using optimal Gabor filters [C]//15th Intl Conf Pattern Recognition. Brisbane, [s. n.], 2000: 799-802.
- [16] KIM S, LEE M H, WOO K B. Wavelet analysis to defects detection in weaving processes [C]//IEEE Int Symp Industrial Electronics. Bled [s. n.], 1999: 1406-1409.
- [17] YANG X Z, PANG G, YUNG N. Discriminative fabric defect detection using adaptive wavelet [J]. Opt Eng, 2002, 41: 3116-3126.
- [18] NAVNEET DALAL, BILL TRIGGS. Histograms of oriented gradients for human detection, cordelia schmid and stefano soatto and carlo tomasi [C]//International Conference on Computer Vision & Pattern Recognition (CVPR'05). San Diego [s. n.], 2005: 886-893.
- [19] OJALA T, PIETIKAINEN M, HARWOOD D. Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions [C]//Proc of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition (ICPR 1994). Jerusalem [s. n.], 1994: 582-585.
- [20] JABID T, KABIR H, CHAE O. Local directional pattern for face recognition [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Consumer Electronics. Las Vegas [s. n.], 2010: 329-330 2010.
- [21] SIVIC, JOSEF. Efficient visual search of videos cast as text retrieval [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31 (4): 591-605.