

基于稀疏表示的人脸识别算法

赵 璞 袁 华

(桂林电子科技大学信息与通信学院, 广西 桂林 541004)

【摘 要】近年来, 人脸识别一直是计算机视觉和模式识别领域一个很热门研究课题。随着压缩感知理论的发展, 稀疏表示已经成功应用于人脸识别。文章系统地综述了人脸识别的研究现状、系统, 并重点介绍了基于稀疏表示的人脸识别算法及求解, 最后对人脸识别算法存在的问题以及发展进行了展望。

【关键词】人脸识别; 压缩感知; 稀疏表示; 梯度投影法; 同伦算法

【中图分类号】TP391.41

【文献标识码】A

【文章编号】1008-1151(2014)04-0032-03

Face recognition algorithm based on sparse representation

Abstract: Face recognition has been an active research topic in computer vision and pattern recognition in recent years. With the development of compressed sensing, the sparse representation based classification has been successfully used in face recognition. This paper systematically summarizes the research status of face recognition technology, system, and mainly introduces the algorithm of face recognition based on sparse representation and solving. Finally, the current existing problems and future development of face recognition algorithm is discussed.

Key words: Face recognition; compressed sensing; sparse representation; gradient projection; homotopy methods

人脸识别 (Face Recognition) 技术是指对输入的视频流或静态的图像, 在判断存在人脸之后, 进一步标出人脸的位置后, 并提取主要脸部器官的特征信息, 将其与预先存储的图像数据库进行对比, 最终验证或者识别一个或者多个人身份的技术^[1]。自动人脸识别的研究已经进行了 40 多年, 正在不断完善并被广大科研工作者所研究, 学科涉及计算机视觉、模式识别、生物识别、机器视觉、神经网络等。在信息化高度发达的商业社会, 人脸识别已经应用于许多商业领域: 如医学诊断、刑事鉴定、安全系统、智能监控、图像处理、三维动画、人机交互、关口控制、检查考勤等。

1 人脸识别系统

一般的人脸识别系统包括以下几个步骤: 图像获取、人脸检测和定位、归一化处理、特征提取、分类识别。其基本框图如下图 1 所示。

(1) 图像获取。人脸图像采集主要依靠照相机、摄像机或其它图片的采集设备, 再把图像转化为可供处理的格式。

(2) 人脸检测和定位。首先用人脸检测算法检测是否存在人脸, 再在图像中定位和确定人脸的位置, 并用矩形框标记。

(3) 归一化处理。对人脸归一化即标准化处理人脸, 调整不同人脸的亮度和大小, 使它们达到一致。

(4) 特征提取。对归一化之后的人脸图像用特征提取相关算法来提取出人脸的关键特征, 为下一步人脸的分类识别做好准备。

(5) 分类决策。首先设计好分类器, 通过该分类器利用关键特征对图像进行分类识别, 最后输出识别结果。

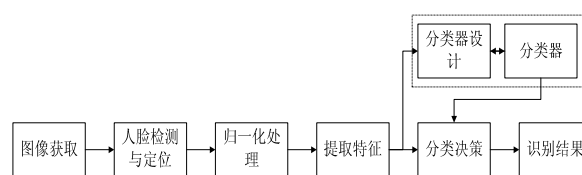


图 1 人脸识别框图

2 常用的人脸识别算法

国内的研究方法主要包括三类: 基于的几何特征的识别方法, 基于代数特征的识别方法, 基于自动连接机制的识别

【收稿日期】2014-03-12

【基金项目】广西自然科学基金 (No. 2013GXNSFDA019030, 2013GXNSFAA019331, 2012GXNSFBA053014, 2012GXNSFAA053231); 广西科技计划项目 (桂科攻 1348020-6, 桂科能 1298025-7); 广西教育厅项目 (No. 201202ZD040, 201202ZD044, 2013YB091)。

【作者简介】赵璞 (1987 -), 女, 湖南娄底人, 桂林电子科技大学信息与通信学院硕士研究生, 研究方向为图像处理、人脸识别。

【通讯作者】袁华 (1975 -), 男, 湖北宜昌人, 桂林电子科技大学信息与通信学院讲师, 研究方向为图像处理、智能信号处理。

方法。近年来, Wright^[2]等提出稀疏表示算法, 作为人脸识别的新方法, 已经引起了国内外研究者的广泛关注。本文重点介绍此类方法。

2.1 基于主成分分析的人脸识别算法

基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)算法由 Pentland 和 Turk^[3]在 1991 年提出, 它的原理是首先进行 K-L 变换, 将得到的特征值按从大到小的顺序排列, 然后挑选出相对较大的特征值所对应的特征向量, 得到一个具有关键特征信息的子空间, 即正交基。将高维图像样本投影到该低维子空间中, 可以得到包含人脸图像重要特征, 最后用特征进行分类识别。

(1) 计算训练样本的离散度矩阵

设有 N 维训练样本图像 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 在一个 n 维的空间中, 则样本集均值向量 μ , 其中 x_k 表示一张训练样本图像。则训练样本的总体离散度矩阵 S_T 被定义为:

$$S_T = \sum_{k=1}^N (x_k - \mu)(x_k - \mu)^T \quad (1)$$

(2) 构造特征子空间

在求得 S_T 后, 再计算它的特征值和特征向量, 完成特征子空间的构造。首先把特征值按从大到小降序排列, 其特征向量依次与之对应的排列。选择前 m 个最大的特征值对应的 n 维特征向量 $W^T = \{w_i | i=1, 2, \dots, m\}$, 构成特征向量子空间。因为这些特征向量具有与原始图像相同的形状, 被称为特征图像和特征脸。在 ORL 人脸库中进行 PCA 算法实验, 共 400 个样本, 40 人, 测试样本为每人 4 幅, 训练样本每人 6 幅。下图为最大 10 个特征值构成的特征脸。



图 2 PCA 实验的特征脸

(3) 分类识别

通过特征矩阵 W^T , 将测试样本和训练样本都投影到特征子空间并进行比较, 利用最近邻分类准则对测试样本进行分类。

2.2 基于支持向量机的人脸识别算法

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)由 Vapnik 等在 1995 年提出, 是一种基于结构风险最小化(Structural Risk Minimization, SRM)原则的模式识别算法。它通过最大化边缘与最小化分类误差而构造最优超平面, 在解决小样本、高维识别具有良好的性能^[4]。SVM 主要解决二分类问题, 针

对两类线性可分样本, 为了构造最优超平面, 样本集中的所有向量应满足以下条件:

(1) 能够被某一超平面准确划分;

(2) 超平面与距离该超平面最近的异类向量距离最大, 即分类间隔最大。

SVM 算法识别人脸, 能较好地解决了小样本、高维数、非线性等问题, 并具有较好的鲁棒性。但同时也存在一些缺点, 如 SVM 算法将灰度值作为特征值。这会使数据特征维数太高, 从而使得算法效率低。所以一般采用将其他分类识别方法与 SVM 相结合实现人脸识别。

2.3 基于稀疏表示的人脸识别算法

稀疏表示(Sparse representation, SR)起源于对信号处理的应用, 以压缩感知(Compressed Sensing, CS)为原理, 目的在于以比香农定理更低的采样率来表示信号, 即用尽可能多的零系数来压缩和表示信号。而人脸图像是一种特殊的信号, 它的表示及其压缩也同样具有“稀疏”这一特点, 因此理论上可以将稀疏表示应用于人脸识别^[5]。

Wright^[2]等提出稀疏表示算法(Sparse Representation based Classification, SRC), 将测试人脸用训练图像进行线性稀疏表示, 将求解优化问题得到的稀疏系数对样本判别归类。

设训练图像构成一个样本集, 训练样本有足够多类, 第 i 类训练样本矩阵为 $A \in R^{n \times m}$ 为训练样本字典, $y \in R^n$ 为测试样本, 则 Wright^[2]等提出稀疏表示算法模型:

$$\min \|x\|_1, s.t. b = Ax \quad (2)$$

$$\text{或者 } \min \|x\|_1, s.t. \|b - Ax\|_2 \leq \varepsilon \quad (3)$$

为了寻找高效的算法来解决(3)这些问题, 在本文中, 主要探讨梯度投影法(Gradient Projection, GP)和同伦算法(Homotopy Methods, HM)^[6]。

2.3.1 梯度投影法

为了解决(3)的问题最小 $\|x\|_1$ 问题, 运用拉格朗日算法, λ 是拉格朗日乘数。则问题可以转化为:

$$x^* = \arg \min_x F(x) = \arg \min_x \frac{1}{2} \|b - Ax\|_2^2 + \lambda \|x\|_1 \quad (4)$$

对于(4)式, 用截断牛顿内点方法(TNIPM)即 L1LS 算法, 来解决这个二次规划问题。则目标函数(4)转化为不等式约束的二次规划问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|Ax - b\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^n u_i \\ \text{s.t.} \quad & -u_i \leq x_i \leq u_i, i=1, \dots, n \end{aligned} \quad (5)$$

其中, 约束条件 $-u_i \leq x_i \leq u_i$ 误差部分可以由对数栅栏函数构造为:

$$\Phi(x, u) = -\sum_i \log(u_i + x_i) - \sum_i \log(u_i - x_i) \quad (6)$$

在 (x, u) 域上, 可以得到最小值 $(x^*(t), u^*(t))$ 的凸函数为:

$$F_t(x, u) = t \left(\|Ax - b\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^n u_i \right) + \Phi(x, u) \quad (7)$$

其中, 参数 $t \in [0, \infty)$ 。上式可以被最小化标准的内点法来计算优化后的搜索梯度方向。

$$\nabla^2 F_t(x, u) \cdot \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta u \end{bmatrix} = -\nabla F_t(x, u) \in R^{2n} \quad (8)$$

根据这个梯度方向, 很容易利用 GP 法求得稀疏表示的结果。

2.3.2 同伦算法

在 (3) 式中, 对于一个固定的 λ , 当 $0 \in \partial F(x)$ 时取最优解。如果定义 $\lambda = \{x_\lambda^* : \lambda \in [0, \infty)\}$, 其中, x 随 λ 的改变而变化: 当 $\lambda \rightarrow \infty, x_\lambda^* = 0$; 当 $\lambda \rightarrow 0$, x_λ^* 收敛于 (2)。随着 λ 的减少, 同伦算法利用一个原理: 目标函数 $F(x)$ 经历从 L2 范数约束到在 (3) 式中 L1 范数的目标。此外, 可以证明解路径 x 是分段常数 λ 的函数。因此, 在构建一个递减序列 λ , 只需要找出那些导致 x_λ^* 支撑集变化断点, 即任一新的非零系数增加或前一个非零系数去除的变化。

在计算 $\partial F(x)$ 时的主要困难的是, ℓ_1 范数项是不是全球可微。因此, 可以考虑 $\|x\|_1$ 的次微分定义如下:

$$u(x) = \partial \|x\|_1 = \left\{ u \in R^n : \begin{array}{l} u_i = \text{sign}(x_i), x_i \neq 0 \\ u_i \in [-1, 1], x_i = 0 \end{array} \right\} \quad (9)$$

该算法以初始值 $x^{(0)} = 0$ 的迭代方式运行。在每次迭代时, 对于一个非零 λ , 分配 $\partial F(x) = 0: c(x) = A^T b - A^T A x = \lambda u(x)$ 。

因此, 从定义 (9), 我们保持稀疏支撑集: $I = \{i : |c_i^{(t)}| = \lambda\}$ 。然

后迭代更新点 $x^{(k)}$, 根据系数和幅度的正/负方向。

图 3 表示在 AR 人脸库中进行 SRC 算法实验, 测试和训练样本各 700 幅, 共 100 人, 每人 7 幅。下图为根据遮挡率的变化, 用 L1LS 算法和同伦算法解 SRC 模型的识别率对比图。

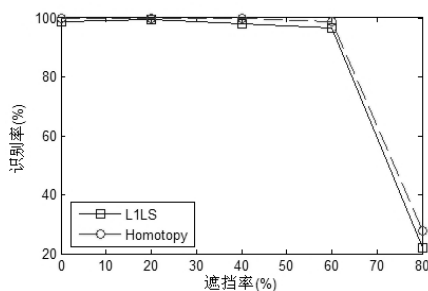


图 3 人脸遮挡时识别率对比

3 结语

人脸识别与其他生物特征识别技术相比具有更隐蔽、便利、非侵犯性、实用、友好、追踪能力强等优点, 已经受到各个领域科研人员的广泛研究和关注。但是, 人脸识别仍存在一些需要解决的难点问题:

(1) 实时采集的人脸一般是未配准的, 而基于稀疏表示的人脸识别算法在未对齐的情况下, 其算法鲁棒性会大大下降, 因此如何处理未对齐的人脸图像是待解决的问题, 对算法性能提出了挑战。

(2) 大量研究表明, 人脸的局部图像在识别时所起的作用不同, 因此应该根据人脸不同部分对识别的贡献不同, 赋予不同的权重, 从而提高算法性能。

(3) 在实时的人脸识别环境中, 采集到海量的数据使人脸库巨大。实验结果表明, 当数据库极大时, 人脸识别算法性能会大大下降, 算法复杂度极高。因此如何对数据库进行预处理, 是值得研究的方法。

【参考文献】

- [1] NGOC-SON V, CAPLIER A. Enhanced patterns of oriented edge magnitudes for face recognition and image matching[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(3): 1352 - 1365.
- [2] WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210 - 227.
- [3] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition[J]. Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71 - 86.
- [4] WEI P, XIONG Wei-qing, WANG Xiao-quan. A design and complement for face recognition[C]//Proc of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2004: 3666 - 3669.
- [5] YANG A-y, SASTRY S S, GANESH A, et al. Fast x2113; 1-minimization algorithms and an application in robust face recognition: A review[C]//Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on, 2010: 1849 - 1852.
- [6] Yang M, Zhang L. Gabor feature based sparse representation for face recognition with Gabor occlusion dictionary [M]// Computer Vision - ECCV 2010. Springer Berlin Heidelberg, 2010: 448 - 461.