

基于粗糙集和 mPCA 的人脸识别算法

任小康¹, 李文静¹, 靳艳峰²

(1. 西北师范大学数学与信息科学学院, 兰州 730070; 2. 兰州理工大学计算机与通信学院, 兰州 730070)

摘要: 提出了一种粗糙集与 mPCA 相结合的人脸识别算法。根据一定规则将人脸图像模块化, 对每一个小模块利用 PCA 进行处理, 对于经过 PCA 降维后的数据再利用粗糙集约减, 去除冗余信息。该方法可以减少姿势表情的变化给人脸识别带来的影响, 去除大量的冗余信息, 从而降低计算的复杂性, 提高识别率。基于 ORL 人脸数据库的实验结果表明, 该算法正确识别率达到 97%。

关键词: 粗糙集; 属性约减; 人脸识别

Face Recognition Algorithm Based on Rough Set and mPCA

REN Xiao-kang¹, LI Wen-jing¹, JIN Yan-feng²

(1. College of Mathematics and Information Science, Northwest Normal University, Lanzhou 730070;
2. College of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730070)

【Abstract】 This paper proposes a new face recognition approach based on rough set and mPCA. It modularizes the face images according to some very rules; and deals with the modular images by using PCA, reduces the data which has been descended by PCA. This method not only reduces the influence to face recognition brought by the change of pose and expression of the face images, but also wipes off a lot of redundant data. Thereby, it reduces the complexity of computation and enhances the recognition rate observably. Experimental result based on ORL face database shows that the correct recognition ratio can reach 97 percent.

【Key words】 rough set; attributes reduction; face recognition

1 概述

人脸识别是模式识别、计算机视觉、人工智能等领域知识的一个重要应用。光照情况、人脸角度变化以及尺寸变化、面部表情、遮挡的引入以及年龄的变化使人脸识别的难度大大增加。基于特征脸的人脸识别算法属于构造子空间的人脸识别方法, 其理论依据是主成分分析。该算法通过对大量样本进行主成分分析得到表征人脸子空间的一组正交基, 所提取的特征就是人脸图像在这个子空间中的投影向量, 然后用分类器分类。因为 PCA 方法只考虑了人脸图像的整体信息, 没有考虑到局部特征信息。本文提出一种基于粗糙集和 mPCA(Modular PCA)结合的人脸识别算法, 实验结果表明了该算法的可行性。

2 粗糙集理论

粗糙集理论通过去掉冗余属性, 可以大大简化知识的表达空间维数, 同时保持分类性质不变, 这样有利于降低计算复杂性, 可以描绘知识表达中不同属性的重要性, 进行知识表达空间简化, 从训练数据中获得推理规则。

定义 1 设 $I=(U,A)$ 是一信息系统, $B \subseteq A, X \subseteq U$, 则 X 在 B 下近似(B-lower Approximation), 记作 $\underline{B}X$, 在 B 上近似(B-upper Approximation), 记作 $\overline{B}X$, 分别定义为^[1]

$$\underline{B}X = \{x \in U | [x]_B \subseteq X\} \quad \overline{B}X = \{x \in U | [x]_B \cap X \neq \Phi\} \quad (1)$$

定义 2 设 $I=(U,A)$ 是一信息系统, $X=\{X_1, X_2, \dots, X_k\}$ 是 U 上关于决策属性 D 上的一个划分, $B \subseteq A$ 为一属性集, 则 X 关于 B 的近似分类的质量 Y_B 定义如下:

$$Y_B(x) = \frac{\sum_{i=1}^k |BX_i|}{|U|} = \frac{\sum_{i=1}^k |pos_c(X_i)|}{|U|} \quad (2)$$

将属性 a 添加 B 中所获得的近似分类质量增益为

$$\Delta Y_a(x) = Y_{B \cup \{a\}}(x) - Y_B(x) \quad (3)$$

3 基于 PCA 和粗糙集的特征提取、简化与选择

3.1 基于模块化 PCA 方法的特征选择

当光照条件变化的时候, 人脸只有部分区域会发生变化, 而其余部分会跟正常条件下图像保持一致。通过模块化人脸图像, 人脸识别就不会受到姿势表情以及光照变化的影响, 如同在正常条件下一样正确地进行人脸识别^[2]。在本文中, 将训练集中每一幅预处理过的图像划分为 N 个小模块, 这些子图像可以数学化为

$$I_{ij}(m,n) = I_i(-\frac{L}{\sqrt{N}}(j-1) + m, \frac{L}{\sqrt{N}}(j-1) + n) \quad (4)$$

其中, $i=1, 2, \dots, M$, M 为训练集中图像的数量; $j=1, 2, \dots, N$, N 为子图像的数量; m 和 n 从 1 到 L/\sqrt{N} 。图 1 为一幅人脸图像划分为 4 个模块。训练子图像的平均图像可由式(5)计算得到

$$A = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I_{ij} \quad (5)$$

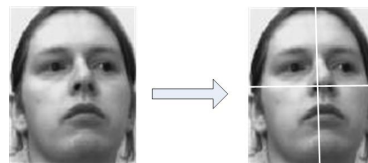


图 1 人脸模块化(N=4)

作者简介: 任小康(1963-), 男, 教授, 主研方向: 多媒体信息处理; 李文静, 硕士研究生; 靳艳峰, 硕士

收稿日期: 2007-08-30 **E-mail:** wenzhi20003011@126.com

从规格化的子图像可以计算出协方差矩阵:

$$C = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N Y_{ij} \cdot Y_{ij}^T \quad (6)$$

其中, $Y_{ij} = I_{ij} - A, \forall i, j$ 。

找到 C 的 M' 个最大的特征值对应的特征向量, 表示为 $E_1, E_2, \dots, E_{M'}$ 。测试子图像的权重:

$$W_{test jK} = E_K^T \cdot (I_{test j} - A) \quad \forall j, K \quad (7)$$

训练集中每个类的平均权重集合可以由式(8)计算得到:

$$T_{pjK} = \frac{1}{\Gamma} \sum_{K=1}^{M'} \sum_{n=1}^{\Gamma} W_{pnjK} \quad \forall p, j \quad (8)$$

最小距离的计算公式为

$$D_{pj} = \frac{1}{M'} \sum_{K=1}^{M'} |W_{test jK} - T_{pjK}| \quad (9)$$

$$D_p = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N D_{pj} \quad (10)$$

对于一个特定的值 p , 有 $\min(D_p) < \theta_i$ 。人脸的类就是与测试图像最接近的, 因此, 测试图像属于第 p 个人脸的类。

3.2 特征简化

接下来描述基于 mPCA 和粗糙集的人脸特征选取方法。假设给定一个有限数据集 T , 包含 N 个被标注了的类:

$$T = \{(x^1, c_{target}^1), (x^2, c_{target}^2), \dots, (x^N, c_{target}^N)\}$$

每一种情形 (x^i, c_{target}^i) ($i=1, 2, \dots, N$) 由一个 n 维的实际值的模式构成, 其中, $x^i \in R^n$; c_{target}^i 为相应的绝对目标类。

一个模式将被分成 $N \times n$ 的模式矩阵:

$$X = \begin{pmatrix} x^1 \\ x^2 \\ \vdots \\ x^N \end{pmatrix}$$

其中每一行包含一种模式, 利用 PCA 的方法提取模式矩阵 X , 得到一个 $n \times n$ 的最优 KL 变换矩阵 W_{KLT} 。整体映射的 $N \times m$ 模式矩阵 Y 可以根据式 $Y = XW_{KLT}^T$ 得到。

在这一阶段由 Y 表示的简化映射数据集被离散化, 因此, 可以计算出离散的属性数据集 $N \times m$ 的矩阵 Y_d 。这时来自于 Y_d 的模式被来自于原始数据集 T 的相应目标类标注出来。由此生成一个具有 m 维主元相关模式的决策表 DT_m , 根据该决策表利用式(2)、式(3)计算 d 的近似分类质量增益 $\Delta Y_d(x)$, 选择近似分类质量增益最大的属性加入 $A_{feature, reduce}$ ^[3], 可以计算出挑选的简化值 $A_{feature, reduce}$, 其长度为 l , 可将其作为最终选择的属性集。在这里, 简化计算是一个纯粹的特征选择过程, 选择的属性就是映射的主元向量的基础^[4]。

结合 mPCA 和粗糙集提取的特征脸如图 2 所示。

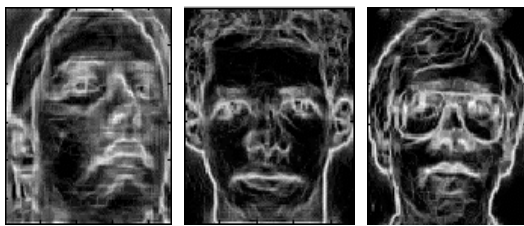


图 2 mPCA 和粗糙集结合提取的特征脸

最终的离散属性决策表 $DT_{f,d}$ 由离散矩阵 Y_d 的列向量组成, 它也包含在选择的特征集 $A_{feature, reduce}$ 中。 $DT_{f,d}$ 中的每一个模式都被相应的目标类所标注出来, 类似地可以得到一个以

实际值作为简化的决策表 $DT_{f,d}$, 该表是从实际值映射的矩阵 Y 提取出来的列向量, 而 Y 又包含在选择的特征集 $A_{feature, reduce}$ 中。2 个简化的决策表都可以用来设计分类器^[4-6]。

3.3 利用 mPCA 和粗糙集进行特征提取的算法

给定一个包含 n 维模式的 N 维的数据集 T , 具有实际值属性, 长度 l , 关联类 $\{(x^1, c_{target}^1), (x^2, c_{target}^2), \dots, (x^N, c_{target}^N)\}$:

- (1) 将人脸图像进模块化, 然后针对每一个小模块按照步骤(2)依次处理。
- (2) 对原始类标注的数据集 T 进行分离, 得到一个 $N \times n$ 的数据模式矩阵 X 。
- (3) 计算 X 的协方差矩阵 R_x 的特征值和特征向量, 并按照递减的次序进行排列。
- (4) 根据定义的方法在主元素空间选择维数降为 $m \leq n$ 的一个特征向量, 该方法是基于计算出来的特征值作出的判断。
- (5) 基于 R_x 的特征向量计算最优的 $N \times n$ KLT 矩阵 W_{KLT} 。
- (6) 在主元空间根据公式 $y = W_{KLT} x$ 将原始模式从 X 转换为 m 维的简单向量模式, 或者根据公式 $Y = XW_{KLT}^T$ 做整体的模式转换, 其中 Y 是 $N \times m$ 矩阵。
- (7) 在 Y 中将模式离散化得到矩阵 Y_d 。
- (8) 用 Y_d 中模式组成决策表 DT_m , 相应的类来自原始数据集 T 。
- (9) 利用式(2)、式(3)计算近似分类质量增益 $\Delta Y_d(x)$, 选择近似分类质量增益最大的属性加入 $A_{feature, reduce}$, 得到决策表 DT_m 中一个选择的简化值, 作为一个选择的特征集合来描述 DT_m 中的所有概念。
- (10) 得出最终的离散的属性决策表 $DT_{f,d}$, 其中包含了映射的离散矩阵 Y_d 的列向量, 与选择的特征集相对应。

4 实验

4.1 人脸图像数据库

本文的实验是在 ORL 人脸数据库上进行的。主要包含了面部表情和光照条件不同的人脸图像, 每 10 幅图像中用 7 幅作为训练集, 剩下的 3 幅作为测试集。训练图像和测试图像的选择主要是为了便于 3 种方法在不均匀的光照和局部闭塞条件下的对比。

在训练和测试识别率的实验过程中, 每次都从每个人的 10 幅图像的集合中删除 1 幅, 重复 10 次, 每次删除 1 幅不同的图像。这种测试方法将在后面涉及到。

4.2 实验结果

4.2.1 不同 M' 情况下的结果

笔者测试了 PCA、传统模块 PCA 和本文提出的基于粗糙集的模式 PCA 算法在不同的向量数目下的识别效果。增加特征向量的个数可以提高识别率, 但计算成本也会随着相连个数的增加而线性增长。随着 M' 的增大, PCA 和 mPCA 的识别率都在增长, 当 $M' > 30$ 时没有太大改进。实验表明本文提出的 NmPCA 方法具有更高的识别率, 见图 3。

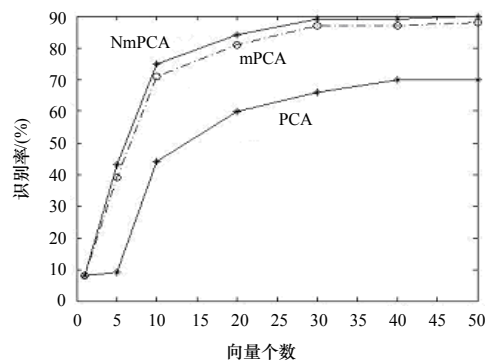


图 3 PCA, mPCA and NmPCA 的识别率比较

4.2.2 表情变化和不同光照条件下的结果

在本实验中主要测试了 mPCA 和 NmPCA 两种方法下识别率、错误识别率和错误拒绝率,利用 ORL 数据库在不同表情和光照条件下进行测试。训练图像和测试图像按照 4.1 节的方法选择。图 4 给出了 mPCA 识别率、误识率、错误拒绝率分别为 0.44, 0.31, 0.24 情况下对应 NmPCA 的值,图 5 给出了 mPCA 识别率、误识率、错误拒绝率分别为 0.48, 0.36, 0.16 情况下对应 NmPCA 的值。

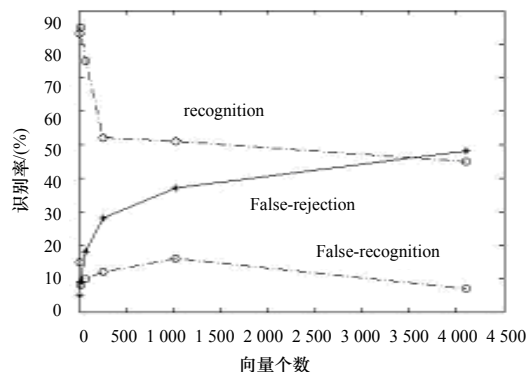


图 4 三率分别为 0.44, 0.31, 0.24 时 NmPCA 的值

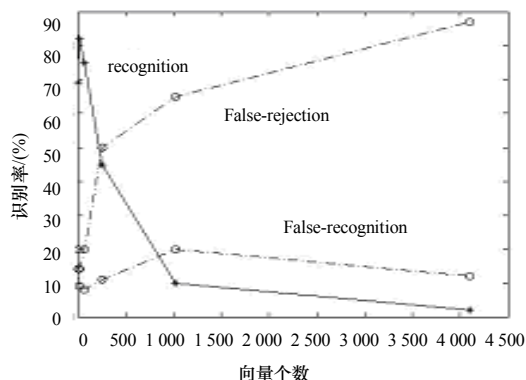


图 5 三率分别为 0.48, 0.36, 0.16 时 NmPCA 的值

4.2.3 N 值的变化对识别结果的影响

分割块数发生变化时,识别效率也会发生相应的变化,本文通过实验比较了分割数为 2×2 , 4×4 , 8×8 , 16×16 情况下的识别率变化情况,图 6 给出了识别率随着分割数变化而变化的情况,其中,特征向量取 40 个。从图 6 看出,识别率

随着分割数的增加先提高而后下降,在分割数为 4×4 时,识别率达到了最大值。原因在于如果人脸分割数太多,全局信息就不明显了,所以识别率会降低。

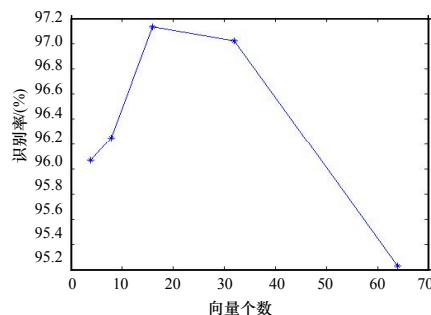


图 6 识别率随 N 值的变化情况

5 结束语

本文提出一种新的基于粗糙集模块化 PCA 人脸识别方法,它不仅是对 PCA 方法的延伸,更是对传统的模块化 PCA 方法的改进和补充。对原始图像的模块化保留了更多的局部特征,使姿势表情因素对人脸识别的影响大大下降;而利用粗糙集对 mPCA 处理过的图像进行特征简化,去除了不相关的冗余数据,降低了时间复杂度,得到了较高的识别率。实验表明了本文方法的有效性。

参考文献

- [1] 张文修. 粗糙集理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2001-03-13.
- [2] 蔡巍伟. 基于 PCA 的人脸算法研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2004.
- [3] 周丽芳, 李伟生, 吴渝. 基于模糊粗糙集属性约简的人脸识别技术[J]. 计算机应用, 2006, 26(12): 125-127.
- [4] Skowron A. Rough Sets in KDD (Plenary Talk)[C]//Proceedings of Conference on Intelligent Information Processing. Beijing, China: Publishing House of Electronic Industry, 2000: 1-17.
- [5] Bazan J. A Comparison of Dynamic and Non-dynamic Rough Set Methods for Extracting Laws from Decision System[M]//Polkowski L, Skowron A. Rough Sets in Knowledge Discovery, Vol. 1. Heidelberg, Germany: Physica-Verlag, 1998: 321-365.
- [6] Bazan J, Skowron A, Synak P. Dynamic Reducts as a Tool for Extracting Laws from Decision Tables[C]//Proceedings of the Symposium on Methodologies for Intelligent Systems. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1994: 346-355.

(上接第 173 页)

4 结束语

本系统的高安全主要取决于高安全密码算法组合和恰当的密钥管理,选择 AES + RSA + SHA-256 这组密码算法组合,大大增强了系统的安全性;证书管理与地址簿管理合二为一,既能有效管理证书,又简化了用户操作。系统遵循标准,软件架构设计合理,开发实现有特色。

系统已投入运行约 2 年,实践证明其完全达到了预定的设计目标,既具有常规 Web 电子邮件客户端功能,又大大增强了邮件的保密性、完整性、身份认证和不可抵赖性等安全功能。

参考文献

- [1] Stallings W. Cryptography and Network Security Principles and Practice[M]. 3rd ed. [S. l.]: Prentice Hall, 2003.
- [2] Crocker S, Freed N, Galvin J, et al. MIME Object Security Services[S]. RFC 1848, 1995.
- [3] Galvin J, Murphy S, Crocker S, et al. Security Multiparts for MIME: Multipart/Signed and Multipart/Encrypted[S]. RFC 1847, 1995.
- [4] 陈建奇, 张玉清, 李学农, 等. 安全电子邮件的研究与实现[J]. 计算机工程, 2002, 28(6): 121-122.
- [5] Bass L, Clements P, Kazman R. Software Architecture in Practice[M]. 2nd ed. [S. l.]: Addison-Wesley, 2003.