

改进的低阶轮廓矩特征推导方法

于吉红^a, 吕俊伟^b, 白晓明^c, 郭宁^b

(海军航空工程学院, a. 指挥系; b. 控制工程系; c. 兵器科学与技术系, 山东 烟台 264001)

摘要: 轮廓矩特征能够有效描述目标的形状。与基于区域的矩特征不同, 轮廓矩扫描目标周长像素点时, 时间和空间复杂度低, 但轮廓矩公式的推导过程复杂。提出用参数方程描述轮廓曲线段的方法, 基于格林定理仅利用一次二项式定理推导出轮廓矩的一般表达式。以舰船投影图像为例计算了常用低阶轮廓矩, 实验表明, 与区域矩特征相比运行速度快, 且质心误差不超过2%。

关键词: 目标识别; 矩特征; 轮廓; 格林定理

中图分类号: V271.4; TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2013)01-0001-04

An Improved Derivation Method for Low-Order Contour Moments

YU Jihong^a, LÜ Junwei^b, BAI Xiaoming^c, GUO Ning^b

(Naval Aeronautical and Astronautical University, a. Department of Command; b. Department of Control Engineering; c. Department of Ordnance Science and Technology, Yantai 264001, China)

Abstract: Contour moments can effectively describe the objects' shape. Different from global moments, the contour moments scan all the pixels on the perimeter of object with a lower time and space complexity, but the process of derivation is very complicated. We tried to simplify the procedure by describing the contour curve section with parameter equation. Based on the Green theorem, binomial theorem was used only once while calculating the contour moments. Taking the ship projection images as examples, general expressions of contour moments were calculated. The experiments showed that it operated faster than area moments, and the centroid error was less than 2%.

Key words: object recognition; moments feature; contour; Green theorem

0 引言

矩不变特征在图像平移、旋转和尺度变化时保持不变, 广泛应用于目标识别、图像分类等领域。根据利用信息的多少, 矩不变特征分为两类: 全局矩特征和局部矩特征。全局矩特征的计算必须搜索到目标图像区域内所有像素, 并累加积分(区域的形状任意)。从图像遍历出轮廓围成区域的所有点集本身很复杂, 需要扫描目标区域面积数量级的像素点, 耗费较多存储空间, 且与目标图像的灰度密切相关, Hu 矩^[1]、MSA 矩^[2]、Zernike 矩^[3]、自适应小波矩、迹变换^[4-5]等都是基于区域的矩特征。在实际的目标识别应用中, 目标

的本质特征是形状^[6-8], 所以研究了基于目标轮廓的局部矩特征, 轮廓矩不变特征只利用目标局部区域的信息构造特征量, 与目标区域的灰度无关, 能够有效描述目标的形状信息, 运算速度快, 在时间和存储空间复杂度方面有优势, 但轮廓矩的推导过程复杂^[9]。本文从轮廓曲线段参数方程的描述着手, 尝试仅利用二项式定理对轮廓矩重新推导, 简化了计算过程。最后将推导出的轮廓矩应用于提取舰船投影视图的矩特征, 实验数据表明了所推导轮廓矩的准确性。

1 矩特征

1.1 常规矩特征

在图像处理和目标识别中, 原点矩和中心矩是构造各种复杂不变矩的基础, 其他各种复杂的不变矩特征都可以写成原点矩的组合表达式。文献[1]通过代数不变量理论提出基于目标图像所在区域的7个不变

矩特征量,称为区域矩。

假设二维数字灰度图像为 $f(x, y)$,每个像素点 (x, y) 的 $(p+q)$ 阶原点矩为^[10-11]

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy, \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

原点矩可视为图像 $f(x, y)$ 在基函数 $x^p y^q$ 上的投影,而且每个矩值携带一定量的图像信息。由于 p 和 q 可取所有非负整数值,产生一个矩值的无限集,所以这个集合完全可以确定图像 $f(x, y)$ 本身。图像 $f(x, y)$ 的 $(p+q)$ 阶中心矩定义为

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) dx dy, \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (2)$$

其中, (\bar{x}, \bar{y}) 为图像 $f(x, y)$ 的质心。

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (3)$$

对于一幅图像来说,点 (\bar{x}, \bar{y}) 给出了图像区域的几何重心,正是这个原因,该矩具有平移不变性。

图像 $f(x, y)$ 的归一化中心矩为

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}}, \quad r = \frac{p+q}{2} + 1, \quad p+q = 2, 3, \dots \quad (4)$$

Hu利用归一化的二阶中心矩和三阶中心矩构造了7个对平移、缩放、镜像和旋转都不敏感的不变矩函数式,可以作为目标识别的特征。

1.2 轮廓矩特征

沿目标轮廓计算矩不变特征是一维积分运算,与全局矩不变特征提取中的二维积分运算相比,计算量小,效率高,只与目标的形状特征有关,与颜色、对比度和光照度无关,能够抵抗平移、尺度、旋转和镜像变换。

对于图像区域 $f(x, y)$,假设尺度变换为 a ,变换后图像为 $f'(x, y)$,则有 $x' = ax, y' = ay$ 成立。由矩定义式可知,变换后图像的矩需要乘以 $a^p a^q a^2$,其中, a^2 是由于尺度变化引起的目标区域面积的变换。变换后图像的中心矩变为

$$\begin{aligned} \mu'_{pq} &= \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x' - \bar{x}')^p (y' - \bar{y}')^q f(x', y') = \\ &= \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (ax - a\bar{x})^p (ay - a\bar{y})^q f(ax, ay) = \\ &= \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N a^{p+q+2} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) = a^{p+q+2} \mu_{pq} \quad (5) \end{aligned}$$

为了使归一化中心矩保持对尺度变换不变,必须有 $\eta'_{pq} = \eta_{pq}$,则 $r = (p+q)/2 + 1$ 。如果积分对象变为边界曲线,则尺度变化只会造成周长的变化 a ,而非目标区域积分时的 a^2 ,对边界曲线积分的中心矩为

$$\mu'_{pq} = \mu_{pq} \times a^{p+q+1} \quad (6)$$

要使归一化矩是尺度不变的,则 $r = p+q+1$ 。将 $r = p+q+1$ 带入归一化的Hu矩,仍然满足平移、缩放和

旋转不变。

在实际的目标识别应用中,关心目标的大小、形状和轮廓等,将目标图像二值化处理,令二值图像目标区域为 $D, f(x, y) = 1, (x, y) \in D, f(x, y) = 0, (x, y) \notin D$,为了区别于基于目标区域的不变矩计算,定义基于轮廓计算的不变矩为轮廓矩

$$m_{pq} = \iint_{(x,y) \in D} x^p y^q dx dy, \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (7)$$

中心化轮廓矩为

$$\mu_{pq} = \iint_{(x,y) \in D} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q dx dy, \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (8)$$

上述不变矩反映的是目标区域的形状不变特征值,假设 L 为目标的轮廓曲线。离散化轮廓原点矩和中心矩表示为

$$m_{pq} = \sum_{(x,y) \in L} x^p y^q \quad (9)$$

$$\mu_{pq} = \sum_{(x,y) \in L} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q \quad (10)$$

同理, $\bar{x} = m_{10}/m_{00}, \bar{y} = m_{01}/m_{00}$ 。

2 轮廓矩特征推导

Hu矩是基于目标区域的矩特征,具有平移、旋转和尺度不变性,轮廓是目标区域的一部分,显然也具有平移、旋转和尺度不变性,区别在于计算的复杂度。下面推导用于识别的低阶轮廓矩。

2.1 轮廓曲线段描述

在目标图像中,假设提取得到目标区域的闭合封闭轮廓点集为 $(x_i, y_i), i \in \{1, 2, \dots, n\}$,将封闭轮廓看成是光滑的多边形,边长趋近于无穷小。顶点为 $P_i(x_i, y_i), i \in \{1, 2, \dots, n\}, n$ 为组成轮廓的点数。因为是封闭的轮廓,所以 $P_1 = P_n$,轮廓的参数方程近似表示为

$$L(t) = \bigcup_{i=1}^n L_i(t) \quad (11)$$

其中, $L_i(t), t \in [0, 1]$ 是组成轮廓多边形小线段的参数方程,表示为

$$\begin{cases} L_i(t) = tP_i + (1-t)P_{i-1} \\ x_i(t) = tx_i + (1-t)x_{i-1} \\ y_i(t) = ty_i + (1-t)y_{i-1} \end{cases} \quad (12)$$

为了利用轮廓曲线参数方程推导低阶轮廓矩的表达式,需要借助格林定理。

2.2 轮廓矩表达式推导

格林定理能够将闭区域的二重积分转化为边界轮廓的曲线积分,与Hu矩的直接计算方法比,复杂度由 $O(N^2)$ 降低为 $O(N)$ 。

格林定理指出:由分段光滑曲线 L 围成的单连通闭区域 $D(L$ 是绕 D 的正向轮廓线)有式(13)成立。

$$\begin{aligned}
 m_{pq} &= \iint_{(x,y) \in D} x^p y^q dx dy = \frac{1}{p+1} \int_L x^{p+1} y^q dy = \\
 &\sum_{i=1}^n \frac{1}{p+1} \int_{L_i} x^{p+1} y^q dy = \frac{1}{q+1} \int_L x^p y^{q+1} dx = \\
 &\sum_{i=1}^n \frac{1}{q+1} \int_{L_i} x^p y^{q+1} dx \quad (13)
 \end{aligned}$$

式中,轮廓曲线 L 可以看作是多边形。其中 L_i 是组成 L 的分段光滑曲线,如果 D 为多连通闭区域,可以将其转化为单连通闭区域。

如果直接将式(12)代入格林公式,再利用二项式定理和 β 函数进行推导,过程比较复杂^[9]。因为需要对参数 t 进行积分,本文将上述参数方程式变换为

$$\begin{cases}
 L_i(t) = P_i + (P_{i-1} - P_i)t \\
 x_i(t) = x_i + (x_{i-1} - x_i)t \\
 y_i(t) = y_i + (y_{i-1} - y_i)t
 \end{cases} \quad (14)$$

由于格林定理中关于矩的两个计算公式结果相同,所以将参数方程代入任意一个公式即可。

$$\begin{aligned}
 m_{pq} &= \frac{1}{p+1} \int_L x^{p+1} y^q dy = \sum_{i=1}^n \frac{1}{p+1} \int_{L_i} x^{p+1} y^q dy = \\
 &\sum_{i=1}^n \frac{1}{p+1} \int_{L_i} x_i(t)^{p+1} y_i(t)^q (y_i - y_{i-1}) dt = \\
 &\sum_{i=1}^n \frac{1}{p+1} \int_{L_i} (x_i + (x_{i-1} - x_i)t)^{p+1} (y_i + (y_{i-1} - \\
 &y_i)t)^q (y_i - y_{i-1}) dt = \sum_{i=1}^n \frac{(y_{i-1} - y_i)}{p+1} \int_{L_i} (x_i + \\
 &(x_{i-1} - x_i)t)^{p+1} (y_i + (y_{i-1} - y_i)t)^q dt \quad (15)
 \end{aligned}$$

根据二项式定理 $(a+b)^n = \sum_{i=0}^n C_n^i a^i b^{n-i}$ 将式(15)展开,其中 $C_n^i = n!/(n-i)!i!$,得到轮廓矩的一般表达式,即可得到关于参数 t 的多项式的积分为

$$\begin{aligned}
 m_{pq} &= \sum_{i=1}^n \frac{(y_{i-1} - y_i)^{p+1}}{p+1} \sum_{m=0}^{p+1} \sum_{n=0}^q C_{p+1}^m C_q^n x_i^m y_i^n (x_{i-1} - x_i)^{p+1-m} \cdot \\
 &(y_{i-1} - y_i)^{q-n} \int_0^1 t^{p+1-m+q-n} dt = \sum_{i=1}^n \frac{(y_{i-1} - y_i)}{(p+1)} \cdot \\
 &\sum_{m=0}^{p+1} \sum_{n=0}^q \frac{C_{p+1}^m C_q^n x_i^m y_i^n (x_{i-1} - x_i)^{p+1-m} (y_{i-1} - y_i)^{q-n}}{(p+q+2-m-n)} \quad (16)
 \end{aligned}$$

式(16)即为基于目标轮廓的几何矩的表达式。当 $p = q = 0$ 时

$$\begin{aligned}
 m_{00} &= \sum_{i=1}^n \int_{L_i} (x_i + (x_{i-1} - x_i)t)(y_{i-1} - y_i) dt = \\
 &\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_{i-1} - x_i)(y_{i-1} - y_i) \quad (17)
 \end{aligned}$$

由式(16)可以递推得到任意阶轮廓矩表达式,其中一阶矩和二阶矩为

$$\begin{cases}
 m_{01} = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^n (2x_{i-1}y_{i-1} + x_{i-1}y_i + x_iy_{i-1} + \\
 2x_iy_i)(y_{i-1} - y_i) \\
 m_{10} = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^n (x_{i-1}^2 + x_{i-1}x_i + x_i^2)(y_{i-1} - y_i) \\
 m_{02} = \frac{1}{12} \sum_{i=1}^n (3x_{i-1}y_{i-1}^2 + 2x_{i-1}y_{i-1}y_i + x_{i-1}y_i^2 - \\
 5x_iy_{i-1}^2 + 2x_iy_{i-1}y_i + 9x_iy_i^2)(y_{i-1} - y_i) \\
 m_{20} = \frac{1}{12} \sum_{i=1}^n (x_{i-1}^3 + x_{i-1}^2x_i + x_{i-1}x_i^2 + x_i^3)(y_{i-1} - y_i) \\
 m_{11} = \frac{1}{12} \sum_{i=1}^n (3x_{i-1}^2y_{i-1} + x_{i-1}^2y_i + 2x_{i-1}x_iy_{i-1} - \\
 10x_{i-1}x_iy_i - 5x_i^2y_{i-1} - 3x_i^2y_i)(y_{i-1} - y_i)
 \end{cases} \quad (18)$$

对于高阶矩,可以直接将目标轮廓上各点的坐标代入式(17)求解,再计算标准化中心矩,最后代入 Hu 的 7 个不变矩公式可得到满足平移、缩放、旋转和镜像不变的矩特征量。

3 误差分析

上述推导过程是直接按定义式计算的,将边缘部分像素全部作为目标区域计算,实际上轮廓边缘是由边缘像素的中心点组成的,不是完整的像素,所以会存在边缘效应,如图 1 所示。

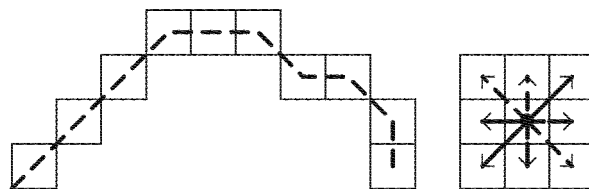


图 1 轮廓边缘像素

Fig. 1 Pixels of boundary

实际上对每一个像素都有 8 个相邻像素,相邻像素点连线与水平方向或平行、或垂直、或呈对角线关系,因此在轮廓矩的离散化过程中, $dx dy$ 的取值可能为 1 或 $\sqrt{2}$ 。

由式(9)、式(10)可知,在本文轮廓矩的离散化过程中,讨论的是 $dx dy = 1$ 的情况,但是并不会影响轮廓矩的平移、缩放、旋转和镜像不变性,而且随着目标区域分辨率的逐渐提高,这种误差也会相应地逐渐减小。

4 仿真实验

采用文献[12]方法,图2所示为某型舰船的二维

视图、二值图和轮廓图。

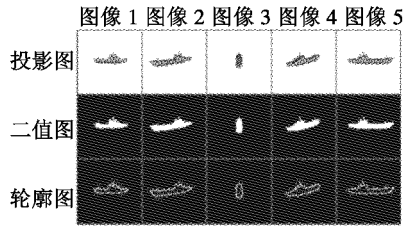


图 2 某舰船 5 个视点图像

Fig. 2 Five views of a ship

采用本文推导出的轮廓矩公式,在配置为: Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU P8400, 2.26 GHz, 内存 3 GB 的计算机上,用 Matlab7.10 分别计算 10 个低阶的常规几何矩和轮廓矩,表 1 给出了计算结果。

针对图像的目标区域计算常规几何矩的时间为 0.2736 s,计算轮廓矩的时间为 0.1166 s。表 2 计算了目标区域像素的平均值和轮廓像素的平均值,可以看出它们实际上表示了目标的质心,平均误差不超过 2%,表明推导出的轮廓矩公式是有效的。

表 1 舰船图像常规矩结果

Table 1 General moments of ship images

| 矩 | 图像 1 | | 图像 2 | | 图像 3 | | 图像 4 | | 图像 5 | |
|----------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| | 区域矩 | 轮廓矩 | 区域矩 | 轮廓矩 | 区域矩 | 轮廓矩 | 区域矩 | 轮廓矩 | 区域矩 | 轮廓矩 |
| m_{00} | 694 | 200 | 960 | 234 | 323 | 80 | 830 | 210 | 1000 | 238 |
| m_{01} | 2.8E-16 | 3.6E-16 | 1.9E-16 | 8.5E-16 | 3.1E-16 | 2.9E-16 | 2.1E-16 | 2.6E-16 | 4.0E-16 | 3.0E-16 |
| m_{10} | 7.8E-17 | 1.8E-16 | 4.2E-17 | 1.5E-16 | 3.0E-16 | 1.5E-16 | 1.2E-16 | 1.8E-16 | 1.4E-17 | 1.8E-16 |
| m_{02} | 0.3986 | 1.7877 | 0.4815 | 2.5181 | 0.0355 | 0.2803 | 0.3376 | 1.7356 | 0.5619 | 3.0156 |
| m_{20} | 0.0255 | 0.1651 | 0.0300 | 0.2110 | 0.1836 | 1.1367 | 0.0394 | 0.2563 | 0.0169 | 0.1449 |
| m_{11} | 0.0134 | 0.0603 | 0.0741 | 0.3731 | 0.0009 | 0.0058 | 0.0707 | 0.3327 | 0.0078 | 0.0422 |
| m_{03} | 0.0455 | 0.3250 | 0.0497 | 0.5345 | 0.0325 | 0.0026 | 0.0264 | 0.2124 | 0.0747 | 0.6333 |
| m_{30} | 0.0031 | 0.0185 | 0.0021 | 0.0219 | 0.0084 | 0.0067 | 0.0006 | 0.0162 | 0.0013 | 0.0129 |
| m_{12} | 0.0146 | 0.2039 | 0.0031 | 0.0833 | 0.0019 | 0.0439 | 0.0019 | 0.0655 | 0.0003 | 0.0669 |
| m_{21} | 0.0012 | 0.0187 | 0.0019 | 0.0211 | 0.0002 | 0.0014 | 0.0020 | 0.0603 | 0.0021 | 0.0422 |

表 2 区域质心和轮廓质心比较

Table 2 Comparison of area centroid and contour centroid

| 各视点图像 | 质心坐标 | 误差/% | |
|-------|------------------------|------------------|-----|
| 图像 1 | $(\bar{x}, \bar{y})_D$ | (61.066, 67.793) | 1.9 |
| | $(\bar{x}, \bar{y})_L$ | (59.880, 67.455) | |
| 图像 2 | $(\bar{x}, \bar{y})_D$ | (62.780, 58.573) | 1.4 |
| | $(\bar{x}, \bar{y})_L$ | (61.893, 58.871) | |
| 图像 3 | $(\bar{x}, \bar{y})_D$ | (63.015, 64.839) | 1.0 |
| | $(\bar{x}, \bar{y})_L$ | (62.412, 64.887) | |
| 图像 4 | $(\bar{x}, \bar{y})_D$ | (61.912, 62.686) | 1.7 |
| | $(\bar{x}, \bar{y})_L$ | (60.861, 62.709) | |
| 图像 5 | $(\bar{x}, \bar{y})_D$ | (61.762, 67.865) | 1.5 |
| | $(\bar{x}, \bar{y})_L$ | (60.840, 68.348) | |

5 结束语

基于目标图像的轮廓形状计算矩特征可以缩短计算时间,将提取出的轮廓曲线看作线段,并用参数方程表示,利用二项式定理展开推导,能够简化推导过程,与常规几何矩计算结果基本符合,计算结果误差不超过 2%,且在时间效率方面具有优越性。

参考文献

- [1] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariant [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1962, 8(2): 179-187.
- [2] WISKOTT L, FELLOUS J M, KUIGER N, et al. Face recognition by elastic bunch graph matching [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI, 1997, 19(7): 775-779.
- [3] 杨杰, AI-RAWI Mohammed, 叶晨洲. 一种彩色图像的二维纹理识别方法[J]. 上海交通大学学报, 2003, 37(11): 1747-1750.
- [4] KADYROV A, PETROU M. The trace transform and its application [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 23(8): 811-828.
- [5] PETROU M, KADYROV A. Affine invariant features from the trace transform [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 30-34.
- [6] 刘亦书, 杨力华, 孙倩. 轮廓矩不变量及其在物体形状识别中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(3): 308-313.
- [7] JIANG X Y, BUNKE H. Simple and fast computation of moments [J]. Pattern Recognition, 1991, 24(8): 801-806.
- [8] LI B C, SHEN J. Fast computation of moment invariants [J]. Pattern Recognition, 1991, 24(8): 807-813.
- [9] 潘泓, 夏良正. 一种基于图像边缘的矩计算方法[J]. 模式识别与人工智能, 2003, 16(3): 292-298.
- [10] 曾万梅, 吴庆宪, 姜长生. 基于组合不变矩特征的空中目标识别方法[J]. 电光与控制, 2009, 16(7): 21-24.
- [11] 王金岩, 芮挺, 丁健, 等. 基于 Zernike 矩和 SVM 的不变性目标识别[J]. 电光与控制, 2008, 15(11): 1-4.
- [12] YU Jihong, LÜ Junwei, BAI Xiaoming. A new real-time generation method for template based on three-dimensional model [C]//The 3rd International Congress on Image and Signal Processing, CISP 2010: 1755-1758.