





第19卷第6期（总第218期）

2014年6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

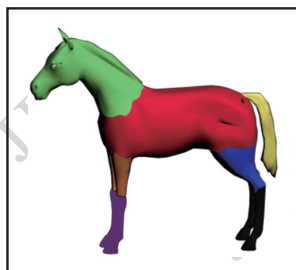
国内定价 50.00元



帧内复制粘贴视频伪造的盲检测(第825页)



基于流形学习的人体动作识别(第914页)



层次结构导向下的动画角色模型分割与标记(第955页)

综述

虹膜图像质量评价综述

李星光, 孙哲南, 谭铁牛

0813

图像处理和编码

帧内复制粘贴视频伪造的盲检测

杜振龙, 焦丽鑫, 李晓丽, 郭延文, 杨小健

0825

破损区域分块划分的图像修复

翟东海, 鱼江, 段维夏, 肖杰

0835

分布式视频编码中相关噪声分布的非参数估计

胡晓飞, 朱秀昌

0843

分数阶原始对偶去噪模型及其数值算法

田丹, 薛定宇, 杨雅婕

0852

结合感知特征和自然场景统计的无参考图像质量评价

贾惠珍, 孙权森, 王同罕

0859

图像置乱度评估的层次分析法

曹光辉, 胡凯, 张兴

0868

图像分析和识别

结合目标预测位置的压缩跟踪

罗会兰, 钟宝康, 孔繁胜

0875

标牌粘连字符自适应定位分割重建识别

洪涛, 梁伟建, 卢玉凤

0886

结合色度和纹理不变性的运动阴影检测

殷保才, 刘羽, 汪增福

0896

仿射不变的自适应局部线性嵌入

顾播宇, 孙俊喜, 李洪祚, 刘广文, 曹永刚

0906

基于流形学习的人体动作识别

王鑫, 沃波海, 管秋, 陈胜勇

0914

图像理解和计算机视觉

基于压缩感知理论的3维人脸快速重建

周大可, 吴子扬, 杨欣

0924

压缩感知跟踪中的特征选择与目标模型更新

石武祯, 宁纪锋, 颜永丰

0932

高动态场景的图像融合优化和实时应用

范逵, 周晓波

0940

计算机图形学

真实图像转换的水墨图像绘制模拟

陈添丁, 金炜炜, 陈英旦, 吴涤

0946

层次结构导向下的动画角色模型分割与标记

李琳, 陶涛, 刘晓平

0955

遥感图像处理

静止卫星图像热带气旋云系自动识别

耿晓庆, 李紫薇, 杨晓峰

0964

非下采样Contourlet域融合和参数化内核图割的SAR图像无监督水灾变化检测

李青松, 覃锡忠, 贾振红, 杨杰, 胡英杰

0971

地理信息技术

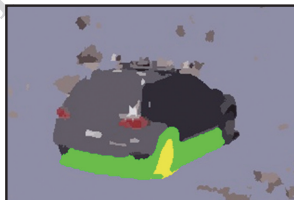
描述定性方向关系的复合表达模型

王中辉, 杨艳春

0979

CONTENTS

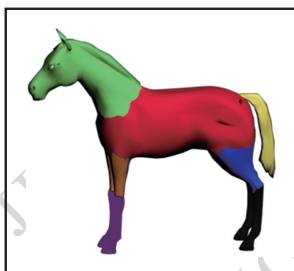
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Intraframe copy-paste forgery video blind detection based on dense SIFT flow(P825)



Human action recognition based on manifold learning(P914)



Animation character model segmentation and labeling approach under the guidance of hierarchical structures(P955)

Review

Overview of iris image quality-assessment

Li Xingguang, Sun Zhenan, Tan Tieniu 0813

Image Processing and Coding

Intraframe copy-paste forgery video blind detection based on dense SIFT flow

Du Zhenlong, Jiao Lixin, Li Xiaoli, Guo Yanwen, Yang Xiaojian 0825

Image inpainting algorithm based on partition block of damaged region

Zhai Donghai, Yu Jiang, Duan Weixia, Xiao Jie 0835

Non-parametric estimation for correlation noise distribution in distributed video coding

Hu Xiaofei, Zhu Xiuchang 0843

Fractional-order primal-dual model and numerical algorithm for denoising

Tian Dan, Xue Dingyu, Yang Yajie 0852

Blind image quality assessment based on perceptual features and natural scene statistics

Jia Huizhen, Sun Quansen, Wang Tonghan 0859

Image scrambling degree evaluation based on analytic hierarchy process

Cao Guanghui, Hu Kai, Zhang Xing 0868

Image Analysis and Recognition

Object tracking algorithm by combining the predicted target position with compressive tracking

Luo Huilan, Zhong Baokang, Kong Fansheng 0875

Merged characters segmentation reconstruction and recognition of labels based on adaptive location

Hong Tao, Liang Weijian, Lu Yufeng 0886

Moving shadow detection by combining chromaticity and texture invariance

Yin Baocai, Liu Yu, Wang Zengfu 0896

Affine invariant adaptive locally linear embedding

Gu Boyu, Sun Junxi, Li Hongzuo, Liu Guangwen, Cao Yonggang 0906

Human action recognition based on manifold learning

Wang Xin, Wo Bohai, Guan Qiu, Chen Shengyong 0914

Image Understanding and Computer Vision

Fast 3D face reconstruction based on compressed sensing

Zhou Dake, Wu Ziyang, Yang Xin 0924

Feature selection and target model updating in compressive tracking

Shi Wuzhen, Ning Jifeng, Yan Yongfeng 0932

The optimization of image fusion and real-time application for HDR scenarios

Fan Kui, Zhou Xiaobo 0940

Computer Graphics

Rendering simulation of real-image converting into chinese ink painting

Chen Tianding, Jin Weiwei, Chen Yingdan, Wu Di 0946

Animation character model segmentation and labeling approach under the guidance of hierarchical structures

Li Lin, Tao Tao, Liu Xiaoping 0955

Remote Sensing Image Processing

Tropical cyclone auto-recognition from stationary satellite imagery

Geng Xiaoqing, Li Ziwei, Yang Xiaofeng 0964

Unsupervised detection of flood changes with SAR images combining nonsubsampling Contourlet domain fusion and parametric kernel graph cuts

Li Qingsong, Qin Xizhong, Jia Zhenghong, Yang Jie, Hu Raphael 0971

Geoinformatics

Compound model for describing direction relations qualitatively

Wang Zhonghui, Yang Yanchun 0979

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)06-0906-08

论文引用格式: Gu B Y, Sun J X, Li H Z, Liu G W, Cao Y G. Affine invariant adaptive locally linear embedding[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(6): 906-913. [顾播宇, 孙俊喜, 李洪祚, 刘广文, 曹永刚. 仿射不变的自适应局部线性嵌入[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(6): 906-913.] [DOI:10.11834/jig.20140611]

仿射不变的自适应局部线性嵌入

顾播宇¹, 孙俊喜², 李洪祚¹, 刘广文¹, 曹永刚^{1,3}

1. 长春理工大学电子信息工程学院, 长春 130022; 2. 东北师范大学计算机科学与技术学院, 长春 130117;
3. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033

摘要: 目的 为将流形学习有效应用于图像的降维与识别中, 并消除图像的仿射变换对流形结构产生的影响, 提出一种仿射不变的自适应局部线性嵌入算法。方法 该算法在局部线性嵌入的基础上, 为适应产生各种仿射变换的图像样本, 引入切线距离计算各样本之间的相似程度, 以此描述样本空间中的距离, 并通过图像相似度函数自适应计算样本空间中每一点的邻域数量。结果 实验结果表明, 该算法能够构造出更合理的低维流形结构, 并有效提升统计识别的正确率。结论 本文算法对仿射变换不敏感, 表现出更强的稳健性。

关键词: 流形学习; 局部线性嵌入; 自适应; 仿射不变; 切线距离

Affine invariant adaptive locally linear embedding

Gu Boyu¹, Sun Junxi², Li Hongzuo¹, Liu Guangwen¹, Cao Yonggang^{1,3}

1. School of Electronics and Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;
2. School of Computer Science and Information Technology, Northeast Normal University, Changchun 130117, China;
3. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China

Abstract: **Objective** In order to apply the manifold learning approach to image dimension reduction and recognition, an affine invariant adaptive locally linear embedding algorithm is proposed. **Method** Tangent distance is introduced and combined with locally linear embedding. In the sample space, the distance is described by an affine invariant image similarity based on the tangent distance method. The neighborhood size of every point in sample space is computed adaptively by similarity function. **Result** Experimental results show that the proposed algorithm is able to create low dimensional manifold structure more reasonably, and improve the recognition rate. **Conclusion** The proposed algorithm is insensitive to affine transformation and performs more robust.

Key words: manifold learning; locally linear embedding; adaptive; affine invariant; tangent distance

0 引言

在图像数据的分析中, 由于特征维数往往较高, 需要对原始高维空间进行降维, 以便获得有效的特

征。传统的线性降维方法无法反映出数据的非线性结构, 在实际应用中表现出很多局限性^[1]。近年来, 流形学习成为统计学习的研究热点, 被公认为一种非常有效的非线性降维方法^[2]。文献[3]指出, 人类的感知与流形学习有着类似的过程, 因此流形

收稿日期: 2012-10-12; 修回日期: 2014-01-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(60772153); 吉林省科技发展计划项目(20100312)

第一作者简介: 顾播宇(1984—), 男, 长春理工大学电子信息工程学院通信与信息系统专业在读博士研究生, 主要研究方向为图像处理与模式识别。E-mail: guboyu1101@163.com

通信作者: 孙俊喜, E-mail: junxi_sun@126.com

学习能够在降维过程中充分保留原始样本的本质结构。在估计流形结构时,对空间或流形进行不同的约束、限制或假设,即得到不同的流形学习方法,如等距映射(Isomap)、拉普拉斯特征映射(LE)等。

局部线性嵌入^[4](LLE)是一种有效的流形学习算法。在LLE的基础上,学者们进行了一系列扩展:SLLE^[5](supervised LLE)是LLE的有监督形式,构造流形时需要利用样本分类信息的先验知识;NPE^[6](neighborhood preserving embedding)通过将LLE线性化,从而得出映射函数的显式形式;NPP^[7](neighborhood preserving projections)是LLE的一种线性近似,该算法引入线性变换矩阵对所有新样本进行映射。

LLE认为流形上任意一点均可由其邻域的局部线性组合近似表示,因此其流形结构极大程度依赖邻域的选择。许多学者针对LLE的邻域选择问题提出一系列改进算法,文献[8]通过测地线距离与欧氏距离的关系计算空间曲率,并使邻域数量随曲率增大而减小;文献[9]将仿射传播与LLE结合,将样本视作类中心从而确定其邻域;文献[10]利用样本的局部线性重构误差,通过使重构误差最小,从而确定各样本的邻域。为提高LLE算法的稳健性,Ge等人通过估计样本分布,提出DLLE^[11](distributed LLE),该算法能够有效降低离群点对流形结构的影响;Pan等人提出WLLE^[12](weighted LLE),该算法通过避免不合理的邻近点,从而获得更接近本质的流形结构。

然而,目前的LLE算法均通过欧氏距离测量样本点的相似度并确定其邻域,认为在空间中欧氏距离越小的点则具备越接近的特征。然而,欧氏距离对于图像的旋转、平移、缩放等仿射变换过于敏感,因此并不适用于图像的特征提取中,针对上述问题,通过切线距离^[13]描述两幅图像的相似度。同时,针对样本空间不同区域存在不同分布情况的问题,通过图像相似度函数确定近邻选择阈值,对每个样本选取不同的邻域数量,从而消除短路边。

本文对LLE进行改进,提出一种非监督的流形学习算法。同传统的LLE算法相比,本文算法更加适用于图像的降维与识别,对于由图像构成的样本空间,能够构造出更合理的低维流形结构。

1 仿射不变的自适应局部线性嵌入

1.1 LLE算法

LLE的基本原理是将高维空间的数据局部结构在低维流形上得到保持,根据文献[4],其步骤为:

假设整个样本空间为 $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$,包含 n 个 m 维样本向量, K 为空间中各样本的邻域数量, d 为低维嵌入空间的维度。首先计算样本空间中各点之间的欧氏距离,并将其升序排列,对于每个样本点 X_i ,选择其距离最近的 K 个样本构成其邻域 $N_i = \{X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iK}\}$ 。

由于LLE前提假设为样本空间是局部线性的,因此对于任意样本 X_i ,均可由其邻域的线性组合重构,重构误差 $\varepsilon(W)$ 可根据代价函数计算,即

$$\varepsilon(W) = \sum_{i=1}^n \left\| X_i - \sum_{j=1}^K W_{ij} X_{ij} \right\|^2 \quad (1)$$

式中, W_{ij} 为 X_i 的第 j 个近邻的权重。求解 W_{ij} ,使 $\varepsilon(W)$ 最小,且令 X_i 所有权重满足条件: $\sum_j W_{ij} = 1$ 。

保持 W_{ij} 不变,将样本 X_i 向低维嵌入空间映射,其重构误差 $\Phi(Y)$ 的代价函数为

$$\Phi(Y) = \sum_{i=1}^n \left\| Y_i - \sum_{j=1}^K W_{ij} Y_{ij} \right\|^2 \quad (2)$$

式中, Y_i 为 X_i 在低维嵌入空间中的映射,即嵌入坐标。使 $\Phi(Y)$ 最小,求解 $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$ 。此处可将 Y 的求解转化为特征值问题。令 $\sum_i Y_i = 0$,且满足

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i Y_i^T = I_{d \times d} \quad (3)$$

式中, $I_{d \times d}$ 为 $d \times d$ 单位阵。建立 $n \times n$ 稀疏矩阵 W 及 M , W_{ij} 为 W 中第 i 行第 j 列的元素, $M = (I - W)^T (I - W)$ 。 M 最小的 d 个特征值对应的特征向量即为样本空间的低维嵌入坐标 Y 。

1.2 切线距离

LLE中邻域即相似度较高样本的集合,当图像产生旋转、平移、缩放等仿射变换后,仍与原始图像保持较高的相似度,而欧氏距离对上述变换过于敏感,因此通过切线距离描述图像的相似度。根据文献[13],计算切线距离的步骤为:

设图像 P 的变换函数为 $s(P, a_i)$, a_i 为 P 在 $s(P, a)$ 下的变化量,若变换的自由度为 t (即存在 t 种变换),则 $a = \{a_1, a_2, \dots, a_t\}$, S_p 表示 P 的全部

变换所构成空间中的 t 维流形, $S_p = \{x \mid \exists a, \text{使 } x = s(P, a)\}$ 。样本点 E 到 P 的距离即寻找流形 S_E 到 S_p 的距离。

若将流形 S_E 和 S_p 分别由点 P 和 E 处的切平面 S'_E 和 S'_p 近似表示, 则可将 P 和 E 切线距离定义为切平面 S'_E 到 S'_p 的距离。设函数 s 可微, 则 S'_p 可由 s 在 $a_i = 0$ 处的泰勒展开近似表示, 即

$$s(P, a_i) = s(P, 0) + a_i \frac{\partial s(P, a_i)}{\partial a_i} + O(a_i^2) \approx P + a_i T \quad (4)$$

式中, $s(P, 0) = P$, T 为切向量, $T = \partial s(P, a_i) / \partial a_i$, $S'_p = P + a_i T$ 。 E 和 P 的切线距离 $D(E, P)$ 为

$$D(E, P) = \min \| (P + a_i T) - E \|^2 \quad (5)$$

文献[13]给出常用切向量的模型, 如表1所示。为计算微分, 首先用高斯模板对图像进行平滑, 之后对图像进行差分运算。并对所有切向量 T_i 进行标准正交化处理。

表1 切向量模型
Table 1 Tangent vectors

变换类型	切向量模型
水平移动	$T_1 = \partial / \partial x$
垂直移动	$T_2 = \partial / \partial y$
缩放	$T_3 = x(\partial / \partial x) + y(\partial / \partial y)$
旋转	$T_4 = y(\partial / \partial x) + (-x)(\partial / \partial y)$
线条粗细变化	$T_5 = (\partial / \partial x)^2 + (\partial / \partial y)^2$
双曲变换	$T_6 = y(\partial / \partial x) + x(\partial / \partial y)$

表1中每种切向量即表示一种仿射变换, 切线距离可由一循环过程求解, 即

```

for  $i = 1:t$ 
    if  $\| (P + a_i T_i) - E \|^2 < D_{\min}$ 
         $D_{\min} = \| (P + a_i T_i) - E \|^2$ ;
    end
 $D(E, P) = D_{\min}$ ;

```

算法中, $P + a_i T_i$ 即为第 i 类变换的切平面, $D_{\min}$ 表示所有 t 类变换下 P 和 E 的最小距离。

1.3 邻域数量选择

文献[14]通过欧氏距离计算样本的相似度及近邻选择阈值。然而, 欧氏距离无法适应存在各种仿射变换的图像样本空间, 为此, 对其进行改进, 提出基于切线距离的图像相似度函数, 从而实现邻域数量的自适应调整。

设 X_i 与其某一邻近点 X_{ij} 的切线距离为 $D(X_i, X_{ij})$, 且 $D(X_i, X_{ij}) \neq 0$ 。首先定义图像的相似度归一化函数

$$c_n(X_i, X_{ij}) = \frac{D(X_i, X_{ij})}{\sum_{p=1}^n D(X_i, X_{ip})} \quad (6)$$

通过归一化函数, 将图像相似度函数定义为

$$C(X_i, X_{ij}) = \exp[-c_n(X_i, X_{ij})] \quad (7)$$

最后, 将近邻选择阈值定义为

$$M(X_i) = \frac{1}{n-1} \sum_{p=1}^{n-1} \exp[-c_n(X_i, X_{ip})] \quad (8)$$

随着距离的增加, 图像相似度迅速降低至近邻选择阈值之下。将满足 $C(X_i, X_{ij}) > M(X_i)$ 的 K_i 个样本点作为 X_i 的邻域。

1.4 算法流程

仿射不变的自适应LLE算法针对每一样本, 根据图像相似度在最大($K_{\max}$)及最小($K_{\min}$)邻域数间寻找最优邻域数量。其流程如下:

1) 计算每一样本与其他各样本的切线距离, 并升序排列。初始化所有样本的邻域数量 $K = K_{\min}$ (本文中 $K_{\min} = 4$)。

2) 确定各样本点 X_i 的邻域数量 K_i 。计算 $C(X_i, X_{ij})$ 和 $M(X_i)$, 若 $C(X_i, X_{ij}) > M(X_i)$, 则令 $K_i = K_i + 1$, 重复步骤2), 否则跳转至步骤3)。当 $K_i = K_{\max}$ 时, 则直接跳转至步骤3) (本文中未定义 $K_{\max}$, 即 $K_{\max} = n$)。

3) 对于每一样本的邻域 N_i , 判断其是否与其他任意样本邻域有重叠。若 $\bigcup_j [N_i \cap N_j] = \emptyset, j = 1, 2, \dots, n$, 且 $i \neq j$, 则令 $K_i = K_i + 1$, 重复步骤3), 否则跳转至步骤4)。

LLE需要将空间分割为相互重叠的邻域, 文献[15]通过去掉某些邻域点从而消除短路的同时, 对于样本空间较为稀疏的区域可能造成流形结构不连续, 为此, 通过判断样本邻域是否重叠, 从而避免在邻域选择时引入奇点, 导致流形结构失真。

4) 通过LLE算法构造低维流形结构。由式(5)可知, 切线距离 $D(X_i, X_{ij})$ 可理解为: 抵消变换 $s(X_i, a)$ 后, X_i 与 X_{ij} 的欧氏距离。一般情况下, 样本空间被认为是高维欧氏空间中的子空间, 为了使嵌入在该空间中的低维流形保持原有的几何特性, 从而避免流形结构产生失真, 此时, 式(1)应改写为

$$\mathcal{E}(W) = \sum_{i=1}^n \left\| (X_i + a' T') - \sum_{j=1}^{K_i} W_{ij} X_{ij} \right\|^2 \quad (9)$$

式中,将 X_i 替换为 $(X_i + a'T')$, a' 和 T' 分别为满足 $D(X_i, X_{ij})$ 最小的变化量及切向量。并且,由于每一样本点处的邻域数量均不相同,因此将每一样本点的邻域数量 K_i 作为求和上限,代替传统 LLE 中的固定邻域数量 K 。

5) 将新样本映射至低维流形中。若存在需映射至流形中的新样本,最直接的方法是重新运行 LLE,这显然会降低算法的实用性。文献[10]中介绍了一种计算新样本嵌入坐标的方法。

首先,通过式(4)(5)计算新样本 X_{new} 与其他各样本的切线距离,并按步骤2)到步骤3)确定 X_{new} 的邻域数量 K_{new} 和邻域点集 N_{new} 。

而后,计算 X_{new} 重构误差,其代价函数为

$$\varepsilon_{new} = \left\| (X_{new} + a'T') - \sum_{j=1}^{K_{new}} W_{new,j} X_{new,j} \right\|^2 \quad (10)$$

求解 $W_{new,j}$, 使 ε_{new} 最小,且满足 $\sum_j (W_{new,j}) = 1$ 。

最后,计算嵌入坐标

$$Y_{new} = \sum_{j=1}^{K_{new}} W_{new,j} Y_j \quad (11)$$

1.5 时间复杂度分析

若样本个数为 n , 样本空间维度为 m , 流形维数为 d , 邻域数量为 K , 仿射变换自由度为 t , 则计算切线距离的时间复杂度为 $O(tmn^2)$; 计算自适应邻域数量的时间复杂度为 $O(2n^2)$; 求解代价函数的时间复杂度为 $O(mn^2K^2)$; 求解低维嵌入坐标的时间复杂度为 $O(n^2d)$ 。因此, LLE 的时间复杂度为 $O(mn^2K^2) + O(n^2d)$; 而本文算法的时间复杂度为 $O(tmn^2) + O(2n^2) + O(mn^2K_{max}^2) + O(n^2d)$ 。若存在新的输入样本, 则本文算法对新样本进行映射的时间复杂度为 $O(tmn) + O(2n) + O(mnK_{new}^2) + O(K_{new}d)$ 。

2 实验结果与分析

2.1 流形结构

为对比本文算法与传统 LLE 的流形结构, 对由 400 幅尺寸为 32×16 像素的印刷体字符“A”所构成的样本空间降至 2 维, 其结果如图 1 所示。测试样本来源于监控录像及收费站所采集的车牌图像, 样本集中包含各种污损、模糊、倾斜、旋转等情况。

如图 1 所示, LLE 和本文算法均呈现图像干扰越严重则距离流形中心越远的趋势, 而本文算法的

流形结构中存在更明显的聚类中心, 这是由于切线距离能够更好地适应图像的各种仿射变换所造成的干扰, 因此大多数带有干扰的图像在构造流形结构时仍分布于聚类中心附近。

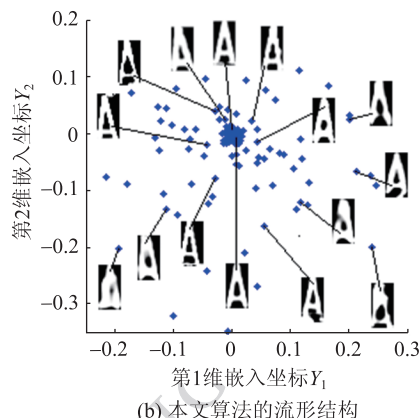
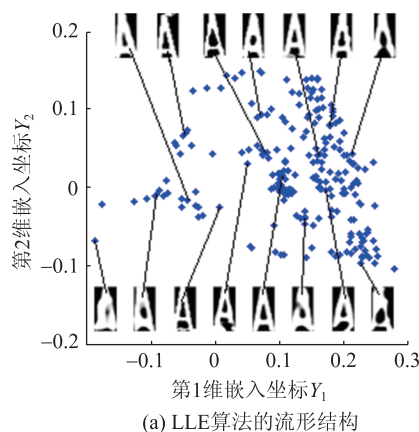


图 1 流形结构对比

Fig. 1 Comparison of manifold structure

2.2 图像降维

分别对人脸图像、手写字符图像和车牌字符图像, 通过 PCA、传统 LLE 和本文算法进行降维。为了便于观察, 从样本数据库中选择部分样本降至 2 维。结果中以不同颜色的点代表不同类别的样本。

人脸图像样本来自 ORL 数据库, 该数据库包含 40 类人脸样本, 每类 10 幅图像, 共 400 幅 112×92 的灰度图像。在该数据库中随机抽取 10 类样本进行降维, 其结果为图 2(a)~(c)。对于人脸图像, 可省略描述线条粗细的切向量。

手写字符选用 USPS 数据库, 该数据库由“0~9”这 10 类手写体数字组成, 每类 1 100 幅 16×16 的灰度图像。从每类随机选择 20 幅图像进行降维, 其结果为图 2(d)~(f)。

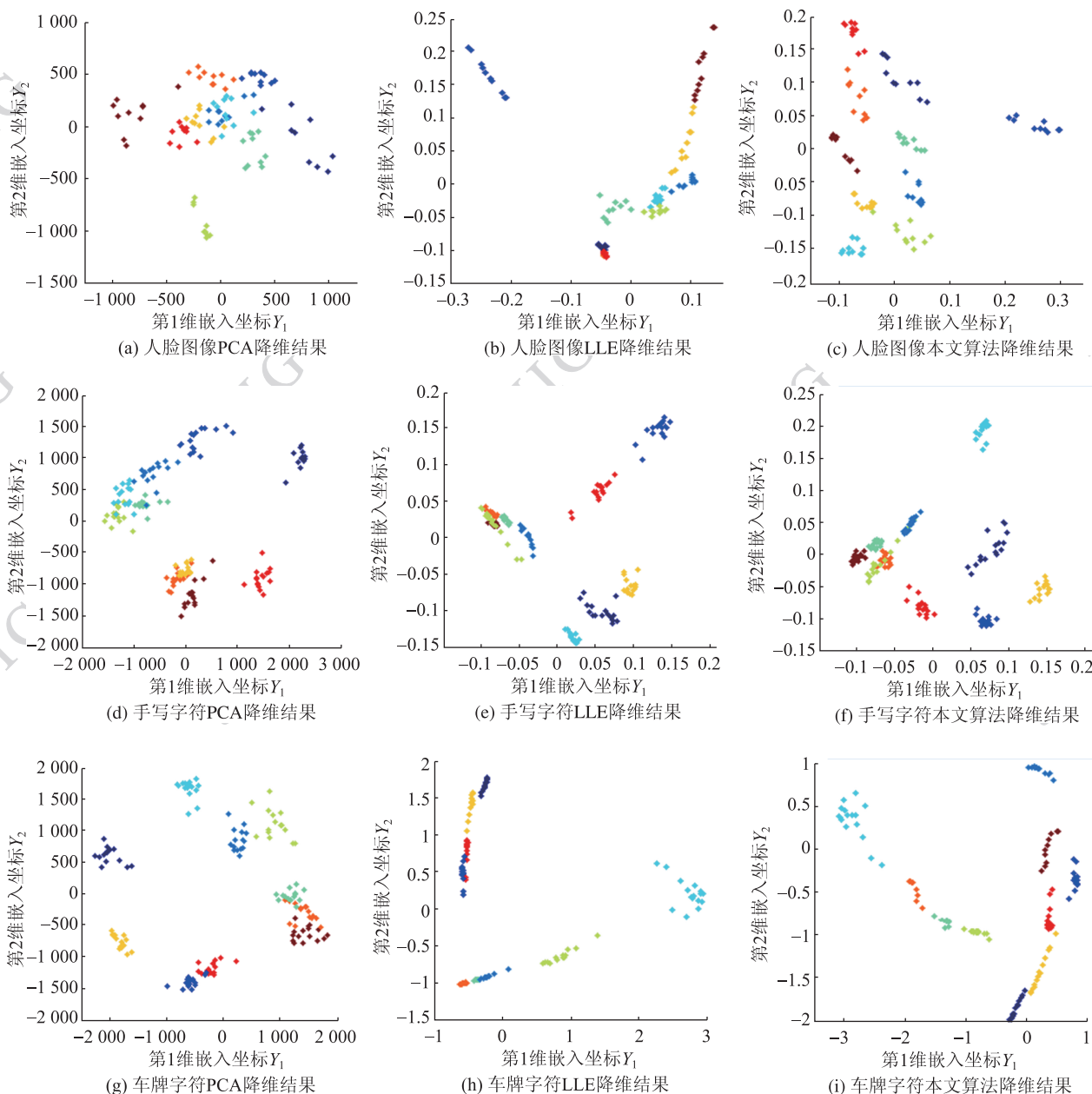


图2 图像降维结果对比

Fig. 2 Comparison of dimension reduction

车牌字符样本库共有 2 040 幅分辨率为 24×12 的灰度图像,图像来源于道路监控、收费站及网络。库中包含 24 个大写英文字母,及 10 个数字,共 34 类,每类 60 个样本。每类字符样本中均包含污损、模糊、扭曲等干扰。随机抽取 10 类样本,每类随机抽取 20 幅图像进行降维,其结果如图 2(g)~(i) 所示。

图 2(a)(d)(g) 为 PCA 的降维结果。可见 PCA 将样本无规则的排列在空间中的不同位置,仅有少数几类被明显的分开,多数类别之间均有重叠部分。

传统 LLE 的降维结果如图 2(b)(e)(h) 所示。流形学习更倾向于将样本分布在不同的曲线周围(在高维空间中则分布于曲面上),可见流形学习能很好地保持高维样本的非线性特征。

本文算法的降维结果为图 2(c)(f)(i)。通过对比可知,本文算法的低维流形能够更好地保持样本空间的几何特性,具有相同或相似特征的样本分布更加密集,不同类别样本点的重叠区域更少,图 2(f) 中仅有两类样本有明显的重叠,而图 2(c) 和图 2(i) 中,各类样本被明显的分开,几乎没

有相互重叠的类。并且,流形结构中样本分布更加规则。

2.3 图像分类识别

从样本数据库中每类随机抽取部分样本作为训练集,其余作为测试集,通过 k-NN 方法进行识别,统计本文算法的识别正确率(识别率为 5 次测试的平均结果),并与 PCA、传统 LLE 和文献 [8-12] 中提出的改进 LLE 算法进行比较。为保证对比实验的公平性,上述算法均为非监督的统计学习方法。

在 ORL 人脸库数据库中,每类随机选择 5 幅图像作为训练样本,其余用于测试,表 2 为本文算法在流形维数 d 为 10~50 时的识别率对比。

在 USPS 手写字符库中,每类随机抽取 200 幅图像作为训练样本,表 3 为 d 取 5~25 时的识别率。

在车牌字符样本库中,每类随机抽取 10 幅图像作为训练样本,表 4 为 d 取 10~30 时的识别率对比。

在统计识别中,低维特征空间的维数越高,则保留原始数据的信息越多,因此识别率会随流形维数的增加而提升,并最终趋于稳定。

由表 2—表 4 中实验结果可知,相对传统 LLE,本文算法的识别率有着明显的提升,正确率提升达 10% 左右,并且,除人脸识别中 $d=40$ 和手写字符识别中 $d=10$ 时,在流形维数 d 增加的过程中,本文算法识别正确率始终高于其他改进 LLE 算法。

表 2 人脸图像识别率对比
Table 2 Comparison of face recognition

算法	识别率/%				
	$d=10$	$d=20$	$d=30$	$d=40$	$d=50$
PCA	45.64	59.91	65.36	69.72	70.55
LLE ^[4]	46.83	62.54	67.22	70.92	73.31
动态 LLE ^[8]	57.44	68.84	73.35	78.59	80.48
APC + LLE ^[9]	60.03	70.33	78.56	82.11	83.42
自适应 LLE ^[10]	64.27	72.59	76.61	84.64	84.28
DLLE ^[11]	61.67	71.43	77.19	80.47	81.56
WLLE ^[12]	63.31	72.87	79.37	83.65	84.73
本文	66.40	73.22	80.59	84.30	85.17

表 3 手写字符图像识别率对比

Table 3 Comparison of handwriting recognition

算法	识别率/%				
	$d=5$	$d=10$	$d=15$	$d=20$	$d=25$
PCA	38.51	53.77	64.31	66.56	67.17
LLE ^[4]	45.45	58.24	65.10	68.37	70.28
动态 LLE ^[8]	49.73	64.96	69.62	72.74	75.05
APC + LLE ^[9]	53.25	62.53	74.56	77.33	79.85
自适应 LLE ^[10]	54.34	63.95	75.31	76.90	78.21
DLLE ^[11]	51.12	63.75	72.11	74.81	76.37
WLLE ^[12]	53.94	64.19	76.32	78.15	79.64
本文	55.29	63.21	77.94	79.01	80.36

表 4 车牌字符图像识别率对比

Table 4 Comparison of plate character recognition

算法	识别率/%				
	$d=10$	$d=15$	$d=20$	$d=25$	$d=30$
PCA	52.55	64.18	75.65	77.50	78.34
LLE ^[4]	55.98	66.83	78.78	80.02	83.44
动态 LLE ^[8]	64.12	72.33	83.41	87.21	89.69
APC + LLE ^[9]	68.98	77.76	84.55	89.40	90.92
自适应 LLE ^[10]	68.50	74.86	86.63	90.54	92.21
DLLE ^[11]	66.39	75.80	84.97	88.52	91.67
WLLE ^[12]	67.87	78.21	87.16	91.07	92.94
本文	69.24	79.29	87.83	91.25	94.13

2.4 邻域数量选择

为验证本文中自适应邻域选择方法的有效性,对本文算法通过固定邻域及自适应邻域对车牌字符样本所构造的流形结构进行对比,其结果如图 3 所示。

本文中自适应邻域方法根据样本空间的结构,动态分配各点的邻域数量,此处邻域数量 K 集中在 12~24 之间,因此选择固定 K 值为 12、18、24 时的流形结构与自适应方法进行对比。由图 3 可知,自适应邻域选择方法在保持流形连续性的同时,能够很好地区分各类样本,其结构更加规范且合理。

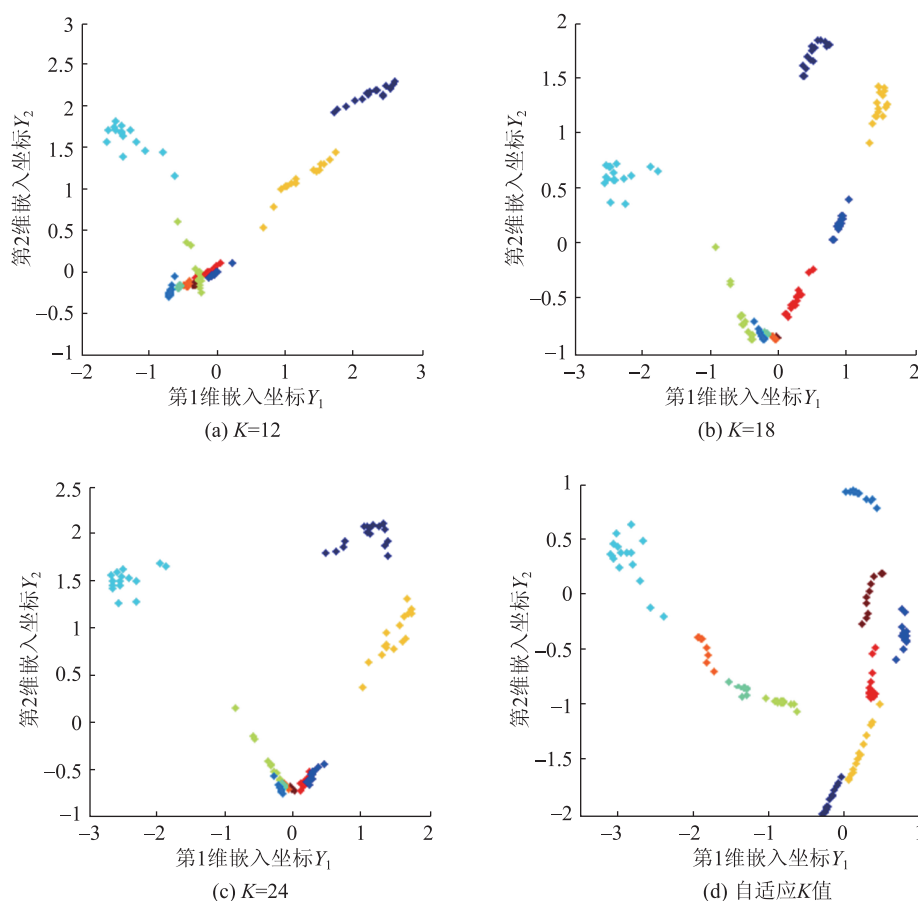


图3 不同邻域数量的流形结构对比

Fig. 3 Comparison of manifold structure with different neighborhood size

3 结论

为将流形学习有效地应用于图像的降维和识别中,提出一种仿射不变的自适应 LLE 算法。该算法将切线距离作为度量样本空间各点相似度的依据,从而解决了欧氏距离对图像样本仿射变换过于敏感的问题。并且,本文算法通过切线距离构造图像相似度函数,从而自适应的计算样本空间中每一点的邻域数量。

由实验结果可知,本文算法能够有效地提取图像的主要特征并构造更加合理的流形结构,并有效提升统计识别的正确率。因此更加适用于图像的降维和识别问题。而且,本文算法无需任何额外参数即可自适应计算最优邻域数量,因此具有很强的实用性。

由于切线距离的计算与 LLE 低维流形的构造均需要较为复杂的运算,因此如何简化运算的复杂

度,从而提高该算法的速度和实用性将是下一步研究的重点。并且,在未来的工作中将继续研究如何选择与流形结构相适应的最有效的分类方法。

参考文献 (References)

- [1] Fan J F, Chen D S. Combining manifold learning and nonlinear regression for head pose estimation[J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(8): 1002-1010. [范进富, 陈锻生. 流形学习与非线性回归结合的头部姿态估计[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(8): 1002-1010.]
- [2] Izenman A J. Introduction to manifold learning[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2012, 4(5): 439-446.
- [3] Seung H S, Lee D D. The manifold ways of perception[J]. Science, 2000, 290(5500): 2268-2269.
- [4] Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000, 290(5500): 2323-2326.
- [5] de Ridder D, Kouropteva O, Okun O, et al. Supervised locally linear embedding[C]//Artificial Neural Networks and Neural In-

- formation Processing. Berlin Heidelberg: Springer, 2003, 333-341.
- [6] He X, Cai D, Yan S, et al. Neighborhood preserving embedding [C] // Proceedings of IEEE the 10th International Conference on Computer Vision. Beijing, China: IEEE, 2005, 2:1208-1213.
- [7] Pang Y, Zhang L, Liu Z, et al. Neighborhood preserving projections (NPP): a novel linear dimension reduction method [C] // Advances in Intelligent Computing. Berlin Heidelberg: Springer, 2005: 117-125.
- [8] Wen G H, Jiang L J, Wen J. Dynamically determining neighborhood parameter for locally linear embedding[J]. Journal of Software, 2008, 19(7): 1666-1673. [文贵华, 江丽君, 文军. 邻域参数动态变化的局部线性嵌入[J]. 软件学报, 2008, 19(7): 1666-1673.]
- [9] Li B, Yang D, Lei M, et al. Adaptive locally linear embedding based on affinity propagation [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2010, 21(5): 772-778. [李博, 杨丹, 雷明, 等. 基于近邻消息传递的自适应局部线性嵌入[J]. 光电子·激光, 2010, 21(5): 772-778.]
- [10] Hui K H, Xiao B H, Wang C H. Self-regulation of neighborhood parameter for locally linear embedding [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2010, 23(6): 842-846. [惠康华, 肖柏华, 王春恒. 基于自适应近邻参数的局部线性嵌入[J]. 模式识别与人工智能, 2010, 23(6): 842-846.]
- [11] Ge S S, Yang Y, Lee T H. Hand gesture recognition and tracking based on distributed locally linear embedding [J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(12): 1607-1620.
- [12] Pan Y, Ge S S, Al Mamun A. Weighted locally linear embedding for dimension reduction [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(5): 798-811.
- [13] Simard P Y, Le Cun Y A, Denker J S, et al. Transformation invariance in pattern recognition: tangent distance and propagation [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2000, 11(3): 181-197.
- [14] Yang B, Chen S. Sample-dependent graph construction with application to dimensionality reduction [J]. Neurocomputing, 2010, 74(1): 301-314.
- [15] Saxena A, Gupta A, Mukerjee A. Non-linear dimensionality reduction by locally linear isomaps [C] // Neural Information Processing. Calcutta, West Bengal, India: Springer, 2004:1038-1043.