

文章编号: 1001-2486(2008)04-0064-07

全局仿射变换条件下图像不变量提取新方法*

雷琳¹, 陈涛², 李智勇¹, 粟毅¹

(1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073; 2. 空军第六研究所, 北京 100085)

摘要: 从仿射几何理论出发, 提出了一种全局仿射变换条件下图像特征不变量构造的新方法。利用仿射区域划分获取一组扩展质心集合作为图像特征点集; 求解特征点集的凸包, 根据扩展质心的性质将凸包顶点均匀组合成若干特征区域; 利用仿射几何性质构造了有效的仿射不变量。实验对该方法进行了全面的比较分析, 以验证所构造的不变量更具稳定性和高时效性。

关键词: 仿射不变量; 扩展质心; 凸包; 仿射变换; 目标识别

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

A New Approach to Image Invariant Extraction under Global Affine Transformation

LEI Lin¹, CHEN Tao², LI Zhongyong¹, SU Yi¹

(1. College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. The Sixth Research Institute of Air Force, Beijing 100085, China)

Abstract: Based on the affine geometry theory, a new method for image invariant construction is proposed under the global affine transformation condition. At first, the image feature points are obtained by affine region cutting. Secondly, the convex hull of feature points is established, and then the vertices of the convex hull are well proportionally combined into some feature regions. At last, we use these feature regions to construct affine invariants, based on affine geometry invariant property. In order to validate the image invariant's stability and high time efficiency, experiments were performed and the proposed method was analyzed in comparison with the existent methods.

Key words: affine invariant; extended centroid; convex hull; affine transformation; target recognition

图像的特征识别是图像处理和目标识别领域的一个重要问题, 不变量作为特征的稳健描述子是这一问题的关键点。对于空间的同一个物体, 当相机处于不同的视点位置时, 就会得到完全不同的图像, 所以从单幅图像中识别此物体的关键就是寻找与相机视点位置无关的描述方法, 满足该条件的特征值称为不变量。实际中, 普遍采用在仿射变换及射影变换下保持不变的仿射、射影不变量作为特征值。

不变矩、轮廓描述子(傅立叶描述子等)、纹理不变量等都是比较成熟的不变量。不变矩, 包括近年来发展的仿射不变矩^[1]、多尺度自卷积矩^[2](Multi-scale Autoconvolution, MSA)等, 都是从灰度统计角度出发, 因此对图像照度变化和强背景噪声比较敏感。傅立叶描述子^[3]建立在对图像精确分割的基础之上, 而目前图像分割仍是一个研究难点。纹理不变量^[4-5]在图像变换域上提取不变量, 但纹理基元的选取一般难以适应尺度、旋转等变化, 因此对目标级别的图像处理难以奏效。此外, 上述方法的计算复杂度都很大。

目前, 从几何学出发构造不变量的方法越来越受到关注。此类方法根据仿射变换或射影变换下图形的不变性质构造几何不变量, 具有直观、计算简单的优点。较具代表性的方法有: Liu^[6]通过提取目标轮廓上的点和直线, 构造射影不变量; Zhang^[4]通过纹理分割得到纹理基元, 利用纹理基元的面积比值构造仿射不变量; Yang^[7]利用已知坐标的点集凸包, 组合成多组三角形, 用三角形的面积比值构造一组仿

* 收稿日期: 2008-02-18

基金项目: 国家部委资助项目(513220206)

作者简介: 雷琳(1980-), 女, 博士生。

射不变量,称为凸包仿射不变量。然而,上述方法需要图像分割、边缘提取等预处理来得到图像特征基元,且大都需要特征匹配来确定变换前后图像中特征基元的对应关系。这些问题同样也限制了这类方法的应用。

2006年,Chen^[8]等提出了一种具有仿射不变性的图像扩展质心特征提取方法,此方法不需要复杂的预处理和特征匹配。这些性能正是构造仿射不变量所需要的,因此本文采用此扩展质心提取方法提取图像的特征点,在此基础上提出联合利用点集凸包和扩展质心构造均匀分布的三角形区域,并以此构造仿射不变量的新方法。

1 问题描述

理论上讲,图像之间的仿射变换实质上是像素坐标之间的仿射变换,图像内容不随仿射变换而变化,图像之间的差异主要是由抽样和插值引起的。而仿射几何正是研究空间坐标在仿射变换下所具有的不变性的一门数学,因此可以从坐标系变换的角度研究仿射变换下图形的不变性质,以此构造具有完全仿射不变性的特征值。

1.1 仿射几何理论

令 $r = [x, y]^T \in \mathbf{R}^2$ 为图像中某点的2维坐标, $r' = [x', y']^T$ 为仿射变换 $T = \{[A], b\}$ 作用后的对应点坐标,则

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = Ar + b = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, A 是一个 2×2 满秩矩阵, b 是一个2维向量。典型的仿射几何性质如下:

- (1) 直线经仿射变换后仍为直线。
- (2) 平行直线在仿射变换后仍为平行直线。
- (3) 仿射变换保持共线三点的单比不变。

(4) 设不共线三点 $P_i(x_i, y_i)$ ($i = 1, 2, 3$) 所围成的三角形面积为 $S(\Delta P_1 P_2 P_3)$, 三个点经仿射变换后分别为 $P'_i(x'_i, y'_i)$, 所围成的三角形面积为 $S(\Delta P'_1 P'_2 P'_3)$, 由(1)式可得 $S(\Delta P'_1 P'_2 P'_3) = |\det(A)| S(\Delta P_1 P_2 P_3)$ 。即仿射变换前后,对应的两个三角形面积之比为常数 $|\det(A)|$, 称此常数为变积系数。

(5) 若平面上任意区域 D , 经仿射变换后为 D' , 则两区域面积之比为 $|\det(A)|$ 。

1.2 仿射不变量构造流程

基于仿射几何的图像不变量提取方法,主要利用的就是仿射几何性质中线和面所具有的比例不变性。以区域面积比例不变性为例,设图像中的两个区域 V_1 和 V_2 , 面积为 $S(V_1)$ 和 $S(V_2)$ 。对此图像进行仿射变换,变换后对应的两个区域分别成为 V'_1 和 V'_2 , 面积之比为 $f' = S(V'_1)/S(V'_2)$, 由性质(5)知:

$$f' = \frac{S(V'_1)}{S(V'_2)} = \frac{|\det(A)| S(V_1)}{|\det(A)| S(V_2)} = \frac{S(V_1)}{S(V_2)} = f \quad (2)$$

(2)式说明仿射变换前后两个区域面积的比值保持不变,因此可以利用两个区域的面积比值来构造不变量,从而利用仿射几何性质构造不变量的关键在于如何在图像中确定两个或两个以上不同的特征区域,并且在变换后的图像中能找到对应的区域。由于三角形的确定只需三个不共线的点,且其面积计算简单,因此在实现中通常是利用特征点集构造多个三角形特征区域。

2 特征点提取

业已证明,变换前后图像的质心满足仿射变换关系。受质心概念的启示,Chen^[8]等提出了图像扩展质心的概念,以此求解图像中的多个特征点。设图像为 $I(r)$, 定义其阶扩展质心为

$$EC_a = \frac{\int_{\mathbf{R}^2} r^a I(r) dr}{\int_{\mathbf{R}^2} I(r) dr} \quad (3)$$

其中, r 为图像二维坐标。当 $\alpha = 1$ 时, 为通常定义的质心; 当 $\alpha \neq 1$ 时, 表示图像变换形式的质心, 因此称为扩展质心。设图像经仿射变换后的 α 阶扩展质心为 EC'_α , 可以证明:

$$EC'_\alpha = A \cdot EC_\alpha + b \tag{4}$$

公式(4)表明, 图像仿射变换前后的扩展质心坐标同样满足仿射变换关系。当 α 取不同值时, 由公式(4)可以确定一系列扩展质心。然而实验证明, 当 α 不同时, 所得到的扩展质心之间距离较小, 并且呈直线分布, 仍不易构成三角形区域, 因此需采用仿射区域划分方法来得到多个分布均匀的扩展质心。图1(a)中 P_1 和 P_2 表示两个不同阶的图像扩展质心, L_1 表示经过 P_1 和 P_2 的直线, 该直线将整个图像划分为 R_1 和 R_2 两个部分。图1(b)中 P'_1 和 P'_2 表示仿射变换 T 作用图像后求得的相应扩展质心, 连接扩展质心的直线 L'_1 将图像划分为 R'_1 和 R'_2 两个部分。由于 P_1, P_2 以及 P'_1, P'_2 为图像中的“固有”点, 区域 R_1 与 R'_1, R_2 与 R'_2 之间分别具有仿射变换关系, 即 $R'_1 = T^0 R_1, R'_2 = T^0 R_2$ 。基于这一划分思路, 用迭代的方法就可得到一系列扩展质心点, 其过程为: 在第一次划分的基础上, 利用(3)式分别求出区域 R_1 和 R_2 的扩展质心 P_3, P_4 ; 然后连接 P_1 和 P_3 , 将整个区域划分为两个部分, 求得相应两个区域的扩展质心 P_5, P_6 ; 连接 P_1 和 P_4 将整个区域划分为两个部分, 求得相应两个区域的扩展质心 P_7 和 P_8 ; 同理, 连接 P_2 和 P_3, P_2 和 P_4 分别得到扩展质心 P_8 至 P_{12} 。对于仿射变换后的图像按照同样的次序和步骤划分, 所提取扩展质心将与变换前图像的扩展质心具有一一对应关系。迭代三次的扩展质心求解结果如图1(c)所示。

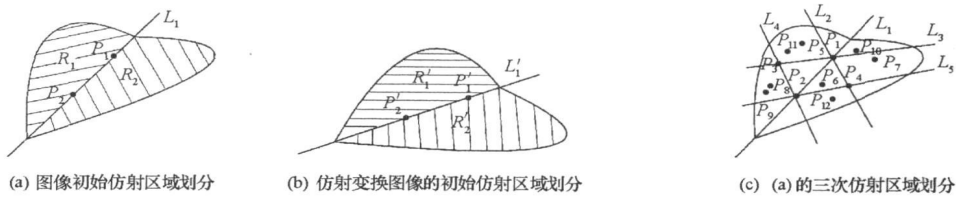


图1 迭代三次的仿射区域划分过程

Fig. 1 Affine region cutting process of three iterative computations

3 基于原始质心的均匀特征区域构造

当采用相同的仿射区域划分顺序时, 从仿射变换前后图像提取的两组扩展质心之间是一一对应关系, 不需要进行点集匹配。因此, 接下来要解决的问题是如何按照一定的规则利用这些顺序排列的点构造特征区域。图2给出了本文构造三角形特征区域的示意图, 同时也给出了另外两种三角形区域构造方法的示意。

方法1 随机选取顺序点集中的3个点构造三角形。这样所构造的三角形没有规则性, 会随机出现面积大和极小的情况, 如方法1中的三角形 S_3 和 S_1 。如果利用这两个三角形的面积比值作为不变量, 可以预见不变量的偏差会很大。

方法2^[8] (即 Yang 的凸包不变量构造方法) 首先求取顺序点集的凸包, 然后利用凸包中任意相邻的3个顶点构造三角形。 n 维空间中点集 S 的凸包是包含这些点的最小凸集, 在二维上表现为1个凸多边形。平面点集的凸包定义为: 对于 S 中任意点 P , 若存在通过 P 的直线 l , 使 S 中除 P 外所有点都在直

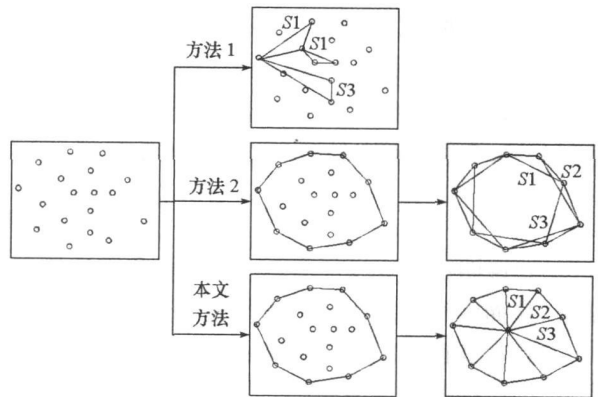


图2 基于特征点集的特征区域构造示意图

Fig. 2 Sketch map of feature region construction based on feature point set

线 l 的同一侧,则 P 为 S 的凸包顶点。求取点集凸包不仅要从大量的离散点中判断出凸包顶点,还要得到这些点之间的连接关系^[9]。最具代表性的格雷厄姆扫描法首先找到点集中最小 y 坐标点,接着按照其他点和该极值点的连线与 x 轴的夹角的角度值排序,通过判断连续3个点的空间关系得到逆时针排列的凸包顶点。方法2虽然具有了一定的规则性,但也会出现三角形面积不均匀的情况,如方法2中的三角形 S_2 和 S_3 。此外, S_2 的三个顶点近似直线分布,这种三角形的面积计算误差受图像离散采样和插值误差的影响更为严重。

本文在求取点集凸包的基础上,以凸包的边为三角形的底,而取靠近点集中心的一个特征点为三角形的顶点来构造多个三角形。可以预期,由于本文方法对凸多边形进行完全划分,形成多个面积相当、基本覆盖整个图像区域的三角形,因此既避免了方法1的无规则无序性,又避免了方法2仅用凸包顶点构造三角形区域的不均匀性,从而减少三角形面积比值的偏差。可见,以此构造的不变量更具稳健性,而这种构造方法的关键是寻找位于凸包内的一个特征点来作为所有三角形的共有顶点。直观上,图像的原始质心,即整个图像的一阶质心,一般会位于扩展质心点集的中心附近,大量实验也证实了这一观点。因此,本文提出以图像的原始质心为顶点,扩展质心凸包的各条边为底,构造多个均匀分布的三角形区域。整个仿射不变量的构造步骤如下:

(1) 确定图像的原始质心 P_1 和一个 α 阶扩展质心 P_2 ,连接两个质心,将图像分割为两个区域 R_1 和 R_2 ;

(2) 迭代仿射区域划分过程,求得一系列扩展质心 $\{P_3, P_4, \dots, P_n\}$;

(3) 求点集 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ 的凸包 $H = \{H_1, H_2, \dots, H_m\}$, $m \leq n$ 。若 $P_1 \notin H$,则以 P_1 为顶点,凸包中相邻两点间的线段为底组合成 m 个三角形 $V = \{\Delta P_1 H_1 H_2, \Delta P_1 H_1 H_3, \dots, \Delta P_1 H_{m-1} H_m, \Delta P_1 H_m H_1\}$ (若 $P_1 \in H$,则以 P_1 为顶点,凸包中其他相邻两点间的线段为底组合成 $m-2$ 个三角形,在此不再赘述);

(4) 求所有三角形的面积 $S = \{S(\Delta P_1 H_1 H_2), S(\Delta P_1 H_2 H_3), \dots, S(\Delta P_1 H_{m-1} H_m), S(\Delta P_1 H_m H_1)\}$,

构造 m 维不变特征矢量 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\} = \left\{ \frac{S(\Delta P_1 H_1 H_2)}{S(\Delta P_1 H_2 H_3)}, \frac{S(\Delta P_1 H_2 H_3)}{S(\Delta P_1 H_3 H_4)}, \dots, \frac{S(\Delta P_1 H_m H_1)}{S(\Delta P_1 H_1 H_2)} \right\}$ 。

4 实验及性能分析

实验采用哥伦比亚大学的“Coil-100”数据集测试本文方法的性能,并与目前性能较为突出的MSA矩以及Yang所提出的凸包不变量进行比较。实验均是迭代3次仿射区域划分过程,得到12个扩展质心点集。扩展质心序列中,除第二个扩展质心阶数外,其余均为1。因为第二个扩展质心的阶数选较大的值,可适当增大其与第一个扩展质心距离,便于区域划分。而其余扩展质心的阶数均选为1,可使计算量减少,且不会出现多个距离较近的质心点。MSA方法所得到的特征值由文献[2]中提供的29组参数确定。由于Yang的方法假定特征点已知,所以在此同样采用扩展质心点集作为该方法的输入。

4.1 仿射不变性分析

第一组实验验证在仿射变换条件下,本文方法所提取的不变量是否具有完全仿射不变性。从测试数据集中挑选出4幅内容相似的目标图像进行测试,如图3所示。



图3 “Coil-100”数据库中的四幅目标图像
Fig.3 Four object images from “Coil-100” database

原始目标图像用“ $T_1 \sim T_4$ ”标注。对每种目标进行三次随机仿射变换,采用双线性插值

生成新图像“ T_x_y ”,其中“ x ”表示种类编号,“ y ”表示仿真图像序号。用本文方法提取每个目标图像及其变换形式的仿射不变量,并绘制为曲线形式,如图4所示。其中原始图像及其变换形式的特征值分别用不同的线形和符号表示。由图4可以看出,对于同一种目标,从其仿射变换图像中提取的不变量都近似相等,它们之间的差异主要由仿射变换后生成新图像时的插值误差造成。对于不同种类的目标,它们的仿射不变量在曲线形式及取值上都有较大差异,这表明不变量能够用于目标分类识别。

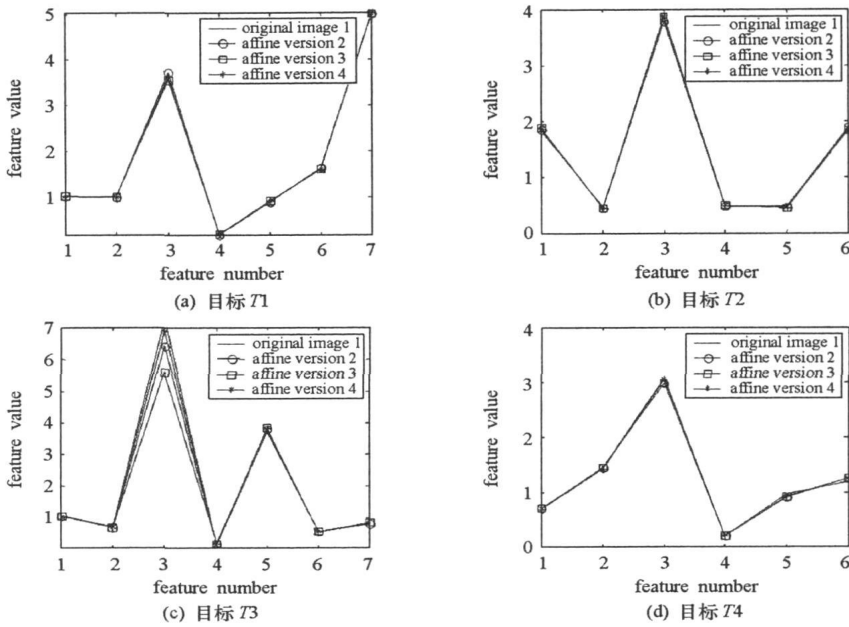


图4 目标及仿真图像的仿射不变量提取结果

Fig.4 Curves of affine invariants of four target images and their simulated images

为定量分析不变量的仿射不变性和可分性, 设各原始目标图像的参考不变量为: $T_x \{1, \dots, n_x\}$, n_x 为目标 x 的特征维数。仿真后图像的不变量为 $T_{x_y} \{1, \dots, n_x\}$, $y = 1, \dots, l$, 为同一目标仿真生成的图像数。采用如下归一化距离评估不变量的不变性:

$$\sum_{y=1}^l \sum_{i=1}^{n_x} [T_x(i) - T_{x_y}(i)]^2 / \{\max[T_x(i), T_{x_y}(i)]\}^2 / (n_x \cdot l) \quad (5)$$

表1给出了图4各目标仿射不变量之间的距离。可以看出, 三种方法列表对角线上的距离值都非常小, 说明同一目标的不变量都非常稳定; 非对角线的距离值相对来说都非常大, 说明不同目标之间的不变量可分性也都很大。但MSA矩的仿射不变性最好, 而Yang的凸包仿射不变量相对来说差一些。需要强调的是, 由于本文方法在特征点集上提取凸包, 所以不同目标的不变量维数是不同的。这一特性可以实现由粗至精的分类策略。首先对于不变量维数不同的目标, 其可分性最强, 它们之间的距离可直接赋1。对于不变量维数相同的目标, 仍采用(5)式计算目标图像不变量与另一目标所有变换图像的不变量之间的距离。

表1 三种不变量的仿射不变性和可分性比较结果

Tab.1 Affine invariance and separability of three invariant features

		$T1_1 \dots T1_3$	$T2_1 \dots T2_3$	$T3_1 \dots T3_3$	$T4_1 \dots T4_3$
本文方法	T1	1.591×10^{-4}	1	1	0.3016
	T2	1	5.01×10^{-4}	0.1663	1
	T3	1	0.1672	6.6×10^{-3}	1
	T4	0.3011	1	1	8.39×10^{-4}
MSA	T1	2.67×10^{-6}	0.0604	0.0674	0.0503
	T2	0.0613	2.79×10^{-7}	0.0030	0.0055
	T3	0.0679	0.0029	2.93×10^{-6}	0.0031
	T4	0.0501	0.0052	0.0027	4.99×10^{-6}
Yang's	T1	30×10^{-4}	1	1	0.3733
	T2	1	193×10^{-4}	0.2004	1
	T3	1	0.1934	5.5×10^{-2}	1
	T4	0.3728	1	1	97×10^{-4}

4.2 抗噪性、抗照度、抗遮挡性能分析

以 $T1$ 为例, 设置三种仿真场景: (1) 加入不同等级方差的高斯噪声; (2) 加入不同等级的亮度/对比度因子; (3) 对图像进行小区域涂抹。三种情景各生成 8 幅仿真图像, 限于篇幅, 只给出情况 (3) 的示例, 如图 5 所示。分别用三种方法提取仿真图像的仿射不变量, 将特征值绘制为曲线, 如图 6~8 所示。

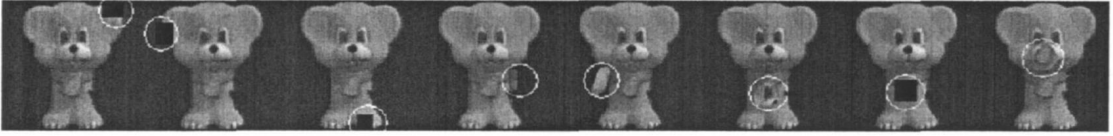


图 5 涂抹目标图像示例

Fig. 5 Samples of occluded and daubed target images

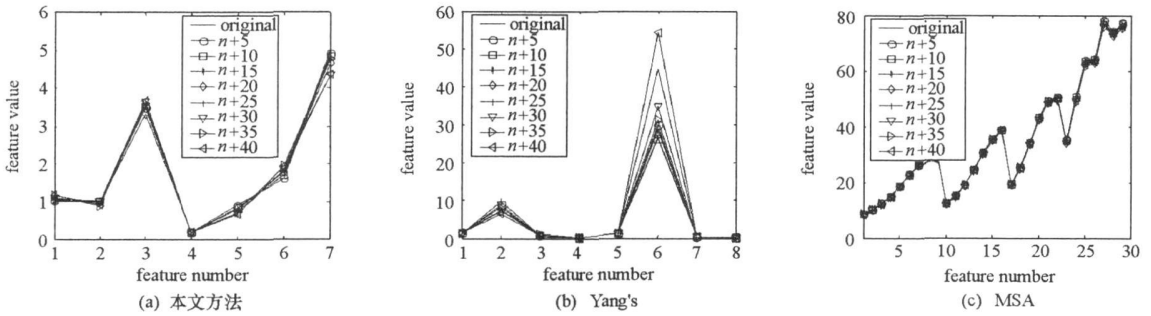


图 6 不同等级噪声干扰下三种方法提取的不变量曲线

Fig. 6 Curves of invariants extracted by three methods in different noise levels' images

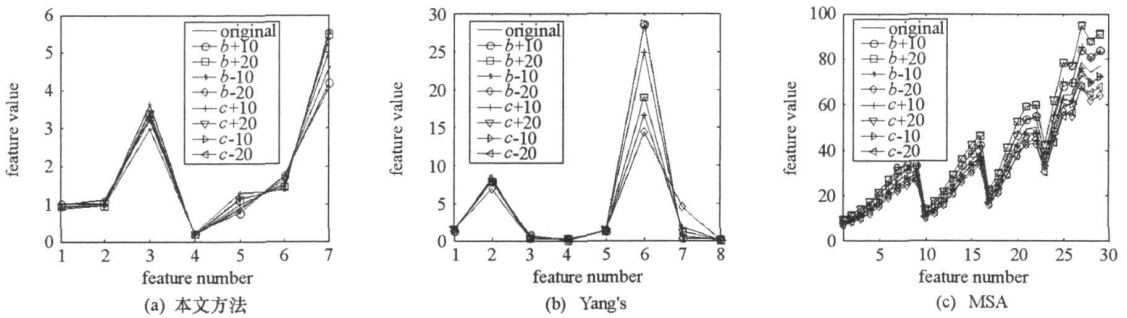


图 7 不同亮度/对比度变化下三种方法提取的不变量曲线

Fig. 7 Curves of invariants extracted by three methods in brightness and contrast distorted images

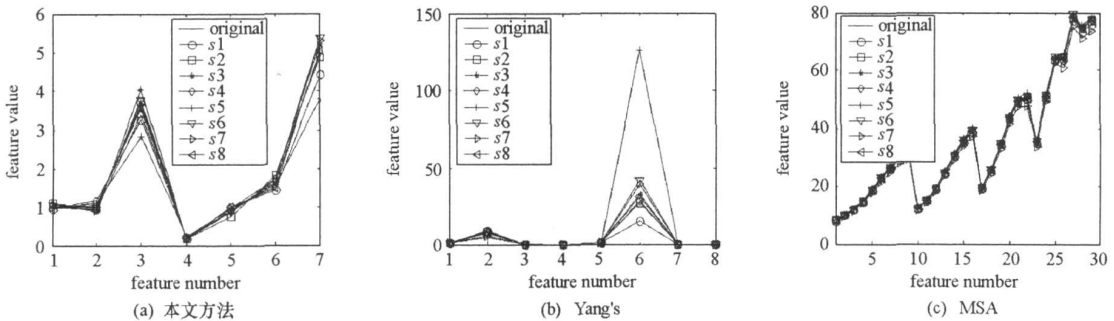


图 8 不同遮挡/涂抹情况下三种方法提取的特征不变量曲线

Fig. 8 Curves of invariants extracted by three methods in different occluded or daubed images

由实验结果可以看出: 本文方法提取的仿射不变量在三种干扰情况下都非常稳定。而 MSA 矩对于照度的变化比较敏感, Yang 的凸包不变量抗干扰能力较差。虽然本文方法和 Yang 的方法都是利用点

集凸包构造特征区域,但性能却有很大差别。这是因为本文利用原始质心作为三角形顶点,而原始质心相对于其他扩展质心,在前述各种干扰下是一个更加稳定的特征点,从而以它为顶点构造的三角形面积受点的位置波动的影响也要小一些。

4.3 时间效率分析

虽然 MSA 矩同样具有较好的仿射不变性和抗干扰性,但是其计算复杂度却很大。图 9 给出了本文方法和 MSA 方法的计算时间分别随图像大小和图像内容变化的结果。可以看出,MSA 方法的计算时间随图像尺寸的增大而呈指数上涨,而本文方法的计算时间只是缓慢直线上涨。对于同样大小的多幅图像,本文方法的耗时远远低于 MSA 方法的耗时。

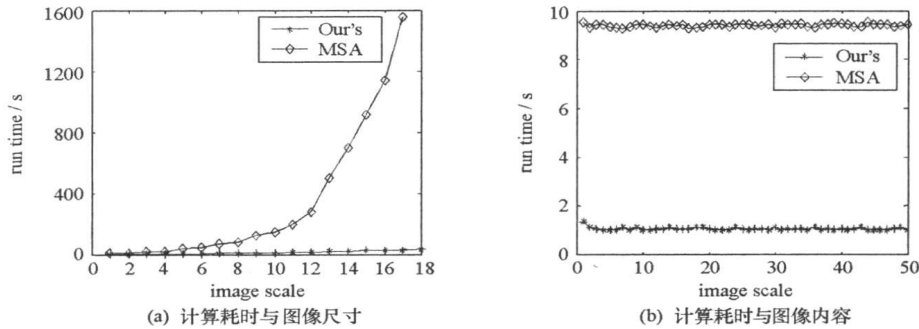


图 9 计算耗时统计结果

Fig. 9 Statistical results of measured computation times

综上,翔实的实验数据表明,本文方法综合性能较高,所提取的不变量是一种稳健的全局不变特征描述子。

5 结论

将图像特征不变量提取问题分解为特征点提取和特征区域构造两个问题,提出一种基于扩展质心和均匀三角形特征区域的仿射不变量构造新方法。(1)利用仿射区域划分获取一组均匀的图像扩展质心的方法是有效的,且扩展质心在图像仿射变换前后唯一对应,避免了图像分割提取对应特征这一难题。(2)利用图像原始质心及扩展质心凸包的顶点可构造出均匀覆盖图像的多个三角形特征区域,充分利用点集分布特性,从而得到了更为稳健的仿射不变量,降低了各种干扰对三角形面积计算偏差的影响。(3)通过扩展质心凸包的顶点数可以粗略划分目标类别,从而减少后续精确识别的处理量。(4)利用几何学中的图形不变性质构造特征不变量,相对于复杂的不变矩方法,运行时间大大加快,使算法更具实际操作性。

参考文献:

- [1] Flusser J, Suk T. Pattern Recognition by Affine Moment Invariants [J]. Pattern Recognition, 1993, 26(1): 167-174.
- [2] Rahtu E, Salo M, Heikkilä J. Affine Invariant Pattern Recognition Using Multiscale Autoconvolution [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(6): 908-918.
- [3] Gotz N, Drue S, Hartmann G. Invariant Object Recognition with Discriminant Features Based on Local Fast-fourier Mellin Transform [C]// Proceeding of International Conference on Pattern Recognition, 2000: 950-951.
- [4] Zhang J, Tan T. Affine Invariant Texture Analysis Based on Structural Properties [C]// Proceedings of the Fifth Asian Conference on Computer Vision (ACCV 2002), 2002: 216-221.
- [5] 张志龙. 基于遥感图像的重要目标特征提取与识别方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2005.
- [6] 刘方. 目标 3D 不变特征的提取与应用[D]. 长沙: 国防科技大学, 2001.
- [7] Yang Z, Cohen F S. Image Registration and Object Recognition Using Affine Invariants and Convex Hulls [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(7): 934-946.
- [8] 陈涛. 图像仿射不变特征提取方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2006.
- [9] 余翔宇, 孙洪, 余志雄. 改进的二维点集凸包快速求取方法[J]. 武汉理工大学学报, 2005, 27(10): 81-83.