

基于 LLE 和 LS-SVM 的人脸识别方法

谈书才, 黄景涛

(河南科技大学 电子信息工程学院, 河南 洛阳 471003)

摘 要: 为了提高人脸识别的速度, 提出了一种基于局部线性嵌套(LLE)和最小二乘支持向量机(LS-SVM)的人脸识别方法. 该方法采用主成分分析(PCA)和 LLE 相结合的算法, 对归一化处理过的人脸图像进行特征提取, 利用 LS-SVM 对人脸图像样本集进行训练和识别, 以提高识别的速度. 最后将本文方法在 ORL 人脸数据库上进行试验, 结果表明, 人脸识别的速度有了一定的提高, 识别率达到了 90% 以上.

关键词: 人脸识别; 主成分分析; 局部线性嵌套; 最小二乘支持向量机

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)07-0110-04

Face Recognition Based on Locally Linear Embedding and Least Squares Support Vector Machines

TAN Shu-cai, HUANG Jing-tao

(Electronic Information Engineering College, Henan University of Science & Technology, Luoyang 471003, China)

Abstract: In order to improve the speed of face recognition, a face recognition method based on locally linear embedding (LLE) and least squares support vector machines (LS-SVM) was proposed. After extracting the features of the pre-processing face images using principal component analysis (PCA) and locally linear embedding, LS-SVM was used to train the feature sets and recognize the faces. And, the speed of face recognition was improved. Finally, the method was tested on the ORL (Olivetti Research Laboratory) face database, the results show that the proposed method can improve the speed of face recognition, and the rate of face recognition exceeds 90%.

Key words: face recognition; PCA; LLE; LS-SVM

1 引言

人脸图像由于受光照、表情以及姿态等因素的影响, 使得同一个人的脸像矩阵差异也比较大. 因此, 进行人脸识别时, 所选取的特征必须对上述因素具备一定的稳定性和不变性^[1]. 传统的特征提取方法如主成分分析都是线性方法^[2], 对于非线性结构, 不能很好地进行特征提取. 目前, 非线性的降维方法^[3]中 LLE 算法不但能有效地发现数据的非线性结构, 而且具有平移、旋转不变性, 并且降维后数据能够保持局部几何性质^[3]. 但识别的速度较慢.

本文提出了一种基于局部线性嵌套和最小二乘

支持向量机 (Least Squares Support Vector Machine, LS-SVM) 的人脸识别方法. 该方法首先利用 PCA 与 LLE 相结合的算法对归一化处理过的人脸图像进行特征提取和降维, 然后用 LS-SVM 对人脸图像特征进行训练和识别, 以提高人脸识别的速度.

2 基于 LLE 的人脸特征提取

LLE 算法能够很好地处理高维非线性流形结构数据, 具有较少的模型参数, 基于易于理解的图模型构建方法, 维数降维后的数据特征具有易于解释的可视化特性^[4].

收稿日期: 2009-06-01; 修回日期: 2009-08-01

基金项目: 国家自然科学基金项目(70671035); 河南省重点科技攻关项目(082102210015)

2.1 人脸图像的灰度归一化

在训练和识别之前,需要对图像进行灰度归一化处理.主要是对图像进行光照的归一化处理,以减少光照对人脸图像的影响.通过灰度归一化,可以对原始图像中的光照不均进行补偿,使得待识别人脸图像遵循同一或相似的灰度分布^[5].

本文采用灰度均值方差标准化方法进行灰度归一化.假设人脸图像的像素大小为 $a \times b$, 它的灰度分布矩阵为 $A(x, y)$, $1 \leq x \leq a, 1 \leq y \leq b$. 则灰度均值 $\bar{\mu}$ 和灰度方差 $\bar{\sigma}$ 为

$$\bar{\mu} = \frac{1}{ab} \sum_{y=1}^b \sum_{x=1}^a A(x, y) \quad (1)$$

$$\bar{\sigma} = \frac{1}{ab} \sum_{y=1}^b \sum_{x=1}^a A(x, y) - \bar{\mu} \quad (2)$$

由式(1)和式(2),将样本集中的人脸图像归一化:

$$A'(x, y) = \frac{\sigma}{\sigma} (A(x, y) - \bar{\mu} + \mu) \quad (3)$$

式中, σ 和 μ 是变换后图像的均值和方差.

将图像灰度均值和方差变换到事先设定的值,通过该方法,归一化后的人脸图像具有相同的均值和方差.一般取 $\mu = \frac{L}{2}, \sigma = \frac{L}{7}$, 这里 L 是图像的灰度级数.这种灰度均值和方差的标准化的算法被广泛用于具有统计特征的人脸识别系统中^[6].

2.2 人脸特征提取

本文采用PCA与LLE相结合的方法,对人脸进行特征提取,具体步骤如下:

(1) 利用PCA方法对样本进行一次降维,这里保留协方差矩阵特征值能量的95%;

(2) 利用LLE对PCA降维后的人脸图像矩阵进行二次降维,得出输出向量 Y .

先利用PCA进行一次降维,能使测试误差尽量小,再利用LLE进行二次降维,可以把人脸图像矩阵降低到更低的维数,从而最大限度地减少分类器设计时的计算量^[4].

3 最小二乘支持向量机及分类算法

3.1 最小二乘支持向量机简介

支持向量机是建立在统计学习理论之上的一种新的机器学习方法,它具有出色的学习泛化能力^[7].经典的SVM的训练算法需要求解一个凸二次规划问题,计算的复杂性较大,为减小支持向量机的计算复杂度,Suykens等人1999年提出了最小二乘支持向量,该算法只需通过求解一组线性方程而获

得最优分类面,学习速度较快,而且内存需求少^[8].

类似于传统SVM,LS-SVM也是通过构造最优分类超平面实现分类的.对于一个给定的训练样本集: $(x_k, y_k), k = 1, \dots, N, x_k \in R^m, y_k \in R, x_k$ 是第 k 个输入样本, y_k 是第 k 个输出样本,构造的最优分类超平面为

$$y(x) = \text{sign} \left[\sum_{k=1}^N \alpha_k y_k K(x, x_k) + b \right] \quad (4)$$

式中, $\alpha_k \in R, K(x, x_k)$ 为核函数,核函数形式有很多,本文均采用 Gaussian 核,即

$$K(x, x_k) = \exp(-\| (x - x_k)^2 \| / 2\sigma^2) \quad (5)$$

根据结构风险最小化原则,最小二乘支持向量机问题可以表示为约束优化问题:

$$\min_{w, b, e} J_p(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (6)$$

$$\text{s.t. } y_k [w^T \varphi(X_k) + b] = 1 - e_k, k = 1, \dots, N \quad (7)$$

式中, w 为权系数向量, γ 为错分惩罚参数, e_k 为误差. $\phi(\cdot)$ 为非线性函数,把数据映射到多维空间.

3.2 分类算法

对于多类模式识别问题,LS-SVM可通过两类问题的组合来实现.通常有两种策略:

(1) “一对多”策略^[9],即一个分类器将每一类与剩下所有类别区分开来;

(2) “一对一”策略^[10],即一个分类器将两个类别对区分开来.

本文采用“一对多”的策略,并将LS-SVM与最近邻距离分类器相结合,使得分类器具有良好的分类性能^[2].具体算法如下:

假设识别样本有 c 类,记为 $s_1, s_2, \dots, s_c$. 设计个LS-SVM分类器 $y_i (i = 1, 2, \dots, c)$, 每一个 y_i 用其中的一类样本 s_i 作为正样本训练,而其他所有样本 $s_j (j \neq i)$ 作为负样本训练.对于正、负样本,系统输出分别为 $+1, -1$. 测试阶段,将每个测试样本输入到 c 个分类器中,如果只有一个 y_i 输出是 $+1$,则将样本判为第 i 类.若有 $p (p > 1)$ 个分类器输出是 $+1$,则再利用最近邻距离分类技术,即计算测试样本与这 p 个分类器所代表的训练样本之间的距离,将测试样本判为最小值对应的那个类别.如果所有分类器输出都是 -1 ,则将测试样本判为新样本.

4 实验及结果分析

本文采用ORL人脸数据库进行训练与测试.该

数据库包括 40 个人的 400 幅图像. 每个人的脸像为 10 幅, 图像的分辨率为 112×92 , 为灰度图像. 图像的格式为 pgm, 分别具有不同的表情(睁/闭眼、笑/不笑)、不同人脸细节(有/无眼镜)和不同姿态, 图像示例如图 1 所示. 根据不同视角、不同表情、不同人脸图像细节, 每人随机选择 5 个模式作为训练集, 剩下的 5 个模式作为测试集, 样本集和测试集分别包括 200 张人脸图像.



图 1 部分 ORL 人脸图像

4.1 实验设计

一个基本的人脸检测和识别系统如图 2 所示.

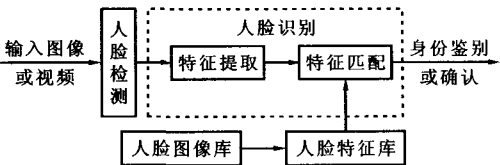


图 2 人脸检测与识别系统结构

其中人脸识别系统主要由人脸定位模块、预处理模块、训练模块、识别模块四个部分组成. 本文主要讨论训练模块和识别模块. 设人脸图像集合为

$$\sum = \{A_1(a, b), A_2(a, b), \dots, A_L(a, b)\}$$

每幅图像 $A_i(a, b)$ 可堆叠成 $a \times b$ 维的向量, 得到样本 $X = (x_{ij})_{L \times ab}$.

训练和识别的基本步骤如下:

- (1) 对全部样本按 2.1 节的方法进行预处理, 得到 $X' = (x'_{ij})_{L \times ab}$. 其中 $x'_{ij} = A'(i, j)'$.
- (2) 对 X' 按 2.2 节的方法进行特征提取, 得到人脸图像降维后的特征样本 X_{sample} , 其中 $X_{\text{sample}} = Y$. 经实验, 近邻个数取为 $k = 10$, LLE 降维后的维数取为 $m = 39$ 最好.
- (3) 在 X_{sample} 中随机选取每个人的 5 个特征样本, 得到训练样本 X_{train} .

(4) 基于训练样本 X_{train} 构造 LS-SVM 分类器. 试验中 LS-SVM 的类型取为径向基函数.

(5) 在 X_{sample} 中选取每个人剩下的 5 个特征样本, 得到测试样本 X_{test} .

(6) 将测试样本 X_{test} 输入到分类器, 按 3.2 节的方法进行判别.

4.2 实验结果及分析

为了验证本文所提出方法的有效性, 分别采用 4 种不同的方法, 对 ORL 人脸数据库进行实验. 共分 5 次将全部样本随机分组, 分别进行训练和识别, 实验结果取平均值, 试验结果见表 1.

表 1 几种方法的实验结果

采用方法	参数 σ^2 值	支持向量个数	正确识别率/%
PCA & SVM	10	28	89.3
LLE & SVM	1.1	22	91.2
PCA & LLE & SVM	1.1	23	93.6
PCA & LLE & LS-SVM	1.1	23	93.1

表 1 中 LS-SVM 函数的正则化参数(也即惩罚因子)取为. 表 1 的实验数据表明, 本文提出的人脸识别方法在识别率方面要高于实验中的前两种方法, 仅比第三种方法稍低.

在奔腾四处理器 3.00GHz 的机器上进行试验, 编程语言采用 Matlab6.5 解释性语言. 后两种方法的特征提取和训练时间都在 20s 左右. 但从表 2 可以看出第三种方法的识别时间随着样本数量的增长比本文方法增长得更快, 识别时间也是本文方法的 3 倍左右.

表 2 两种方法的识别速度

测试样本数量	识别时间/s	
	PCA & LLE & SVM	PCA & LLE & LS-SVM
50	0.051 6	0.016 4
100	0.998 9	0.354 6
150	4.933 4	1.528 3
200	12.628 0	3.230 4

5 结束语

根据图像预处理、特征提取和人脸识别之间的关系, 本文提出了一种基于 LLE 和 LS-SVM 的人脸识别方法. 该方法首先采用灰度均值方差标准化方法使归一化后的人脸图像具有相同的均值和方差, 减少了光照对人脸图像的影响. 然后分别利用 PCA 和 LLE 各自在特征提取方面的优势, 在保留各类人脸样本拓扑结构的前提下, 减小了识别误差. 最后利

用LS-SVM判别方法进行判别,提高了识别速度.在ORL人连数据库上的实验表明,该方法具有较高的识别率和识别速度.有效解决了利用传统支持向量机方法进行识别中存在的识别速度慢的问题.如何进一步提高识别率有待于进一步的探索研究.

参考文献:

- [1] 刘青山,卢汉清,马颂德.综述人脸识别中的子空间方法[J].自动化学报,2003,29(6):900-911.
- [2] 张燕昆,杜平,刘重庆.基于主元分析与支持向量机的人脸识别方法[J].上海交通大学学报,2002,36(6):884-886.
- [3] Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000(290):2323-2326.
- [4] 郭锋,刘丽丽,吕凝.基于LLE和SVM的人像识别方法[J].吉林大学学报:信息科学版,2008,26(1):48-54.
- [5] 王自强,钱旭,孔敏.流形学习算法综述[J].计算机工程与应用,2008,44(35):9-12.

- [6] 周贤君,胡金演,郭凤.基于PCA算法的人脸图像预处理研究[J].电视技术,2008,32(7):17-19.
- [7] Vapnik V. The nature of statistical learning theory[M]. New York:Springer, 1995.
- [8] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers [J]. Neural Processing Letter, 1999,9(3):293-300.
- [9] Blanz V, Sch EL Kopf B, Vapnik V N. Extracting support data for a given task[C]// Proceedings of the 1st International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. Menlo Park, CA: AAAI Press, 1995: 252-257.
- [10] Hsu C W, Lin C J. A comparison of methods for Multi-class support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13 (2):415-425.

作者简介:

谈书才 男,(1984-),硕士研究生.研究方向为模式识别与智能系统.

黄景涛 男,(1977-),博士,副教授.研究方向为数据挖掘和智能优化算法及应用.

(上接第109页)

6 结束语

利用粗糙集和灰色关联理论对数据融合系统综合效能进行评估,在不影响关键信息的前提下,最大限度地消除了冗余指标,降低了计算量,并根据指标的重要性和所含信息量确定其权值,减少了评估中主观因素的影响,提高了评估的有效性和客观性.对数据融合系统的研制、论证和改进具有重要意义.

参考文献:

- [1] 何友,王国宏.多传感器信息融合及应用[M].北京:电子工业出版社,2000:1-10.
- [2] 彭云辉,缪栋,刘冬,等. UPF 算法在状态估计中的应用[J].微电子学与计算机,2006,23(11):41-43.
- [3] 郝晶,李卫忠,白剑林.一种多速率的交互式多模型粒子滤波算法[J].微电子学与计算机,2009,26(2):163-166.

- [4] 田杰,陈杰,窦丽华,等.多传感器信息融合性能的测试与评估[J].计算机工程,2003,29(10):84-85.
- [5] 营利荣.面向不确定性决策的杂合粗糙集方法及其应用[M].北京:科学出版社,2008:12-22.
- [6] 李永华,蒋芸,王小菊.一种基于rough集的属性约简的改进算法[J].计算机应用,2008,28(8):2001-2002.
- [7] 程钦文,沈云春,唐纯洁.潜射鱼雷作战能力综合评价模型[J].火力与指挥控制,2004,29(1):110-111.
- [8] 胡方,黄建国,褚福照.基于粗糙集的武器系统灰色关联评估模型[J].兵工学报,2008,29(2):254-255.

作者简介:

李阳 男,(1985-),硕士研究生.研究方向为数据融合.

王朝英 女,(1965-),副教授,硕士生导师.研究方向为数据融合、图像处理等.

郭威武 男,(1983-),硕士研究生.研究方向为军事通信.