



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象学报

2014

09

VOL.19

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB





第19卷第9期（总第221期）

2014年9月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

（邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048）

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation

(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

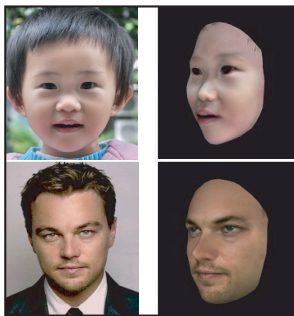
国内定价 50.00元



自适应对称自回归模型的压缩图像内插方法(第1268页)



加权局部特征结合判别式字典的目标跟踪算法(第1316页)



结合特征适配与拉普拉斯形变的3维人脸重建(第1349页)

综述

能量泛函正则化模型在图像恢复中的应用分析

李旭超, 刘海宽, 宋博 1247

图像处理和编码

融合最小化失真与模型保持的隐写算法

高瞻瞻, 汤光明, 张伟伟 1260

自适应对称自回归模型的压缩图像内插方法

刘婧, 干宗良, 崔子冠, 陈昌红, 朱秀昌 1268

基于能量泛函和视觉特性的全变分图像降噪模型

郭从洲, 秦志远, 时文俊 1282

分块策略实现图像椒盐噪声密度估计

林亚明, 李佐勇, 林叶郁 1288

图像分析和识别

Dempster-Shafer证据融合金字塔韦伯局部特征的表情识别

王晓华, 金超, 任福继, 胡敏 1297

运动捕捉数据中足迹的谱聚类检测方法

刘晓平, 陆劲挺, 谢文军 1306

加权局部特征结合判别式字典的目标跟踪

王飞, 房胜 1316

面向瓦当文字识别的改进水平集骨架提取

邓茜芸, 周明全, 武仲科, 王醒策 1324

改进复杂网络模型的形状特征提取

阮瑞, 江波, 汤进, 罗斌 1332

几何特性二元关系的直线匹配

胡海霞, 李钢 1338

图像理解和计算机视觉

结合特征适配与拉普拉斯形变的3维人脸重建

张剑, 何骅, 詹小四, 肖俊 1349

利用背景加权和选择性子模型更新的视觉跟踪算法

黄安奇, 侯志强, 余旺盛, 刘翔 1360

计算机图形学

对可控Bézier曲线的改进

严兰兰, 韩旭里 1368

医学图像处理

结合区域生长与灰度重建的CT图像肺气管树分割

彭双, 肖昌炎 1377

检测肺结节的3维自适应模板匹配

高婷, 龚敬, 王远军, 聂生东, 孙希文 1384

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Novel compression image interpolation method using adaptive symmetrical autoregressive models(P1268)



Visual tracking based on discriminative dictionary and weighted local features (P1316)



Three dimensional face reconstruction via feature adaptation and Laplace deformation (P1349)

Review

- Application analysis of regularization model of energy functional to image restoration
Li Xuchao, Liu Haikuan, Song Bo 1247

Image Processing and Coding

- Steganographic method combining minimum embedding distortion and model preservation
Gao Zhanzhan, Tang Guangming, Zhang Weiwei 1260
- Novel compression image interpolation method using adaptive symmetrical autoregressive models
Liu Jing, Gan Zongliang, Cui Ziguan, Chen Changhong, Zhu Xiuchang 1268
- TV image denoising model based on energy functionals and HVS
Guo Congzhou, Qin Zhiyuan, Shi Wenjun 1282
- Image salt-and-pepper noise estimation based on partitioning strategy
Lin Yaming, Li Zuoyong, Lin Yeyu 1288

Image Analysis and Recognition

- Research on facial expression recognition based on pyramid Weber local descriptor and the Dempster-Shafer theory of evidence
Wang Xiaohua, Jin Chao, Ren Fuji, Hu Min 1297
- Foot plant detection based on spectral clustering algorithm for motion capture data
Liu Xiaoping, Lu Jintong, Xie Wenjun 1306
- Visual tracking based on the discriminative dictionary and weighted local features
Wang Fei, Fang Sheng 1316
- Skeleton extraction using improved level set methods in eaves' text recognition
Deng Qianyun, Zhou Mingquan, Wu Zhongke, Wang Xingce 1324
- Improved shape feature extraction using complex network model
Ruan Rui, Jiang Bo, Tang Jin, Luo Bin 1332
- Line matching based on binary relations of geometric attributes
Hu Haixia, Li Gang 1338

Image Understanding and Computer Vision

- Three dimensional face reconstruction via feature adaptation and Laplace deformation
Zhang Jian, He Hua, Zhan Xiaosi, Xiao Jun 1349
- Visual object tracking method based on weighted background and selective sub-model update strategy
Huang Anqi, Hou Zhiqiang, Yu Wangsheng, Liu Xiang 1360

Computer Graphics

- Improvement of the modifiable Bézier curves
Yan Lanlan, Han Xuli 1368

Medical Image Processing

- Segmentation of pulmonary airway tree in CT images by combining region growing and grayscale reconstruction algorithms
Peng Shuang, Xiao Changyan 1377
- Three dimensional adaptive template matching algorithm for lung nodule detection
Gao Ting, Gong Jing, Wang Yuanjun, Nie Shengdong, Sun Xiwen 1384

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)09-1332-06

论文引用格式: Ruan R, Jiang B, Tang J, Luo B. Improved shape feature extraction using complex network model[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(9): 1332-1337. [阮瑞, 江波, 汤进, 罗斌. 改进复杂网络模型的形状特征提取[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(9): 1332-1337.] [DOI:10.11834/jig.20140910]

改进复杂网络模型的形状特征提取

阮瑞¹, 江波¹, 汤进^{1,2}, 罗斌^{1,2}

1. 安徽大学计算机科学与技术学院, 合肥 230601;
2. 安徽省工业图像处理与分析重点实验室, 合肥 230039

摘要: **目的** 传统的基于欧氏距离的复杂网络表示方法容易受形状的非刚性变形影响。鉴于此, 提出一种基于复杂网络模型与相对一致性距离相结合的形状特征提取方法。**方法** 首先, 提取形状的边界轮廓点作为网络的节点, 利用节点间的相对一致性距离作为边的权值构建初始的复杂网络模型; 然后, 利用阈值演化方法对初始网络模型进行动态演化, 得到一系列子网络; 最后, 提取不同演化阶段下子网络的拓扑特征, 实现对形状特征的提取。**结果** 分类和检索实验结果表明, 相比于传统的复杂网络描述方法, 本文方法对形状图像具有更强的描述和识别能力。**结论** 相比于传统的距离度量, 相对一致性距离对形状的非刚性变形具有更强的稳定性。

关键词: 复杂网络; 相对一致性距离; 内部距离; 动态演化

Improved shape feature extraction using complex network model

Ruan Rui¹, Jiang Bo¹, Tang Bin^{1,2}, Luo Bin^{1,2}

1. School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230601, China;
2. Key Laboratory of Industrial Image Processing & Analysis of Anhui Province, Hefei 230039, China

Abstract: **Objective** Traditional Euclidean distance based complex network is usually sensitive to the non-rigid transformation of the shape image. To overcome this problem, in this paper, a novel shape feature extraction method based on complex network model and relative coherent distance is proposed. **Method** First, an initial complex network is constructed with nodes corresponding to the boundary points and edges allocated with relative coherent distance as weights existing between each node pairs. Then, this initial network is threshold evolved to generate a series of sub-networks. At last, some topological features are extracted from these sub-networks to generate the feature descriptors for the shape image.

Result Promising experimental results on classification and retrieval show that the proposed method has strong capability in discriminating and recognizing variety of object shapes. **Conclusion** Comparing with the traditional distances, the relative coherent distance is more robust to the shape non-rigid and elastic transformations.

Key words: complex network; relative coherent distance; inner distance; dynamic evolution

收稿日期: 2014-03-12; 修回日期: 2014-05-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(61202228, 61272152); 安徽省自然科学基金项目(1308085MF97, 1408085QF120)

第一作者简介: 阮瑞(1990—), 女, 现为安徽大学计算机科学与技术学院计算机应用技术专业在读硕士研究生, 主要研究方向为模式识别和数字图像处理。E-mail: rr_ahu@126.com

通信作者: 汤进, E-mail: ahhftang@gmail.com

0 引言

形状特征作为物体最基本的视觉特征之一,在计算机视觉和模式识别中有着重要的作用^[1]。目前关于形状描述的方法^[2-3]有很多,主要可分为两类:一类是基于区域的形状描述方法,另一类是基于边界轮廓的形状描述方法。在基于区域的形状描述方法中,Zhu 等人^[3]提出了分支限界法进行形状的骨架图匹配;Siddiqi 等人^[4]提出了 Shock 图的形状表示方法;Bai 等人^[5-6]提出了基于路径相似的骨架图匹配方法等。在基于形状边界轮廓的描述方法中,傅里叶描述子^[7]、小波描述子^[8]都是经典有效的描述算法。此外,Belongie 等人^[9]提出了形状上下文(shape context)形状描述方法;Ling 等人^[10]提出了内部距离的形状上下文表示方法;Hu 等人^[11]进一步提出了一致性距离的形状上下文特征提取方法。这些上下文描述方法都是利用2维直方图来统计轮廓特征点的相对空间分布信息从而最终实现形状特征的提取与表示。

近几年来,复杂网络模型与理论在图像分析与模式识别中已经得到成功应用。Goncalves 等人^[12]提出了利用复杂网络模型的方法实现人脸图像的建模与特征提取。Backes 等人^[13]在纹理图像上进行复杂网络建模,并采用复杂网络的常用统计特征对纹理图像进行描述、分类。Backes 等人^[14-15]提出了利用复杂网络模型与理论实现形状图像的分析与识别。该方法中采用的是基于形状边界点之间的欧氏距离的复杂网络模型。然而,实验结果显示,欧氏距离^[14]易受形状的非刚性变形影响。与欧氏距离相比,内部距离^[10]对形状的非刚性变形则具有更强的稳定性。为此,Tang 等人^[16]利用基于内部距离的复杂网络动态演化特性并构造节点的多尺度分布直方图来实现形状图像的特征描述。虽然内部距离对形状的非刚性变形具有一定的鲁棒性,但这种距离受形状的弹性变形的影响较大。一致性距离(coherent distance)^[11]通过欧氏与内部距离的一致性(相似性)判断来实现一种新的鲁棒的距离度量方式。这种距离能够克服单一距离的缺陷,对形状的非刚性和弹性变形均具有较强的鲁棒性。

在一致性距离定义的基础上,本文首先给出了一种相对一致性距离(relative coherent distance)的

度量方法。相比于一致性距离,相对一致性距离具有尺度缩放不变性等优点。并且,在这种距离度量的基础上,结合形状的复杂网络模型表示方法提出了一种基于相对一致性距离的复杂网络形状表示与特征提取方法。实验结果表明,本文方法相比于传统的复杂网络表示方法,对形状的非刚性与弹性变形具有更强的鲁棒性。

1 传统的复杂网络建模

文献[14-15]给出了一种采用传统的复杂网络模型来实现对形状图像的描述与特征提取方法。该方法的实现步骤如下:

1) 初始网络的建立。从形状轮廓上均匀提取 N 个边界点 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 并以这 N 个点作为节点构建初始网络 $G_0^E(V, E^E)$ 。式中, $V = S$ 表示网络的所有顶点, E^E 表示基于欧氏距离的初始网络中所有边的集合,边的权值 w_{ij}^E 为所连接的节点之间的归一化欧氏距离 d_{ij}^E , 也即

$$w_{ij}^E = \frac{d_{ij}^E}{\max_{ij} d_{ij}^E} \quad (1)$$

2) 阈值演化^[14]。通过对初始网络 $G_0^E(V, E^E)$ 边的权值进行阈值演化(变换)得到一系列具有丰富拓扑信息的子网络,演化过程表示为

$$G_t^E = \delta_t(G^E, t), t = t_0, t_1, \dots, t_{\max} \in [0, 1] \quad (2)$$

式中, $G^E = G_0^E$, 子网络 $G_t^E(V, E_t^E)$ 的顶点集为 V ; 边集 $E_t^E = \{e_{ij} \mid e_{ij} \in E^E \text{ 且 } w_{ij}^E \leq t\}$, $\delta_t(G^E, t)$ 表示由初始网络的边集 E^E 中所有权值小于阈值 t 的边的集合构成新的子网络。

3) 特征提取。对于演化的每个阶段的子网络 $G_t^E(V, E_t^E)$, 提取不同的特征向量

$$f^E(t) = [k_\mu^E(t), k_k^E(t), p^E(t), h^E(t), e^E(t)] \quad (3)$$

式中, $t \in [t_0, t_1, \dots, t_{\max}]$, $k_\mu^E(t), k_k^E(t), p^E(t), h^E(t), e^E(t)$ 分别表示 t 时刻该子网络的平均度、最大度、平均联合度、熵和能量^[14]。将不同演化时刻子网络中提取的特征向量结合起来得到最终的特征向量,实现该形状的复杂网络模型的特征提取,即

$$F^E(t) = [f^E(t_0), f^E(t_1), \dots, f^E(t_{\max})] \quad (4)$$

图1显示了传统的复杂网络模型的形状表示及网络的演化过程^[14-15]。

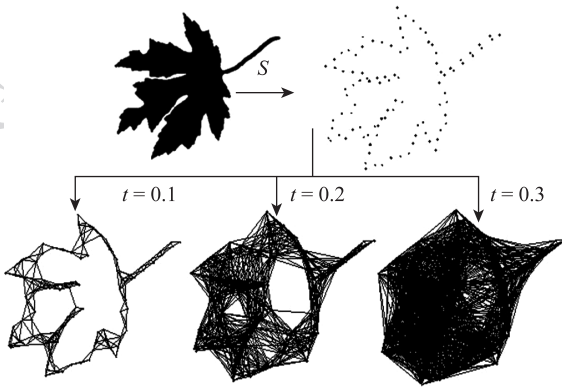


图1 基于欧氏距离的复杂网络动态演化过程
Fig. 1 Dynamic evolution process of complex network
based on Euclidean distance

2 基于相对一致性距离的形状复杂网络模型表示

2.1 相对一致性距离

上述网络模型中,边的权值采用的是节点(形状边界点)之间的欧氏距离。然而,研究表明欧氏距离对一些非刚性变形具有不稳定性。鉴于此,文献[10]提出利用轮廓点之间的内部距离来实现轮廓点之间的距离度量。内部距离是指形状边界上的两点在形状内部的最短路径的长度^[10]。这种距离对形状的非刚性变形具有一定的鲁棒性,然而,内部距离对形状的弹性变形往往具有不稳定性。针对这一问题,学者们提出了形状边界点之间的一致性距离(coherent distance)的度量方法^[11]。在此基础上,结合复杂网络的形状建模特点,给出一种相对一致性距离定义,即

$$d_{ij}^{\text{IE}} = \begin{cases} d_{ij}^{\text{I}} & \frac{|d_{ij}^{\text{I}} - d_{ij}^{\text{E}}|}{d_{ij}^{\text{I}}} < \varepsilon \\ +\infty & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中, d_{ij}^{E} , d_{ij}^{I} 分别表示边界点 i, j 之间的欧氏距离和内部距离, $\varepsilon \in [0, 1]$ 表示一个较小的实数(本文实验中 $\varepsilon = 0.01$)。值得注意的是,在文献[11]关于一致性距离的定义中,采用的是绝对差($|d_{ij}^{\text{I}} - d_{ij}^{\text{E}}| < \varepsilon$)作为两种距离一致性的判断。所提相对一致性距离的定义中,采用了相对差($\frac{|d_{ij}^{\text{I}} - d_{ij}^{\text{E}}|}{d_{ij}^{\text{I}}} < \varepsilon$)作为两种距离一致性的判断。这样能够更好地抗形状的尺度缩放变换。

2.2 复杂网络建模与动态演化

基于上述定义的相对一致性距离,给出如下的复杂网络的形状建模方法。所提的基于相对一致性距离的网络模型 $G_0^{\text{IE}}(V, E^{\text{IE}})$ 是将原有的模型 $G_0^{\text{E}}(V, E^{\text{E}})$ (详见第1部分)的欧氏距离 d_{ij}^{E} 改为相对一致性距离 d_{ij}^{IE} 。网络中边的权值 w_{ij}^{IE} 为所连接的节点之间的归一化的相对一致性距离 d_{ij}^{IE} , 即

$$w_{ij}^{\text{IE}} = \frac{d_{ij}^{\text{IE}}}{\max_{ij} d_{ij}^{\text{IE}}} \quad (6)$$

将改进的复杂网络模型的阈值演化过程^[14]表示为

$$G_t^{\text{IE}} = \delta_t(G^{\text{IE}}, t), t = t_0, t_1, \dots, t_{\max} \in [0, 1] \quad (7)$$

式中, $G^{\text{IE}} = G_0^{\text{IE}}$, 子网络 $G_t^{\text{IE}}(V, E_t^{\text{IE}})$ 的顶点集合为 V ; 边集合为 $E_t^{\text{IE}} = \{e_{ij} | e_{ij} \in E^{\text{IE}} \text{ 且 } w_{ij}^{\text{IE}} \leq t\}$, $\delta_t(G^{\text{IE}}, t)$ 表示由初始网络的边集 E^{IE} 中所有权值小于阈值 t 的边集构成新的子网络。

对于演化的每个阶段的子网络 $G_t^{\text{IE}}(V, E_t^{\text{IE}})$, 提取不同的特征向量

$$f^{\text{IE}}(t) = [k_{\mu}^{\text{IE}}(t), k_k^{\text{IE}}(t), p_c^{\text{IE}}(t), h^{\text{IE}}(t), e^{\text{IE}}(t)] \quad (8)$$

式中, $t = t_0, t_1, \dots, t_{\max}$; $k_{\mu}^{\text{IE}}(t), k_k^{\text{IE}}(t), p_c^{\text{IE}}(t), h^{\text{IE}}(t), e^{\text{IE}}(t)$ 分别表示时刻 t 时该子网络的平均度、最大度、平均联合度、熵和能量^[14]。将不同演化时刻子网络中提取的特征向量结合起来得到最终的特征向量, 实现该形状的复杂网络特征提取, 即

$$F^{\text{IE}}(t) = [f^{\text{IE}}(t_0), f^{\text{IE}}(t_1), \dots, f^{\text{IE}}(t_{\max})] \quad (9)$$

图2显示了基于相对一致性距离的复杂网络的形状表示及网络的演化过程。

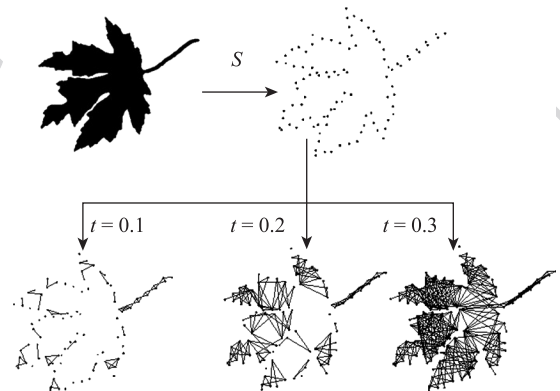


图2 基于相对一致性距离的复杂网络动态演化过程
Fig. 2 Dynamic evolution process of complex network
based on relative coherent distance

2.3 算法流程

在上述复杂网络特征提取的基础上,可以实现对形状图像的识别。具体实现过程如下:首先,在形状的边界提取轮廓点作为网络的节点,并计算节点间的相对一致性距离作为边的权值构建初始的网络模型;然后,利用阈值演化方法对初始网络模型进行动态演化,得到一系列子网络;最后在不同演化阶段的子网络中提取拓扑特征,实现对形状的描述。具体实现流程如图3所示。

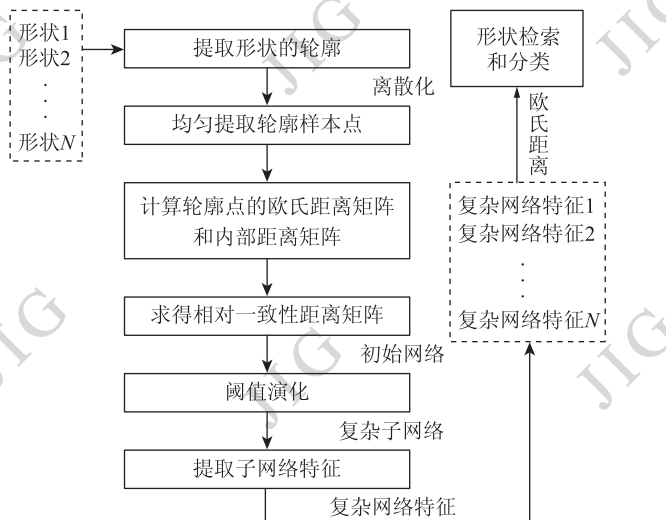


图3 基于改进复杂网络模型的形状识别算法流程

Fig.3 Shape recognition process based on an improved complex network model

3 实验结果及分析

为了验证本文形状描述算法的鲁棒性和有效性,分别选取了形状测试数据库 MPEG-7 set B^[14]和形状数据库 Silhouettes^[16]进行实验。MPEG-7 set B 图像库包含了70类共1400幅形状(实验中,随机选取20类,每类包括20幅,共400幅形状图像),Silhouettes 图像库包含了10类,每类包含15幅,共150幅形状图像。数据库中部分样本如图4和图5所示。



图4 形状测试数据库 MPEG-7 set B 中的20类形状

Fig.4 Twenty shape classes selected from MPEG-7 set B database



图5 形状测试数据库 Silhouettes 中的10类形状

Fig.5 Ten shape classes selected from Silhouettes database

为了验证基于相对一致性距离网络模型的有效性,与传统的基于欧氏距离的复杂网络模型^[14]和内部距离的网络模型^[10]进行了比较。

3.1 检索实验结果及分析

采用查准率—查全率^[16]来衡量不同方法下形状的检索效果。采用查全率和查准率重要指标来衡量检索性能,分别定义为

$$\text{查全率} = \frac{\text{命中的相关记录数目}}{\text{数据库中相关记录数目}} \quad (10)$$

$$\text{查准率} = \frac{\text{命中的相关记录数目}}{\text{命中的全部记录数目}} \quad (11)$$

采用所提出的方法进行图像的检索实验,表1显示了 MPEG-7 set B 数据库上检索实验的部分检索结果。查询结果显示了其中8类的前8个检索结果,并无检索错误。

表1 MPEG-7 set B 数据库检索实验部分检索结果

Table 1 Some retrieval results on MPEG-7 set B database

类别	待查询图	查询结果							
		第1	第2	第3	第4	第5	第6	第7	第8
1									
2									
3									
4									
5									
6									
7									
8									

图6显示了 MPEG-7 set B 形状库上不同方法的查全率—查准率曲线。从实验结果可以看出:1)同等的查全率下,基于欧氏距离的网络模型相比于内部距离模型能够获得较高的查准率。这主要是因为,该图像库中的形状图像,大多存在弹性变形。传统的内部距离对这种弹性变形并不具有一定的鲁棒

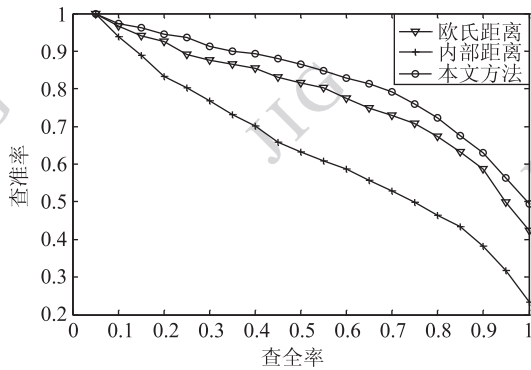


图6 MPEG-6 setB 数据库上不同方法的查全率—查准率曲线

Fig. 6 Precision-recall curves for different methods on MPEG-7 setB database

性。2)同等的查全率下,相比于其他两种距离的网络模型的形状表示方法,本文相对一致性距离的网络模型方法能够获得更高的查准率,尤其明显优于基于内部距离的方法。这表明所提方法优于传统的基于复杂网络的距离度量模型,具有更强的形状表示与特征提取能力。

表2显示了在 Silhouettes 数据库上检索实验的部分检索结果。查询结果显示只有类别3和类别8的查询结果有错误结果(粗线框部分),其余查询结果均正确。

表2 在 Silhouettes 数据库上检索实验部分检索结果

Table 2 Some retrieval results on Silhouettes database

类别	待查询图	查询结果							
		第1	第2	第3	第4	第5	第6	第7	第8
1									
2									
3									
4									
5									
6									
7									
8									

图7显示了 Silhouettes 形状库上不同方法的查全率—查准率曲线。从该结果可以看出:1)同等的查全率下,基于内部距离的网络模型相比于

欧氏距离模型能够获得较高的查准率,从而获得较好的检索效果。可以看出,该图像库中的形状图像,大多存在非刚性形变。传统的内部距离对这种非刚性变形具有较强的鲁棒性,因此具有较好的检索效果。2)同等的查全率下,相比于其他的两种距离的网络模型的形状表示方法,所提相对一致性距离的网络模型形状表示方法能够获得更高的查准率。这进一步表明,所提方法无论针对形状的弹性变形还是非刚性变形均具有较强的鲁棒性。该方法集成了两种距离的优势,克服了传统的基于复杂网络的距离度量模型的缺陷,因此能够提取具有鉴别能力较强的形状特征。

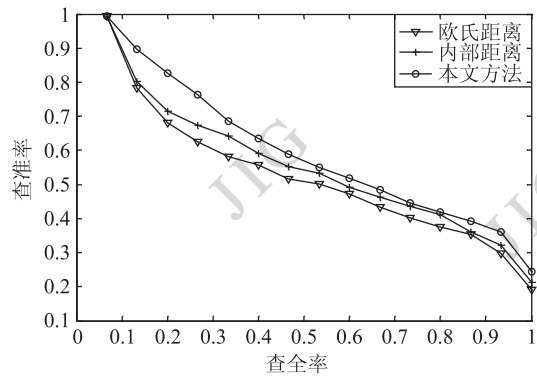


图7 Silhouettes 数据库上不同方法的查全率—查准率曲线

Fig. 7 Precision-recall curves for different methods on Silhouettes database

3.2 分类实验结果及分析

为了进一步验证所提方法的鲁棒性,进一步在两个形状图像库上进行分类实验,并与传统的方法进行比较。实验采用 KNN 分类方法,分别进行3-交叉实验以及5-交叉实验,该实验重复100次后取其均值,KNN 分类方法中,分别取 $K=1$ 和 $K=3$ 。表3,表4分别显示了不同方法在形状库 MPEG-7 setB 和 Silhouettes 数据库上进行分类实验的分类精度,其中分类精度^[16]为

$$\text{分类精度} = \frac{\text{正确分类形状数目}}{\text{测试样本数目}} \quad (12)$$

从实验结果可以看出,所提方法分类精度均比其他两种网络模型的方法较高。这进一步显示了基于相对一致性距离的复杂网络形状描述方法具有更强的形状识别能力,对常见的形状变形具有更强的稳定性。

表3 MPEG-7 set B 数据库分类实验结果

Table 3 Classification results on MPEG-7 set B database

方法	/%			
	K = 1		K = 3	
	3-交叉	5-交叉	3-交叉	5-交叉
欧氏距离	92.86	93.21	90.34	91.49
内部距离	86.55	87.29	83.92	85.09
本文	95.60	96.82	94.13	95.60

表4 Silhouettes 数据库分类实验分类结果

Table 4 Classification results on Silhouettes database

方法	/%			
	K = 1		K = 3	
	3-交叉	5-交叉	3-交叉	5-交叉
欧氏距离	61.56	63.53	58.68	60.50
内部距离	66.12	66.33	63.96	66.97
本文	77.16	78.93	73.50	78.53

4 结 论

本文提出一种基于相对一致性距离的复杂网络模型的形状描述方法。首先,在传统的一致性距离的基础上,提出了一种相对一致性距离的度量方法。其次,结合相对一致性距离度量方式,通过对形状边界建立复杂网络模型,并进行复杂网络的动态演化,提取子网络的特征构成形状的特征表示。这种改进的复杂网络形状描述模型一定程度上克服了传统的复杂网络模型在形状变形中的往往表现出不稳定性的缺陷。检索和分类实验结果表明,基于相对一致性距离的复杂网络模型相比于传统距离度量(欧氏距离、内部距离)的复杂网络模型,具有更强的形状表示和识别能力。由于相对一致性距离结合了内部距离的度量方式,比起传统的基于欧氏距离的复杂网络模型,复杂度较高。另外,所提模型采用的是阈值演化方法,在后期的工作中,将考虑采用其他的演化方法。

参考文献 (References)

- [1] Jiang J G, Xuan H, Hao S J, et al. Statistical shape modeling based on minimum description length optimization in medical images [J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(5): 879-885. [蒋建国, 宣浩, 郝世杰, 等. 最小描述长度优化下的医学图像统计形状建模[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 879-885.] [DOI: 10.11834/jig.20110502]
- [2] Wang W, Rui G S, Wang X D, et al. A review of multi-scale statistical image models [J]. Journal of Image and Graphics,

- 2007, 12(6): 961-969. [王文, 芮国胜, 王晓东, 等. 图像多尺度统计模型综述[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(6): 961-969.] [DOI: 10.11834/jig.20070602]
- [3] Zhu S C, Yuille A L. FORMS: a flexible object recognition and modeling system [J]. International Journal on Computer Vision, 1996, 20(3): 187-212. [DOI: 10.1007/BF00208719]
- [4] Siddiqi K, Shkufandeh A, Dickinson S, et al. Shock graphs and shape matching [J]. International Journal on Computer Vision, 1999, 35(1): 13-32. [DOI: 10.1023/A:1008102926703]
- [5] Bai X, Latecki L J. Path similarity skeleton graph matching [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(7): 1282-1292. [DOI: 10.1109/TPAMI.2007.70769]
- [6] Bai X, Latecki L J, Liu W Y. Skeleton pruning by contour partitioning with discrete curve evolution [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(3): 449-462. [DOI: 10.1109/TPAMI.2007.59]
- [7] Bartolini I, Ciaccia P, Patella M. Accurate retrieval of shapes using phase of Fourier descriptors and time warping distance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(1): 142-147. [DOI: 10.1109/TPAMI.2005.21]
- [8] Zhang Z Y, Shi Z P, Shi Z W, et al. Image retrieval based on contour [J]. Journal of Software, 2008, 19(9): 2461-2470. [张志勇, 施智平, 石志伟, 等. 基于轮廓的图像检索[J]. 软件学报, 2008, 19(9): 2461-2470.]
- [9] Belongie S, Puzhicha J, Malik J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 509-522. [DOI: 10.1109/34.993558]
- [10] Ling H B, David W. Jacobs. Shape classification using the inner-distance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 286-299. [DOI: 10.1109/TPAMI.2007.41]
- [11] Hu R X, Jia W, Zhang D, et al. Hand shape recognition based on coherent distance shape contexts [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(9): 3348-3359. [DOI: 10.1016/j.patcog.2012.02.018]
- [12] Gonçalves W N, Silva J De A, Bruno O M. A rotation Invariant Face Recognition Method Based on Complex Network [M]. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010: 426-433. [DOI: 10.1007/978-3-642-16687-7_57]
- [13] Backes A R, Martinez A S, Bruno O M. Texture analysis using graphs generated by deterministic partially self-avoiding walks [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(8): 1684-1689. [DOI: 10.1016/j.patcog.2011.01.018]
- [14] Backes A R, Casanova D, Bruno O M. A complex network-based approach for boundary shape analysis [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(1): 54-67. [DOI: 10.1016/j.patcog.2008.07.006]
- [15] Backes A R, Bruno O M. Shape classification using complex network and multi-scale fractal dimension [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(1): 44-51. [DOI: 10.1016/j.patrec.2009.08.007]
- [16] Tang J, Chen Z Z, Luo B, et al. Shape descriptor and matching based on complex network and OSB [J]. Chinese Journal of Electronics, 2011, 39(8): 1757-1765. [汤进, 陈展展, 罗斌, 等. 基于复杂网络和最优子序列双射的形状描述与匹配[J]. 电子学报, 2011, 39(8): 1757-1765.]