

网络优先数字出版时间: 2016-01-27

网络优先数字出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/45.1075.N.20160127.1616.012.html>

正交 Haar 变换的眉毛识别方法^{*}

Orthogonal Haar Transform for Eyebrow Recognition

李厚君, 王日凤, 李春贵

LI Houjun, WANG Rifeng, LI Chungui

(广西科技大学计算机科学与通信工程学院, 广西柳州 545006)

(School of Computer Science and Communication Engineering, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou, Guangxi, 545006, China)

摘要:【目的】提高现有眉毛识别方法的识别效率。【方法】采用快速正交 Haar 变换模板匹配算法(FOHT), 设计一种基于正交 Haar 变换的眉毛识别方法; 同时, 使用最大标准子模板和自适应阈值解决了 FOHT 算法只能处理标准模板且需要手动设置阈值的缺陷。【结果】所构建的眉毛识别方法比原方法效率提高约 32%。【结论】正交 Haar 变换的眉毛识别方法实时性强, 具有一定的实用价值。

关键词: 眉毛识别 正交 Haar 变换 模板匹配 最大标准子模板 自适应阈值

中图分类号: TP181 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-7378(2016)01-0036-06

Abstract:【Objective】To improve the efficiency of current method on the eyebrow recognition.【Methods】Orthogonal Haar Transform Eyebrow Recognition method was established by using fast orthogonal Haar Transform template matching algorithm (FOHT). The approaches of maximum standard template and adaptive threshold were used to solve the problems of FOHT, which could only process the situation of standard template and need to set the threshold manually. These methods increased the automatic degree of eyebrow recognition, and improved the recognition efficiency.【Results】Experimental results showed that the recognition efficiency of the proposed method increased about 32% than that of the original method.【Conclusion】The orthogonal Haar transform eyebrow recognition method shows better real-time performance and is practically valuable for the promotion and application of eyebrow recognition.

Key words: eyebrow recognition, orthogonal Haar transform, template matching, maximum standard template, adaptive threshold

0 引言

【研究意义】生物特征识别作为一项身份验证技术, 以其准确性、安全性和实用性得到了广泛认可。眉毛作为人体的一部分, 也同样可以用于身份识别。

它比虹膜更易于采集, 同时也能保持较高的识别率。然而, 现有的眉毛识别方法识别效率较低, 有必要研究更加高效的眉毛识别方法。【前人研究进展】随着生物特征识别技术的深入研究和发展的, 人体的各个特征, 如指纹、人脸^[1]、步态^[2]、耳朵^[3]、掌纹^[4]、结膜血管^[5]、指关节^[6]等, 已被使用并作为一种独立的生物特征进行研究, 而且部分特征已经被大量应用到现实生活中, 如指纹和人脸。在众多的生物特征识别技术中, 虹膜识别被认为是准确性和安全性较高的一种技术。但是, 要在开放环境中对虹膜实现自然的采集有较大困难, 因为虹膜处于易移动的物体(眼球、头部)上, 成像需使用近红外光, 并且它的尺

收稿日期: 2015-12-10

作者简介: 李厚君(1985—), 男, 博士, 讲师, 主要从事模式识别和机器学习方面的研究。

* 国家自然科学基金项目(61440017), 广西科技大学博士基金项目(院科博 11z13)和广西多源信息挖掘与安全重点实验室开放基金项目(MIMS13-04)资助。

寸相对人脸而言很小,因此还需近距离采集^[7]。此外,一旦出现闭眼或眨眼的情况,被采集的虹膜信息其完整性将难以保证。为此, Park 等^[7]提出眼周生物特征识别的概念。相比于虹膜,眼周可以通过可见光在一个相对远的距离下实现自然采集,它甚至可以使用现有的人脸采集设备,与人脸图像一起被采集到。眼周识别可以在人脸鼻子及以下部分被遮挡时替代人脸识别,文献^[7]的实验结果显示正确率最高达 81.60%;但是,文献^[7]的研究也表明当虹膜或眼睛被遮挡时,眼周识别的平均识别正确率分别会下降 3.65% 和 15.95%,可见,眼周识别方法对眼睛的依赖较强;另一方面,假如将眉毛计算在眼周区域内,眼周识别的平均识别正确率将提高 10.66%。因此,要减少对眼睛的依赖,单独使用眉毛进行身份识别是一个很好的解决方案。事实上,眉毛在人脸中的作用不亚于眼睛^[8];而且 Li 等^[9]已经证明眉毛具有强可区分性,因此单独使用眉毛进行身份识别是可行和有效的。**【本研究切入点】**眉毛识别作为一种独立的生物特征识别技术,相关的研究仍十分有限。文献^[9]提出一种匹配识别框架的思想,它使用快速傅里叶变换(FFT)的模板匹配方法,将匹配和识别有效联系在一起,实现了一种全自动的眉毛识别方法。但是,FFT 的模板匹配方法匹配效率较低,导致整个识别效率下降,不利于实时应用。为此,本文在匹配识别框架下,使用更加快速的正交 Haar 变换模板匹配算法(FOHT)^[10],设计一种更加快速的眉毛识别方法。**【拟解决的关键问题】**由于正交性的限制,FOHT 算法仅能处理标准大小的模板,即长和宽相等且为 2 的幂次大小的模板。因此本文提出一种简单而有效的眉毛模板尺寸标准化处理方法,即使用最大标准子模板来替代原模板。另外,FOHT 算法的阈值设定一般需要凭经验手动进行设置,为此我们设计一种自适应的阈值选择方法,以避免人为因素对识别结果的过多干扰。

1 FOHT 算法

1.1 图像的 Haar 投影值

如图 1 所示,对于 $N=2^n \times 2^n$ 大小的模板($n=1$ 时,图 1),每个模板均包含有 N 个不同的 Haar 小波基函数,表示为

$$\begin{aligned} V_N^{(p)} &= (\tau_p(0,0), \tau_p(1,0), \dots, \tau_p(2^n-1,0), \\ &\tau_p(0,1), \tau_p(1,1), \dots, \tau_p(2^n-1,1), \\ &\vdots, \\ &\tau_p(0,2^n-1), \tau_p(1,2^n-1), \dots, \tau_p(2^n-1, \end{aligned}$$

$$1, 2^n-1))^T, \quad (1)$$

其中,

$$\tau_p(u,v) = \varphi_p\left(\frac{u}{2^n}, \frac{v}{2^n}\right). \quad (2)$$

这些 Haar 小波基函数分别对应图像的 N 个不同的 Haar 投影值。因此,如果把模板向量和候选窗口向量分别表示为 X_t 和 X_w^i ,则它们的第 p 个 Haar 投影值计算如下:

$$y_t^{(p)} = (V_N^{(p)})^T \cdot X_t, \quad (3)$$

$$y_{w,j}^{(p)} = (V_N^{(p)})^T \cdot X_{w,j}^i. \quad (4)$$

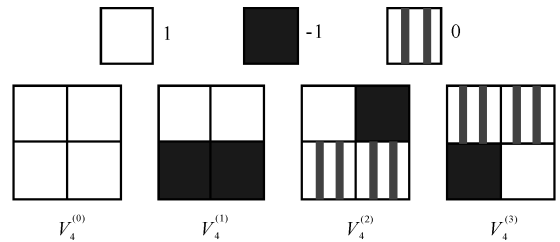


图 1 $2 \times 2=4$ 大小模板的 Haar 小波基函数

Fig. 1 $2 \times 2=4$ Haar basis function

1.2 方形和的快速计算方法

对于大小为 $N=2^n \times 2^n$ 的模板,其对应的所有 Haar 投影值可以由尺寸分别为 $2^k \times 2^k, k=0,1,\dots,n$ 和 $2^{k+1} \times 2^k, k=0,1,\dots,n-1$ 的两类矩形和计算得到。这两类矩形和统称为“方形和”^[10]。方形和与计算 Haar 投影值所使用的矩形和一一对应,因此在计算每个 Haar 投影值时仅需要 1 次减法运算。

如图 2 所示,假设使用 $g(x,y)$ 表示图像 (x,y) 位置上的灰度值, $SS_{x,y}^{k,k}$ 表示左上角坐标位于 (x,y) 且尺寸为 $2^k \times 2^k$ 大小的方形和,而 $SS_{x,y}^{k+1,k}$ 表示左上角坐标位于 (x,y) 且尺寸为 $2^{k+1} \times 2^k$ 大小的方形和,则方形和的一般化计算公式为

$$\begin{cases} SS_{x,y}^{0,0} = g(x,y), \\ SS_{x,y}^{k+1,k} = SS_{x,y}^{k,k} + SS_{x+2^k,y}^{k,k}, 0 \leq k < n, \\ SS_{x,y}^{k+1,k+1} = SS_{x,y}^{k+1,k} + SS_{x,y+2^k}^{k+1,k}, \end{cases} \quad (5)$$

可见,方形和的计算过程是一个由细到粗,逐层迭代的过程。这正好与 Haar 投影值的计算顺序相反(图 2)。因此,使用方形和计算 Haar 投影值时,需要预先将图像的所有方形和计算并存储起来,这就使得方形和方法需要消耗较大的辅助内存。

进一步对于左上角坐标位于 (x,y) 位置,大小为 $2^n \times 2^n$ 的候选窗口,所有 2^{2n} 个 Haar 投影值可以按如下方式计算得到

$$y_{(x,y)}^{(p)} =$$

$$\begin{cases} SS_{x,y}^{n,n}, p=0, \\ SS_{x,y}^{n-k,n-k-1} - SS_{x,y+2^{n-k-1}}^{n-k,n-k-1}, 4^k \leq p \leq 2 \cdot 4^k - 1, \\ SS_{x,y}^{n-k-1,n-k-1} - SS_{x+2^{n-k-1},y}^{n-k-1,n-k-1}, 2 \cdot 4^k \leq p \leq 4^{k+1} - 1, \end{cases} \quad (6)$$

其中参数 $k=1,2,\dots,n-1$ 。

由于使用方形和计算每个 Haar 投影值最多只需要 1 次减法运算,因此对于 $N=2^n \times 2^n$ 大小的模板,要计算它的所有 N 个 Haar 投影值需要 $N-1=2^{2n}-1$ 次减法运算。而又由公式(5)可知,计算模板的所有方形和需要 $1+2+\dots+2^{2n-1}=2^{2n}-1$ 次加法运算。因此,对于 $W_p \times H_p$ 的待检测图像,它包含有 $(W_p-2^n+1)(H_p-2^n+1)$ 个候选窗口,最多需要 $(W_p-2^n+1)(H_p-2^n+1)(2^{2n}-1)$ 次减法运算来计算所有候选窗口的 Haar 投影值。事实上,随着候选窗口的不断减少,Haar 投影值的计算量要远小于这一估值。

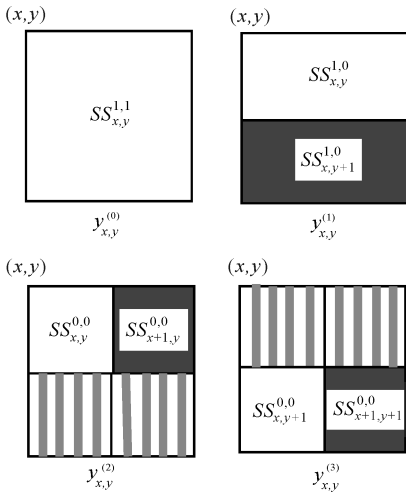


图 2 2×2 滑动窗口内的所有方形和及其与 Haar 投影值的关系示例

Fig. 2 Square sums of a 2×2 sliding window and their relation to Haar projection values

1.3 算法分析

FOHT 算法使用方形和的方法计算图像的 Haar 投影值,同时采用逐层筛选的策略对候选窗口进行筛选,因此在进行图像模板匹配处理时,能获得很高的效率。

FOHT 算法在逐层筛选候选窗口时使用了一个下届函数 f_{low} ,并且要求该下届函数满足 $\|X_w^i - X_t\|_p \geq f_{\text{low}}(X_w^i, X_t)$ 。对于给定的阈值 $threshold$,如果 $f_{\text{low}}^{(l)}(X_t, X_w^i) \geq threshold$,则认为候选窗口 X_w^i 与模板 X_t 不匹配。此外,根据 L_2 模不等式,可以得到下届函数 f_{low} 的一个迭代计算公

式,即

$$f_{\text{low}}^{(l)}(X_t, X_w^i) = \begin{cases} E^{(0)}, l=0, \\ f_{\text{low}}^{(l-1)}(X_t, X_w^i) + E^{(l)}, l > 0, \end{cases} \quad (7)$$

其中, $E^{(l)}$ 为下届增量函数,可推导出其计算公式:

$$E^{(l)} = \begin{cases} (y_t^{(0)} - y_{w,j}^{(0)})^2, l=0, \\ 4^k \sum_{4^k \leq p < 2 \cdot 4^k} (y_t^{(p)} - y_{w,j}^{(p)})^2, l=2k+1, k \geq 0, \\ 2 \cdot 4^k \sum_{2 \cdot 4^k \leq p < 4^{k+1}} (y_t^{(p)} - y_{w,j}^{(p)})^2, l=2k+2, k \geq 0. \end{cases} \quad (8)$$

为了计算简单省略了公式中的系数 $1/4^n$,因为它是一个常数,并不会影响计算的结果。

假设模板大小为 $2^n \times 2^n$,输入大小为 $W_p \times H_p$ 的图像; N_{max} 表示算法的最大迭代次数,其值小于等于 n 。那么 FOHT 算法首先需要计算出输入图像的所有方形和,然后通过下届函数 f_{low} ,并利用方形和,逐层次地对每个候选窗口进行筛选;最后对于筛选剩下的候选窗口使用全搜索的方法以选出最佳匹配窗口。FOHT 算法的具体描述如下:

Step 1 初始化 Set_{can} 为图像的所有候选窗口 X_w^i 的集合,同时,计算出图像的所有方形和 $SS_{x,y}^{k,k}$ 和 $SS_{x,y}^{k+1,k}$,其中, $0 \leq x < W_p, 0 \leq y < H_p$,且 $k=0, 1, \dots, n$;

Step 2 For ($k=1$ to N_{max}),对于 Set_{can} 中的所有候选窗口 X_w^i 利用方形和 $SS_{x,y}^{n-k+1,n-k}$ 或 $SS_{x,y}^{n-k,n-k}$ 计算其 Haar 投影值;如果 $f_{\text{low}}^{(k)}(X_t, X_w^i) \geq threshold$,则 $Set_{\text{can}} = Set_{\text{can}} - \{X_w^i\}$;

Step 3 使用全搜索方法,在 Set_{can} 中找出与 X_t 最匹配的 X_w^i 。

FOHT 算法在 Step 1 中需要计算所有的方形和,其花费的计算时间会较长。但是由于使用了方形和的方法计算 Haar 投影值,它在 Step 2 中的计算效率会很高。此外,当一幅输入图像需要匹配多个模板时,FOHT 算法的优势将更加明显。因为它仅需要对输入图像进行一次 Step 1 处理,并进行多次匹配,这使得 FOHT 算法在 Step 1 中处理时间较长的缺陷被弥补,这已在文献[11]得到证明。

2 正交 Haar 变换的眉毛识别方法

在匹配识别框架^[9]下,使用 FOHT 算法替代 FFT 算法,将有利于提高眉毛识别方法的效率。但是 FOHT 算法只能处理标准尺寸的模板,即模板尺

寸必须为 $2^n \times 2^n$ 大小。然而实际中的眉毛模板均是任意大小的尺寸,所以在眉毛识别中使用 FOHT 算法,首先需要将眉毛模板进行标准化处理。此外,从 FOHT 算法的描述中可以看出,在算法 Step 2 进行候选窗口筛选时,总需要预先设定一个筛选阈值 $threshold$,而在眉毛识别中这个阈值一般没办法预先设定的,因此也需要建立一种自适应的阈值设定方法。

2.1 最大标准子模板的选取

为了适应 FOHT 算法,我们对眉毛模板进行简单处理,即从眉毛模板图像中截取出一个最大的,且具有足够大可区分度的标准子模板,称之为最大标准子模板,然后用它替代原模板进行匹配和识别处理。假设原模板 t ,其大小为 $W_T \times H_T$ 。通过以下步骤可以截取出 t 的最大标准子模板 t' ,即

Step 1 取 k 值,使得 $2^{k+1} > W_T$ 以及 $2^{k+1} > H_T$,且 $2^k \leq W_T$ 以及 $2^k \leq H_T$;

Step 2 重复计算 $rect = randSelect(t, k)$;
直至 $std(rect) > \xi$;

Step 3 令 $t' = rect$ 。

可以看出,Step 1 实际上是要确定模板 t 的最大标准子模板尺寸;Step 2 中的函数 $randSelect(t, k)$ 表示从 t 中随机选取一个 $2^k \times 2^k$ 大小的区域 $rect$ 。为了使得所选取的最大标准子模板具有较大的可区分度,算法使用图像的标准差对随机选择的区域进行筛选,即函数 $std(rect)$,表示计算得到 $rect$ 的标准差。当 $std(rect)$ 大于某个设定的阈值 ξ 时,则认为已经找到了所需要的最大标准子模板。实验中都取 $\xi = 45$,截取的结果如图 2 所示。

2.2 阈值自适应设置

FOHT 算法在筛选候选窗口时,面临着筛选阈值 $threshold$ 的设定问题。如果使用文献[9]的方法设定筛选阈值,则要求事先知道模板的最佳匹配位置,而在实际应用中无法事先知道每个眉毛模板在输入图像中的最佳匹配位置,因此该方法并不适用于眉毛识别。为此,我们设计了一种自适应的阈值计算方法,即

Step 1 对于所有的 $X_w^i \in Set_{can}$,计算其下届增量函数 $E(X_i, X_w^i)$;

Step 2 取 $X_w^j = \min_{X_w^i \in Set_{can}} \arg \{E(X_i, X_w^i)\}$;

Step 3 令 $threshold = 1.1 \times SSD(X_i, X_w^j) + W_T \times H_T$ 。

可以看出,阈值的自适应设置可以概括为 2 个

步骤:首先,从候选窗口集 Set_{can} 中,找出使下届增量函数 $E(X_i, X_w^i)$ 最小的候选窗口 X_w^j ,如 Step 1 和 Step 2 所示;然后,计算模板 X_i 与候选窗口 X_w^j 之间的平方差(SSD)距离,并以此计算新的筛选阈值(Step 3)。虽然在 FOHT 算法中增加了阈值设定算法,但通过比较可知,这并没有引入过多的额外计算,因此加入该阈值自适应算法后,仍然能保证 FOHT 算法的高效性。

2.3 眉毛识别

在匹配识别框架^[8]下,应用 FOHT 算法,得到如图 3 所示的正交 Haar 变换眉毛识别方法。如前述讨论,该识别方法首先需要截取眉毛模板的最大标准子模板,并以此来替代原模板;然后直接使用 FOHT 算法分别匹配得到模板的最佳匹配子区域;最后通过判别距离 d 计算出识别结果。在图 3 中,判别距离 d 使用文献[8]的傅里叶频谱距离作为度量方法。此外,这种正交 Haar 变换眉毛识别方法还用到了 2.2 节讨论的阈值自适应算法,这使得识别结果更加客观和可信。

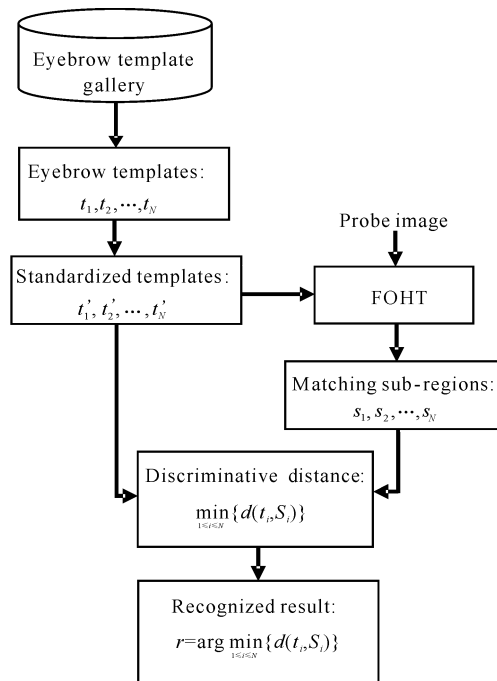


图 3 正交 Haar 变换的眉毛识别方法

Fig. 3 Orthogonal Haar transform eyebrow recognition method

3 仿真实验及结果分析

实验在 BJUTED 眉毛数据库^[10]上进行,它包含有 109 人的 1118 幅自然条件下采集的原始眉毛图像。这些图像大小均是 768×576 ,以眉毛为中心

的 24 位 RGB 彩色图像,且每人至少对应 10 幅图像。其中,有一半是睁眼状态下采集获得的图像,另一半是闭眼状态下采集获得的图像。

为建立眉毛模板库,从 BJUTED 眉毛数据库中为每人抽取一幅闭眼原始眉毛图像,并使用手动方式圈选出每幅图像的纯眉毛区域作为模板,这样便构成了包含 109 幅纯眉毛区域图像的模板库。这些圈选的模板平均大小约为 437×166 ,如图 4 所示。然后,从 BJUTED 眉毛数据库中,为每人随机选取一幅睁眼原始眉毛图像,从而构成包含 109 幅图像的测试集,实验的所有代码均在 Windows7 环境下经 VS2010 编译完成,并在一台拥有 i5-2400 CPU 和 4GB 内存的 Dell PC 运行。



图 4 眉毛区域模板库示例

Fig. 4 Examples of pure eyebrow region images

从图 5 看,正交 Haar 变换眉毛识别方法(图 5 中用 FOHT 表示)效率最高,平均每幅图像的识别速度约为 0.5 s。相比之下,文献[8]的眉毛识别方法(图 5 中用 FFT 表示)效率较慢,约 0.74 s 处理完成一幅图像。可见,将 FOHT 算法应用到眉毛识别中,能提高眉毛识别的效率。然而,从图 5 的实验结果也发现,正交 Haar 变换眉毛识别方法的正确率有所下降,只有 85.32%,109 幅图像识别正确了 93 幅。而文献[8]的眉毛识别方法识别正确率达 99.08%。分析可知,由于在正交 Haar 变换眉毛识别方法中,眉毛模板采用最大标准子模板替代原模板。这使得截取得到的最大标准子模板尺寸较小,其中在 109 幅模板图像中,尺寸为 32×32 的子模板有 1 个, 256×256 的子模板有 6 个, 64×64 的子模板有 21 个, 128×128 的子模板有 81 个。它们在原模板中的占比最低为 6.24%,最高为 68.28%。差距相对较大,因此导致最终识别正确率比较低。另外,文献[8]的眉毛识别方法能取得更高识别正确率,是因为 BJUTED 眉毛数据库中采集到的图像变

化较小,所以使用 FFT 匹配方法能取得更高的匹配准确性。而当采集的图像变换较大时,FFT 算法的匹配准确性必然会下降,而 FOHT 算法是否能取得更高的匹配准确性,还需进一步研究。

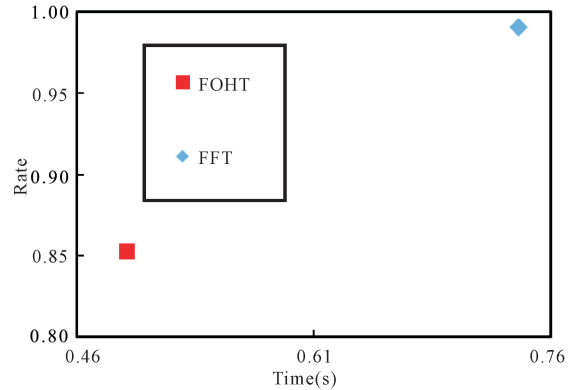


图 5 实验结果

Fig. 5 Experimental results

4 结束语

本文利用 FOHT 算法在匹配识别框架下设计了一种更快速的正交 Haar 变换眉毛识别方法。该方法首先对不规则模板选取出其最大标准子模板,然后利用 FOHT 算法匹配出各个模板的最佳匹配子区域,最后使用这些最佳匹配子区域与原模板一起进行判别计算,以取得最终的识别结果。从 BJUTED 眉毛数据库中的实验得知,本文提出的正交 Haar 变换眉毛识别方法效率得到了很大的提升,但是其识别正确率有所下降。这主要是受到最大标准子模板选取方法的限制所导致的。如何进一步提高这种正交 Haar 变换眉毛识别方法的识别正确率,将是下一步的研究方向。例如可以采用直接处理非标准模板的快速匹配方法,或者采用多个子模板同时匹配的策略等。此外,如何在采集图像发生较大变化时仍保持较高的识别正确率和效率,也还有待进一步研究。

参考文献:

- [1] 陈中胜,李春贵,蒋凯. 基于分布估计算法的人脸 Haar 特征选择[J]. 广西科技大学学报,2015(2):47-52.
CHEN Z S, LI C G, JIANG K. Haar feature selection of face detection based on estimation of distribution algorithm[J]. Journal of Guangxi University of Science and Technology, 2015(2):47-52.
- [2] HAYFRON-ACQUAH J B, NIXON M S, CARTER J N. Automatic gait recognition by symmetry analysis [C]//BIGVN J, SMERALDI F, eds. Proceedings of the

- 3th International Conference on Audio and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA), Berlin: Springer, 2001: 272-277.
- [3] CHEN H, BHANU B. Human ear recognition in 3D [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(4): 718-737.
- [4] DAI J F, ZHOU J. Multifeature-based high-resolution palmprint recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5): 945-957.
- [5] DERAKHSHANI R, ROSS A. A texture-based neural network classifier for biometric identification using ocular surface vasculature [C]//Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN2007). [S. l.]: IEEE, 2007: 2982-2987.
- [6] KUMAR A, ZHOU Y. Human identification using knuckle codes [C]//Proceedings of the IEEE Third International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS). [S. l.]: IEEE, 2009: 147-152.
- [7] PARK U, JILLELA R R, ROSS A, et al. Periocular biometrics in the visible spectrum [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2011, 6(1): 96-106.
- [8] PAWAN S, BENJAMIN B, YURI O, et al. Face recognition by humans: Nineteen results all computer vision researchers should know about [J]. Proceedings of the IEEE, 2006, 94(11): 1948-1962.
- [9] LI Y J, LI H J, CAI Z. Human eyebrow recognition in the matching-recognizing framework [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(2): 170-181.
- [10] LI Y J, LI H J, CAI Z. Fast orthogonal haar transform pattern matching via image square sum [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(9): 1748-1760.
- [11] LI Y, LI H. The BJUT Eyebrow Database [DB/OL]. [2015-05-11]. <http://mpccl.bjut.edu.cn/Eyebrow-Recognition/BJUTEyebrowDatabase/BJUTED.html>.
- (责任编辑:尹 闯)
-
- (上接第 35 页 Continue from page 35)
- [9] 段凡丁. 关于最短路径的 SPFA 快速算法 [J]. 西南交通大学学报, 1994, 29(2): 207-211.
DUAN F D. The SPFA fast algorithm of shortest path [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 1994, 29(2): 207-211.
- [10] 温菊屏, 钟勇. 图聚类的算法及其在社会关系网络中的应用 [J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(2): 161-163.
WEN J P, ZHONG Y. Graph clustering algorithm and its application in social network [J]. Computer Applications and Software, 2012, 29(2): 161-163.
- [11] 程远. 网络最短路径的一种更新策略 [J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(1): 172-175.
CHENG Y. An update strategy for shortest path of graph net [J]. Computer Applications and Software, 2013, 30(1): 172-175.
- [12] 赵慧娟, 汤兵勇, 张云. 基于动态规划法的物流配送路径的随机选择 [J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(4): 110-113.
ZHAO H J, TANG B Y, ZHANG Y. Random selection of logistics distribution route based on dynamic programming [J]. Computer Applications and Software, 2013, 30(4): 110-113.
- [13] 符光梅, 王红. 基于节点可达度的公交多路径搜索算法 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29(12): 4492-4494.
FU G M, WANG H. Multi-path search algorithm in public transportation based on node accessibility [J]. Application Research of Computers, 2012, 29(12): 4492-4494.
- [14] HSIEH M H, MAGEE C L. A new method for finding hierarchical sub-groups from networks [J]. Social Networks, 2011, 32(3): 234-244.
- [15] 裴立秋. 公交网络最优出行路径模型与算法研究 [J]. 吉林建筑工程学院学报, 2012, 29(4): 95-98.
PEI L Q. Network optimal path model and algorithm research [J]. Journal of Jilin Institute of Architecture & Civil Engineering, 2012, 29(4): 95-98.
- (责任编辑:米慧芝)