

基于二维主成分分析的交通标志牌识别

唐 璁 刘 波 蔡自兴 谢 斌

(中南大学信息科学与工程学院 长沙 410075)

摘 要 提出了将二维主成分分析方法应用于交通标志牌识别的特征提取,并在已建立的两个标志牌的数据库上利用最近邻分类器与欧氏距离度量进行了相应的实验。一个数据库是将标志牌图像二值化后经过一系列的仿真变换得到的,另外一个数据库是选取不同位置场景经过实地拍摄得到的标志牌图像。本方法对两个图像库的识别都得到了良好的效果。

关键词 模式识别,交通标志识别,二维主成分分析,特征提取

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Traffic Sign Recognition Based on Two-dimensional Principal Component Analysis

TANG Jin LIU Bo CAI Zi-xing XIE Bin

(College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract This paper proposed a feature extraction method for traffic sign recognition based on Two-Dimensional Principal Component Analysis (2DPCA). A series of experiments were performed on two traffic sign databases with the nearest neighbor classifier and Euler distance. One database is the image library in which images are obtained through a series of simulation transformation after image binarization, While another database is made up of images shot from real scenes through selecting many different location scenes. The method has a good effect on the recognition of the both image databases.

Keywords Pattern recognition, Traffic sign recognition, 2DPCA, Feature extraction

随着智能交通系统的发展,交通标志牌识别在交通运输领域得到越来越多的重视和发展。交通标志牌的识别目前为止仍然是智能交通系统中的一个具有挑战性的领域。自从1984年 Paclik^[1]第一次做了自动交通标志牌的识别工作以来,提出了多种交通标志牌的识别方法,但是各国的交通标志不尽相同,并且没有一个统一的交通标志牌识别的图像数据库,因此本文只在自己建立的交通标志图库的基础上做了相关的实验。交通标志牌识别属于模式识别的范畴,模式识别一般的处理过程为数据获取、数据的预处理、特征提取和选择、分类器的设计、分类决策等。

在模式识别中,特征提取是首先要解决的问题。为了对识别对象进行准确的识别,需要进行特征选择或特征压缩。特征选择通常面临着保留哪些描述量,删除哪些描述量的抉择,通常要经过由多到少的过程。因为在识别方案的初期阶段,应该尽量多地列举出各种可能与分类有关的特征,这样可以充分利用各种有用信息,改善识别结果。但大量的特征中肯定会包含许多彼此相关的因素,从而造成重复和浪费,增加识别的复杂度。L. Kanal 曾经总结过:识别种类数 N 与特征数 n 之比应足够大,通常识别种类数 N 是特征数 n 的 5~10 倍左右。为了特征数从多到少,需要进行特征选择。特征选

择通常包括两方面内容:一是对单一特征的选择,即对每个特征分别进行评价,从中选择对识别作用最大的那些特征;另一个是从大量的原有特征出发构造出少数有效的新特征,这种方法称作降维映射。本文中用到的就是一种降维映射的图像特征提取方法,即主成分分析法。

主成分分析^[2,3](principal component analysis, PCA)是模式识别领域中一种经典的特征抽取和降维方法,在图像识别中取得了较好的效果。然而,PCA 方法首先要将图像矩阵转换成行向量,导致图像向量的维数相当高,增加了计算的复杂度,使得后续的线性判别分析耗费了大量的时间。PCA 的缺点是需要很大的存储空间和高计算复杂度。如果原始空间的维数是 n ,PCA 需要分解一个 $n \times n$ 的非稀疏矩阵。因为 PCA 是一种线性映射方法,降维后的表示是由线性映射生成的,忽略了数据之间二阶及二阶以上的相互关系,所以提取的特征并不是最优的,这在一定程度上影响了 PCA 方法的效果。文献^[4]提出了一种新的图像识别方法二维主成分分析(2DPCA)。该方法直接从原始图像矩阵中提取特征,降低了计算的复杂度,减少了训练和特征提取时间。PCA 及 2DPCA 通常应用在人脸识别,也有学者用 2DPCA 进行掌纹识别,目前在交通标志牌的识别方面大部分学者采用 BP 神

到稿日期:2009-12-18 返修日期:2010-02-26 本文受国家自然科学基金重大研究计划重点项目(90820302)资助。

唐 璁(1966—),男,博士,博士生导师,主要研究方向为图像处理与机器视觉、智能机器人导航;刘 波(1981—),男,硕士,主要研究方向为图像处理、模式识别,E-mail:liubo_andy@163.com(通信作者);蔡自兴(1938—),男,博士生导师,主要研究方向为人工智能、机器人学、智能控制等;谢 斌(1983—),男,讲师,主要研究方向为图像处理、模式识别。

经网络和支持向量机等^[5,6]方法,还没有人单独利用 PCA 或 2DPCA 来进行识别。为了降低时间复杂度,本文采用 2DPCA 方法进行交通标志牌的特征提取,并结合最近距离分类器,在自己建立的两个交通标志牌的数据库上进行了相应的交通标志识别实验。

1 二维主成分分析算法描述

二维主成分分析(2DPCA)的思想是将图像矩阵 $A(m \times n)$ 通过线性变换 $y=Ax$ 投影到 x 上,得到投影特征向量 $y(m \times 1)$,这里 x 表示 n 维单位列向量。那么,如何寻找最优的投影向量 x 是二维主成分分析的核心任务。

2DPCA 的目的是要选择一个好的投影向量 x ,投影向量的好坏可以通过投影样本的总体散度来测量^[4,7],而投影样本的总体散度可以用投影特征向量的协方差的迹来表示,即, $J(x)=tr(S_x)$,这里 S_x 为训练样本的投影特征向量的协方差, $tr(S_x)$ 表示 S_x 的迹。要使得 $J(x)$ 最大化,就要找到一个对于所有训练样本都能在其上投影的投影方向 x ,以使投影样本的总体散度最大。投影特征向量的协方差 S_x 可以表示为

$$S_x = E(y - E_y)(y - E_y)^T = E[(A - EA)x][(A - EA)x]^T \quad (1)$$

因此,

$$J(x) = tr(S_x) = x^T E[(A - EA)^T(A - EA)]x \quad (2)$$

对于我们给定的一组图像 $A(1), A(2), \dots, A(n)$,由式(2)可得

$$J(x) = x^T \left[\sum_{i=1}^n (A(i) - \bar{A})^T (A(i) - \bar{A}) \right] x \quad (3)$$

式中, \bar{A} 为所有训练样本图像的均值。令

$$G = \sum_{i=1}^n (A(i) - \bar{A})^T (A(i) - \bar{A}) \quad (4)$$

使得 $J(x)$ 最大的 x 称为最优投影轴,即图像在 x 上投影后投影样本的总体散度最大,亦即对应于 G 最大特征值的特征向量。仅有最优投影轴还是不够的,通常需要满足标准正交化和最大化 $J(x)$ 的一系列 x_1, x_2, \dots, x_d ,实际 x_1, x_2, \dots, x_d 是对应于 G 的前 d 个最大的特征值的特征向量。

知道最优的投影向量 x 后,通过线性变换 $y_k = Ax_k (k=1, 2, \dots, d)$ 得到图像 A 的一系列投影特征向量 y_1, y_2, \dots, y_d ,亦称为 A 的 d 个主分量。用 $T = [y_1, y_2, \dots, y_d]$ 表示图像 A 的特征矩阵,从而完成图像的特征提取。

经过二维主成分分析后,每幅图像都可以得到自己的特征矩阵。当待识别交通标志的图像特征矩阵 T_j 与训练样本数据库中第 m 类图像的特征矩阵 T_m 的相似度最大时,则判定这幅图像属于第 m 类的交通标志。

具体判断相似度时,采用最近邻识别器与欧氏距离进行判别,方法具体如下。设有 m 种类别: w_1, w_2, \dots, w_m ,每类有若干个向量表示,如 w_i 类有 $y_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]$ 。对于任意被识别的交通标志图像的向量 $y = [x_1, x_2, \dots, x_n]$,计算距离 $D(y_i, y)$ 。如果存在某一个 i ,使得 $D(y_i, y) < D(y_j, y)$, $j=1, 2, \dots, m, i \neq j$,则 $y \in w_i$,具体判断时,向量间的距离利用欧氏距离来计算,即

$$D(y, y_i) = \sqrt{(y - y_i)^T (y - y_i)}$$

2 交通标志牌图库收集与预处理

实验中采用了两个交通标志牌数据库。图 1 是第一个数

据库的原始样本,选用 20 种不同标志牌的图像,我们将其归一化大小为 60×60 像素,格式为 bmp。

具体的交通标志的原图像如图 1 所示。

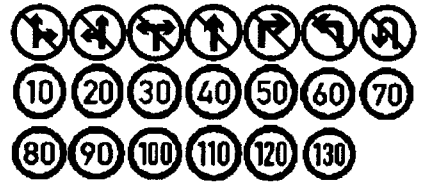


图 1 交通标志样本原图

实验用于特征提取的样本由图 1 所示的 20 种不同标志牌图像二值化后经过一系列变化得到。

包括以下两种变化:

(1)原始图像目标的旋转变化。通过将标志牌图像在 -15 到 15° 的范围内每隔 1 度采样一次进行旋转,得到每种类型标志牌的 16 幅旋转图片。共计 31 幅旋转样本。

(2)图像目标的加噪变化。通过在已经进行过旋转变换的标志牌图像中加入噪声方差为 0.1 的高斯噪声,得到每种标志牌图像的 1 幅含高斯噪声的图片。共计 31 幅含高斯噪声的图片样本。

据统计,本节实验中使用了 62×20 个样本,包括 20 种标志牌图像的旋转和噪声样本。样本图举例如图 2 所示。



图 2 交通标志的仿真变换

由此我们得到第一个交通标志的数据库,包含 20 种不同交通标志的 62 种不同的状态的一个 1240 个样本。

第二个数据库是我们经过实地拍摄的交通标志图像组成的样本库。图 3 为我们采集的交通标志图片的示例图片。

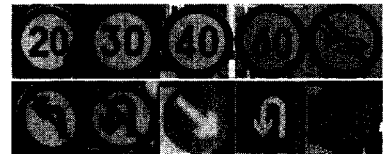


图 3 实地拍摄交通标志图片示例

对样本库中的图像进行 60×60 的归一化处理,然后将其转换成灰度图像。每种交通标志选取拍摄的 40 幅样本组成本类的样本集,共 10 类标志的 400 幅交通标志牌样本。图 4 为采集后图像及灰度化后的图像的对比如。

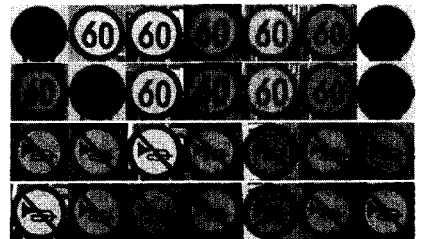


图 4 实地拍摄标志及灰度化的对比图

3 交通标志牌识别实验

本实验在 MATLAB 环境下实现 2DPCA 的特征值算法。识别过程主要由预处理、特征提取和匹配识别等模块组成。

(下转第 294 页)

- [13] Sun Microsystems. Filebench. <http://hub.opensolaris.org/bin/view/Community+Group+performance/filebench>. 2009
- [14] Uttamchandani S, Yin L, Alvarez G A, et al. CHAMELEON: A Self-Evolving, Fully-Adaptive Resource Arbitrator for Storage Systems[C]// Anaheim, CA, USA. Proceedings of the USENIX Annual Technical Conference (USENIX '05). Berkeley, CA, USA; USENIX Association, 2005; 75-88
- [15] Wright C P, Joukov N, Kulkarni D, et al. Auto-pilot: A Platform

- [16] Zheng W, Bianchini R, Nguyen T D. Automatic Configuration of Internet Services[C]// Lisbon, Portugal. Proceedings of the EuroSys Conference (EuroSys'07). New York, NY, USA; ACM, 2007; 219-229
- [17] 赵晓南, 曾雷杰, 李战怀. 一种基于块级的存储性能优化方法[J]. 计算机科学, 2009, 36(6): 129-137

(上接第 288 页)

各模块的功能如图 5 所示。

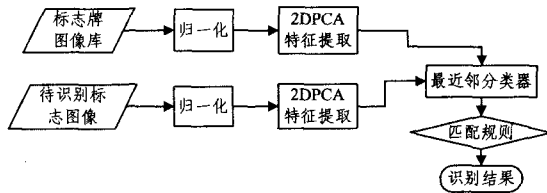


图 5 基于 2DPCA 的交通标志牌识别框图

我们进行了两个标志牌图库的识别。首先选取第一个交通标志图库(即我们选取的禁令和限速的总共 20 种交通标志, 经过仿真变换后形成 1240 个样本集), 该图像库包含 20 个不同的交通标志, 每个交通标志包括 62 个交通标志样本, 样本的分辨率为 60×60 。选取每个交通标志的前 31 幅图像作为训练样本, 后 31 幅作为测试样本, 那么训练和测试的样本都为 620 幅。经过预处理后, 采用二维主成分分析进行交通标志的特征提取。这里对于主分量个数 d 的选取将直接影响到识别率和运行时间的大小。为了选择较好的主成分个数 d , 我们进行了不同主成分个数下的交通标志牌识别率的实验, 其结果如图 6 所示。

从图中不难看出, 当主成分个数较少时, 正确识别率的波动较大; 当 $d=10$ 时, 正确识别率不再变化。所以我们选取的主成分个数为 10, 当 $d \geq 10$ 时, 对于我们的第一个交通标志数据库, 其识别率都维持在 100%。

第二个交通标志数据库(即我们实地拍摄的交通标志, 基本类型如图 3 所示, 每种交通标志有 40 个不同的样本, 总共 400 幅图像)包含 10 个不同的交通标志, 每个交通标志包括 40 个交通标志样本, 样本的分辨率为 60×60 的灰度图。选取每个交通标志的前 20 幅图像作为训练样本, 后 20 幅作为测试样本, 那么训练和测试的样本都为 200 幅。经过预处理后, 采用二维主成分分析进行交通标志的特征提取。采用同样的处理方式, 选择主成分个数 d 从 1 到 15, 得到的识别率的变化结果如图 7 所示。

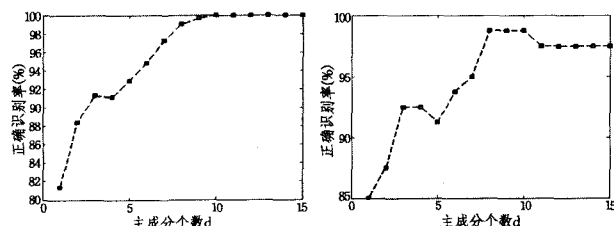


图 6 第一个数据库不同主成分个数 图 7 第二个数据库不同主成分个数的交通标志识别率曲线

结束语 二维主成分分析方法直接在图像矩阵上进行计算, 更加方便和简化了图像的特征提取, 具有较高的训练速度和较高的识别率。本文将二维主成分分析方法应用到交通标志牌识别中进行特征提取, 并采用最近邻分类器作为交通标志牌识别的分类器。通过实验可以发现, 对于同一幅图片进行仿真变换后的数据库, 其识别率最高可以达到 100%。然而, 交通标志检测作为智能车辆项目的辅助手段, 让我们识别的不可能是针对同一交通标志进行变换的情况, 而是车载条件下实际拍摄的交通标志。对于我们按照不同环境、不同状况拍摄的实景图, 其最高识别率能达到 98.75%。目前实际采集的图像库只是针对晴天的不同场景位置状况进行的拍摄, 而对于一些实际状况不是很好的情况, 如阴天、遮挡等, 识别率就会降低。所以下一步要尽量寻找一种对于恶劣条件下保持较好稳定性的特征, 按照不同角度、不同实际条件尽可能多地拍摄交通标志图像, 以增强识别的成功率。

参 考 文 献

- [1] Paclik P. Road Sign Recognition Survey[EB/OL]. Available: <http://euler.fd.cvut.cz/research/rs2/files/skoda-rs-survey.html>
- [2] Turkm A, Pentland A D. Face recognition using eigenfaces[C]// Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition. 1991; 586-591
- [3] Pentland A, Moghaddam B, Starner T, et al. View-based and modular eigenspaces for face recognition[C]// Proc. IEEE Computer Soc. Conf. on Computer Vision and Patt Recog. 1994; 84-91
- [4] Yang J, Zhang D. Two-dimensional PCA: A New Approach to Appearance-based Face Representation and Recognition [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137
- [5] 陆晓峰, 朱双东. 基于 BP 网络分类器的交通标志牌识别[J]. 宁波大学学报: 理工版, 2007, 20(3): 281-284
- [6] Lafuente-Arroyo S, Gil-Jiménez P, Gómez-Moreno H. Road-sign Detection and Recognition Based on Support Vector Machines [J]. IEEE Transactions On Intelligent Transportation Systems, 2007, 8(2): 264-278
- [7] 桑海峰, 苑伟琦. 基于二维主成分分析的掌纹识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(9): 1929-1933