

曲率共生矩阵识别三维目标^{*})

郭克华 刘传才 杨静宇

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)

摘要 对于形状区别不大的目标,传统的矩不变量、傅里叶描述子等方法的描述能力受到一些限制。利用曲率信息来表达曲面的固有特征,引入纹理识别中共生矩阵的思想,将共生矩阵的定义从灰度延伸到曲率,构造出曲率共生矩阵。通过对曲率共生矩阵的归一化,设计了一类与平移、尺度和旋转变换无关的不变量。实验表明,基于曲率共生矩阵的三维目标识别方法,和传统方法相比,在不增加运算时间的情况下,能够更好地对形状丰富的目标进行分类。

关键词 平均曲率,共生矩阵,微分几何,模式识别

Three-dimensional Objects Recognition Using Curvature Co-occurrence Matrix

GUO Ke-hua LIU Chuan-cai YANG Jing-yu

(School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract Traditional shape characteristic representations have some difficulties to distinguish three-dimensional objects with slight different shape characteristic. In this paper, spatial curvature is utilized to describe the inherent characteristic of spatial curved surface, and then it is combined with the conception of traditional co-occurrence matrix. A new shape description approach named curvature co-occurrence matrix is proposed. Normalization process to curvature co-occurrence matrix and some characteristic invariants independent of the translation, scaling and rotation transforms are illustrated. Compared with traditional methods, experiments indicate a better classification rate to objects with abundant shape characteristic.

Keywords Mean curvature, Co-occurrence matrix, Differential geometry, Pattern recognition

1 引言

三维目标识别是模式识别领域中的一个重要课题,形状信息在三维目标识别中得到了充分利用。形状信息一般基于目标边界进行提取,而目标边界在几何上就体现为空间曲面。好的曲面匹配方法除了需要针对目标的平移、尺度和旋转具备不变性之外,还需要具有较好的识别效果,特别是针对微小区别的曲面,也能进行有效的识别。

传统目标识别方法中,比较有代表性的是基于傅里叶描述子的边界描述方法^[1],该方法对目标刚体变换具有不变性,但需要进行复杂的傅里叶变换。在确保精度的同时,为实现不变性的归一化,丢失了一些信息,并且受到起始点选择的影响^[2]。此外,轮廓不变矩^[3]描述方法、自回归模型法^[4]、几何相关函数方法^[5]和神经网络方法^[6]虽然能够描述目标的轮廓边界特征,但是由于这些方法难以表达曲面的固有特征,针对微小区别的曲面,获得的效果不佳。如图1中的两个物体,大体形状相似,但表面却有微小的不同,根据矩不变量算法,无法将两者进行区分。



图1 矩不变量无法区分的两个目标

根据微分几何的基本原理,目标的固有特征可以由目标的每个像素点的空间曲率来确定,但是曲率对噪声比较敏感。

共生矩阵本来是用于描述纹理,能够较好地描述纹理图像灰度的周期变化,反映灰度值的分布特性,从而描述图像的纹理。传统的共生矩阵在纹理分析方面比较有效,但它主要是针对灰度或色彩信息进行分析。针对此问题,我们将传统的共生矩阵的概念进行了扩展,构架了一种新的三维目标识别方法。基于目标上各个像素点的平均曲率来构造共生矩阵,提出了曲率共生矩阵的概念,并对曲率共生矩阵提出了归一化方法,保证了它对于平移、旋转和缩放变换下的不变性。最后,目标的匹配转换为特征不变量的匹配。实验表明,这种方法和传统方法相比,在不增加计算复杂度的情况下,提高了识别效率。

2 利用平均曲率描述空间曲面

空间曲面上任意一点的曲率是曲面的固有特征。曲面发生刚体变换时,曲率属于不变量^[7]。因此,可以利用曲面表面曲率来描述其形状特征。离散情况下,给定三维空间中的参数曲面:

$$S(x, y) = [x \ y \ f(x, y)]^T, (x, y) \in D \quad (1)$$

(1)式中, $X-Y$ 平面为三维空间的参考平面, D 为曲面在此平面上的投影区域。 $f(x, y)$ 表示离散曲面到参数平面点 (x, y) 的距离。

$S(x, y)$ 可表示为两种基本形。 E, F, G 为第一基本形参数, L, M, N 为第二基本形参数^[7],如式(2)所示:

$$\begin{cases} E = S_x \cdot S_x, F = S_x \cdot S_y, G = S_y \cdot S_y \\ L = S_{xx} \cdot n, M = S_{xy} \cdot n, N = S_{yy} \cdot n, \\ n = (S_x \times S_y) / |S_x \times S_y| \end{cases} \quad (2)$$

E, F, G, L, M, N 这6个参数唯一地确定了曲面的两种

^{*}本课题得到了国家自然科学基金(60472060, 60472061)资助。郭克华 博士研究生,主要研究方向为模式识别与人工智能;刘传才 教授,博士生导师,主要研究方向为图像理解与计算机视觉;杨静宇 教授,博士生导师,主要研究领域为模式识别、智能机器和信息融合。

基本形。在离散情况下,参数曲面 S 的一阶和二阶偏导可以分别表示为

$$\begin{cases} S_x = [1 \ 0 \ f_x]^T, S_y = [0 \ 1 \ f_y]^T \\ S_{xx} = [0 \ 0 \ f_{xx}]^T, S_{yy} = [0 \ 0 \ f_{yy}]^T, S_{xy} = [0 \ 0 \ f_{xy}]^T \end{cases} \quad (3)$$

这样,平均曲率 H 可以由以下公式得出^[8]:

$$H = \frac{(1+f_x^2)f_{yy} + (1+f_y^2)f_{xx} - 2f_x f_y f_{xy}}{2(1+f_x^2+f_y^2)^{3/2}} \quad (4)$$

对于深度图像表面,采用局部多项式拟合方法求偏导的近似值,常利用 $n \times n$ 算子与原深度图像做卷积运算获得^[9]:

$$\begin{cases} f_x = D_x * f, f_y = D_y * f \\ f_{xx} = D_{xx} * f, f_{xy} = D_{xy} * f, f_{yy} = D_{yy} * f \end{cases} \quad (5)$$

(5)式中, D 为 $n \times n$ 算子。Paul^[10]等人在文章中给出当 $n=7$ 时的计算方法:

$$\begin{cases} D_x = D_0 D_1^T, D_y = D_1 D_0^T, D_{xx} = D_0 D_2^T, D_{yy} = D_2 D_0^T, \\ D_{xy} = D_1 D_1^T \\ d_0 = \frac{1}{7} [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]^T, d_1 = \frac{1}{28} [-3 \ -2 \ -1 \ 0 \ 1 \ 2 \ 3]^T, \\ d_2 = \frac{1}{84} [5 \ 0 \ -3 \ -4 \ -3 \ 0 \ 5]^T \end{cases} \quad (6)$$

(6)式中, d_0, d_1, d_2 是计算偏导窗口算子的列矢量。按照(5),(6)式求出的偏导值代入(4)式,即可求出平均曲率。

3 曲率共生矩阵

3.1 曲率共生矩阵的定义

共生矩阵本来用于描述纹理,能较好地描述纹理图像灰度的周期变化。本文方法将利用共生矩阵来描述曲面曲率值的周期变化。这样,用两个位置的曲率的联合概率密度来定义,不仅能反映曲面曲率的分布特性,也反映具有同样曲率或接近曲率的像素之间的位置分布特性,是有关图像曲率变化的二阶统计特征。首先给出曲率共生矩阵的定义。

定义 1 令 S 为三维目标的表面,令矩阵:

$$P_d(i, j) = |\{p_1, p_2 \in S | H(p_1) = i, H(p_2) = j, D(p_1, p_2) = d\}| \quad (9)$$

为曲面 S 的曲率共生矩阵,其中 $D(p_1, p_2)$ 表示像素点 p_1, p_2 之间的欧氏距离。

共生矩阵虽然能够取得较好的识别效果,但是计算复杂度较高。文献[11]中给出了共生矩阵的快速计算方法及其修正形式。

3.2 归一化和不变量定义

传统的共生矩阵是旋转相关的,但根据定义 1 可知, p_1, p_2 是限制在一个欧氏距离为 d 的邻域上,根据曲率针对旋转的不变性可知,目标经过旋转后其曲率共生矩阵不变。

尺度变换情况下,如果邻域大小也随着尺度进行变化,则可以保证曲率共生矩阵的不变性。为此,我们定义:

$$d = k \sqrt{|S|}, k \text{ 为一常数因子} \quad (10)$$

这样,可以保证曲率共生矩阵针对尺度变换下具备不变性。

针对曲率共生矩阵,可以定义常见的特征统计量:

$$\begin{cases} T_1 = \sum (i-j)^2 P_d(i, j) \\ T_2 = \sum P_d^2(i, j) \\ T_3 = \sum P_d(i, j) \lg P_d(i, j) \\ T_4 = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} (\sum ij P_d(i, j) - \mu_x \mu_y) \end{cases} \quad (11)$$

其中, μ_x, μ_y 是 x 和 y 方向上的平均值, σ_x, σ_y 是 x 和 y 方向上的方差。

4 数值实验和复杂度分析

图 2 的实验给出了 15 个三维目标。实验将本文的方法和传统的矩方法、傅里叶描述子方法进行比较。给每个图像进行编号,编号为 1-15。图中三维目标的场景宽度和高度均为 240 像素。系统建模工具为 AUTOCAD2004,三维数据在 VC6.0 环境下进行处理。

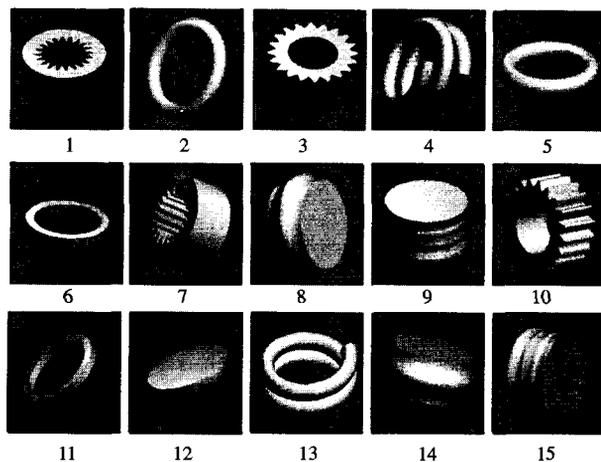


图 2 待匹配样本

识别时,首先根据(6)式计算曲面上各点的平均曲率;然后针对每一个像素点,根据(10)式选定一个邻域因子 k 进行计算;利用定义 1,得出曲率共生矩阵;接下来根据(11)式计算出不变量;最后利用定义 2 中叙述的相似距离来对目标进行分类。利用 1 阶 Minkowski 相对度量方法来计算各个物体曲率不变量之间的距离:

$$DIF(S, S') = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 \frac{|T_i - T'_i|}{\min(T_i, T'_i)}$$

为了对比,我们另外采用了文献[1]的傅里叶描述子方法,将三维目标的表面进行傅里叶变换,然后计算出三个方向的傅里叶描述子,基于描述子进行匹配。文献[3]的方法是利用基于区域的矩不变量进行计算。

本文方法中选定阈值为 0.2。分类的结果以及运算时间如表 1 所示。

表 1 利用三种方法分类的结果

	分类结果	准确率	运行时间 (ms)
本文方法: k=0.1	{1,7}, {2,5,6,11}, {3,10}, {4,13}, {8,14}, {9,15}, {12}	86.7%	145
本文方法: k=0.2	{1,7}, {2,5}, {3,10}, {4,13}, {6,11}, {8,14}, {9,15}, {12}	100%	324
本文方法: k=0.4	{1,7}, {2,5}, {3,10}, {4,13}, {6,11}, {8,14}, {9,15}, {12}	100%	638
文献[1] 方法	{1,7,3,10}, {2,5,6,11}, {4,13}, {8,14,9,15}, {12}	60%	829
文献[3] 方法	{1,7}, {2,5,6,11}, {3,10}, {4,13}, {8,14,9,15}, {12}	73.3%	629

从表 1 中可以看出,本文的方法针对形状相似、表面具有
(下转第 169 页)

=6。比较结果见表 4。

表 4 未选样和经选样的径向基核的 KNNCH 分类器实验结果比较

实验方法	选样数 (/类)	识别率 (%)	选样时 间(s)	测试时 间(s)	合计时 间(s)
KNNCH	未选样	100	-	932.485	932.485
选样的 KNNCH	19	100	80.141	60.609	140.75

未经选样的径向基核最近邻凸包分类器 100% 识别测试样本集需要 932.485s。同样的识别率下,经核子类凸包样本选择方法选样的核最近邻凸包分类器耗时仅为 140.75s,相比减少近 800s。

综合实验 1 和实验 2 的结果数据可以看出,核子类凸包样本选择方法选择的样本能够有效地支撑核最近邻凸包分类器分类。少量的选择样本在使得分类器获得较高的正确识别比率的同时,也大大加快了算法的处理速度。此外,分类算法的存储需求也相应减少许多。如实验 2,当测试集 100% 正确识别时,每类别只需要 19 个选择训练样本;相应核矩阵占用内存少于 3K,还不到未经选样时的 7%。

实验结果同时也反映了不同核函数及其参数对算法性能的影响。就本文实验而言,基于径向基核函数(尺度参数 $\sigma=6$)的方法的结果要略好于二次核函数的。因此,本文方法在实际应用时,同样存在如何选择核函数及设置合理参数的问题。

结束语 为使核最近邻凸包分类器适应更大规模的数据

集应用,本文提出核子类凸包样本选择方法与核最近邻分类器相结合的方法。该方法首先采用核子类凸包样本选择方法对训练集样本进行选择,然后将选出样本用于核最近邻凸包分类器。在 Head Pose Image Database 系列 1 图像集上,该方法取得了较好的实验效果。实验结果表明,在保持核最近邻凸包分类器泛化性能的前提下,核子类凸包样本选择方法能够有效约减训练集样本,减少分类算法的计算量,加快分类速度,并降低算法的存储需求,从而为核最近邻凸包分类器的更大规模的数据集应用提供一条可行的解决途径。

参考文献

- [1] 周晓飞,姜文瀚,杨静宇.一种新颖的核学习算法用于小波特征的人脸识别[J]. 计算机科学,2007,34(5):224-227
- [2] 周晓飞,姜文瀚,杨静宇. l_1 范数最近邻凸包分类器在人脸识别中的应用[J]. 计算机科学,2007,34(4):234-235,238
- [3] Shin H,Cho S. Neighborhood Property based Pattern Selection for Support Vector Machines [J]. Neural Computation,2007,19(3):816-855
- [4] Horst R,Pardalos PM,Thoai N V. Introduction to Global Optimization 2nd Edition [M]. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers,2000
- [5] Gourier N, Hall D, Crowley J L. Estimating Face Orientation from Robust Detection of Salient Facial Features [A]// Proceedings of Pointing 2004, ICPR, International Workshop on Visual Observation of Deictic Gestures [C]. Cambridge, UK

(上接第 152 页)

周期性纹理的目标比较有效。值得一提的是,当 k 的值取比较大时,计算的结果比较好,但是带来的代价是计算时间需要比较多。将实验中的图形进行一些变换,针对 100 幅图像,考察 20 个不同的 k 值进行了统计。图 3 中体现了 k 值和分类效果、运算时间的关系。

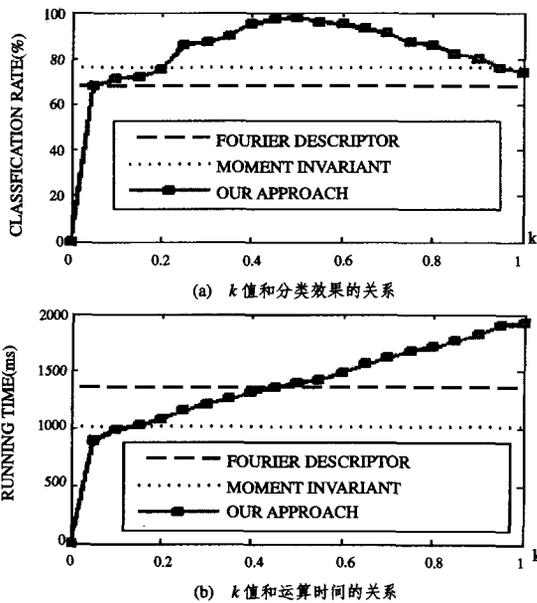


图 3 k 值与分类效果和运算时间的关系

可见,恰当地选择邻域大小,可以保证较高的运算效率。但是,邻域选得太大,会花费更多的运算时间。一般说来, $k=0.5$ 左右时,本文的方法可以取得较好的效果。

结束语 本文利用平均曲率来表现曲面的固有特征,借助

纹理分析中共生矩阵的概念,将共生矩阵从针对灰度的定义延伸到针对曲面平均曲率,形成了曲率共生矩阵,并且通过归一化,设计了一类与尺度变换和旋转变换无关的不变量。实验表明,该方法和传统方法相比,在不增加复杂度的情况下,提高了识别的效率,并且在计算复杂度上也具备较大优势。

参考文献

- [1] Miao Zhenjiang, Gandelin M-H, Yuan Baozong. Fourier transform based image shape analysis and its Application to flower recognition// IEEE 6th International Conference on Signal Processing [C]. Ottawa, Canada, 2002, 2: 1087-1090
- [2] 王涛,刘文印,孙家广,等.傅立叶描述子识别物体的形状[J]. 计算机研究与发展,2002,39(12):1714-1719
- [3] Belkasim S O, Shridhar M, Ahmadi M. Pattern recognition with moment invariant; A comparative study and new results. Pattern Recognition, 1991, 24: 1117-1138
- [4] Dubois S R, Glanz F H. An autoregressive model approach to two dimensional shape classification. IEEE Trans on PAM I, 1986, 8: 55-56
- [5] Loui A C P, Venetsanopoulos A N. Two-dimensional shape representation using morphological correlation functions// Proceeding of the 1990 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Albuquerque, 1990: 2165-2168
- [6] Gupta L, Sayeh M R, Tammana R. Neural network approach to robust shape classification. Pattern Recognition, 1990, 23(6): 563-568
- [7] Dubrovina B A, Fomenko A T, Novikov S P. Modern geometry-methods and applications (I). Second Edition, GTM, Springer-Verlag, 1999: 61-80
- [8] 孙龙祥,程义民,王以孝,等.深度图象分析.北京:电子工业出版社,1996
- [9] 程义民,丁红侠,王以孝,等.基于几何特征的曲面物体识别.中国图象图形学报,2000,5(7):573-579
- [10] Besl P J, Jain R C. Segmentation through variable-order surface fitting. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(2): 167-192
- [11] Argenti F, Alparone L, Benelli G. Fast algorithms for texture analysis using co-occurrence matrices// IEEE Proceedings, Part F: Radar and Signal Processing, 1990, 137(6): 443-448