

# 一种新的多尺度仿射几何不变量提取方法

黄波<sup>1</sup>, 赵晓晖<sup>1</sup>, 赵继印<sup>1</sup>, 时公涛<sup>2</sup>, 陈涛<sup>2</sup>

(1. 吉林大学通信工程学院, 吉林 长春 130012; 2. 空军装备研究院情报所, 北京 100085)

**摘要:** 提出了一种新的多尺度仿射几何不变量提取方法。该方法以自定义的多尺度自卷积变换为起点, 结合灰度归一化处理, 构建出目标图像的一系列仿射协变形式, 进而通过设计一组非线性函数计算每个协变形式的一组扩展质心, 由此得到新的多尺度仿射几何不变量。将所得不变量与经典的扩展质心特征、多尺度自卷积相比, 由于其仅需一次分割便可构造出任意数量的区域面积比仿射不变特征, 且从单个仿射协变形式中即可提取多个不变特征, 从而有效减小了特征误差, 提高了特征的获取效率。利用典型的“Fish”测试数据库, 从计算复杂度、抗噪性、抗遮挡性和图像扩展性等方面验证了所提方法的有效性。

**关键词:** 目标识别; 仿射几何不变量; 多尺度; 扩展质心

**中图分类号:** TP 391.4

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.3969/j.issn.1001-506X.2012.05.35

## New method for multi-scale affine geometric invariant extraction

HUANG Bo<sup>1</sup>, ZHAO Xiao-hui<sup>1</sup>, ZHAO Ji-yin<sup>1</sup>, SHI Gong-tao<sup>2</sup>, CHEN Tao<sup>2</sup>

(1. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China;

2. Information Institute, Equipment Academy of the Air Force, Beijing 100085, China)

**Abstract:** A new method for multi-scale affine geometric invariant extraction is proposed. The method begins with the self-defined multi-scale convolution transformation, combines with gray-scale normalization, and builds a series of affine covariant forms of the object image. After that, a series of extended centroids of each covariant form are calculated through a set of designed nonlinear functions, and the new multi-scale affine geometric invariants are obtained. Compared with the classical extended centroid features and multi-scale auto-convolution, the introduced invariant only needs cutting once and can construct any number area ratio invariant features. More invariant features can be extracted from a single affine covariant form. All of these can reduce feature errors effectively and improve the efficiency of the feature attainment. A typical “fish” test database is adopted to validate the efficiency of the proposed method from the perspective of computational complexity, noise immunity, anti-blocking and image expansion.

**Keywords:** object recognition; affine geometric invariant; multi-scale; extended centroid

## 0 引言

仿射不变量是计算机视觉领域的重要研究课题之一。当被测物体与图像传感器的距离远大于物体尺寸时, 仿射变换可以精确近似物体在不同视点和距离下所成图像间的关系, 而仿射不变量就是仿射变换下保持不变的性质或数量。由于该不变量具有稳健性强、区分度大、适用范围广等特点, 已被广泛应用于模式识别、自动配准、图像检索、景象匹配制导等领域<sup>[1-4]</sup>。

仿射不变量的主要提取方式有: 利用傅里叶变换<sup>[5]</sup>、小波变换<sup>[6]</sup>以及曲率极值法<sup>[7]</sup>等提取图像轮廓中的不变量;

基于代数不变性<sup>[8-9]</sup>、解析几何中的变积系数<sup>[10]</sup>提取矩不变量; 通过 Trace 变换提取 Triple 不变量<sup>[11-12]</sup>; 借助仿射几何理论、多尺度自卷积变换提取不变量等<sup>[13-14]</sup>。其中, 由基于扩展质心构造的仿射几何不变量具有直观、计算速度快的特点, 而利用多尺度自卷积 (multi-scale auto-convolution, MSA) 可提取任意多的高性能不变量, 这两种获取仿射不变量的方式得到了越来越多的关注<sup>[15-18]</sup>。但是, 基于扩展质心的仿射几何不变量为构造较多的特征, 需要多次迭代, 造成扩展质心坐标误差增大, 以至于这种仅靠迭代增加特征数量的方式提高不了正确识别率; 而 MSA 方法每获取一个特征需 4 次傅里叶变换, 特征提取效率低, 运算

收稿日期: 2011-08-08; 修回日期: 2012-03-13。

基金项目: 国家自然科学基金(61040043, 61101213)资助课题

作者简介: 黄波(1980-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为图像处理与模式识别。E-mail: huangbojlu@sina.com

量大<sup>[14,19]</sup>。

为了解决传统扩展质心特征提取误差大、MSA 特征获取效率低的问题,本文提出了一种新的多尺度仿射几何不变量提取方法。所提方法立足于自定义的多尺度自卷积变换,并结合灰度归一化处理,推导出原图像的一系列仿射协变形式,再通过设计一组非线性函数计算每个仿射协变形式的初始扩展质心,从而由所得扩展质心构造出新的多尺度区域面积比仿射几何不变量(multi-scale affine geometric invariant, MAG)。MAG 与传统扩展质心特征相比,由于其仅需一次迭代划分便可获取任意数量的区域面积比不变特征,从而可有效控制特征误差;与 MSA 相比, MAG 从单个仿射协变形式中即可提取多个不变特征,使特征获取效率得到有效提高。实验验证了所提方法的有效性。

### 1 MAG 的构造

设  $f(x): \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}, f(x) \in L^1(\mathbf{R}^2) \cap L^2(\mathbf{R}^2)$ , 且  $f \geq 0$ , 为二维图像的灰度函数。设仿射变换  $\langle \mathbf{T}, t \rangle$  作用于  $f(x)$  后生成的图像为  $f'(x')$ , 其中  $\mathbf{T}$  为  $2 \times 2$  变换矩阵, 且  $|\mathbf{T}| \neq 0, t$  为平移量,  $\mathbf{T}$  和  $t$  的所有项都为实数, 则有  $x' = \mathbf{T}x + t, f'(x') = f(x)$ , 称  $f'$  为  $f$  的  $\langle \mathbf{T}, t \rangle$  仿射变换形式。

定义  $f(x)$  在尺度  $\alpha$  和  $\beta$  上进行的卷积变换为  $I_{\alpha,\beta}(u) = (f_\alpha * f_\beta)(u), a$  为尺度因子 ( $a$  与  $\alpha, \beta$  存在映射关系),  $u \in \mathbf{R}^2, a \in \mathbf{R}, a \neq 0, f_a(x) = \frac{1}{a^2} f\left(\frac{x}{a}\right)$ 。如果  $a = 0, f_a(x) = \delta(x)$  (单位冲击函数); 如果  $a \neq 0$ , 卷积的积分形式为

$$I_{\alpha,\beta}(u) = \frac{1}{\alpha^2 \beta^2} \int_{\mathbf{R}^2} f\left(\frac{x}{\alpha}\right) f\left(\frac{u}{\beta} - \frac{x}{\beta}\right) dx \quad (1)$$

同理,  $f'(x')$  在尺度  $\alpha$  和  $\beta$  上的卷积变换为

$$I'_{\alpha,\beta}(u') = \frac{1}{\alpha^2 \beta^2} \int_{\mathbf{R}^2} f'\left(\frac{x'}{\alpha}\right) f'\left(\frac{u'}{\beta} - \frac{x'}{\beta}\right) dx' \quad (2)$$

把  $x' = \mathbf{T}x + \alpha t, u' = \mathbf{T}u + (\alpha + \beta)t$  和  $f'(x') = f(x)$  代入式(2)并与式(1)比较, 得

$$I'_{\alpha,\beta}(u') = |\mathbf{T}| I_{\alpha,\beta}(u) \quad (3)$$

当  $|\mathbf{T}| \neq 1$  时,  $I'_{\alpha,\beta}(u')$  和  $I_{\alpha,\beta}(u)$  间不具有仿射变换关系, 如果能消除  $|\mathbf{T}|$  项, 那么图像在尺度  $\alpha$  和  $\beta$  上的卷积图像间变换矩阵保持不变, 平移量变为  $(\alpha + \beta)t$ , 此时卷积图像间仍具有仿射变换关系。定义  $I_{\max} = \max_u (I_{\alpha,\beta}(u))$ ,

$\bar{I}_{\alpha,\beta}(u) = \frac{I_{\alpha,\beta}(u)}{I_{\max}}$  和  $\bar{I}'_{\alpha,\beta}(u') = \frac{I'_{\alpha,\beta}(u')}{I'_{\max}}$ , 设  $I_{\alpha,\beta}(u)$  在  $U_0$  点有最大值  $I_{\max}$ , 则存在  $U'_0 = \mathbf{T}U_0 + (\alpha + \beta)t$  使得  $I'_{\alpha,\beta}(U'_0) = |\mathbf{T}| \cdot I_{\max}$ , 利用反证法, 由式(3)得  $I'_{\alpha,\beta}(U'_0) = I'_{\max}$ , 即  $I'_{\max} = |\mathbf{T}| \cdot I_{\max}$ , 所以

$$\bar{I}'_{\alpha,\beta}(u') = \bar{I}_{\alpha,\beta}(u) \quad (4)$$

归一化方法保持了图像间的变换矩阵, 也就是说  $\bar{I}'_{\alpha,\beta}(u')$  和  $\bar{I}_{\alpha,\beta}(u)$  之间满足仿射变换  $\langle \mathbf{T}, (\alpha + \beta)t \rangle$  关系, 这与  $f(x)$  和  $f'(x')$  间的  $\langle \mathbf{T}, t \rangle$  关系相比, 只是平移量不同, 而仿射不变特征与平移量无关, 因此提取  $f(x)$  的特征可以转化为提取

$\bar{I}_{\alpha,\beta}(u)$  的特征, 这样做具有以下优点: 一是通过改变  $(\alpha, \beta)$  值可得  $\bar{I}_{\alpha,\beta}(u)$  的一系列仿射协变形式, 从每个协变形式中提取一组特征, 特征数将不受限制; 二是卷积能够减弱噪声的干扰, 提高图像的抗噪性能, 从  $\bar{I}_{\alpha,\beta}(u)$  获取的特征比从  $f(x)$  获取的特征对噪声更具稳定性; 三是可使仅适用于灰度图像的算法推广到二值图像,  $\bar{I}_{\alpha,\beta}(u)$  灰度由  $f(x)$  灰度及其空间分布共同决定, 虽然目标二值图像只有单一灰度值 0 或 1, 但不同形状的灰度值空间分布不同,  $\bar{I}_{\alpha,\beta}(u)$  的灰度不是单一值。

设  $g(x)$  为单调连续函数,  $x, g(x) \in \mathbf{R}$ , 显然  $g(f'(x')) = g(f(x))$ , 函数  $g$  不改变图像间的仿射变换关系。定义图像  $f(x)$  的初始扩展质心为

$$EC_g(x) = \frac{\int_{\mathbf{R}^2} xg(f(x)) dx}{\int_{\mathbf{R}^2} g(f(x)) dx} \quad (5)$$

可以证明,  $EC_g(x)$  和质心都是仿射不变点, 当  $g(x) = x$  时,  $EC_g(x)$  和质心相同, 并且利用它们进行仿射区域迭代划分得到的点也是仿射不变的, 这些点称为扩展质心。质心、初始扩展质心和扩展质心具有相同的性质, 在没有明确说明的条件下, 下文中将它们统称为扩展质心。令  $l(l)$  表示由任意两扩展质心  $EC_j(x)$  和  $EC_i(x)$  确定的直线上的点,  $l \in \mathbf{R}, i \neq j, i, j = 0, 1, 2, \dots$ , 则  $l(l)$  可表示为

$$l(l) = EC_j(x) + l(EC_i(x) - EC_j(x)) \quad (6)$$

同理,  $EC_j(x)$  和  $EC_i(x)$  仿射变换对应点  $EC'_j(x')$  和  $EC'_i(x')$  确定的直线  $l'(l)$  方程为

$$l'(l) = EC'_j(x') + l(EC'_i(x') - EC'_j(x')) \quad (7)$$

比较式(6)和式(7)得

$$l'(l) = \mathbf{T}l + t \quad (8)$$

两个不同扩展质心确定的直线, 与仿射变换后对应的两个扩展质心所确定的直线之间具有仿射变换关系, 这种变换关系与变换图像之间的仿射变换关系相同。因此, 直线划分出的两区域, 与仿射变换后对应直线所划分出的两区域之间也具有仿射变换关系, 这种变换关系也与变换图像之间的仿射变换关系相同。令  $R_{\max}$  和  $R_{\min}$  表示任意两扩展质心连线划分出的两区域, 面积分别为  $A_{R_{\max}}$  和  $A_{R_{\min}}$ ,  $R'_{\max}$  和  $R'_{\min}$  表示上述两区域仿射变换后的对应区域, 面积分别为  $A_{R'_{\max}}$  和  $A_{R'_{\min}}$ , 下标  $\max$  和  $\min$  表示面积较大和较小区域, 由区域之间的仿射变换关系可得

$$\frac{A_{R'_{\min}}}{A_{R'_{\max}}} = \frac{|\mathbf{T}| \int_{x \in R_{\min}} dx}{|\mathbf{T}| \int_{x \in R_{\max}} dx} = \frac{A_{R_{\min}}}{A_{R_{\max}}} \quad (9)$$

因此  $\frac{A_{R_{\min}}}{A_{R_{\max}}}$  是仿射不变的, 将  $\frac{A_{R_{\min}}}{A_{R_{\max}}}$  应用于图像  $\bar{I}_{\alpha,\beta}(u)$  得到的不变量即称为 MAG。较小面积除以较大面积避免了特征值的波动, 特征更稳定。

一个非线性函数只能得到一个初始扩展质心, 为了获取一定数量的特征, 需要进行多次迭代划分, 不可避免地把

前次扩展质心坐标误差引入到后续的扩展质心中,而且次数越多,累积到坐标中的误差就越大,得到的特征也就不稳定。而通过多个非线性函数获取图像每个仿射协变形式  $\bar{I}_{\alpha,\beta}(\mathbf{u})$  的一组初始扩展质心,由于  $\bar{I}_{\alpha,\beta}(\mathbf{u})$  的仿射协变形式可任意多,因而即使进行一次仿射区域划分也可构造任意数量的不变特征,同时实现了增加特征数量和有效控制误差。

## 2 MAG 的参数选择

影响 MAG 性能的因素主要有两个方面:一是尺度因子(包括  $\alpha$  和  $\beta$ ),二是非线性函数的构造。下面就如何更合理的选择尺度因子和构造非线性函数进行全面分析论证,以找出 MAG 的最佳参数选择范围。

### 2.1 尺度因子选择

$\alpha$  和  $\beta$  取值直接影响计算复杂度和识别率,  $|\alpha| + |\beta|$  值越小,计算效率越高。  $|\alpha|, |\beta| < 1$  时,  $f_\alpha(\mathbf{x})$  和  $f_\beta(\mathbf{x})$  是原图像的向下采样,包含信息比原图像少,使用这些信息提取的特征不够全面,识别率将随着  $\alpha$  和  $\beta$  值增大而提高,当  $|\alpha|, |\beta| = 1$  时识别率达到最大;  $|\alpha|, |\beta| > 1$  时,  $f_\alpha(\mathbf{x})$  和  $f_\beta(\mathbf{x})$  包含的信息没有比原图像多,因而正确识别率不会随  $\alpha$  和  $\beta$  值增加而显著提高,因此  $\alpha$  和  $\beta$  取值范围为  $|\alpha| \leq 1, |\beta| \leq 1$ 。

由式(4)可得,对任意的  $\alpha, \beta, \bar{I}_{\alpha,\beta}(\mathbf{u})$  具有如下性质:

- (1)  $\bar{I}_{\alpha,\beta}(\mathbf{u}) = \bar{I}_{\beta,\alpha}(\mathbf{u})$
- (2)  $\bar{I}_{\alpha,\beta}(\mathbf{u}) = \bar{I}_{-\alpha,-\beta}(-\mathbf{u})$

设  $F(f(\mathbf{x}))$  为从  $f(\mathbf{x})$  中提取的仿射几何不变量,  $F(f(\mathbf{x}))$  具有旋转和平移不变性,所以  $F(f(\mathbf{x})) = F(f(-\mathbf{x}))$ , 即  $F(\bar{I}_{-\alpha,-\beta}(\mathbf{u})) = F(\bar{I}_{\alpha,\beta}(\mathbf{u}))$ , 综上可得获取  $\bar{I}_{\alpha,\beta}(\mathbf{u})$  所有值中的一个  $(\alpha, \beta)$  最小平面区域如图 1(a) 所示。当  $(\alpha, \beta)$  位于图 1(a) 中第二象限,  $f_\alpha(\mathbf{x})$  坐标为负,  $f_\beta(\mathbf{x})$  坐标非负,计算机对含有负坐标的图像将其进行周期延拓到非负坐标区间处理,  $f_\alpha(\mathbf{x}) * f_\beta(\mathbf{x})$  生成的目标图像将分隔成几块(块数与  $\alpha$  和  $\beta$  值有关),此时质心坐标位置与背景区大小有关,构造的特征不具有不变性,因而  $(\alpha, \beta)$  取值区间如图 1(b) 所示。

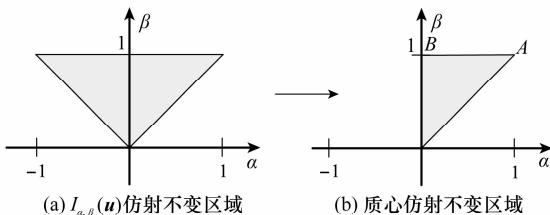


图 1  $(\alpha, \beta)$  取值范围

由以上分析知,为了使  $f_\alpha(\mathbf{x}) * f_\beta(\mathbf{x})$  能包含原图像的所有信息,  $\alpha$  和  $\beta$  中至少有一个值为 1, 即应在图 1(b) 中三角形顶边 AB 上取值,此时  $\alpha \in [0, 1], \beta = 1$ 。同时,  $\alpha$  值不能过小,如果过小,特征稳定性也差。实验表明,当  $\alpha \in [0.4, 1]$  时,特征稳定性更好。本文按照如下方法选择  $N$

对尺度因子:当  $N > 1$  时,  $\alpha = 0.4 + i \frac{1-0.4}{N-1} (i = 0, 1, \dots, N-1), \beta = 1$ ; 当  $N = 1$  时,  $\alpha = 1, \beta = 1$ 。例如选择 4 对尺度因子的值为  $\{(0.4, 1), (0.6, 1), (0.8, 1), (1, 1)\}$ 。

### 2.2 非线性函数构造

非线性函数应满足以下条件:

- (1) 当  $x \geq 0$  时,  $g(x)$  存在且单调;
- (2)  $g(0) = 0$ 。

条件(1)保证了  $g(x)$  在图像灰度值范围内有定义,单调性保证了灰度输入不同,得到的灰度输出也不同;条件(2)保证了图像灰度值为零的背景区域不影响目标扩展质心坐标的计算精度。

$g(x)$  可由指数函数或对数函数等初等函数构造得到,分别表示如下:

(1) 由约束条件设计指数函数为

$$e(x) = x^n, n > 0 \tag{10}$$

(2) 由约束条件设计对数函数为

$$\log(x) = \begin{cases} 0, & x = 0 \\ \log_m x, & x > 0; m > 0; m \neq 1 \end{cases} \tag{11}$$

出于特征稳定性和计算量的折中考虑,经过对多种样本库的大量实验表明,可将  $n$  值取为 9,  $m$  值取为 2。

## 3 MAG 的快速实现

假设图像  $f$  的大小为  $N \times N$ , 自卷积需  $O(N^4)$  次操作,而变换到频域可使计算量减少至  $O(N^2 \log_2 N)$  次操作。设  $f$  的离散傅里叶变换形式为  $\hat{f}$ , 则  $I_{\alpha,\beta}(\mathbf{u})$  表示为

$$I_{\alpha,\beta}(\mathbf{u}) = \text{IDFT}(\hat{f}_\alpha(\mathbf{w}) \hat{f}_\beta(\mathbf{w})) \tag{12}$$

式中, IDFT 表示离散傅里叶逆变换。为了保持  $I_{\alpha,\beta}(\mathbf{u})$  值的精度,变换长度应满足  $N_i \geq (|\alpha| + |\beta|) M_i - 1 (i = 1, 2), M_1 \times M_2$  和  $N_1 \times N_2$  分别表示图像傅里叶变换前后的尺寸。

图像背景中的噪声或干扰等在卷积后,将影响扩展质心坐标的计算精度,进行灰度归一化时这些值位于  $[0, 1]$  内,它们相对于目标像素的灰度值极小,因而可通过规定灰度小于阈值的像素灰度为零,从而去除了  $\bar{I}_{\alpha,\beta}(\mathbf{u})$  背景中干扰点。

设  $\bar{I}_{\alpha,\beta}(\mathbf{u})$  的质心为  $C_{\alpha,\beta}^0$ , 则由函数  $g_1(x), g_2(x), \dots, g_n(x) (n = 1, 2, 3, \dots)$  获取的扩展质心为  $C_{\alpha,\beta}^1, C_{\alpha,\beta}^2, \dots, C_{\alpha,\beta}^n$ , 其中任意两扩展质心  $C_{\alpha,\beta}^{i_1}$  和  $C_{\alpha,\beta}^{i_2}$  对图像  $\bar{I}_{\alpha,\beta}(\mathbf{u})$  进行 1 次仿射区域划分获得的一对扩展质心为  $C_{\alpha,\beta}^{i_1}$  和  $C_{\alpha,\beta}^{i_2}, i \neq j (i, j = 0, 1, 2, \dots)$ , 则由  $C_{\alpha,\beta}^0, C_{\alpha,\beta}^1, C_{\alpha,\beta}^2$  和  $C_{\alpha,\beta}^0, C_{\alpha,\beta}^1, C_{\alpha,\beta}^2$  两两组合对图像进行区域分割,计算得 6 个区域面积分别为  $A_1(C_{\alpha,\beta}^0, C_{\alpha,\beta}^1), A_0(C_{\alpha,\beta}^0, C_{\alpha,\beta}^2), A_1(C_{\alpha,\beta}^1, C_{\alpha,\beta}^2), A_0(C_{\alpha,\beta}^1, C_{\alpha,\beta}^0), A_1(C_{\alpha,\beta}^2, C_{\alpha,\beta}^0), A_0(C_{\alpha,\beta}^2, C_{\alpha,\beta}^1)$ , 其中下标 0 和 1 分别表示一对面积较小和较大的区域。根据式(9)构造的特征向量为

$$F_{ij} = \left\{ \frac{A_0(C_{k_1}^{\alpha\beta}, C_{k_2}^{\alpha\beta})}{A_1(C_{k_1}^{\alpha\beta}, C_{k_2}^{\alpha\beta})}, \frac{A_0(C_{k_1}^{\alpha\beta}, C_{k_3}^{\alpha\beta})}{A_1(C_{k_1}^{\alpha\beta}, C_{k_3}^{\alpha\beta})}, \frac{A_0(C_{k_1}^{\alpha\beta}, C_{k_4}^{\alpha\beta})}{A_1(C_{k_1}^{\alpha\beta}, C_{k_4}^{\alpha\beta})} \right\} \quad (13)$$

所以  $N$  个非线性函数和  $K$  对尺度因子获取特征数量为  $6K \times C_{N+1}^K$  ( $N$  和  $K$  为正整数)。以  $N=2$  为例, 一对  $(\alpha, \beta)$  可获得 18 个特征, 其提取流程如图 2 所示, 具体步骤可概括如下:

**步骤 1** 利用快速算法将  $f(x)$  在尺度  $\alpha$  和  $\beta$  上进行多尺度变换, 归一化得图像  $\bar{I}_{\alpha, \beta}(u)$ , 并通过设定阈值去除  $\bar{I}_{\alpha, \beta}(u)$  背景中干扰点;

**步骤 2** 构造非线性函数  $g_1(x)$  和  $g_2(x)$ , 计算得  $\bar{I}_{\alpha, \beta}(u)$  质心和初始扩展质心分别为  $C_{k_0}^{\alpha\beta}, C_{k_1}^{\alpha\beta}$  和  $C_{k_2}^{\alpha\beta}$ ;

**步骤 3** 利用  $C_{k_0}^{\alpha\beta}$  和  $C_{k_1}^{\alpha\beta}, C_{k_0}^{\alpha\beta}$  和  $C_{k_2}^{\alpha\beta}, C_{k_1}^{\alpha\beta}$  和  $C_{k_2}^{\alpha\beta}$  对  $\bar{I}_{\alpha, \beta}(u)$  进行 1 次仿射区域划分, 按照式(13)构造特征量  $F_{01}^{\alpha\beta}, F_{02}^{\alpha\beta}, F_{12}^{\alpha\beta}$ 。

当有  $K$  对尺度时, 可按上述步骤获取各尺度上的特征量, 最后将所有特征量组合为  $\{F_{01}^{\alpha_1 \beta_1}, F_{02}^{\alpha_1 \beta_1}, F_{12}^{\alpha_1 \beta_1}, \dots, F_{01}^{\alpha_K \beta_K}, F_{02}^{\alpha_K \beta_K}, F_{12}^{\alpha_K \beta_K}\}$ 。

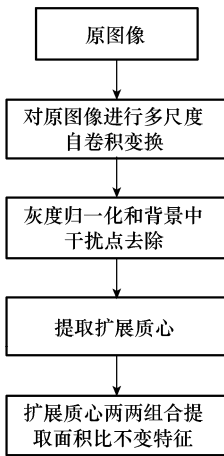


图 2 特征提取流程图

### 4 实验结果与分析

实验比较了 MAG 和传统扩展质心特征的误差和稳定性; 比较了 MAG 和 MSA 特征的计算复杂度与图像尺寸的关系, 以及它们对灰度图像进行分类时, 识别率受噪声、遮挡和照度变化的影响, 最后将 MAG 方法用于图形分类。实验数据为典型的“fish”测试数据库。该数据库中 94 种鱼图像是验证仿射不变量的一组典型数据, 从中选择有代表性的 15 种相似鱼图像, 分别进行 10 种随机仿射变换模拟鱼在不同视角和距离下所成的图像, 并采用双线性插值法计算仿射变换后的灰度值, 共得到 150 幅灰度图像样本。为了增加识别难度, 仍以 94 种鱼图像作为学习样本, 仿射变换前后的部分鱼图像分别如图 3(a) 和图 3(b) 所示。图形分类实验的样本为“fish”数据库 94 种鱼图像处理成的二

值图像, 图 3(c) 为不同种鱼的图形, 从中可看出部分图形极其相似。

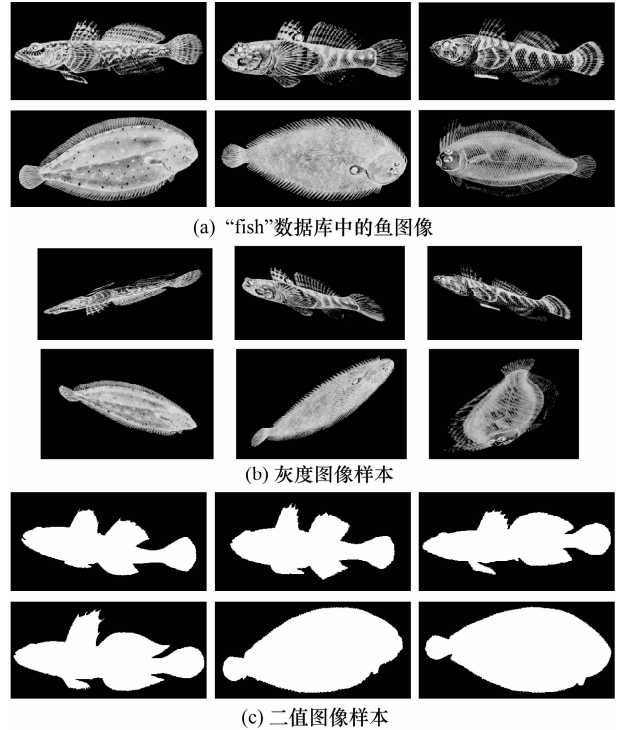


图 3 实验数据样本

业已表明 MSA 方法的识别率优于仿射不变矩和交叉矩<sup>[14]</sup>, 为全面验证分析 MAG 方法的性能, 本文只需将 MAG 方法与经典的 MSA 方法进行比较。MAG 方法中尺度  $(\alpha, \beta)$  采用从图 1 区域中选择的 4 对值  $\{(0.4, 1), (0.6, 1), (0.8, 1), (1, 1)\}$ , 去除背景中干扰点的阈值取 0.002, 并利用指数函数  $x^n$  ( $n=9$ ) 和对数函数  $\log_m x$  ( $m=2$ ) 提取初始扩展质心, 按照 3 节方法构造 72 个特征; 文献[13]中的扩展质心和仿射区域划分(extended centroid and affine region cutting, EC-ARC)方法采用原文中参数构造 11 个特征; MSA 方法采用文献[14]中 29 对参数构造 29 个特征。

实验以测试样本与学习样本的特征值间互相关系数作为分类依据, 互相关系数最大的即认为是同一目标的图像。

#### 4.1 MAG 与传统扩展质心的性能对比分析

为定量分析两种特征的误差和稳定性, 从样本中挑选出相似的 6 种鱼图像进行测试, 标注为  $T_n$ , 如图 3(a) 所示,  $T_n$  仿射变换后的图像标注为  $T_{n-m}$  ( $n=1, 2, \dots, 6; m=1, 2, \dots, 10$ ),  $m$  为图像仿射变换编号, 对应实验中的 10 种随机仿射变换。设从上述图像中提取的特征量为  $T_n\{1, \dots, V_n\}, T_{n-m}\{1, \dots, V_n\}, V_n$  为特征维数。采用特征量  $T_n\{1, \dots, V_n\}$  和  $T_{n-m}\{1, \dots, V_n\}$  间的归一化距离描述特征的误差和稳定性, 如式(14)。归一化距离可比较具有不同量纲和不同维数特征量的性能。

$$d_n = \sum_{i=1}^{V_n} (T_n(i) - T_{n\_m}(i))^2 / T_n^2(i) / V_n \quad (14)$$

为充分说明两种方法提取扩展质心的性能, ECARC 与 MAG 采用相同的方式构造特征, 即利用较小三角形面积除以较大三角形面积构造不变特征。图 4 给出了 6 种鱼原图像与各自仿射变换图像的 MAG 特征、ECARC 特征之间的归一化距离曲线, 分别表示为 MAGT1~6, ECARCT1~6, 从图中可看出, 原图像与其仿射变换图像的 MAG 特征间归一化距离  $d$  值极小, 仿射变换对特征值几乎没有影响; 而 ECARC 特征间归一化距离  $d$  值(图 4 中虚线)随不同仿射变换波动大, 由此可得 MAG 特征不但误差小而且稳定性好, 其正确识别率必然高于 ECARC 特征。

### 4.2 MAG 与 MSA 的性能对比分析

#### 4.2.1 计算复杂度分析

MAG 和 MSA 方法中卷积都占用了主要计算时间, 对于  $N \times N$  大小的图像, 利用傅里叶变换可使卷积计算复杂度降至  $O(N^2 \log_2 N)$ 。以实验中的参数计算, MAG 需两次傅里叶正变换和一次逆变换, 可获得 18 个特征值; 而 MSA 需 4 次

傅里叶变换获得一个特征值, 因此 MAG 单个特征值的计算效率高于 MSA。如果增加提取初始扩展质心非线性函数的数量, 特征计算效率将会更高。表 1 列出两种方法采用实验中参数时随图像大小的计算时间结果, 运行环境为 3.0 GHz 主频双核 CPU, 2 GB 内存和 XP 操作系统, 从表中可得出 MAG 的计算速度约为 MSA 方法的 5 倍。

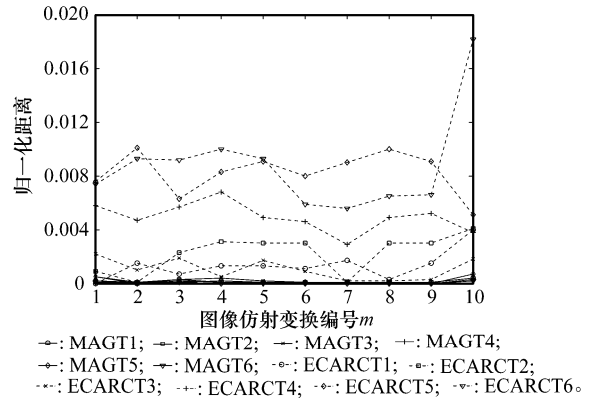


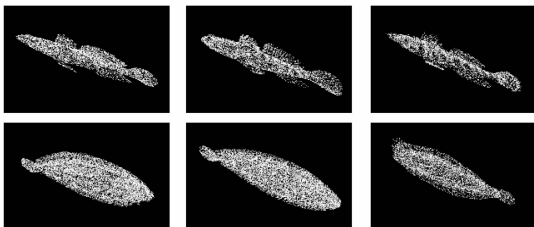
图 4 原图像与其仿射变换图像的特征归一化距离曲线

表 1 两种算法平均耗时

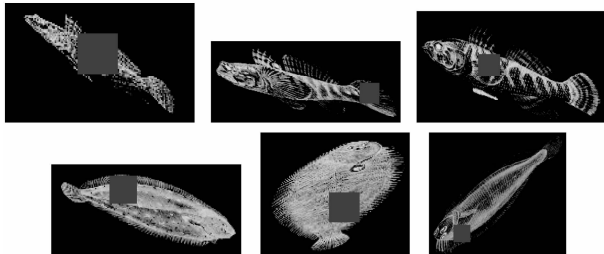
算法名称	图像尺寸							备注
	100×100	200×200	300×300	400×400	500×500	600×600	700×700	
MAG	0.185	0.768	1.81	3.31	5.30	7.77	11.0	按实验中参数
MSA	0.864	4.12	9.98	18.4	30.3	43.4	58.8	29 组

#### 4.2.2 抗噪性分析

在样本中加入零均值, 方差为  $v$  的高斯噪声作为测试样本, 通过改变  $v$  值模拟在不同距离和角度下获取的目标图像受噪声干扰的程度, 加入噪声后图像如图 5(a) 所示, 噪声对识别率的影响如图 6(a) 所示。

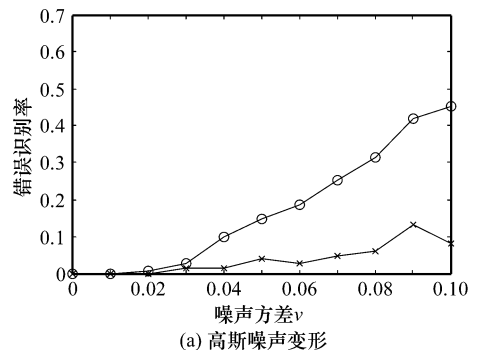


(a) 噪声测试样本( $v=0.10$ )

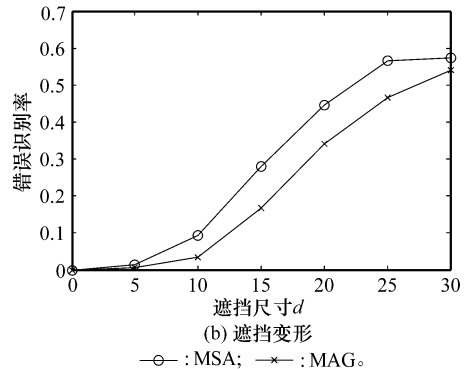


(b) 遮挡测试样本

图 5 目标测试样本



(a) 高斯噪声变形



(b) 遮挡变形

—○—: MSA; —×—: MAG。

图 6 噪声和遮挡情况下的错误识别率

由图 6(a)可得出在较小的噪声范围内,两种方法的错误识别率同为零;随着噪声增强,MAG 错误识别率增长缓慢,而 MSA 增加迅速,两者最大相差 30% 以上,说明了 MAG 对噪声具有更好的稳定性。MAG 中图像卷积运算具有滤波功能,提取的扩展质心反映了图像某区域的平均密度点,其坐标由该区域内所有像素和区域形状共同决定,特征同时含有灰度和形状信息,所以抗噪性能好;而 MSA 多尺度卷积得到的灰度密度函数刻画了具有不同坐标和灰度值的像素的权重,利用密度函数对原图像灰度进行加权,而原图像未经任何处理,因此受噪声影响较大。

4.2.3 抗遮挡分析

在样本图像上随机放置尺寸为  $d \times d$ ,各点灰度值为 128 的方块,以模拟从不同距离和角度下获取的目标受遮挡的图像,方块尽量放在鱼图像各种位置且覆盖面积尽量大,以增加识别的难度。加入遮挡后的图像如图 5(b)所示,不同遮挡尺寸对识别率的影响如图 6(b)所示。

在遮挡干扰情况下,MAG 的错误识别率始终低于 MSA,二者相差 10% 左右。可以看出,当遮挡尺寸  $d < 5$  时,两种方法的错误识别率非常低,但随着尺寸的增加,错误识别率增加迅速,说明遮挡对两种方法的影响都较为明显,因为遮挡不仅改变了图像的灰度值,同时改变了目标图像的形状,直接影响了两种方法的特征稳定性。

4.2.4 抗照度分析

照度变化影响图像的灰度值,表现为图像亮度或对比度发生变化。均匀改变灰度值可模拟图像受均匀照度的影响,而从图像中心向四周线性增加灰度值可模拟图像受非线性照度的影响。均匀变化值  $c$ ,线性变化斜率  $s$  对识别率的影响分别如图 7(a)和 7(b)所示。

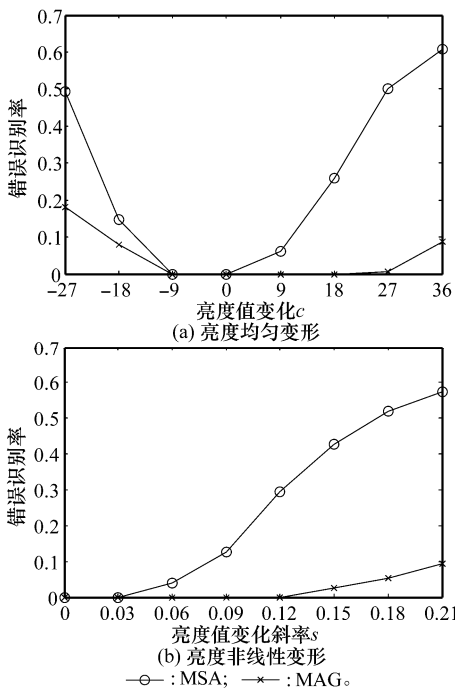
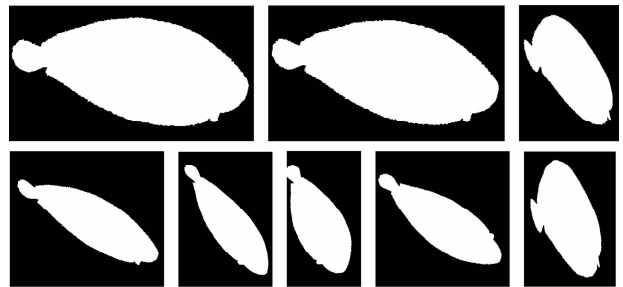


图 7 照度变化情况下的错误识别率

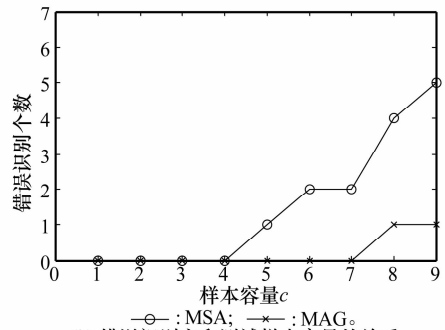
照度均匀变化或非线性改变时,MAG 一直保持最低的错误识别率,随着照度干扰的增加,MAG 错误识别率增长缓慢,MSA 增长迅速,两者最大相差接近 50%。对于 MAG,当  $-9 \leq c \leq 18$  或  $s \leq 12$  时,其错误识别率始终为零,说明了该方法对照度变化具有很强的适应性,多尺度变换能够有效消除图像亮度变化的影响;当  $c < -9$  或  $c > 18$  时,其错误识别率主要来自目标像素灰度值的饱和,因而增加迅速,特别是目标像素灰度值变为零成为背景像素时,此时目标形状发生改变,所以亮度减小比亮度增加对 MAG 的错误识别率影响显著,这点可从图 7(a)中得到证实。MSA 只是通过密度函数改变了像素灰度值的权重,由灰度值和其权重加权后得灰度平均值作为不变特征,因而特征受照度变化影响明显。

4.2.5 图像扩展性分析

对于图像形状分类,图像各像素灰度相同,从而质心和扩展质心坐标相同,传统扩展质心方法不适用,而 MAG 方法提取特征前对图像进行多尺度卷积变换,变换后灰度不是单一值,因此可用于提取几何不变量。将 94 种鱼图形样本随机进行 9 种仿射变换作为测试样本,部分如图 8(a)所示,MAG 和 MSA 方法错误识别个数与测试样本容量  $c$  的关系如图 8(b)所示,其中  $c$  表示测试样本含有图形样本的仿射变换种类。当  $c = 9$  时,测试样本数为 846, MAG 和 MSA 的错误识别率分别为 0.001 2 和 0.005 9, MAG 在图形分类实验中取得了很好的效果。



(a) 部分测试样本



(b) 错误识别率和测试样本容量的关系

图 8 噪声强度对错误识别率的影响

5 结论

本文基于自定义的多尺度自卷积变换,通过归一化的方法,推导出了目标图像的一系列具有仿射变换关系的仿

射协变形式,同时设计了一组非线性函数计算每个协变形式的一组扩展质心,从而提出了新的多尺度仿射几何不变量 MAG。由于所提方法仅需一次分割便可构造出任意数量的区域面积比仿射不变特征,使得 MAG 特征比经典的扩展质心特征误差小;又因从单个仿射协变形式中即可提取多个不变特征,使 MAG 比 MSA 特征获取效率高。实验数据验证了所提 MAG 的有效性。

## 参考文献:

- [1] Zhang J G, Tan T N. Affine invariant texture analysis based on structural properties[C]//*Proc. of the Fifth Asian Conference on Computer Vision*, 2002; 216 - 221.
- [2] 张继贤, 李国胜, 曾钰. 多源遥感影像高精度自动配准的方法研究[J]. *遥感学报*, 2005, 9(1): 73 - 77. (Zhang J X, Li G S, Zeng Y. The study on automatic and high-precision rectification and registration of multi-source remote sensing imagery [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2005, 9(1): 73 - 77.)
- [3] 高勇, 何刚, 张晓晖. 基于不变矩和禁忌搜索算法的图像识别方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2010, 32(4): 851 - 853. (Gao Y, He G, Zhang X H. Image recognition algorithm based on moment invariant and tabu search[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, 32(4): 851 - 853.)
- [4] 高世海, 戴文刚, 田仲. 空域和频域相结合的景象匹配算法[J]. *中国图像图形学报*, 2000, 5(4): 345 - 348. (Gao S H, Dai W G, Tian Z. Hybrid image registration algorithm of space domain and frequency domain[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2000, 5(4): 345 - 348.)
- [5] Arbter K, Snyder W E, Burkardt H, et al. Application of affine-invariant Fourier descriptors to recognition of 3-D objects[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 640 - 647.
- [6] Rube I E, Ahmed M, Kamel M. Wavelet approximation based affine invariant shape representation functions[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(2): 323 - 327.
- [7] Mokhtarian F, Abbasi S. Affine curvature scale with affine length parameterization[J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2001, 4(1): 1 - 8.
- [8] Flusser J, Suk T. Pattern recognition by affine moment invariant[J]. *Pattern Recognition*, 1993, 26(1): 167 - 174.
- [9] Rahtu E. Generalized affine moment invariants for object recognition[C]//*Proc. of the 18th International Conference on Pattern Recognition*, 2006; 634 - 637.
- [10] Yang Z W, Cohen F S. Cross-weighted moments and affine invariants for image registration and matching[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, 21(8): 804 - 814.
- [11] Petro M, Kadyrov A. Affine invariant features from the trace transform[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(1): 30 - 44.
- [12] Kadyrov A, Petrou M. The trace transform and its application[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(8): 811 - 828.
- [13] 陈涛, 粟毅, 蒋咏梅, 等. 利用仿射几何特性提取图像中的仿射不变特征[J]. *中国图像图形学报*, 2007, 12(9): 1633 - 1641. (Chen T, Su Y, Jiang Y M, et al. Affine invariant feature extraction based on affine geometry[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, 12(9): 1633 - 1641.)
- [14] Rahtu E, Salo M, Heikkilä J. Affine invariant pattern recognition using multi-scale autoconvolution [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(6): 908 - 918.
- [15] 雷琳, 陈涛, 李智勇, 等. 全局仿射变换条件下图像不变量提取新方法[J]. *国防科技大学学报*, 2008, 30(4): 64 - 70. (Lei L, Chen T, Li Z Y, et al. A new approach to image invariant extraction under global affine transformation[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2008, 30(4): 64 - 70.)
- [16] Rahtu E, Salo M, Heikkilä J. Nonlinear functionals in the construction of multiscale affine invariants[C]//*Proc. of the 15th Scandinavian Conference on Image Analysis*, 2007; 482 - 491.
- [17] Zhai C M, Du J X. Graphic symbol recognition of engineering drawings based on multi-scale autoconvolution transform[C]//*Proc. of the 4th International Symposium on Neural Networks: Part II—Advances in Neural Networks*, 2007; 793 - 800.
- [18] 张洁玉, 陈强, 白小晶, 等. 仿射不变的多尺度自卷积熵提取方法[J]. *计算机辅助设计与图形学报*, 2009, 21(9): 1328 - 1332. (Zhang J Y, Chen Q, Bai X J, et al. Affine invariant feature extraction based on multi-scale auto-convolution entropy [J]. *Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics*, 2009, 21(9): 1328 - 1332.)
- [19] Yang J W. Robust affine invariant descriptors. [EB/OL]. [2011 - 05 - 25]. <http://www.hindawi.com/journals/mpe/2011/185303>.