

文章编号 1004-924X(2013)08-2103-08

用于目标识别的 PCA-SC 形状匹配算法

黄伟国, 顾 超, 朱忠奎*

(苏州大学 城市轨道交通学院, 江苏 苏州 215006)

摘要: 基于形状上下文(Shape Context)算法并融合主成分分析(PCA)的降维思想, 提出了一种 PCA-SC 算法来提高形状匹配和目标识别的速度和抗噪能力。该算法将 SC 算法获取的特征矩阵构成协方差矩阵, 按照特征值由大到小的准则进行降维, 形成新的特征矩阵用于匹配和识别, 既抑制了噪声干扰, 提高了识别准确率, 又能够提高匹配速度, 易于满足工程应用对实时性的要求。利用 MNIST 图像数据库中的图像进行了实验分析, 结果表明, PCA-SC 算法在保持了 SC 算法原有的定位准确、抑制噪声等优点的基础上, 识别速度提高了 1 倍; 准确率达到 96.15%, 提高了约 0.5%; 而且抗噪性更强, 可用于匹配和识别较复杂的形状和目标。该算法基本满足匹配和识别对速度、准确率和抗干扰性等方面的要求。

关键词: 形状匹配; 目标识别; 主成分分析; 形状上下文算法

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20132108.2103

PCA-SC shape matching for object recognition

HUANG Wei-guo, GU Chao, ZHU Zhong-kui*

(School of Urban Rail Transportation, Soochow University, Suzhou 215006, China)

* Corresponding author, E-mail: zhuzhongkui@suda.edu.cn

Abstract: A new algorithm based on Shape Context(SC) and Principal Component Analysis(PCA) called PCA-SC was proposed to improve the matching efficiency and anti-noise performance in shape matching and object recognition. The algorithm establishes a covariance matrix based on the feature matrix obtained by the SC, then reduces its dimensions according to the size of eigen value and forms a new feature matrix to implement the shape matching and object recognition. The proposed algorithm can not only remove noise interference and improve the recognition accuracy, but also can enhance the matching efficiency for real-time application. The experimental results of MNIST database indicate that the PCA-SC algorithm outperforms previous SC algorithm, and its recognition speed is doubled that of SC and the accuracy reaches to 96.15% increased by 0.5%. Furthermore, the anti-noise performance becomes stronger. Therefore, this algorithm shows better performance for shape matching and object recognition in efficiency, accuracy and anti-noise.

Key words: shape matching; object recognition; Principal Component Analysis(PCA); shape context (SC) algorithm

收稿日期: 2013-04-12; 修订日期: 2013-05-17.

基金项目: 江苏省产学研联合创新资金资助项目(No. BY2012112); 江苏省科研基金资助项目(No. BK2010225)

1 引言

长久以来,机器视觉认知一直是人们研究的热点,而其中最关键的话题是物体特征的表示与描述,目前物体形状特征的描述是解决这一问题的主要方法。近年来,多种具有不变性的形状特征在工程中得到了广泛的应用,如在宽基线匹配、目标类别识别、图像及视频检索、特定目标识别、机器人导航、场景分类、纹理识别和数据挖掘等多个领域的应用^[1]在国内外引起了广泛关注。

形状特征描述有多种分类方法,Zhang D^[2]根据特征来源把形状描述方法分为 2 类:基于轮廓的方法和基于变换域的方法,前者特征全部来自于目标轮廓,如 Moravec、Harris 角点特征,轮廓周长、紧密度、偏心率,Hausdroff 距离等;后者则用到整个形状在变换域上的特征信息,如傅里叶形状描述子,小波形状描述子,几何矩,形状矩阵等。按照形状特征描述是整体的还是局部的,又可将描述方法细分为全局方法和结构化方法。全局方法主要利用形状的全局信息,计算量小,但是只能区分差异较大的形状;结构化方法利用更多的局部特征,通常表现为基元的组合,因此计算量相对较大,但区分能力也更强。

基于变换域的形状特征匹配和识别算法具有不受外界环境干扰、稳定的特点,在几何变换、光度变换、卷积变换、旋转变换中具有不变性^[3]。主要实施步骤为:在图像中选取某些具有特征的像素点,提取出图像的局部特征,包括目标特征点^[4-5]、目标轮廓^[6-7]、区域特征^[8-9]等,利用这些特征计算图像空间变化参数达到识别的目的。Banerjee A^[10]提出傅里叶形状描述子(Fourier Descriptors),该算法采用变换域的方法,具有简单、高效的特点,但局部特征捕捉能力不强,对噪声干扰较敏感。GCH Chuang^[11]提出多尺度小波形状描述子(Wavelet Descriptors),由于小波变换具有多分辨率分析特点,能准确获得图像的整体和局部特征,匹配精度高,但是该算法不仅复杂度高,匹配耗时长,还对图像平移和旋转较敏感。Serge Belongie^[12]提出形状上下文(Shape Context, SC)算法,该算法基于统计信息的概念,匹配识别精度高,不仅具有形状特征匹配的一般优点,同时还具有很强的捕捉局部特征能力,并具

有平移不变性和旋转不变性,克服了傅里叶形状描述子和小波形状描述子的一些缺点,但该算法计算复杂度高,且抑制噪声能力不强。

本文针对 SC 算法计算得到的特征向量维数大,计算匹配度耗时长,且抑制噪声能力不强的缺点,引入主成分分析^[13](Principal Component Analysis, PCA)方法,提出 PCA-SC 形状匹配算法,并基于 PCA-SC 改进算法进行了目标识别应用研究。利用 MNIST 数据库图像,分析该改进算法在运算速度、识别准确率、抑制噪声干扰等方面的性能。

2 Shape Context 算法^[14-15]基本原理

轮廓特征是图像最本质的特征,SC 算法是基于图像轮廓的基础上提出的一种目标特征的描述器,它能够很好地对目标特征进行描述。该算法的主要步骤为:首先提取目标图像的轮廓点进行对数极坐标变换,形成对数极坐标直方图;然后计算目标图像与模板图像之间的匹配度值。

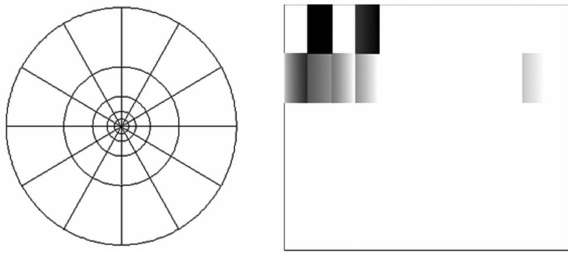
2.1 对数极坐标变换

该算法使用二阶梯度 Canny 边缘检测算子将目标图像的边缘信息提取出来,得到二值图像,然后根据轮廓提取算法,找到目标轮廓点的坐标信息。此时获得图像中轮廓点像素位置可用笛卡尔坐标来表示,也可以用极坐标来 (x, y) 表示。将笛卡尔坐标 (r, θ) 转换成对数极坐标,并做对数极坐标变换,其映射方程为 $m(r, \theta) = \ln r, n(r, \theta) = \theta$ 。其步骤如图 1:图(a)为原始图像,图(b)为经过轮廓提取后提取的轮廓点集,图(c)为所采用的划分为 5×12 个区域的对数坐标变换图,图(d)为计算得到的图(b)中圆形点对数极坐标直方图。



(a) 原始图像
(a) Original image

(b) 轮廓点集
(b) Contour point set



(c) 对数极坐标变换图 (d) ○点的对数极坐标直方图
 (c) Diagram of log-polar histogram bins (d) Example SC for reference samples marked by ○

图 1 轮廓点变换为对数极坐标直方图

Fig. 1 Contour point to log-polar histogram bins

通过以上步骤可以得到目标图像每个轮廓点对应的对数极坐标直方图,即生成一个 $n \times 60$ 维的特征矩阵,此矩阵为目标图像的特征描述子。

2.2 匹配度(Cost)值计算

假设目标图像轮廓点数为 n ,模板图像轮廓点数为 m 。将目标图像轮廓上 P_i 点和模板图像轮廓上 Q_j 点进行匹配,用公式 $C_{ij} = C(P_i, Q_j)$ 来表示这 2 个点之间的匹配度。由于 SC 的分布满足如图 1(d)所示的直方图分布方式,很自然可以用 χ^2 分布来表示其匹配度:

$$C_{ij} = C(P_i, Q_j) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \frac{[h_i(k) - h_j(k)]^2}{h_i(k) + h_j(k)}, \quad (1)$$

其中: $h_i(k)$ 和 $h_j(k)$ 分别为 P_i 点和 Q_j 点对应的直方图值, $K=60$ 。

目标图像轮廓上 P_i 点与模板图像的匹配度可以表示为:

$$C_i = \sum_{j=1}^m C_{ij} / m, \quad (2)$$

则目标图像与模板图像的匹配度为:

$$C = \sum_{i=1}^n C_i / n, \quad (3)$$

匹配度值在之间,其值越小,相似度越大。

3 Shape Context 算法改进

SC 算法在形状匹配和目标识别工程领域得到了广泛的应用,但是它的匹配速度较慢,识别准确率也可进一步提高。PCA 是寻求有效的线性变换的经典方法之一,其目的是在最小均方意义

下寻找最能代表原始数据的投影方向,达到通过线性变换将高维空间进行降维的目的。PCA 算法的实质是依据特征向量协方差最大的原则提取形状特征,将 PCA 引入能够简化处理问题的难度,提高运算速度,并改善抗干扰能力。

3.1 PCA-SC 特征描述符建立

主成分分析是统计理论中的基本方法之一。一幅图像(假设有 n 个轮廓点)按照 SC 算法运算后得到一个 $n \times 60$ 维的特征矩阵,由于被识别图像具有某种相似性,当把这样的图像归一化之后,描述该图像的特征向量在这一高维空间中不是随机或散乱分布的,而是存在某种规律,PCA 的基本思想就是试图找到一组最能反映该分布特点的基向量(或投影方向),用这些基向量来表述该特征向量,实现了降维的目的。利用主成分分析法对传统的 $n \times 60$ 维 SC 特征描述符进行降维的具体方法如下:

(1) 假设待匹配图像有 n 个轮廓点,生成 $n \times 60$ 维 SC 特征矩阵,将生成的这个特征描述符作为样本,写出矩阵 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, 其中 x_i 表示第 i 个特征点的 60 维特征行向量,即该点对应的对数极坐标直方图, $x_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,60}]$;

(2) 计算 n 个样本特征向量的平均特征向量 $\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i$, 然后计算所有样本点的特征向量与平均特征向量的差,得到差值向量 $\mathbf{d}_i = \mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}, i = 1, 2, \dots, n$;

(3) 构建协方差矩阵 $\mathbf{C} = \mathbf{D}\mathbf{D}^T$, 得到该协方差矩阵的 n 个特征值 λ_i 及其对应的特征向量 \mathbf{e}_i ;

$$\text{其中: } \mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_{1,1} & d_{1,2} & \dots & \dots & d_{1,60} \\ d_{2,1} & d_{2,2} & \dots & \dots & d_{2,60} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \\ d_{n,1} & d_{n,2} & \dots & \dots & d_{n,60} \end{bmatrix}_{n \times 60};$$

(4) 将求出的 n 个特征值按从大到小的顺序进行排列 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$, 并求出相应的特征向量 $[\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_n]$; 选取最大的 k 个特征值对应的特征向量作为主成分的方向(阈值 k 的选取由匹配物体的形状复杂度来确定),同时构造 $n \times k$ 维投影矩阵 \mathbf{E} , 该矩阵由 k 个最大的特征值对应的特征向量 $[\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_k]$ 组成;

(5) 把原始的 $n \times 60$ 维 SC 特征矩阵描述符依据公式 $\mathbf{Y} = \mathbf{E}' * \mathbf{X}$ 投影到所计算的子空间 \mathbf{Y} 中, 就可以得到 PCA-SC 的描述算子 y_1, y_2, \dots ,

y_k , 即把传统的 $n \times 60$ 维 SC 特征描述符降成了 $k \times 60$ 维的 PCA-SC 的特征描述符;

(6) 同理, 计算模板图像的 k 维 PCA-SC 的

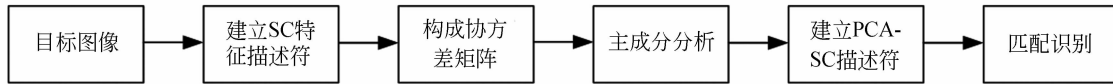


图 2 建立 PCA-SC 特征描述子

Fig. 2 Set up PCA-SC feature descriptor

3.2 PCA-SC 算法复杂度分析

假设目标图像轮廓点数为 n , 模板图像有 l 个, 每个模板图像的轮廓点数分别为 m_1, m_2, \dots, m_l . 运用 SC 算法进行目标图像和模板图像匹配度计算时, 该算法的运算复杂度为:

$$N_1 = 60 \times \sum_{i=1}^l nm_i = 60nl\bar{m}, \quad (4)$$

其中: $\bar{m} = (\sum_{i=1}^l m_i) / l$.

融合 PCA 方法降维后, 假设将目标图像和模板图像的形状描述子的特征矩阵维数降至 k 维, 在匹配度计算时, PCA-SC 形状描述子的运算复杂度为:

$$N_2 = 60lk^2. \quad (5)$$

由于 k 是常数, 且 $k \leq n, k \leq \bar{m}$, 其运算复杂度与目标图像、模板图像轮廓点个数无关, 只与模板图像个数有关, 且呈线性关系, 运算量得到简化。如果目标图像和模板图像形状比较复杂, 则 $k \ll n, k \ll \bar{m}$, 运算速度相对于 SC 算法能够得到很大提高, 可以快速提高运算效率, 扩大工程应用范围。

4 实验测试

本文设置了 4 组不同的实验, 测试传统的 SC 算法和 PCA-SC 算法性能并进行比较。实验对象

特征描述符, 计算两者之间的匹配度值, 判断两幅图像相似程度。

PCA-SC 特征描述子的建立过程如图 2。

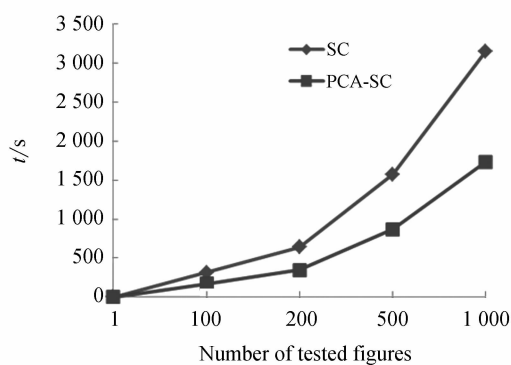
为 MNIST^[16] 手写数字图像库, 用来测试 2 种算法的运算速度和识别准确率。实验环境为: 操作系统 Windows 7, 64 位, Pentium (R) Dual-Core CPU E6600, 4G 内存, 使用软件为 Matlab R2011b。

手写数字图像集来自 MNIST 训练图像库, 共有 10 000 幅图像, 包含 0 到 9 共 10 种数字。目标图像为 MNIST 训练图像库, 模板图像为在这 10 000 幅图像中抽取的 30 幅图像, 每种数字含有 3 个具有代表性的图像。使用传统 SC 算法其特征向量在 70 维以上, 由于数字形状简单, 经过 PCA 运算后可将特征矩阵降至 10 维。在本实验中, 用错误率这个指标衡量传统的 SC 算法和本文改进算法的性能, 其数学表达式为:

$$\text{错误率} = \frac{\text{识别错误的数量}}{\text{识别的总数}}. \quad (6)$$

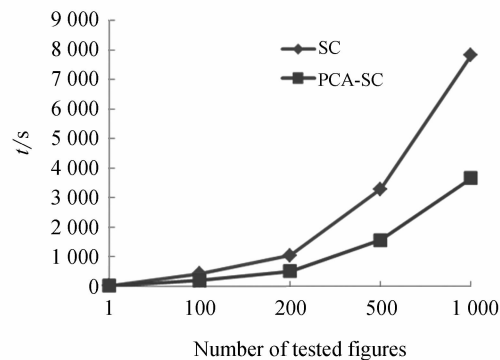
4.1 运算速度测试

第一组实验测试传统 SC 算法和 PCA-SC 算法的运算速度。随机选取 4 组数字——1, 4, 6, 8 (数字形状复杂度从低到高, 由此计算出的识别速度更具有一般性)。通过图 3 可以看出, 在原有 SC 算法基础上融合主成分分析后, 虽然在构造 PCA-SC 形状特征描述符上需要花费了一定时间, 但是该算法的运算速度还是得到了很大提升, 识别速度提高了约一倍。



(a) 数字 1

(a) Number 1



(b) 数字 4

(b) Number 4

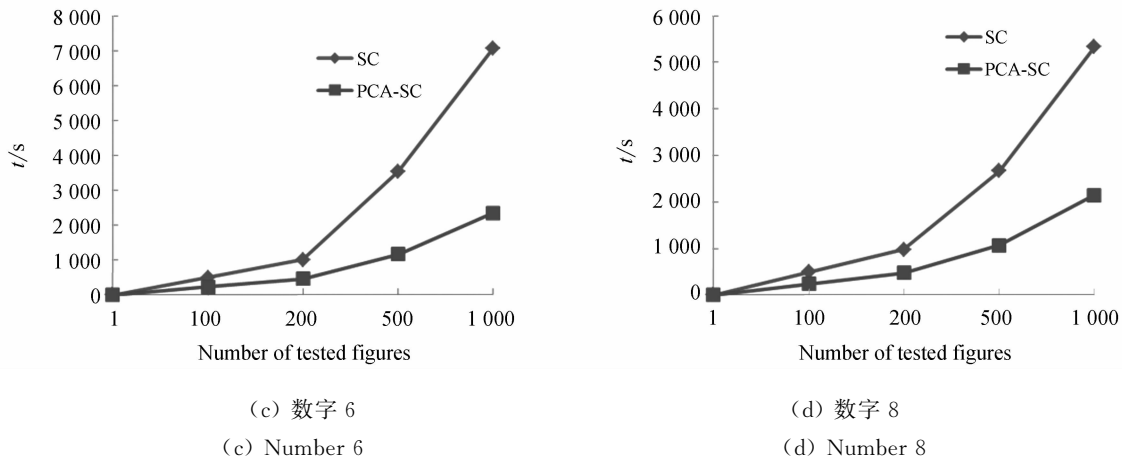


图 3 识别速度测试

Fig. 3 Test of recognition speed

4.2 识别准确率测试

第二组实验测试两种算法对不加噪的目标图像的识别错误率。采用二阶梯度 Canny^[17]算子检测图像边缘,然后得到图像轮廓。首先基于 SC 算法提取出图像的特征矩阵,然后融合 PCA 算法构成协方差矩阵,该矩阵前 20 阶特征值见表 1。

表 1 协方差矩阵特征值

Tab. 1 Eigenvalue of covariance matrix

2.893 0	1.900 0	0.611 9	0.259 6	0.161 5
0.087 7	0.066 7	0.049 0	0.036 0	0.031 7
0.018 7	0.016 2	0.012 1	0.009 4	0.008 4
0.006 6	0.005 9	0.005 0	0.004 8	0.003 2

从表 1 可以看出,前 5 阶特征值较大,对应的特征向量是该矩阵的主要成分,从 11 阶开始特征值很小,对应的特征向量是次要成分,甚至可能是由噪声干扰成分产生的。本实验计算 SC 算法识别错误率,以及当维数分别降至 5、10、20 维时

PCA-SC 算法识别错误率。通过图 4 可以看出在融合主成分分析方法后,PCA-SC 算法错误率比传统的 SC 算法小,具有更强的鲁棒性和更高识别准确率,并且当维数降至 10 维时准确率最高。

由于图 4 的分辨率较小,图上的曲线部分存在着重叠的现象,现将该图中关键点坐标在表 2 中详细列出。

表 2 不含噪声的目标图像识别错误率

Tab. 2 Recognition error rate of object uncontained noise

数量	SC	K=5	K=10	K=20
1 000	0.092	0.090	0.088	0.091
2 000	0.087	0.086	0.083	0.086
3 000	0.082	0.080	0.077	0.081
4 000	0.077	0.075	0.072	0.076
5 000	0.070	0.068	0.064	0.069
6 000	0.063	0.062	0.058	0.063
7 000	0.057	0.056	0.052	0.056
8 000	0.052	0.050	0.047	0.051
9 000	0.047	0.046	0.043	0.046
10 000	0.043	0.041	0.038	0.041

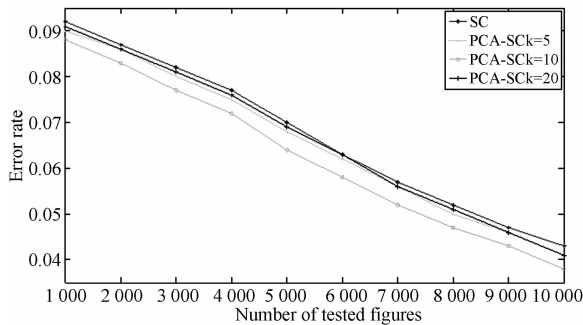


图 4 不含噪声的目标图像识别错误率

Fig. 4 Recognition error rate of object uncontained noise

部分识别错误的手写数字如图 5 所示,在图中下方文字左边为正确的数字,右边为该数字被 PCA-SC 识别成的数字。

从图 5 可以看出,有一部分识别错误的图像由于手写数字的不规范性,导致与被错误识别模板图像相似度很大,甚至肉眼也很难识别,如第一行第一列,第六行第六列等;有一部分识别错误的图像虽然较规范,但由于提取的边缘与其它数字

相似,也很难识别,如第四行第九列,第七行第五列;还有一部分由于算法固有的缺陷导致识别的错误,如第一行第五列,第二行第五列。

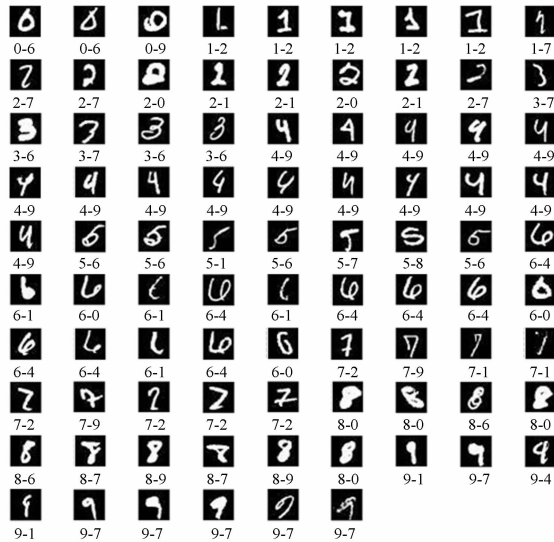


图 5 MNIST 库部分识别错误图像

Fig. 5 Part of the error recognition image in MNIST

4.3 含噪图像识别准确率测试

第三组实验测试在目标图像添加均值为 0, 方差为 0.05 的高斯噪声后目标识别错误率。在本实验中采用 Canny 边缘检测算子提取目标边缘,它具有一定的抗噪性能,能较完整地检测出目标图像的边缘。PCA-SC 算法得到的协方差矩阵前 20 阶特征值见表 3。

表 3 协方差矩阵特征值

Tab. 3 Eigenvalues of covariance matrix

3.110 3	2.161 2	1.638 5	0.595 1	0.408 4
0.345 2	0.151 9	0.105 1	0.082 4	0.076 6
0.069 5	0.062 5	0.038 4	0.032 1	0.029 7
0.025 9	0.022 0	0.020 9	0.015 3	0.014 1

添加噪声后 PCA-SC 算法和传统 SC 算法识别错误率如图 6 所示。融合 PCA 算法后,由表 3 可以看出,该协方差矩阵的前 8 阶特征值较大,对应的特征向量是主要成分,对匹配和识别起着主要作用。本实验计算 SC 算法识别错误率,以及当维数分别降至 5、10、20 维时 PCA-SC 算法识别错误率。由图 6 可以看出,当融合 PCA 后,PCA-SC 算子识别准确率高于 SC 描述子,并且当维数降至 10 维时,其鲁棒性更强。

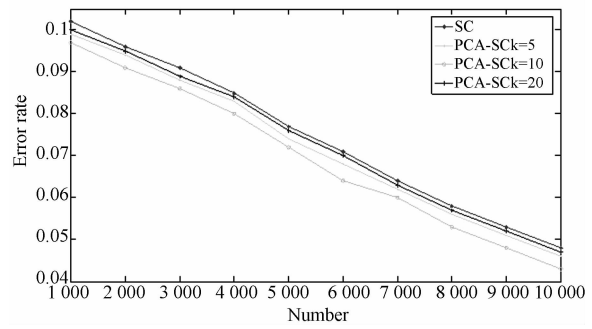


图 6 含噪目标图像识别错误率

Fig. 6 Recognition error rates of object contained noise

由于图 6 的分辨率较小,图上的曲线部分存在着重叠的现象,现将该图中关键点坐标在表 4 中详细列出。

表 4 含噪目标图像识别错误率

Tab. 4 Recognition error rates of object contained noise

数量	SC	K=5	K=10	K=20
1 000	0.102	0.099	0.096	0.100
2 000	0.096	0.094	0.090	0.095
3 000	0.091	0.088	0.085	0.089
4 000	0.085	0.083	0.080	0.084
5 000	0.077	0.074	0.071	0.076
6 000	0.071	0.068	0.063	0.070
7 000	0.064	0.062	0.058	0.063
8 000	0.058	0.056	0.052	0.057
9 000	0.053	0.051	0.047	0.052
10 000	0.048	0.046	0.041	0.047

4.4 抗噪性能测试

第四组实验测试在目标图像添加均值为 0, 方差不同的高斯噪声后目标的识别错误率。添加高斯噪声后,PCA-SC 描述子和 SC 描述子识别错误率如图 7 所示,可以看出,在添加不同方差的高斯噪声后,PCA-SC 算法识别错误率都低于 SC 算法识别错误率,并且当维数降至 10 维时,其识别的效果最好,因此可以得出结论:PCA-SC 算法抗干扰能力优于 SC 算法。

通过上述实验可以看出:由于 PCA-SC 形状描述子只是提取了图像的主成分,舍弃了一些次要的噪声干扰成分,因此具有一定的抑制噪声能力,其识别准确率能得到提高,特别是在弱噪声背景下。

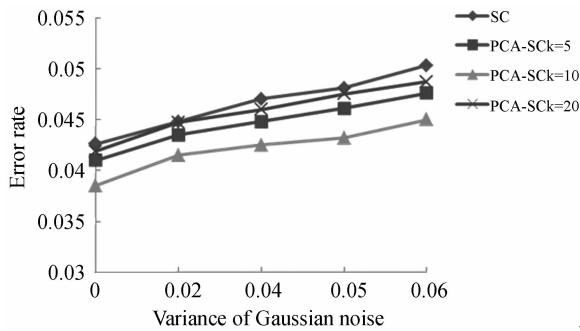


图 7 抗噪性能测试

Fig. 7 Test of anti-noise performance

5 结 论

针对现代工程对形状匹配和目标识别算法要

求精度高、速度快的问题,本文基于 Shape Context 算法提出了 PCA-SC 形状描述子,并阐述了该算法的原理。将 SC 算法形成的特征矩阵与主成分分析方法融合,形成 PCA-SC 形状特征描述符用于形状匹配和目标识别。

通过实验分析,PCA-SC 形状特征描述符能够降低算法复杂度,提高运算速率,抑制噪声的干扰,准确率达到了 96.15%,提高了约 0.5%,鲁棒性更强,是一种有效的匹配和识别算法。

由于 PCA-SC 算法提高了运算效率和准确率,可用于匹配和识别较复杂的形状和目标,在人脸识别、列车转向架故障识别等能得到应用,易于满足工程实际应用需要。

参考文献:

- [1] 孙浩,王程,王润生. 局部不变特征综述[J]. 中国图象图形学报,2011,16(2): 141-151.
SUN H, WANG CH, WANG R SH. A review of local invariant features [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2011, 16(2):141-151. (in Chinese)
- [2] ZHANG D, LU G. Review of shape representation and description techniques [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(1): 1-19.
- [3] 杨恒,王庆. 一种新的局部不变特征检测和描述算法[J]. 计算机学报,2010,33(5): 935-944.
YANG H, WANG Q. A novel local invariant feature detection and description algorithm [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2010, 33(5):935-944. (in Chinese)
- [4] EDWARD H, ALVARO C, MARTIAL H. Making specific features less discriminative to improve point-based 3D object recognition [C]. *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2010: 2653-2660.
- [5] 杨晓敏,吴炜,卿黎波,等. 图像特征点提取及匹配技术[J]. 光学精密工程,2009,17(9): 2276-2282.
YANG X M, WU W, QING L B, et al.. Image feature extraction and matching technology [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(9): 2276-2282. (in Chinese)
- [6] XU CH J, LIU J ZH, TANG X O. 2D Shape matching by contour flexibility[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(1):180-186.
- [7] 丘文涛,赵建,刘杰. 结合区域分割的 SIFT 图像匹配方法[J]. 液晶与显示,2012,27(6): 827-831.
QIU W T, ZHAO J, LIU J. Image matching algorithm combining SIFT with region segmentation [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*. 2012, 27(6): 827-831. (in Chinese)
- [8] 吴君钦,刘昊,罗勇. 静态背景下的运动目标检测算法[J]. 液晶与显示,2012,27(5):682-686.
WU J Q, LIU H, LUO Y. Algorithm of moving object detection in static background [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*,2012, 27(5):682-686. (in Chinese)
- [9] 唐永鹤,卢焕章,胡谋法. 基于 Laplacian 的局部特征描述算法[J]. 光学精密工程,2011,19(12): 2999-3006.
TANG Y H, LU H ZH, HU M F. Local feature description algorithm based on Laplacian[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(12): 2999-3006. (in Chinese)
- [10] BANERJEE A, DUTTA A. Fuzzy matching scheme on fourier descriptors for retrieval of 2 dimensional shapes [C]. *National Conference on Computing and Communication Systems*,2012:1-5.
- [11] CHUANG G C H, KUO C C J. Wavelet descriptor of planar curves: Theory and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, 5(1): 56-70.
- [12] SERGE B, JITENDRA M, JAN P. Shape matc-

- hing and object recognition using shape contexts [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(24): 509-522.
- [13] 王丽荣, 王建蕾. 基于主成分分析的唇部轮廓建模 [J]. *光学精密工程*, 2012, 20(12): 2768-2772.
WANG L R, WANG J L. Lip contour modeling based on PCA[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(12): 2768-2772. (in Chinese)
- [14] GREG M, SERGE B, JITENDRA M. Efficient Shape Matching Using Shape Contexts[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(11): 1832-1837.
- [15] KOKKINOS I, BRONSTEIN M M, LITMAN R, et al.. Intrinsic shape context descriptors for deformable shapes [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2012: 159-166.
- [16] CUN Y L. The MNIST database of handwritten digits [OL]. <http://yann.lecun.com/exdb/mnist>.
- [17] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8(6): 679-698.

作者简介:



黄伟国(1981—),男,安徽休宁人,讲师,2004年于中国科学技术大学获得学士学位,2010年于中国科学技术大学获得博士学位,主要从事数字信号处理、设备状态监测与故障诊断方面的研究。E-mail:wghuang@suda.edu.cn



顾超(1988—),男,江苏常州人,主要从事数字图像处理研究。E-mail:guchao2007@163.com

导师简介:



朱忠奎(1974—),男,山东梁山人,博士,教授,2005年于中国科学技术大学获得博士学位,主要从事机械设备状态监测与故障诊断方面的研究。E-mail:zhuzhongkui@suda.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)