

文章编号:1001-9081(2007)04-0925-04

## 基于 DDGVFSnake 和 Gamma 方法处理人脸光照不均

郝广涛,胡步发

(福州大学 机械工程及自动化学院,福建 福州 350002)

(fzuhgt@126.com)

**摘要:**使用一种动态方向梯度矢量流 Snake (DDGVF Snake) 算法来检测未知图像的阴影和高光区域,根据已知的标准人脸图像库中图像的灰度分布,计算出灰度中值,然后采用加权非线性 Gamma 灰度矫正算法来归一化待识别图像的光照变化,使之与已知的标准库中的图像灰度一致。在 Yale B, CMU-PIE 和 CAS-PEAL 人脸库上的实验表明,所提出的方法与同类的处理方法相比,具有更高的恢复精度。

**关键词:**光照人脸图像;Snake 算法;Gamma 修正;阴影;高光

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A

## Dealing with faces illumination variation based on dynamic directional gradient vector flow Snake and gamma algorithm

HAO Guang-tao, HU Bu-fa

(College of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou Fujian 350002, China)

**Abstract:** A new Dynamic Directional Gradient Vector Flow Snake (DDGVF Snake) algorithm was presented which can detect the image shadow and highlight contours of the unknown face images. According to the given standard face database, the image gray median could be computed. Then, the weight nonlinear Gamma gray correct algorithm was proposed to normalize the illumination variation in the unknown face image. Experimental results on the Yale B, CMU-PIE and CAS-PEAL face databases show that the proposed approach is more precise in recovering the unknown face images than other methods.

**Key words:** illumination face image; Snake algorithm; Gamma correction; shadow; highlight

### 0 引言

目前,人脸识别技术在特定的场景下已经取得了很成功的应用,例如会场,海关、机场和住宅区的监控等。但是,人脸识别仍然是一个没有完全解决的难题,光照变化是其中关键问题之一。例如:同一张姿态人脸,在不同的光照条件会产生截然不同的成像效果,给人脸识别带来很大的困难。FERET 的测试表明<sup>[1]</sup>:即使是最好的人脸识别系统,其识别性能也随着人脸图像的光照变化而急剧下降;最近,FRVT 对商用的人脸识别系统的测试也表明<sup>[2]</sup>,虽然当今顶级的人脸识别系统对室内光照的合理变化不再敏感,但是其室外人脸图像的识别率还很低,而室外人脸图像的特点之一就是光照变化复杂。因此,在人脸图像识别中,有效地克服光照影响始终是图像内容分析过程中不可缺少的环节,也是计算机视觉中尚未有效解决的技术难点之一。

近年来,人们也采取了一些方法来处理光照对人脸图像的影响,一般可以分为:1)提取光照不变的人脸特征;2)建立变化的光照人脸模型;3)人脸光照图像的归一化。第一种方法主要是寻找光照变化下人脸的不变特征,如边缘特征,纹理特征,以及人脸表面光照反射率不变等。然而,文献[3]的研究表明:在光照变化下,人脸表面特征大都会因光照变化而产生变化。第二种方法是建立各种图像的子空间来拟合光照变化的情况,估计光源的方向,但在建立子空间的模型上,如何减少计算数量仍是研究的主题。第三种方法采用图像归一化

方法,这种方法主要是在人脸图像受光照辐射后产生的各种明暗区域进行图像归一化,通常是采用基于整体的方法,并且只考虑了图像上的阴影区域,没有很好地处理高光区域;同时,在对阴影区域均衡化的过程中很容易带来图像噪声,影响了恢复及识别效果的精度。

本文基于文献[4]的不足,综合考虑了造成人脸识别精度降低的主要因素:图像阴影和图像高光,提出了一种效果更好的解决方法。首先采用 DDGVFSnake 方法来搜索图像中的阴影和高光区域,然后采用改进的非线性 Gamma 灰度矫正的方法,对待识别图像进行灰度归一化,达到与标准库中的图像灰度基本一致。

在 Yale B, CMU-PIE 和 CAS-PEAL 人脸库上的实验表明,本文提出的 DDGVFSnake + NLG (DDGVFSnake Nonlinear Gamma) 方法比传统的使用 HE (Histogram Equalization), HS (Histogram Specification), LOG (对数变换), BHE (Block-based Histogram Equalization) 和 LG (Linear Gamma) 方法更优。

### 1 DDGVF Snake 人脸图像阴影、高光区域检测

传统的 Snake 模型可以用曲线  $V(s) = [x(s), y(s)]$ ,  $s \in [0, 1]$  来定义<sup>[5]</sup>,  $s$  表示曲线的弧长,是以归一化弧长作为参数的曲线表达形式,采用 Snake 模型提取目标轮廓的过程就是使如下的能量泛函达到一个理想的局部极小的过程:

$$E_{snake}(V(s)) = \int_0^1 [E_{int}(V(s)) + E_{ext}(V(s))] ds \quad (1)$$

收稿日期:2006-10-23;修订日期:2006-12-27

作者简介:郝广涛(1980-),男,山东烟台人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、计算机视觉;胡步发(1963-),男,福建宁德人,博士,副教授,主要研究方向:图像处理、计算机视觉、模式识别、图像压缩。

其中:

$$E_{int}(V(s)) = \frac{1}{2}[\alpha(s) |V'(s)|^2 + \beta(s) |V''(s)|^2] \quad (2)$$

其中:

$$E_{cont}(V(s)) = [\alpha(s) |V'(s)|^2]/2$$

$$E_{curv}(V(s)) = [\beta(s) |V''(s)|^2]/2$$

$E_{int}(V(s))$  表示图像的内部能量,是控制约束 Snake 曲线平滑的力; $E_{cont}(V(s))$  表示曲线的弹性能量,用于约束曲线连续平滑; $E_{curv}(V(s))$  表示曲线的刚性能量,用于约束曲线弯曲; $\alpha(s), \beta(s)$  是系数,用于控制曲线的弯曲和平直; $E_{ext}(V(s))$  表示曲线的外部能量,由图像的灰度或梯度来构造,它将吸引曲线向目标边缘运动,使曲线能够描绘出希望得到的曲线边缘,通常定义成:

$$E_{ext}(V(s)) = -\gamma(s) |\nabla I(x,y)|^2 \quad (3)$$

其中, $\gamma(s)$  是系数, $\nabla I(x,y)$  表示灰度图像  $I(x,y)$  的梯度。

然而,(3) 式定义的外部能量<sup>[6]</sup> 存在许多问题,如参数敏感性问题、初始位置敏感性问题、收缩属性、噪声敏感性问题、全局最优解问题等,因而使 Snake 检测边缘的精度不高。为了解决这些问题,引进了一种 DDGVF Snake 算法<sup>[7]</sup>,它根据梯度的正负值,进一步的引导 Snake 曲线朝感兴趣的方向收缩,寻找到需要处理的图像阴影和高光区域,算法描述如下:

$$g(x,y) = \nabla(G_\sigma(x,y) * I(x,y)) = (g_x(x,y), g_y(x,y)) \quad (4)$$

其中  $g_x(x,y), g_y(x,y)$  分别表示图像  $I(x,y)$  经过一个 2D、标准差为  $\sigma$  的 Gaussian 滤波器滤波后水平方向和垂直方向的梯度值。

对于一个一维的信号,可知信号有两个方向:即  $x$  和  $-x$  方向,对应有两个边界。在  $x$  方向上, $d_1$  定义为一个正向边界, $d_2$  就为一个负向边界;在  $-x$  方向上, $d_1$  就是一个负向边界, $d_2$  就表示一个正向边界。

由于一幅图像可以看成是一个 2D 的信号,所以也可以根据一维的情况定义正负向边界。由于在初始位置时,Snake 曲线搜索的正负梯度方向无法判断,这时候考虑所有的梯度方向,且根据 Snake 点的法向量来判断,对于一个正向的边界,令:

$$\begin{cases} f_x^+(x,y) = \max\{g_x(x,y), 0\} \\ f_x^-(x,y) = -\min\{g_x(x,y), 0\} \\ f_y^+(x,y) = \max\{g_y(x,y), 0\} \\ f_y^-(x,y) = -\min\{g_y(x,y), 0\} \end{cases} \quad (5)$$

对于负向边界,同样有:

$$\begin{cases} f_x^+(x,y) = -\min\{g_x(x,y), 0\} \\ f_x^-(x,y) = \max\{g_x(x,y), 0\} \\ f_y^+(x,y) = -\min\{g_y(x,y), 0\} \\ f_y^-(x,y) = \max\{g_y(x,y), 0\} \end{cases} \quad (6)$$

$f_x^+, f_x^-, f_y^+, f_y^-$  是  $x, -x, y, -y$  方向上的正向搜索梯度,它们组成了方向梯度的边缘信息:

$$f(x,y) = [f_x^+, f_x^-, f_y^+, f_y^-] \quad (7)$$

根据方程(4),得:

$$f_x^+(x,y) = f_x^-(x,y) = f_y^+(x,y) = f_y^-(x,y) = -G_\sigma(x,y) * I(x,y) \quad (8)$$

定义 Snake 曲线为:

$$V(x,y) = [u^+(x,y), u^-(x,y), v^+(x,y), v^-(x,y)] \quad (9)$$

令:

$$V_t = \mu \nabla^2 V - (V - df) df^2, V_0 = df \quad (10)$$

其中:

$$df = [df_x^+, df_x^-, df_y^+, df_y^-]$$

$$df_x^+ = \partial f_x^+ / \partial x \quad df_x^- = \partial f_x^- / \partial x$$

$$df_y^+ = \partial f_y^+ / \partial y \quad df_y^- = \partial f_y^- / \partial y$$

则由方程(9) 和(10) 得:

$$\begin{cases} u_t^+ = \mu \nabla^2 u^+ - (u^+ - df_x^+) (df_x^+)^2, \quad u_0^+ = df_x^+ \\ u_t^- = \mu \nabla^2 u^- - (u^- - df_x^-) (df_x^-)^2, \quad u_0^- = df_x^- \\ v_t^+ = \mu \nabla^2 v^+ - (v^+ - df_y^+) (df_y^+)^2, \quad v_0^+ = df_y^+ \\ v_t^- = \mu \nabla^2 v^- - (v^- - df_y^-) (df_y^-)^2, \quad v_0^- = df_y^- \end{cases} \quad (11)$$

由于方程(11) 的 4 个方程式是相互独立的,因此解得  $u_t^+, u_t^-, v_t^+, v_t^-$  也是相互独立的。

经过计算得到的  $E_{ext}$  可以进一步的分解为静态力和动态力,静态力可由图像数据计算得到,并且不随 Snake 曲线的移动而变化,动态力与 Snake 曲线的收缩变形相关,控制着 Snake 形的分布形状。动态方向梯度矢量流中的外力是根据每个 Snake 点的位置及图像梯度来控制曲线的收缩形状的,如图 1 所示。图 1 中箭头的方向表示 Snake 曲线边缘的搜索方向,图 1(b) 中的  $R$  表示参考点。

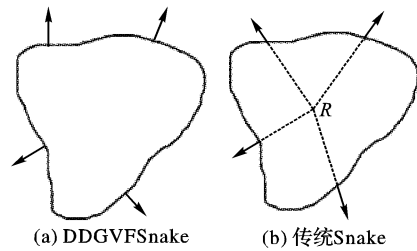


图 1 DDGVFSnake 与传统 Snake 的区别

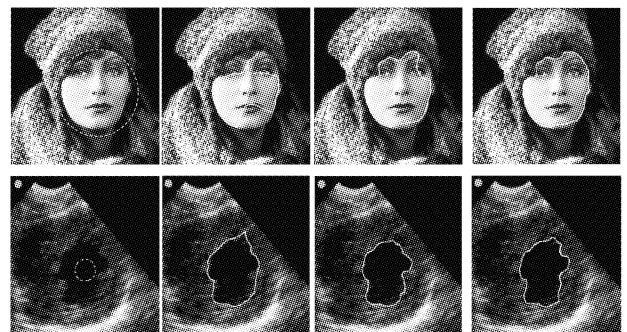


图 2 各种 Snake 算法提取结果对比

设  $\theta$  为某个 Snake 点在某一位置法线方向,则  $\cos\theta$  为法线方向与  $x$  轴夹角的余弦值, $\sin\theta$  为法线方向与  $y$  轴夹角的正弦值。如果  $\cos\theta$  大于 0,在此 Snake 点处用  $u^+$  作为水平外力;反之,则用  $u^-$  表示此 Snake 点处的水平外力。同理,若  $\sin\theta$  大于 0,则用  $v^+$  表示此 Snake 点处的垂直外力,反之,则用  $v^-$  表示此 Snake 点处的垂直外力,即:

$$\begin{cases} F_x = u^+ * \max\{\cos(\theta), 0\} - u^- * \min\{\cos(\theta), 0\} \\ F_y = v^+ * \max\{\sin(\theta), 0\} - v^- * \min\{\sin(\theta), 0\} \end{cases} \quad (12)$$

因此,动态方向梯度矢量流 Snake 算子中的外部力可改进为:

$$E_{ext} = F_{ext} = [F_x, F_y] \quad (13)$$

经过改进后的算法能够很好地搜索到图像上我们感兴趣的轮廓,实验结果如图 2。

## 2 人脸图像阴影、高光的灰度矫正

Gamma 修正是计算机图像学领域中用于图像正确显示的一项技术<sup>[8]</sup>,利用 Gamma 修正是使一幅图像的对比度范围覆盖大部分的灰度级,且使大部分像素灰度分布在灰度中心两侧,表达为:

$$g(x, y) = T[f(x, y)] \quad (14)$$

其中,  $f(x, y)$  为输入图像,  $g(x, y)$  为输出(处理后)图像,  $T$  是对图像  $f(x, y)$  进行处理的符号,定义在点  $(x, y)$  的指定邻域内。定义点  $(x, y)$  的空间邻近区域的主要方法是使用中心位于  $(x, y)$  的正方形或长方形区域,此区域的中心从原点(如左上角)开始逐个像素点移动,在移动的同时,该区域会包含不同的邻域。 $T$  应用于每个位置  $g(x, y)$ ,以便在该位置得到输出图像  $g(x, y)$ 。计算点  $(x, y)$  处的  $g(x, y)$  时,只使用该邻域的像素。

设  $P$  表示像素值区间  $[0, 255]$ ,  $x$  表示一个像素值,  $x \in P$ , 令  $x_m$  表示区间  $P$  的中值,  $\Phi$  表示角度值区间  $[0, \pi]$ ,  $\Gamma$  表示 Gamma 值区间,  $\Omega$  表示人脸光照图像像素值集合,则定义:

$$\Phi: P \rightarrow \Omega, \Omega = \{\omega \mid \omega = \phi(x)\} \quad (15)$$

其中:

$$\phi(x) = \begin{cases} \frac{\pi x}{2x_m}, & x < x_m \\ \frac{\pi}{2}, & x = x_m \\ \frac{\pi - \pi(255 - x)}{2 \times (255 - x_m)}, & x > x_m \end{cases} \quad (16)$$

$\Omega \rightarrow \Gamma$  的映射定义为:

$$h: \Omega \rightarrow \Gamma, \Gamma = \{\gamma \mid \gamma = h(x)\} \quad (17)$$

其中:

$$\begin{cases} h(x) = 1 + f_1(x), \\ f_1(x) = \alpha \cos(\phi(x)), \end{cases} \quad \alpha \in (0, 1) \quad (18)$$

通过上述映射,使像素值区间  $P$  与 Gamma 值区间建立了对应关系,使任意一个像素都能确定一个 Gamma 数值与之对应。令  $\gamma(x) = h(x)$ , 则 Gamma 矫正函数为:

$$g(x) = 255 \left( \frac{x}{255} \right)^{\gamma(x)} \quad (19)$$

$g(x)$  表示像素  $x$  矫正后的值,这样每一个像素的矫正值就如同像素本身的数值联系起来,满足了在未知光照方向的前提下实现图像矫正的需要。

Gamma 值曲线的变化区间  $\Gamma$  越大,则表明 Gamma 曲线对光照变化的适应能力越强。从(17)式可以看出,加权系数  $\alpha(x)$  与  $\Gamma$  区间的大小成正比关系,所以可以通过调节  $\alpha(x)$  的大小来满足要求。但是,仅变化  $\alpha(x)$  值来扩展  $\Gamma$  区间会使 Gamma 数值的变化起伏过大,容易造成矫正后图像有较大的失真,可以通过进一步的改进  $h(x)$  来克服这个缺陷。设:

$$f_2(x) = \begin{cases} x_1 + b + [C^2 - (x - y_1)^2]^{3/2}, & x \leq x_m \\ x_2 - b + [C^2 - (x - y_2)^2]^{3/2}, & x > x_m \end{cases} \quad (20)$$

其中:

$$(x_1, y_1) = \left( -\frac{x_m^2 - b^2}{2b}, 0 \right)$$

$$(x_2, y_2) = \left( -\frac{x_m^2 - b^2}{2b}, 255 \right)$$

$$C = \frac{x_m^2 + b^2}{2b}$$

式(20)描述的是两段具有相同曲率和长度的椭圆弧,两段圆弧在  $x_m$  处相切,这样就保证了函数  $f_2(x)$  的平滑与连续。

为了处理好图像上高光区域到阴影区域的过渡区域,在这部分区域使用函数:

$$f_3(x) = R(x) \left( \beta \cos\left(\frac{3\pi x}{255}\right) + \gamma \cos\left(\frac{4\pi x}{255}\right) \right) \quad (21)$$

其中,  $R(x) = \mu \left| \frac{x}{x_m} - 1 \right|$ ,  $\mu \in (0, 1)$ ,  $R(x)$  可使曲线  $f_3(x)$  在低像素值和高像素值区域获得较好的幅值加权,有效地平滑了这部分区域。则:

$$\gamma(x) = h(x) = af_1(x) + bf_2(x) + cf_3(x) \quad (22)$$

$a, b$  用于控制图像阴影和高光区域的恢复变化,一般取  $0 < a < b < 1$ ,保持图像灰度变化不会太大,使阴影区域和高光区域的变化互补。由于待识别图像始终会存在阴影与高光的连续过渡区域,因此,实验中取  $f_3(x)$  系数等于  $f_1(x)$  与  $f_2(x)$  系数的算术平均数的 1.1 ~ 1.5 倍之间,这样能够保证矫正后图像的总灰度保持一致。即:

$$c = (1.1 \sim 1.5) \times \frac{a \times b}{2} \quad (23)$$

## 3 实验

### 3.1 在 Yale B 人脸库上的实验

Yale B 人脸库包含 10 个人在不同光照、姿态下的 5 850 幅图像,选取 10 个人在标准姿态、不同光照下的 325 幅图像做实验,实验结果对比如图 3 所示。

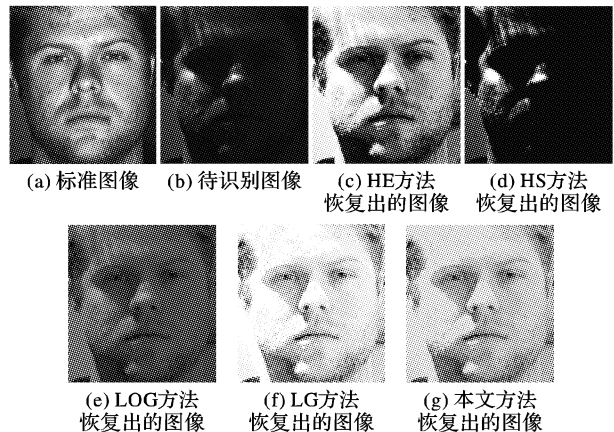


图 3 在 Yale B 人脸库上的实验结果

### 3.2 在 CMU-PIE 人脸库上的实验

表 1 相似度比较

使用方法	集合 1	集合 2	集合 3	集合 4	平均值
HE	0.651	0.740	0.701	0.686	0.737
HS	0.711	0.742	0.740	0.770	0.795
LOG	0.813	0.786	0.801	0.764	0.799
BHE	0.731	0.751	0.792	0.781	0.805
LG	0.795	0.801	0.824	0.784	0.796
本文方法	0.821	0.845	0.801	0.824	0.869

CMU-PIE 人脸库包含 68 个人不同姿态、光照、表情下的 41 368 幅图像,选取标准姿态、中性表情、21 种光照情况下的 210 幅图像,根据光照角度的不同,把它分为 4 个集合。集合 1:  $(f_{06} \sim f_{09}, f_{11}, f_{12}, f_{20})$ , 集合 2:  $(f_{05}, f_{10}, f_{13}, f_{14}, f_{19}, f_{21})$ , 集合 3:  $(f_{04}, f_{15}, f_{18}, f_{22})$ , 集合 4:  $(f_{02}, f_{03}, f_{16}, f_{17})$ 。

选用图像向量之间的夹角余弦作为衡量图像恢复的相似度评判标准,表示为:

$$\varphi(I_i, I_0) = \cos(\langle I_i, I_0 \rangle) = \frac{I_i \cdot I_0}{\|I_i\| \cdot \|I_0\|} \quad (24)$$

其中,  $I_i, I_0$  分别表示两幅图像,这里用  $I_i$  表示恢复图像,  $I_0$  表示一幅标准图像。

使用 HE, HS, LOG, BHE, LG 及本文方法的恢复图像与真实图像的相似度比较如表 1 所示。

### 3.3 在 CAS-PEAL 人脸库上的实验

CAS-PEAL 人脸库包含 1040 个中国人不同姿态、光照、表情、遮挡、老化下的 30000 多幅图像。选取标准姿态、中性表情、不同光照情况下 10 个人 200 幅图像,实验对比结果如图 4 所示。

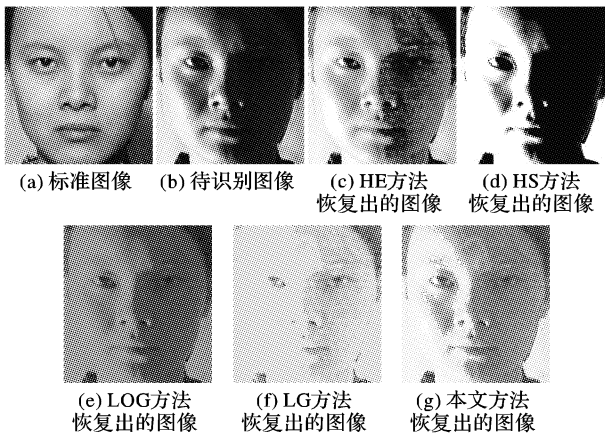


图 4 在 CAS-PEAL 人脸库上的实验结果

## 4 结语

本文研究的是基于 DDGVFSnake 与分段非线性 Gamma 灰度矫正方法处理人脸因光照变化而产生的光照不均现象。

(上接第 924 页)

## 5 结语

人的运动既包含静态信息如头部和上半身,也包含动态信息如腿部的运动,充分利用静态和动态的信息是提高识别性能的关键。本文提出的不变矩算法,在利用静态信息的基础上,使用类似于 Hough 的特征提取方法,从整个步态周期提取出人运动的动态信息。在 CMU 数据库上实验验证和分析表明,这种结合静态和动态信息的特征提取方法是有效的。

为提高算法的鲁棒性和实时性,还需要进一步改进算法,如提高遗传算法的收敛精度和速度,这对促进算法的实用性是非常必要的。同时还需要在更大规模的数据库上检验算法的效能。

致谢 本文实验涉及的步态数据资料来源于 Carnegie Mellon 大学 CMU 步态数据库,在此表示感谢。

### 参考文献:

- [1] NIXON MS, CARTER JN, NASH JM, *et al.* Automatic Gait Recognition[J]. *Motion Analysis and Tracking*, 1999, 3(1-6).
- [2] NASH JM, CARTER JN, NIXON MS. Extraction of Moving Articulated-Objects by Evidence-Gathering[A]. *Proceedings of the Ninth British Machine Vision Conference, BMVC98*[C]. 1998. 609-618.
- [3] LEE L. Gait Analysis for Classification, AI Technical Report 2003-014[R]. *Massachusetts Institute of Technology-artificial Intelligence Laboratory*, 2003.

在 Yale B, CMU-PIE 和 CAS-PEAL 人脸数据库上的实验表明: 1) 本文提出的 DDGVFSnake + Gamma 灰度矫正的方法能够使存在高光、阴影的人脸图像得到很好的恢复,恢复精度比其他方法更高; 2) 在图像质量方面,本文提出的方法比用其他方法恢复出的图像灰度更接近标准图像且图像噪声较少。但该方法在构造 Gamma 基函数精确拟合人脸光照方面,还有待进一步提高。

### 参考文献:

- [1] PHILLIPS J, MOON H, RIZVI SA, *et al.* The FERET Evaluation Methodology for Face-Recognition Algorithms[A]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*[C]. 2002. 1090-1104.
- [2] PHILLIPS PJ, GROTH P, MICHEREALS RJ, *et al.* FRVT 2002: Evaluation Report[EB/OL]. [http://www.frvt.org/DLa/FRVT\\_2002\\_Evaluation\\_Report.pdf](http://www.frvt.org/DLa/FRVT_2002_Evaluation_Report.pdf), 2003-03.
- [3] ADINI Y, MOSE Y, ULLMAN S. Face Recognition: The Problem of Compensating for changes in illumination Direction[J]. *IEEE TPAMI*, 1997, 19(7): 721-732.
- [4] SON TT, MITA S. Face recognition under variable lighting using the mean-field method and the gray-level pyramid[A]. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*[C]. 2005, 3: 2107-2113.
- [5] 赵保军, 李栋. 对复杂边缘检测的 Snake 改进算法[J]. *北京理工大学学报*, 2004, 2, 24(2).
- [6] KIN W, LEE J-J. Shape tracking based on the modular active shape model[A]. *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*[C]. AIM, 2003, 2: 1411-1416.
- [7] CHENG JR, FOO SW. Dynamic Directional Gradient Vector Flow for Snakes[J]. *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, 2006, 15(6).
- [8] 彭国福, 林正浩. 图像处理中 Gamma 校正的研究和实现[J]. *电子工程师*, 2006, 32(2).
- [4] WANG L, TAN TN, HU WM, *et al.* Automatic Gait Recognition Based on Statistical Shape Analysis[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(9): 1120-1131.
- [5] WANG L, TAN TN, NING HZ, *et al.* Silhouette Analysis-Based Gait Recognition for Human Recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(12): 1505-1518.
- [6] HUANG PS, HARRIS CJ, NIXON MS. A Statistical Approach for Recognizing Humans by Gait using Spatial-Temporal Templates[A]. *Proceedings of Proc. of International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*[C]. 1998. 4556-4561.
- [7] ZHAO GY, CHEN R, LIU GY, *et al.* Amplitude Spectrum-based Gait Recognition[A]. *Proceedings of the sixth IEEE International Conference On Automatic Face and Gesture Recognition (FGR'04)*[C]. Seoul, Korea, 2004. 23-28.
- [8] VERES GV, GORDON L, CARTER JN, *et al.* What image information is important in silhouette-based gait recognition?[A]. *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'04)*[C]. 2004, 2: 776, 782.
- [9] HU M-K. Visual Pattern Recognition by Moment Invariants[J]. *IRE Transactions on Information Technology*, 1962, 8(1): 179-187.
- [10] ANGELONI C, RILEY PO, KREBS DE. Frequency content of whole body gait kinematic data[J]. *IEEE Transactions Rehabilitation Engineering*, 1994, 2(1): 40-46.