

Research on Low-resolution Face Recognition Technology Based on Multi-algorithm Fusion

Hui Lu

China Railway New Silk Road Construction Investment Management Co., Ltd., Xi'an, Shaanxi, 710000, China

Abstract

Aiming at some areas of domestic railway stations using low-resolution video surveillance cameras for security monitoring, the stored surveillance video has problems such as low resolution and inability to obtain clear face information. This paper proposes a low-resolution face based on multiple algorithms recognition methods. First, the improved hybrid MAP/POCS algorithm is used to reconstruct the low-rate image to obtain more detailed image information, and then the 2DPCA algorithm is used to perform face recognition on the reconstructed image information. Experimental results show that this method can effectively solve the problem of face recognition in the case of low-resolution video surveillance.

Keywords

MAP/POCS algorithm; 2DPCA algorithm; low resolution; face recognition

基于多算法融合的低分辨率人脸识别技术研究

卢辉

中铁新丝路建设投资管理有限公司, 中国·陕西 西安 710000

摘要

针对中国铁路车站部分区域使用低分辨率视频监控摄像机进行安防监控, 存储的监控视频存在分辨率较低、无法获取清晰的人脸信息等问题, 论文提出一种多算法融合的低分辨率人脸识别方法。首先, 使用改进混合MAP/POCS算法对低分辨率图像进行重建, 以得到更多图像细节信息, 再使用2DPCA算法对重建后的图像信息进行人脸识别。实验结果表明, 该方法可以有效地解决低分辨率视频监控情况下的人脸识别问题。

关键词

MAP/POCS算法; 2DPCA算法; 低分辨率; 人脸识别

1 引言

在互联网信息技术高速发展和普及的现在, 人脸识别已经在各个行业中展现出极大的作用。特别是在机场、地铁、大铁、商场、监狱、人脸支付、人脸信用登乘等需要安全保障的场所。但是在部分铁路站点的摄像设备比较陈旧并未更新到比较高的分辨率, 或者是单个摄像头拍摄面积太大导致部分区域的像素点占比过少, 以至于获取到的人脸部分图像的分辨率较低, 基本不能达到现有人脸识别技术的识别要求。为了在低分辨率人脸识别技术方面有所突破。论文的研究主要就是解决人脸部分在像素点较少(即低分辨率)的情况下的人脸识别问题^[1]。

2 低分辨率图像重建

2.1 基于 MAP 的超分辨率重建

MAP 算法是一种概率估算法, 通过对既有的经验进行

总结, 得出观测函数, 再对他们进行最大后验概率的估计, 再通过约束条件进行迭代, 从而使整个概率达到最大值。由此得到最后的估计结果, 此结果虽然不是原本的结果, 但是它非常接近原来的解, 此方法用在图像的重构可以最大程度地接近原图像。

任何已损图像都可以将其看作一个无损图像经过欠采样矩阵作用后再加入一定的环境噪声构成的。所以可以将其整理为这样一个低—高分辨图像变换关系:

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n}$$

其中, \mathbf{H} 是图像欠采样估计矩阵; \mathbf{n} 是噪声干扰项; \mathbf{y} 是低分辨率图像。

算法实现步骤:

①令后验概率 $P\{\mathbf{x}|\{\mathbf{y}\}\}$ 取最大值:

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \max_{\mathbf{x}} \log P(\mathbf{x}|\mathbf{y}^{(1)}, \dots, \mathbf{y}^{(c)})$$

其中, c 为奇数。

②对其使用 Bayes 定理, 找出最大概率的解:

【作者简介】卢辉(1984-), 男, 中国陕西凤县人, 本科, 工程师, 从事城市轨道交通工程研究。

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \max_{\mathbf{x}} \left\{ \log P(\mathbf{x}) + \log P(\mathbf{y}^{(1)}, \dots, \mathbf{y}^{(c)} | \mathbf{x}) \right\}$$

③约定迭代求解的约束函数, 设定为:

$$\Phi(\mathbf{x}) = \alpha \|\mathbf{x}\|^2 + \beta \sum_{k=1}^{k=c} \|\mathbf{y}^{(k)} - \hat{\mathbf{H}}^{(k)} \mathbf{x}\|^2$$

其中, α 、 β 为系统约束参数。

④进一步使用最大梯度法进行迭代求解:

$$\Phi(\mathbf{x}_{k+1}) = \Phi(\mathbf{x}_k) - \lambda \nabla \Phi(\mathbf{x}_k)$$

其中, λ 为迭代步长。

2.2 基于 POCS 的超分辨率重建

POCS 算法是一种空间投影算法。思路是一个高分辨率的原图像经过一个降质投影空间的作用, 映射到一个低分辨率的图像空间中, 实现图像的降质化。如果可通过算法解算出整个降质投影空间的投影特质, 就可以在一定程度上将低分辨率图像通过整个特质空间进行逆向还原出高分辨率图像。这个特质投影空间可能不是一个单一的空间, 大多数情况下是一个投影空间集合。算法的详细流程如下。

算法实现步骤:

①将高分辨率图像 \mathbf{X} 按照投影函数 $\sigma(\mathbf{x})$ 进行离散投影得到低分辨率图像 \mathbf{y} , 其关系方程如下:

$$\mathbf{y} = \int \int_{-\infty}^{+\infty} f(\mathbf{x}) \sigma(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

②定义解图像估计集:

$$C = \{ \mathbf{f} : \sigma^T \mathbf{f} = \mathbf{y} \}$$

其中, \mathbf{f} 为图像 \mathbf{y} 的列向量; σ 为函数 $\sigma(\mathbf{x})$ 的列向量。并且还需要遵守约束条件:

$$C_A = \{ \mathbf{f} : 0 \leq \mathbf{f}(i) \leq 255 \}$$

③定义对应的投影算子为:

$$P_A \mathbf{f}(i) = \begin{cases} 0 & \mathbf{f}(i) < 0 \\ \mathbf{f}(i) & 0 \leq \mathbf{f}(i) \leq 255 \\ 255 & \mathbf{f}(i) > 255 \end{cases}$$

若有其他需要约束的集合也能使用这种相类似的定义方法。

④当存在 K 个约束条件投影算子为 $P_i, i=1, 2, \dots, K$ 的凸集, 则估计解图像就可以由初解 $\mathbf{f}^{(0)}$ 进行 K 个投影。并按照投影迭代算子进行迭代。

$$\mathbf{f}^{(n+1)} = P_1 P_2 \dots P_K \mathbf{f}^n$$

满足以下条件之一就停止: 等于限定迭代次数、邻近迭代次数的估计偏差低于偏差阈值。

2.3 混合 MAP/POCS 重建算法

MAP 和 POCS 算法有很多相似点, 都需要通过迭代实现最终解的确定, 也都是需要一定的迭代约束条件。不过两种算法的迭代初始值不太相同以及迭代方法和约束条件的内容有所差异, 就体现出了不同的图像重构效果。POCS 的迭代初始值是一个低分辨率图像, 然后通过估算的投影空间, 并加入其他的低分辨率图像进行连续迭代。从而可以看

出, 此算法的解图像会受到初始解图像的制约, 在不断的迭代过程中会不断地在初始解中添加新增加的内容, 而这些内容更多的是体现在图像的细节和边缘效应上的。所以在此算法求解出来的图像具有较好的细节和边缘效果, 而在整体的结构的重建中有所欠缺。MAP 算法的初始值和迭代方式和 POCS 有所不同, MAP 的整体思路是求最大后验概率, 所以在求解时的迭代方式和求解方式都是使用的概率学的内容。它将这一段图像序列的像素特征进行汇总, 然后进行最大后验概率求解, 得到的部分都是在这串图像序列中的出现概率最大的或者对整体图像序列影响效果最大的特征。此算法的优势在于可以得到一个唯一且稳定的解图像, 而且图像的大局观恢复效果较好, 即图像的肉眼观测效果较好。由此可知, 两种算法在结果上具有较好的互补性, 一个注重大局恢复效果, 一个细节效果好; 一个初值影响大, 易出现多解, 一个初值影响小, 可得到稳定唯一解。顺理成章地就可以想到将两个算法进行结合得到一个混合算法, 以便继承两者的共同优势^[2]。

常规的混合方式是将 POCS 的外壳作为凸集框架, 加入 MAP 的概率计算条件作为凸集投影算子的约束条件。其操作步骤如下:

①构建混合算法投影凸集:

$$C_M = \left\{ \mathbf{f} : \min \left\{ \frac{1}{2\sigma^2} (\mathbf{Y} - \mathbf{H}\mathbf{X})^T (\mathbf{Y} - \mathbf{H}\mathbf{X}) + \frac{1}{2\lambda} \mathbf{X}^T \mathbf{C}_X^{-1} \mathbf{X} \right\} \right\}$$

②构建凸集投影算子:

$$P_M = \left\{ \mathbf{X}^{(i+1)} = \mathbf{X}^{(i)} - \varepsilon_i \text{grad} \left[\frac{1}{2\sigma^2} (\mathbf{Y} - \mathbf{H}\mathbf{X})^T (\mathbf{Y} - \mathbf{H}\mathbf{X}) + \frac{1}{2\lambda} \mathbf{X}^T \mathbf{C}_X^{-1} \mathbf{X} \right] \right\}_{\mathbf{X}=\mathbf{X}^{(i)}}$$

③按照下面的过程进行迭代:

$$\mathbf{X}^{(j+1)} = P_A \left\{ P_K P_{K-1} \dots P_1 \left\{ P_M \left\{ \mathbf{X}^{(j)} \right\} \right\} \right\}$$

2.4 改进混合 MAP/POCS 重建算法

前面以 POCS 的外壳作为凸集框架的结合方式, 但并未合理发挥出 MAP 算法的降噪能力。于是对两种算法的结合点进行改进。将 POCS 的凸集约束条件添加到 MAP 算法的一致性约束条件中。其操作步骤如下:

①构建符合两者约束条件的一致性约束条件函数:

$$f_{M/P} = \arg \min \left[\frac{1}{2\sigma^2} (\mathbf{Y} - \mathbf{H}\mathbf{X})^T (\mathbf{Y} - \mathbf{H}\mathbf{X}) + \frac{1}{2\lambda} \mathbf{X}^T \mathbf{C}_X^{-1} \mathbf{X} \right] \text{ 且 } |R^{(x)}| \leq \delta_0$$

其中, δ_0 是允许的约束偏差最大值; $R^{(x)}$ 是偏差矩阵。

②按照最大负梯度求解法进行迭代运算并求解。

3 重构图像的人脸识别

2DPCA 是在 PCA 的基础上改进而来的, 主要是减少了系统的计算量, 提高计算速度, 从而可以使用更多的人脸特征, 进而提高识别率。

PCA 的核心转化思想是将原始人脸化为一组正交向量, 去除一些可以被正交向量表示的相关向量, 以此构成新的人脸空间, 从而达到降维的目的。利用降维后的人脸空间, 提

取其中的有效特征值和特征向量,实现对单个人脸的特征提取,进一步使用多图片训练这个人的脸特征^[3]。

2DPCA 的识别步骤:

①读取人脸库。对读取的人脸库数据进行尺寸的统一化,并将其进行矢量转化,得到二维特征矢量 $2 \times n^2$ 的矢量集。

②计算 K-L 变换矩阵得到人脸样本的特征总集。

③SVD 计算待识别图像的人脸特征。

④使用邻近分类法对特征总集的图片进行分类。

⑤对分类后的图像采用欧式距离函数进行精确识别。

4 实验结果及分析

4.1 实验环境介绍

实验所用设备的处理器为 Intel Core i5-8265U-1.6GHz,内存为 8 GB~1600 MHz,显卡为 Intel UHD graphics 620;操作系统为 Windows 7×64,算法实验工具软件为 Matlab 2012b。详细配置状况如表 1 所示。

表 1 实验环境

软件	操作系统	Windows 7×64
	算法实现软件	Matlab 2012b
硬件	处理器	Intel Core i5-8265U-1.6GHz
	内存	8GB~1600MHz
	显卡	Intel UHD graphics 620

4.2 实验结果分析

采用 Matlab 内置的 Lina 图像进行图像重构算法的实验,首先对 Lina 图像进行有损像素压缩,得到模拟的低分辨率图像,再对图像进行算法重构。对重构后的图像进行质量评价,以分辨各种算法的优劣。评价函数主要有均方误差 (MSE) 和峰值信噪比 (PSNR)。表 2 为各个算法在重构图像后的评价情况。

表 2 实验图像的质量评价

	POCS 算法	MAP	混合 MAP/POCS	改进混合 MAP/POCS
PSNR	48.91	47.25	50.33	62.11
MSE	0.45	0.42	0.32	0.17

评价指标中 PSNR 越大, MSE 越小,重建的图像质量越好。

可以看出改进的 MAP/POCS 在重构图像时的恢复效果较好,能够恢复出较多的特征值,还能减少较多的系统噪声。

验证人脸识别算法是使用 ORL 人脸库进行实验,同时对 PCA 和 2DPCA 算法的识别率情况进行对比。将人脸库的人脸数据进行分组,并对每次是被时使用的图像数量进行递增。最后得到识别率的分布图(见图 1)。

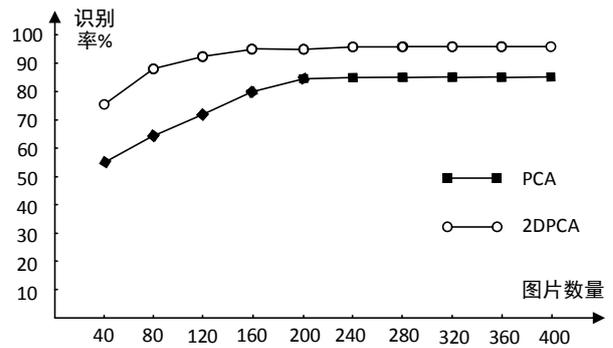


图 1 两种算法识别率对比

可以看出 2DPCA 算法的识别率明显高于 PCA 算法,而且 2DPCA 可以使用较少的图片就可以达到稳定的识别率。

5 结语

论文为解决图片质量较低引起的人脸识别效率下降的问题,使用了一种改进的混合 MAP/POCS 算法,此算法可以有效地结合了 MAP 和 POCS 算法在提高视频图片质量的不同优势,使图像的特征值变得更易于识别。而且在后续还使用了 2DPCA 的人脸识别算法,可以在 PCA 算法的基础上有效提高系统对人脸的正确识别概率。

参考文献

- [1] 绍乐图,陈晨,张红刚,等.改进的混合MAP-POCS超分辨率图像复原算法研究[J].电光与控制,2015,22(2):5.
- [2] 卜丽静,苏旭,张正鹏.单源性约束的SAR图像序列MAP超分辨率重建[J].测绘科学,2019,44(8):97-105+125.
- [3] 杜玉萍,刘严严.基于POCS的微扫描超分辨率图像重建算法研究[J].光电技术应用,2019,34(6):5.