

基于 Otsu 算法的中药贴剂均匀度分析研究*

巩新文, 孟昭鹏, 王翠萍

(天津大学 计算机科学与技术学院, 天津 300072)

摘要: 通过图像分割技术实时监测整个中药贴剂的生产流程,分析在线采集的贴剂图像的灰度特征,找到影响中药贴剂均匀度的因素,实现自动化生产。结合贴剂生产特点,采用基于灰度—梯度 Otsu 算法来提高对贴剂图像的分割精度;通过 Otsu 算法与粒子群优化算法结合,来降低图像分割的时间复杂度;针对影响因素的多样性,通过分离因子确定阈值分割个数。实验结果表明,该方法对贴剂图像具有良好的分割效果,满足速度和精度要求。

关键词: 图像分割; 中药贴剂; 均匀度; Otsu 算法; 粒子群优化算法; 分离因子

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)01-0359-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.01.099

Analysis of patch uniformity based on Otsu's method

GONG Xin-wen, MENG Zhao-peng, WANG Cui-ping

(School of Computer Science & Technology, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Image segmentation was used to monitor the production flow of Chinese patch in real-time. Gray feature provided the method to find the factor in order to achieve the automation production. With the feature of the patches production, this paper proposed an improved Otsu threshold selection method based on gray level-gradient two-dimensional histogram to improve the accuracy of segmentation. At the same time, used the particle swarm algorithm to search for the best threshold to reduce significant computation and meet the requirement of the real-time. According to the diversity of the affect factors, used separation factor to determine the number of the threshold segmentation. Experimental results demonstrate that the developed algorithm is fairly efficient, meets the requirements of speed and accuracy.

Key words: image segmentation; Chinese medicine patch; uniformity; Otsu method; particle swarm optimization; separation factor

0 引言

图像分割是利用图像统计特征和图像视觉特征将一幅图像分解为具有相同性质的区域,并从中提取感兴趣目标的过程。图像分割的质量直接影响后续的处理结果。传统的 Otsu 算法^[1]基于一维直方图,其基本思想是以最佳门限将图像直方图分割成两部分,使两部分分类间方差取得最大值,使分离性最大,其缺点是易受噪声影响而妨碍分割效果。为了克服这一缺点,刘健庄等人^[2]提出了基于灰度—均值二维直方图的 Otsu 阈值分割方法。因为空间信息的引入,分割算法的抗噪能力有了显著的增强。当图像信噪比降低时,其分割效果有了明显的提高,但导致搜索次数和运算量大幅度增加。目前,将基于群体智能理论的粒子群优化算法用于 Otsu 极值搜索中,是一种更加高效的搜索算法,在工业在线检测系统中得到了广泛地应用。目前,中药贴剂的生产过程大多是通过手工完成,或半自动化实现,受到生产效率低下、产品生产工艺和设备落后以及环境污染等诸多问题的困扰。

因此,本文针对目前中药贴剂生产过程中出现的众多难题,提出将图像分割技术运用到中药贴剂自动化生产控制系统中的方法。运用基于粒子群优化的 Otsu 算法分析研究生产过

程中影响中药贴剂的均匀度的因素,该方法在保证实时性及图像分割所需精度的同时,还满足在多种复杂的视场环境中可靠工作的要求。

1 基于传统粒子群优化的 Otsu 算法

1.1 二维灰度—梯度的 Otsu 算法

传统的基于二维灰度—均值的 Otsu 算法的基本思想如下:设 $f(x,y)$ 表示大小为 $M \times N$ 的图像在 (x,y) 处像素的灰度,灰度级取 $0,1,\dots,L-1$,像素点 (x,y) 的邻域平均灰度级 $g(x,y)$ 定义为

$$g(x,y) = \frac{1}{W} \sum_{(x_1,x_2) \in D} f(x_1,x_2) \quad (1)$$

其中: W 为邻域 D 中的像素点数, D 一般取像素点 (x,y) 的 4-邻域^[3]或 8-邻域^[4],其模板分别表征如下:

$$\frac{1}{5} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad \text{或} \quad \frac{1}{9} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

该算法采用像素的灰度级 $f(x,y)$ 和邻域平均灰度级 $g(x,y)$ 来表示横、纵坐标。它反映了图像 $((f(x,y),g(x,y)))$ 对发生的联合概率。图 1 显示了二维灰度—均值 Otsu 算法直方图的

区域划分。

本文采用改进的二维灰度—梯度 Otsu 算法^[5]对采集的贴剂图像进行分割,其分割精度较二维灰度—均值的 Otsu 算法有较大提高。其中,二维直方图的横坐标依然采用像素的灰度级 $f(x,y)$,纵坐标改用像素的灰度梯度,即灰度级和邻域平均灰度级之差的绝对值 $|f(x,y) - g(x,y)|$ 。本文用 $r(i,j)$ 表示相应的灰度 $f=i$,梯度 $=|f(x,y) - g(x,y)|$,对出现频数 $(0 \leq r(i,j) \leq H \times W)$, $p(i,j)$ 定义为图像中 $(f, |f - g|)$ 对发生的联合概率:

$$p(i,j) = \frac{r(i,j)}{H \times W} \quad i,j=0,1,\dots,L-1 \quad (2)$$

即 $\{p(i,j)\}$ 为图像的灰度—梯度二维直方图。通过阈值向量 (t,s) 以及分别与灰度级、梯度两坐标轴平行的十字线,将二维直方图分割成如图 2 所示的四个矩形区域。其中,区域 1 代表目标区,像素点的灰度级较小,邻域的灰度梯度也较小;区域 2 代表背景点,像素点的灰度级较大,邻域的灰度梯度较小;区域 3 和 4 分别代表背景和目标的边缘和噪声,邻域的灰度梯度都较大。

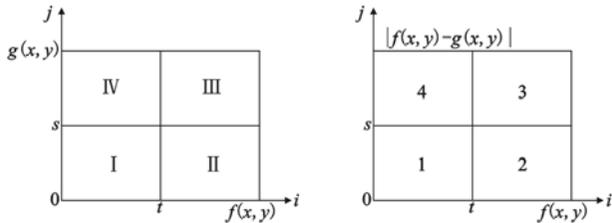


图1 二维灰度—灰度区域划分 图2 二维灰度—梯度区域划分

由图 2 知,区域 1、2 发生的概率分别为

$$\omega_1(t,s) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s p(i,j) \quad (3)$$

$$\omega_2(t,s) = \sum_{i=t+1}^L \sum_{j=0}^s p(i,j) + \sum_{i=0}^t \sum_{j=s+1}^L p(i,j) \quad (4)$$

区域 1 和 2 的均值向量分别为

$$\mu_1(t,s) = \left[\frac{\mu_x(t,s)}{\omega_1(t,s)}, \frac{\mu_y(t,s)}{\omega_1(t,s)} \right] \quad (5)$$

$$\mu_2(t,s) = \left[\frac{\mu_x(L-1,s) - \mu_x(t,s)}{\omega_1(L-1,s) - \omega_1(t,s)}, \frac{\mu_y(L-1,s) - \mu_y(t,s)}{\omega_1(L-1,s) - \omega_1(t,s)} \right] \quad (6)$$

其中: $\mu_x(t,s) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s ip(i,j)$, $\mu_y(t,s) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s jp(i,j)$, 二维直方图总的均值向量为

$$\mu_T = (\mu_{Ti}, \mu_{Tj}) = \left[\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ip(i,j), \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} jp(i,j) \right] \quad (7)$$

类间协方差矩阵定义为

$$\sigma(t,s) = \sum_{k=0}^2 \omega_k(t,s) [\mu_k(t,s) - \mu_T]^T [\mu_k(t,s) - \mu_T] \quad (8)$$

以矩阵 $\sigma(t,s)$ 的迹 $tr[\sigma(t,s)]$ 作为类间离散度的度量,使其达到最大即可求得以下最佳阈值向量:

$$(t^*, s^*) = \arg_{t,s=0,1,\dots,L-1} \max \{ tr[\sigma(t,s)] \} \quad (9)$$

通过上述过程可以看出,基于灰度—均值二维直方图区域划分,在求取阈值的过程中忽略了位于阈值向量附近,且靠近对角线处约一半区域的概率分布(图 1 中区域 II 的左上角和区域 IV 的右下角),这些像素的灰度级与其邻域的平均灰度级相近,部分目标和背景的内点错误地划分成边缘和噪声点。而基于灰度—梯度的二维直方图如图 2 所示,概率分布高峰主要集中在区域 1 和 2。因为采集的整幅贴剂图像像素中,目标和背景的内点区域灰度级比较均匀、梯度较小,其所占的比例

很大。而位于区域 3 和 4 的边缘点和噪声点梯度较大,其所占的比例相对很小。它能够更精确地划分目标和背景的内点,其最大的优点是尽可能地将目标点和背景点包含到区域 1 和 2 中去。

1.2 基本的粒子群算法

Kennedy 等人于 1995 年提出粒子群优化算法^[6] (particle swarm optimization, PSO)。其通过模拟鸟群的飞行行为而获得多维寻优能力。设搜索空间为二维,总粒子数为 m ,第 $k(k=1, 2, \dots, m)$ 个粒子的位置可表示为 $x(k)$,速度用 $v(k)$ 表示,粒子所经过的最好位置记为 $pbest(k)$,群体中最好粒子的位置为 $gbest(k)$,则粒子群根据下面的公式来更新自己的速度和位置:

$$v(k+1) = \omega v(k) + c_1 r_1 (pbest(k) - x(k)) + c_2 r_2 (gbest(k) - x(k)) \quad (10)$$

$$x(k+1) = x(k) + v(k+1) \quad (11)$$

其中: c_1, c_2 为常数,称为学习因子; r_1, r_2 为 $[0,1]$ 上的随机数; ω 是惯性权重。将粒子群算法应用到本文中来,是对得到的类间目标函数进行优化,找到二维 Otsu 算法的最大类间方差,以此来获得分割阈值。在算法的实现过程中,粒子初始化、惯性权重和学习因子的选择这三项尤为重要。

1) 粒子初始化 对于粒子位置和速度的选取目前大多采用如下公式:

$$x_0^i = x_{min} + r_1 (x_{max} - x_{min}), v_0^i = x_{min} + r_2 (x_{max} - x_{min}) \quad (12)$$

其中: r_1 和 r_2 为介于 $(0,1)$ 之间的随机数; x_{max} 和 x_{min} 为粒子取值的最大和最小值; $pbest$ 和 $gbest$ 初始设置为 0。

2) 惯性权重的选择 当 ω 较大时,它可以提高算法的全局搜索能力,反之,则具有较好的局部搜索能力。Shi 等人^[7]提出了一种随着算法迭代次数的增加惯性权重线性下降的方法(简称 LDW)。其计算公式如下:

$$\omega_k = \omega_{max} - \frac{(\omega_{max} - \omega_{min}) \times k}{k_{max}} \quad (13)$$

其中: $\omega_{max}, \omega_{min}$ 分别是 ω 的最大值和最小值, k, k_{max} 分别是当前迭代次数和最大迭代次数。

3) 学习因子 加速常数 c_1, c_2 分别调节向 $pbest$ 和 $gbest$ 方向移动的最大步长,其决定了粒子个体经验和群体经验对粒子运动轨迹的影响,反映了粒子群之间的信息交流。一般情况下,将设置 $c_1 = c_2 = 2$,在不同的应用背景和不同环境要求下, c_1 和 c_2 的值会略微不同。

2 传统方法针对性改进

当运用基于二维灰度—梯度 Otsu 算法进行多阈值分割时,其时间复杂度较高,而实际的中药贴剂生产系统中,需要在最短时间对异常情况作出响应,从而减小损失。所以本文提出首先运用图像的一维 Otsu 直方图的信息来对贴剂图像进行初步判断,再运用二维 Otsu 算法对具体的影响因素进行分析。这样就可首先在满足速度的情况下,也满足对分割精度的要求。

通过进行相关实验发现,影响贴剂均匀度的因素主要包含以下三方面:a) 由于搅拌不均匀而出现小于贴剂的背景灰度的区域;b) 由于布基不平而导致出现褶皱,其灰度值范围大于背景灰度;c) 由于预加热时间不够引起的气泡,其灰度值范围大于背景及褶皱的灰度。在贴剂生产过程中,如果影响均匀度

的多种因素同时出现,通过 Otsu 方法将图像分成两个类后,需通过局部 Otsu 法进行进一步分割。局部 Otsu 法是在两个已经存在的类中继续进行分割,来得到该类内的最优阈值,需要确定最优阈值的个数。

从分析可以看出,在分割图像前并不能确定有多少类可以被区分出来,所以对分割阈值个数也是不确定的,这里使用一个分离因子 $SF^{[8,9]}$ 作为结束图像分割的判断条件,来确定最优阈值个数。 SF 定义为

$$SF = \frac{\sigma_{BC}}{v_r} \quad (14)$$

其中: σ_{BC} 表示类间方差, v_r 表示图像的总方差,其对应的公式为

$$\sigma_{BC} = \omega_0 (\mu_0 - \mu_r)^2 + \dots + \omega_{m-1} (\mu_{m-1} - \mu_r)^2 \quad (15)$$

$$v_r = \sum_{i=0}^{L-1} (i - u_r)^2 p_i \quad (16)$$

σ_{BC} 推导过程如下:假设图像 X 中存在 m 个待区分的类,那么有 $m-1$ 个阈值 $k_1, \dots, k_n, \dots, k_{m-1}$ 用来将图像 X 分为 m 类。用 p_i 表示图像中灰度级为 i 出现的概率,总像素个数用 N 表示,这些类分别表示为

$$C_0 = \{0, \dots, k_1\}, \dots, C_n = \{k_n + 1, \dots, k_{n+1}\}, \dots, C_m = \{k_m + 1, \dots, L-1\}$$

其中:

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^{k_1} p_i, \dots, \omega_{m-1} = \sum_{i=k_{m-1}}^{L-1} p_i \quad (17)$$

$$\mu_0 = \frac{\sum_{i=0}^{k_1} ip_i}{\omega_0}, \dots, \mu_{m-1} = \frac{\sum_{i=k_{m-1}}^{L-1} ip_i}{\omega_{m-1}} \quad (18)$$

使得 σ_{BC} 取得最大值的一组阈值就是所要求的最优阈值。 SF 的值用来度量已经存在类之间的分离性,它的取值范围为 $[0, \dots, 1]$,当 SF 趋向于 1 时,类间方差也取得最大值,这时图像中的类就被完全地分离出来。这说明它的值越大则这些类之间的分离性越强。通过评价 SF 值的大小可以将图像中类的个数以及分割阈值的个数自适应地确定出来。

SF 也作为图像局部 Otsu 分割的递归判断条件,当它的值满足一定条件时,就结束局部 Otsu 的分割运算。此时计算出的所有阈值就是所要求的最优阈值组。当 SF 不满足结束条件时,从已经存在的类中选择一个类内方差最大的类继续进行局部 Otsu 法分割。最终通过一组最优阈值获得各个子类中的灰度特征,与采样图像的灰度特征进行比较,获得影响贴剂均匀度的各个因素。本文算法总体流程如图 3 所示。

算法的主要过程如下:根据在线贴剂图像的灰度特征与数据库中标准采样图像灰度特征进行匹配,如果匹配不成功,则通过图像分割算法进行局部匹配或多次匹配,来找到造成在线图像不均匀的各种可能因素。其中通过粒子群算法来提高最大类间方差的寻优能力,通过分离因子思想解决自动多阈值的选取,使中药贴剂在线生产系统的运算速度及精度有了很大的提高,实现自动化生产。

3 实验结果

3.1 实验数据准备

本文使用的数据是从生产出的中药贴剂提取出来的,首先通过图像采集设备采集贴剂图像;然后通过二维 Otsu 阈值分割算法将各种影响贴剂均匀度的因素所对应的子类分割出来;

最后分析其所对应的灰度范围。

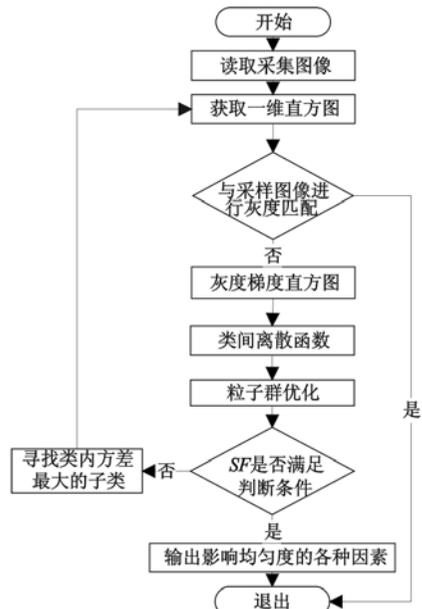


图3 算法总体流程

在数据的预处理过程中,首先将与大部分像素点的灰度值相差很大的孤立像素点剔除,通过人工选择的方法,将这部分噪声排除。然后通过统计大量的不同影响因素的贴剂图像的灰度特征,来找到最终的数据。下面是随机选取的不同影响因素对应的 10 个贴剂,对其进行图像采集,然后分析得到灰度范围,如表 1 所示。

表 1 影响因素灰度特征

序号	均匀	气泡	布基	搅拌
1	35-50	150-189	120-130	30-11
2	34-55	142-180	109-128	29-17
3	40-51	155-201	103-126	27-13
4	41-53	157-199	100-125	26-9
5	37-57	165-205	104-130	29-12
6	38-51	177-203	111-129	31-15
7	36-54	150-189	102-126	32-12
8	35-50	168-203	99-125	28-11
9	42-57	177-196	98-130	24-9
10	37-53	156-200	103-115	28-13
总结	34-57	142-206	98-130	32 以下

3.2 算法的应用与分析

本文分别应用一维 Otsu 分割算法、二维灰度—均值分割算法以及二维灰度—梯度图像分割算法,对在线采集的不均匀贴剂图像进行了分割实验。布基不平的图像分割结果如图 4 所示,气泡的图像分割结果如图 5 所示。通过对大量不同类型的灰度图像进行阈值分割发现,本文所采用的算法的分割结果更为准确。将此算法应用到中药贴剂在线检测上来,能够更加准确地获得目标图像的灰度特征,效果明显。

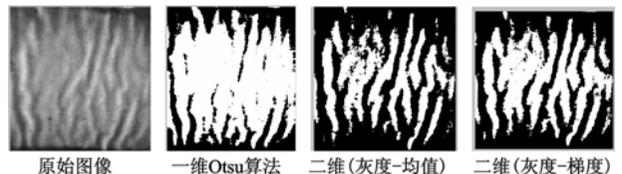


图4 布基不平图像对比

针对各种因素各类算法的结果比较如表 2 所示。

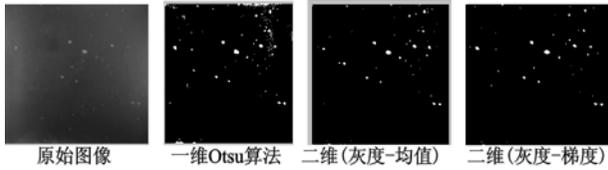


图5 气泡图像对比

表 2 各类算法分割结果

算法名称	最优阈值	均值	时间/s
一维 Otsu 算法(布基)	119		2.1
二维 Otsu 算法(布基)	128	130.3	157.23
基于 PSO 的二维 Otsu 算法(布基)	124	124.2	7.22
一维 Otsu 算法(气泡)	50		1.7
二维 Otsu 算法(气泡)	54	56.2	149.27
基于 PSO 的二维 Otsu 算法(气泡)	57	57.3	7.03
一维 Otsu 算法(搅拌)	36		1.9
二维 Otsu 算法(搅拌)	34	34.3	152.34
基于 PSO 的二维 Otsu 算法(搅拌)	32	32.2	7.07

表 2 结果表明在各种因素下,一维 Otsu 算法在速度上都拥有绝对优势,但其不能满足分割精度的要求,而二维 Otsu 算法的速度太慢,都在 100 s 以上,不能满足实时性的要求。通过粒子群寻优使二维 Otsu 算法运算速度有了显著的提高,只有传统方法的百分之五左右,速度提高了将近 23 倍。下面分析速度提高的原因:首先,对于传统的二维 Otsu 算法,使用穷尽法进行最优阈值的搜索,假如图像大小是 256×256 ,每一次运算所需要的计算时间为 t ,那么要对最大类间方差进行 65 536 (256×256) 次计算,需要 $65\ 536t$ 才能得到最佳阈值。然而,采用粒子群算法后,假设初始粒子群规模是 20,最大迭代次数为 150,则计算最优阈值的时间为 $3\ 000(20 \times 150)t$,两者的比例关系大约是 4.6%,与计算的结果误差很小,理论和实验数据基本上相一致。

在粒子群算法寻优过程中,每一组阈值在拥有自己的位置和速度值的前提下,还能记忆当前最优的阈值,通过 pbest 和 gbest 来记忆,所以在每次计算过程中,并不是盲目地重复计算,而是通过记录当前最优解来找到下一个最优解,以此来加快运算速度。

如果迭代次数和粒子规模增加,那么运算时间就会相应延长。本课题在实验过程中发现,当粒子规模取 20、迭代次数为 150 时效果最好。同时,本文采用 LDW 方法使算法在开始时搜索较大的区域,较快地定位最优解的大致位置,随着 ω 逐渐

减小,粒子速度减慢,开始精细到局部搜索来寻求最佳阈值。所以应用 PSO 算法进行阈值分割时选取惯性权重为 LDW 方法可以达到最好的实验结果。

4 结束语

本文以检测中药贴剂均匀度为背景,分析采集的在线生产贴剂的图像特征,以加快处理速度和提高分割精度为目标,针对实际生产中的特殊要求,提出综合应用一维 Otsu 算法、基于灰度—梯度二维直方图 Otsu 算法和粒子群算法相结合的方法。首先应用一维 Otsu 算法来实现速度的要求;然后通过二维 Otsu 算法来判断影响贴剂均匀度的各个因素;又应用粒子群算法来提高最大类间方差的寻优能力,并用分离因子确定阈值分割个数。结果表明该算法能够很好地满足该系统对实时性、非接触性及分割精度的要求。

参考文献:

- [1] OTSU N A. Threshold selection method from gray-level histogram [J]. IEEE Trans on System, Man and Cybernetics, 1979, 9 (1):62-66.
- [2] 刘健庄, 梁文青. 灰度图像的二维 Otsu 自动阈值分割法 [J]. 自动化学报, 1993, 19(1):101-105.
- [3] ABUTALEB A S. Automatic thresholding of gray-level pictures using two-dimensional entropies [J]. Computer Vision Graphics and Image Processing, 1989, 47(1):22-32.
- [4] SAHOO P K, ARORA G. A thresholding method based on two-dimensional Renyis entropy [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(6): 1149-1161.
- [5] 吴一全, 张金矿. 改进的 2 维 Otsu 法及混沌粒子群递推的阈值分割 [J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(9):1843-1850.
- [6] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]//Proc of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE Service Center, 1995:1942-1948.
- [7] SHI Y, EBERHART R. Empirical study of particle swarm optimization [C]//Proc of International Conference on Evolutionary Computation. Washington DC: IEEE, 1999:1945-1950.
- [8] 王磊, 段会川. Otsu 方法在多阈值图像分割中的应用 [J]. 计算机工程与技术, 2008, 29(11):2844-2845.
- [9] 郝颖明, 朱枫. 2 维 Otsu 自适应阈值的快速算法 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(4): 484-488.

(上接第 354 页)

- [8] AHONEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face description with local binary patterns; application to face recognition [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28 (12): 2037-2041.
- [9] LOWE D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. Int Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [10] GUILLAUMIN M, VERBEEK J, SCHMID C. Is that you? Metric learning approaches for face identification [C]//Proc of International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE, 2009:498-505.
- [11] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2005: 886-893.
- [12] MONZO D, ALBIOL A, SASTRE J, et al. HOG-EBGM vs. GA-

- BOR-EBGM [C]//Proc of International Conference on Image Processing. [S. l.]: IEEE, 2008:1636-1639.
- [13] OJANSIVU V, RAHTU E, HEIKKILÄ J. Rotation invariant local phase quantization for blur insensitive texture analysis [C]//Proc of the 19th International Conference on Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2008:1-4.
- [14] OJANSIVU V, HEIKKILÄ J. Blur insensitive texture classification using local phase quantization [C]//Proc of International Conference on Image and Signal Processing. Berlin: Springer-Verlag, 2008:236-243.
- [15] HUANG G, RAMESH M, BERG T, et al. Labeled faces in the wild: a database for studying face recognition in unconstrained environments, Technical Report 07-49 [R]. Amherst: University of Massachusetts, 2007.
- [16] Labeled faces in the wild [EB/OL]. <http://vis-www.cs.umass.edu/lfw/results.html>.