

基于不变矩理论线矩法图像特征的提取

谢生龙,王夏黎,董春雨

(长安大学 信息工程学院,陕西 西安 710064)

摘要:传统的Hu不变矩直接针对原图计算,计算量大、实时性不够理想,且受强噪声影响明显,特征描述也不是很准确。文中在不变矩理论的基础上结合Schlick镜面指数简化公式,给出一种将边缘线矩作为识别特征的提取方法。该方法只需对边缘映射图计算不变矩,不必直接在原图上计算,因而避免了不必要的误差,再经过简化指数计算,降低复杂度、减少计算量的同时提高了实时性。最后针对该方法的效率和特征提取性能进行了实验,结果表明该方法快速有效,很好地兼顾了速度与精度。

关键词:特征描述;识别特征;边缘映射;不变线矩;指数简化

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)11-0139-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.11.035

Extraction of Figure Features Based on Line Moment Method of Moment Invariant Theory

XIE Sheng-long, WANG Xia-li, DONG Chun-yu

(College of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: Traditional Hu invariant moment is calculated directly in allusion to the original figure, of which the calculation amount is large, real-time performance is not ideal enough, noise effect is obvious and feature description is not accurate enough. In this paper, on the basis of the moment invariant theory, combined with the Schlick's index simplified formula of mirror model, give an extraction method that takes edge-based line moment as recognition feature. This method, with no need to calculate directly on the original figure, only needs to calculate the invariant moment of the edge mapping figure. Thus the calculation amount is decreased and unnecessary errors are avoided, through the simplified index calculation, reducing the complexity and improving real-time. Finally, experiments on the efficiency and performance of the feature extraction are conducted, which shows that this method is effective, rapid and gives good consideration to both speed and accuracy.

Key words: feature description; recognition feature; edge mapping; invariant linear moment; index simplified

0 引言

特征提取过程是提取目标关键信息的过程,特征提取方法的性能对目标识别精度、运算速度及复杂度有着很大的影响。通常,良好的特征应该具备区别性、可靠性、独立性和数目小等特点,所以找到满足这些条件特征的提取方法至关重要。在1962年Hu就提出了经典的不变矩理论^[1-2],后来在许多国内外学者的探索下,不变矩特征的表征能力得到了不断提高^[3]。不变矩具有平移、比例缩放和旋转不变性的统计特征^[4]。

Schlick反射模型针对Phone模型镜面光计算公式中指数项的计算提出了简化,使得其策划速度更

快^[5-6]。Schlick提出的指数计算的快速逼近方法,在允许一定误差存在的情况下,可以代替指数计算,降低复杂度、提高计算效率。

在图像的分类和识别中,找到图像中关键形状并对此形状用可视特征矢量进行准确描述是至关重要的。不可否认,对原始图像直接计算不变矩也可作为可视特征进行图像的分类和识别,但计算量偏大。为了舍弃一些无关形状的颜色并减少计算量,考虑到边缘映射图像中也包含了目标图像的主要轮廓信息,可在原图的边缘映射图像上计算不变矩,由于舍弃了同等灰度级别的信息,只计算有一定灰度级差的像素点,

收稿日期:2013-12-31

修回日期:2014-04-08

网络出版时间:2014-09-11

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50978030)

作者简介:谢生龙(1989-),男,陕西延安人,硕士,研究方向为智能交通与图像处理;王夏黎,副教授,研究方向为图形图像处理与智能交通系统。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140911.1010.048.html>

所以计算出的不变矩相比之下更能代表图像的形状信息,再利用 Schlick 指数快速逼近简化方法可以提高目标图像处理的实时性。根据这种思路文中提出了一种基于不变矩理论线矩法图像特征的提取方法。

1 不变矩理论

不变矩是指物体图像经过旋转、比例以及平移 (RST) 变换仍保持不变的矩特征量。设二维离散图像函数用 $f(x, y)$ 表示^[7], 其 $(p + q)$ 阶矩定义为:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \quad (1)$$

所以, 相应的 $(p + q)$ 阶中心矩 (central moment) 定义为:

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (\bar{x} - \bar{x})^p (\bar{y} - \bar{y})^q f(x, y) \quad (2)$$

$$\text{其中, } \bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}; \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}.$$

下面通过求一个归一化矩阵, 来获得一个与比例大小无关的图像描述。用零阶中心矩对其余各阶中心矩进行归一化, 可得到图像 $(p + q)$ 的归一化中心矩为

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}} \quad (3)$$

$$\text{其中, } r = (p + q + 2)/2.$$

$$\mu_{00} = m_{00}$$

$$\mu_{01} = \mu_{10} = 0$$

$$\mu_{20} = m_{20} - x_0 m_{10}$$

$$\mu_{11} = m_{11} - y_0 m_{10}$$

$$\dots$$

由于 $\mu_{00} = m_{00}$ 为区域的面积, 故可以作为区域大小的测量。为了使矩描述特征值与 RST 因素无关, 利用二阶和三阶归一化中心矩可以导出如下所示的 7 个不变矩组。

$$\varphi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (4)$$

$$\varphi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (5)$$

$$\varphi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (6)$$

$$\varphi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \varphi_5 = & (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} - \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - \\ & 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \\ & \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \varphi_6 = & (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ & 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \varphi_7 = & (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - \\ & 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \\ & \eta_{03})[3(\eta_{03} + \eta_{12})^2 - (\eta_{12} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (10)$$

这个矩组对于旋转、比例以及平移的不变性, Hu M K 已做过证明^[1]。

很显然, 用上式计算形状得到的矩特征不变量的大小, 也说明了其对目标识别结果的影响程度。如果矩不变量特征值越小, 对识别结果的影响程度也越小; 如果矩不变量特征值越大, 对识别结果的影响程度就越大。为了便于分析, 在不失矩不变量特征值原有意义的前提下, 可以对上述七个矩不变量进行如下修正:

$$\varphi(i) = |\log_{10} |\varphi_i||, i=1, 2, \dots, 7 \quad (11)$$

用上述公式得到矩特征不变量值分布范围大约在 $0 \sim 5^2$ 之间^[8]。

2 Schlick 镜面指数简化公式

实时图像的处理贵在简化, 直到满足实时要求为止, 在简化的过程中尽可能保持原有的特征不变, Schlick 为了简化 Phong 模型镜面光计算公式中指数项的计算, 提出了下面简化式:

$$S_n(t) = t^n \quad (12)$$

$$S'_n(t) = t/(n - nt + t) \quad (13)$$

$$\text{此时有 } S'_n(t) \approx S_n(t).$$

其中, n 为高光指数; t 为夹角余弦, 且 $n \in [0, \infty)$, $t \in [0, 1)$ 。

取 $t = (0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0)$, $n = (1, 2, 3, 4, 5, 7, 10)$, 用式 (13) 对式 (12) 进行误差逼近, 当 $n=0$ 及 1 时, $S'_n(t) = S_n(t)$ 严格成立; 当 $n=2, 3$ 时, 在 $t = (3 - \sqrt{5})/2$ 和 0.5 时逼近误差达到最大; 当 $n=10, t=0.8$ 时, 得到此邻域最大逼近误差 0.18。通过分析可以看出, 在允许一定误差的情况下, Schlick 简化表达式能够对指数进行有效的逼近。

3 线矩特征的计算

传统 Hu 不变矩的计算是基于目标区域进行的, 用来识别静态目标计算量都太大, 作为全局信息这种不变矩是基于区域的面矩, 其信息在图像受到光照或噪声影响时变化较大, 有可能得不到准确的识别结果, 且面矩要对整个图像进行计算, 计算复杂度高, 实时性不强。而针对边缘图像计算的不变矩, 可以称为线矩, 线矩主要利用具有图像高频信息的边缘部分, 作为一种局部信息量对图像进行理解与分析。因为边缘信息受外界噪声影响较小, 所以识别的结果相对精确一些。由于常用的目标边缘像素点的个数约为目标图像所有的像素点的平方根^[9], 所以用边缘像素来表示其形状要比用目标区域内所有的像素点少得多。从上面不变矩理论可以看出, 尽管构造 Hu 不变矩并不复杂, 但是构造 Hu 不变矩的中心距阶数越高, Hu 不变矩的抗干扰性就越差, 而且运算的复杂度也显著增加^[9]。因此下面方法的 7 个不变线矩也是用三阶以下的中心矩构

造而成。

3.1 离散边缘图像的线矩计算

通常对于检测得到的 $M \times N$ 数字边缘图像,假定边缘曲线由若干个离散点组成,即 (x_i, y_j) , $i=1, 2, \dots, M, j=1, 2, \dots, N$, 则线矩可以作如下计算:

$$m_{pq} = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M x_i^p y_j^q \delta_{ij} \quad (14)$$

式中

$$\delta_{ij} = \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_j - y_{j-1})^2} \quad (15)$$

相应的 $(p+q)$ 阶中心矩定义为^[10]:

$$\mu_{pq} = \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q \quad (16)$$

式中, $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$, $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$, 点 (\bar{x}, \bar{y}) 即为边缘的质心

位置。中心矩是与图像平移无关的^[11]。对于一个图像区域 $f(x, y)$ 来说,若对它进行尺度变换 $x' = kx$, $y' = ky$, 它的矩就要乘以 $k^p k^q k^2$, 其中因子 k^2 是由尺度变化而带来的目标面积变化所引起的。由此可知,变换后的区域 $f = (x', y')$ 的中心矩成为 $\mu'_{pq} = \mu_{pq} \times k^{p+q+2}$ 。而当对边缘曲线进行尺度变换时,尺度变化导致目标周长的变化,相应的变化因子是 k , 而不是 k^2 ^[12]。此时尺度变换后的中心矩记为 $\mu'_{pq} = \mu_{pq} \times k^{p+q+1}$ 。

为了使求得的线矩仍具有尺度相对不变性,还需要用零阶中心矩对其余各阶中心矩做归一化处理,得到归一化的中心矩。

$$\eta'_{pq} = \frac{\mu'_{pq}}{\mu'_{00}} \quad (17)$$

此时,对区域 $f(x, y)$, 须有 $\eta'_{pq} = \eta_{pq}$ 。由此可以推出

$$r = (p + q + 2) / 2 \quad (18)$$

同理,而对曲线来说,有 $\eta'_{pq} = \eta_{pq}$, 故可推出

$$r = p + q + 1 \quad (19)$$

在计算曲线的不变矩时,需采用(19)式。

现在考虑到图像处理的实时性需求,降低复杂度的同时提高计算效率,下面结合 Schlick 指数简化思想,对于利用多结构元、多尺度形态学梯度算法对目标图像进行边缘检测后目标图像的线矩作如下定义。

首先对 (x_i, y_j) 进行归一化处理, $y'_j = \frac{y_j}{N}$, 此时 $x'_i = \frac{x_i}{M}$, $x'_i \in (0, 1]$, $y'_j \in (0, 1]$ 。

那么边缘的 $p+q$ 阶矩就可以表示为:

$$m'_{pq} = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M S_p(x'_i) S_q(y'_j) \delta'_{ij} \quad (20)$$

其中, $S_p(x'_i) = x'_i / (p - px'_i + x'_i)$; $S_q(y'_j) = y'_j / (y'_j - y'_j + y'_j)$; $\delta'_{ij} =$

$$\sqrt{x'_i / (2 - 2x'_i + x'_i) + y'_j / (2 - 2y'_j + y'_j)},$$

$$x'_i = |x'_i - x'_{i-1}|, y'_j = |y'_j - y'_{j-1}|。$$

$$\mu'_{pq} = \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N S_p(x'_i) S_q(y'_j) \delta'_{ij} \quad (21)$$

$$\text{其中, } \bar{x}' = \frac{m'_{10}}{m'_{00}}, \bar{y}' = \frac{m'_{01}}{m'_{00}}。$$

3.2 连续边缘图像的线矩计算

若采用多结构元形态学边缘检测算法提取颜色信息简单的目标图像,这样得到的图像边缘轮廓相对连续,对于此类边缘图像计算 7 个不变矩来代表形状特征矢量,则有

$$m_{pq} = \sum_{x,y \in \text{边缘区域}} \sum x^p y^q, p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (22)$$

$$\mu_{pq} = \sum_{x,y \in \text{边缘区域}} \sum (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q \quad (23)$$

同样利用 Schlick 指数简化式,对边缘相对连续的目标图像的 $p+q$ 阶线矩作如下定义。

$$m'_{pq} = \sum_{x,y \in \text{边缘区域}} \sum S_p(x') S_q(y'), p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (24)$$

$$\mu'_{pq} = \sum_{x,y \in \text{边缘区域}} \sum S_p(x' - \bar{x}') S_q(y' - \bar{y}') \quad (25)$$

式中, $x' = \frac{x}{M}$; $y' = \frac{y}{N}$ 。当像素点 (x', y') 属于边缘区域时 $f(x', y') = 1$, 否则 $f(x', y') = 0$ ^[13-14]。显然,由式(24)和式(25)计算得到的不变矩在保持矩区域特性的同时仍然具有 RST 相对不变性。

4 实验结果与分析

4.1 线矩法特征提取效率验证

现在对上面提出的不变矩特征矢量计算方法和常规的面矩特征矢量计算方法进行计算用时的比较。测试样本选取 ORL 人脸库中某人的一幅图像(112 * 92), 其原始图像为灰度图。接下来将原图进行旋转 0°、90°、180°、270°, 再将原图缩小一半、放大一倍并如上四个不同角度进行旋转, 前后共得到 12 幅图像, 按式(1)和式(2)定义的阶矩分别计算其 7 个不变矩组, 最后按式(11)修正, 结果如图 1 所示。

对原始灰度图进行形态学边缘检测, 经过对边缘检测的结果图再次优化后得到忽略内部边缘且外部边缘轮廓相对离散的边缘图像(如图 2(a)), 仿照上述过程, 按式(19)~式(21)定义的阶矩分别计算其 7 个不变矩组, 最后按式(11)修正, 结果如图 3 所示。

对于一个灰度目标图像进行二值化, 再在二值边缘图像进行形态学边缘检测, 得到的轮廓相对连续的单连通闭区域边缘图像。对此边缘图像进行再次优化后得到如图 2(b)所示的外边缘相对连续的边缘图像。

同样,仿照上述过程,按式(24)和式(25)定义的阶矩分别计算其 7 个不变矩组,最后按式(11)修正,结果如图 4 所示。

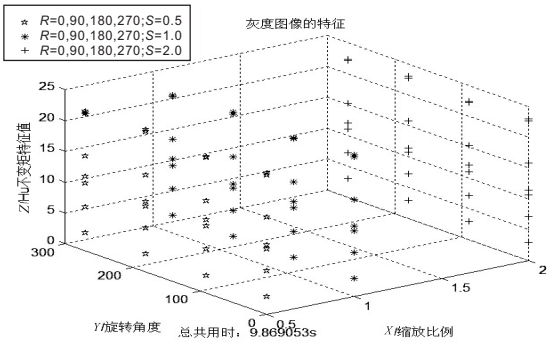


图 1 灰度图像的特征

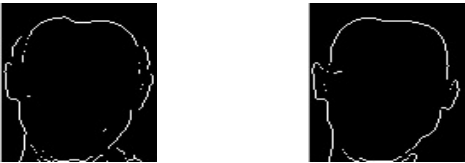


图 2 优化后图像

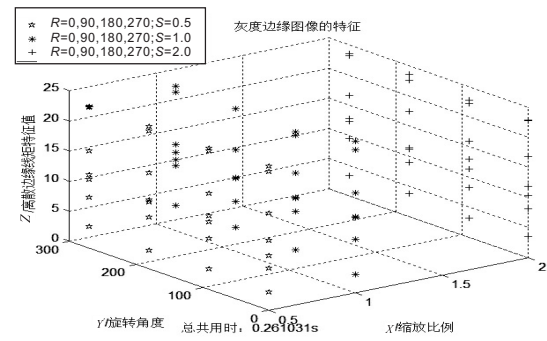


图 3 灰度边缘图像的特征

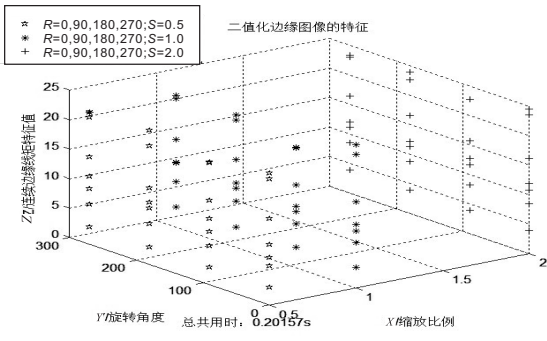


图 4 二值化边缘图像的特征

图 1 是按照不变矩理论面矩法计算得到的结果,而图 3 和图 4 是按照文中提出的两种不同情况线矩法计算得到的结果。很显然,用后者经过不同比例缩放、旋转所求的 12 组不变矩组很稳定,这也说明这两种线矩法求得的特征值具有 RST 不变性,而且求得的特征矩组和前者的 Hu 不变面矩很相近,所以其可作为可视特征矢量用来表征图像信息。首先对原图用结构形态学边缘检测算法进行检测,得到目标图像边缘映射

图;再对检测得到的边缘映射图进行优化,减少内部边缘保留外部边缘;最后对优化后的边缘映射图像利用线矩的方法计算不变矩。

从以上各图中各自总共用时统计结果可以看出,由于边缘提取的作用使得参加不变矩计算的数据量急剧下降,从而减少了计算量,又由于提取的边缘轮廓正好是目标图像的高频信息部分,所以求得的矩不变量也能够可靠地被用于目标轮廓特征的稳定跟踪^[15],如此既保证了特征提取的实时性又保证了特征提取的准确有效性;再加上指数简化作用使计算复杂度随之降低,用传统的不变矩面法求每个矩的平均用时为 0.822 4 s,而用离散的、连续的线矩法求每个矩的平均用时分别只有 0.021 8 s 和 0.016 8 s,于是整个不变矩组的计算时间明显少于传统的 Hu 不变面矩法。

4.2 线矩法特征提取性能验证

对于准确度验证,实验以国际上广泛使用的 ORL 标准人脸库为对象对文中不变线矩法的特征提取性能进行测试,并与传统面矩算法进行比较。ORL 人脸库由 40 人,每人 10 幅共 400 幅图像组成,每幅图的分辨率为 112 * 92。首先,利用 Hu 不变矩理论计算每个人的 7 个不变矩组 $\varphi_{ij} = (\varphi_{i1}, \varphi_{i2}, \varphi_{i3}, \varphi_{i4}, \varphi_{i5}, \varphi_{i6}, \varphi_{i7})$, $i=1,2,\dots,40$; $j=1,2,\dots,10$, φ_{ij} 表示第 i 个人、第 j 幅图像的 7 个不变矩组。同样根据不同边缘检测的方法提取、优化得到每个人所有的边缘图像,再分别利用上述各方法,得到每幅边缘图像对应的 7 个不变矩组 φ_{ij} 。接下来采用 BP 神经网络^[8],对上述各算法的特征提取性能进行验证。在上述每一种方法中,将每个人的前 5 幅图像的 7 个不变矩组作为 BP 神经网络的训练样本输入集,剩下的 5 幅图像的 7 个不变矩组作为 BP 神经网络的测试集。这样训练样本和测试样本总数各为 200 且互不重叠。实验中三次训练都取平方和误差精度为 0.01,最大训练次数为 200,实验结果显示利用 Hu 不变矩样本训练迭代 21 次后达到目标精度,而用离散与连续线矩方法求得的样本训练分别迭代 137 和 129 次后达到目标精度。最后用 BP 神经网络分类器对各方法求得的特征样本的识别结果如表 1 所示。

表 1 不同特征提取方法在 BP 神经网络分类器中识别的结果

不同特征提取方法	对训练集的识别率/%	训练时间	对测试集的识别率/%	训练时间
Hu 不变矩	89.3	0.120 9	90.7	0.096 0
离散边缘线矩	82.9	0.291 0	84.6	0.279 5
连续边缘线矩	85.4	0.310 0	83.8	0.301 4

从表 1 中数据可以看出,文中的线矩特征提取方法和 Hu 不变面矩的特征提取方法相比,前者提取的

图像特征是相对准确的,后者的识别率略高于前者,但是在要求不高、允许一定误差的条件下,这种线矩法可以用作图像识别的特征提取方法。

5 结束语

文中旨在利用基于不变矩理论线矩的方法对复杂背景,强噪声条件下,尺寸和形状发生一定变化的扩展目标的特征提取效率进行改善。不可否认基于面矩的特征矢量其鲁棒性要好于基于边缘的线矩特征矢量,但针对扩展目标的特性,运用边缘区域计算不变矩,基于线矩的特征矢量在计算时间上显然优于基于面矩的计算,有利于图像的实时处理。实验结果表明,由于采用边缘区域计算不变矩特征,再结合指数简化式有效逼近,大大减少了计算数据量和复杂度,而且在一定的误差范围内兼顾识别准确度的同时使运算效率进一步得到了提高,在复杂度、效率和精度之间做了一个较好的折中,因而此方法在实际应用中有一定的意义。

参考文献:

[1] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. IRE Trans on Information Theory,1962,8(2):179-187.

[2] Chen Chaur-Chin. Improved moment invariants for shape discrimination[J]. Pattern Recognition,1993,26(5):683-686.

[3] Londhe R, Pawar V. Facial expression recognition based on based on affine moment invariants[J]. International Journal of Computer Science Issues,2012,9(6):388-392.

[4] Flusser J. Moment invariants in image analysis[J]. Proceedings of World Academy of Science (Engineering and Technology),2006,11(4):196-201.

[5] Schlick C. A fast alternative to Phong's specular model[M].

+++++

(上接第 138 页)

[6] 欧阳喆,周永权. 自适应步长萤火虫优化算法[J]. 计算机应用,2011,31(7):1804-1807.

[7] 张军丽,周永权. 一种用 Powell 方法局部优化的人工萤火虫算法[J]. 模式识别与人工智能,2011,24(5):680-684.

[8] Horng Ming-Huwi, Liou Ren-Joan. Multilevel minimum cross entropy threshold selection based on the firefly algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38 (11): 14805 - 14811.

[9] 刘洪霞,周永权. 一种基于模式搜索算子的人工萤火虫优化算法[J]. 小型微型计算机系统,2011,32(10):2130-2133.

[10] 冯艳红,刘建芹,贺毅朝. 基于混沌理论的动态种群萤火虫算法[J]. 计算机应用,2013,33(3):796-799.

[s. l.]:Academic Press,1994.

[6] Phong B. Illumination for computer-generated pictures[J]. Communications of the ACM,1975,18(8):311-317.

[7] 范立南,韩晓微,张广渊. 图像处理与模式识别[M]. 北京:科学出版社,2007.

[8] Gan Junying, Zhang Youwei. Face recognition based on moment invariants and neural networks[J]. Computer Engineering and Applications,2002,38(7):53-56.

[9] Mukundan R, Ong S H, Lee P A. Image analysis by Tchebichef moments[J]. IEEE Trans on Image Processing,2001,10(9):1357-1364.

[10] Jadhav M E, Kale K V, Baheti M J. Mycobacterium tuberculosis bacilli cells identification using moment invariant[J]. International Journal of Machine Intelligence,2011,3(3):146-149.

[11] Li Chaorong, Li Jianping, Fu Bo, et al. Fingerprint verification based on DFB and Hu invariant moments[J]. Journal of Computational Information Systems,2012,8(4):1407-1414.

[12] Rizon M, Yaacob S, Desa H, et al. Object detection using geometric invariant moment[J]. American Journal of Applied Sciences,2006,2(6):1876-1878.

[13] Malakar A, Mukherjee J. Image clustering using color moments, histogram, edge and K-means clustering[J]. International Journal of Science and Research,2013,2(1):532-537.

[14] Asli B H S, Paramesran R, Lim C L. The fast recursive computation of Tchebichef moment and its inverse transform based on Z-transform[J]. Digital Signal Processing,2013,23(5):1738-1746.

[15] 李明俐. 基于颜色与形状特征的图像检索技术研究及系统的设计与实现[D]. 西安:西北大学,2010.

+++++

[11] 张军丽,周永权. 人工萤火虫与差分进化混合优化算法[J]. 信息与控制,2011,40(5):608-613.

[12] 郭丽萍,李向涛,谷文祥,等. 改进的萤火虫算法求解阻塞流水线调度问题[J]. 智能系统学报,2013,8(1):33-38.

[13] 周永权,黄正新. 求解 TSP 的人工萤火虫群优化算法[J]. 控制与决策,2012,27(12):1816-1821.


[14] 郑申海,胡小兵,郑满满,等. 改进粒子群和模拟退火混合算法及其应用[J]. 计算机技术与发展,2013,23(7):26-30.

[15] Kazem A, Sharifi E, Hussaun F K, et al. Support vector regression with chaos-based firefly algorithm for stock market price forecasting[J]. Applied Soft Computing,2013,13(2):947-958.

基于不变矩理论线矩法图像特征的提取

作者：[谢生龙](#)，[王夏黎](#)，[董春雨](#)，[XIE Sheng-long](#)，[WANG Xia-li](#)，[DONG Chun-yu](#)

作者单位：[长安大学 信息工程学院, 陕西 西安, 710064](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2014(11)

本文链接：http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjtz201411035.aspx