

大学计算机学科学术研究进展系列丛书

基于一致流形学习的 人脸超分辨率算法研究



江俊君 黄克斌 著



科学出版社

大学计算机科学学术研究进展系列丛书

基于一致流形学习的人脸超分辨率算法研究

江俊君 黄克斌 著

科学出版社

北 京

版权所有,侵权必究

举报电话:010-64030229;010-64034315;13501151303

内 容 简 介

近年来,在刑事案件侦破中,犯罪嫌疑人的人脸图像是刑侦人员最关注的目标之一。在实际监控中,由于嫌疑人常距摄像头较远且拍摄设备本身的分辨率有限,所以拍摄到的人脸图像尺寸很小,难以辨识。如何提高所获人脸图像的空间分辨率,改善人脸图像质量,提升人脸图像清晰度和辨识价值是极具挑战性的课题。人脸超分辨率技术是解决上述问题较经济且有效的手段之一。本书通过借鉴人类视觉感知和认知的机理来完成人脸图像库的扩充表达、人脸图像的噪声鲁棒表示、高低分辨率一致流形关系的学习。在基础理论和关键技术方面的研究成果可为解决实际监控人脸超分辨率重构问题提供新途径。

本书可作为高等院校计算机、模式识别、自动化等专业的本科生、研究生参考用书,也可供相关领域的研究人员参阅。

图书在版编目(CIP)数据

基于一致流形学习的人脸超分辨率算法研究/江俊君,黄克斌著. —北京:科学出版社

(大学计算机科学学术研究进展系列丛书)

ISBN 978-7-03-046277-0

I. ①基… II. ①江… ②黄… III. ①面—图象识别—算法—研究
IV. ①TP391.41

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2015)第 267931 号

责任编辑:张颖兵 闫 陶/责任校对:何 念

责任印制:高 嵘/封面设计:苏 波

科 学 出 版 社 出版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码:100717

<http://www.sciencep.com>

武汉中科兴业印务有限公司印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

开本:B5(720×1000)

2016 年 2 月第 一 版 印张:8 1/4

2016 年 2 月第一次印刷 字数:177 000

定价:40.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

前 言

近年来,很多学者提出了许多基于学习的人脸超分辨率算法,其基本假设是高分辨率图像(块)构成的流形空间与低分辨率图像(块)构成的流形空间具有局部几何结构一致性,学习低分辨率图像与高分辨率图像的关系,并利用此关系预测输入低分辨率人脸图像对应的高分辨率人脸图像。但是,上述基于流形一致性假设的人脸超分辨率方法在实际监控应用中仍然面临以下三大挑战:①实际应用中的人脸库规模有限,有限样本点只能构成高维人脸流形空间的一个稀疏子空间,即使最相邻的样本点也难以称为局部,局部线性假设不成立;②大案、要案多发生在夜间,嫌疑人脸图像受噪声干扰严重,现有人脸图像块表示方法在噪声干扰下的表示不稳定;③图像降质带来的信息丢失导致高低分辨率图像之间存在“多对一”的不确定性关系,高低分辨率图像空间流形几何结构不一致。为此,本书开展基于一致流形学习的人脸超分辨率研究,在人脸图像库表达理论、人脸图像的视觉表示理论、高低分辨率的一致流形学习理论等方面取得了创新性成果。

(1) 基于最近特征线流形学习的样本表达能力扩充技术。本书针对实际人脸库样本不足导致样本空间局部线性假设不成立的问题,引入最近特征线思想,连接任意两个样本图像(块)形成特征线,将人脸图像库中的任意两个样本图像(块)扩充为特征线上的无数个样本,通过保持相对传统基于局部线性嵌入流形学习方法更小局部内的线性关系,来揭示高低分辨率人脸流形空间的非线性关系,更加体现了流形学习的本质。实验结果表明,本书提出的方法相较于基于流形学习的前沿人脸超分辨率算法^[1]在 CAS-PEAL-R1 人脸库^[2]上的 PSNR 值提升了 1 dB 以上。

(2) 基于局部约束表示的噪声图像块鲁棒表示技术。本书针对基于稀疏表示的前沿人脸超分辨率方法针对噪声图像块表示不稳定的问题,分析了噪声对图像块表示的影响,建立了图像块局部约束表示模型,在图像块样本空间中自适应地选取与输入图像块距离近的样本图像块,惩罚距离远的样本图像块,利用局部性来约束图像块的表示系数,解决了最小二乘表示方法^[3]表示不唯一以及稀疏表示方法^[4]对噪声不鲁棒的问题。在 FEI 人脸库^[5]上的实验结果表明,本书提出的方法相对于稀疏表示方法^[4]在 PSNR 和 SSIM^[6]值上分别提升了 1.02 dB 和 0.0168,重构人脸图像的主观结果也更优。

(3) 基于高分辨率流形空间约束的高低分辨率图像空间映射技术。本书针对现有基于流形学习的人脸超分辨率方法,只考虑低分辨率流形结构而忽略原始高分辨率流形结构的问题,建立高分辨率流形正则约束的高低分辨率空间映射模型,以不受下采样和噪声影响的原始高分辨率流形结构作为先验约束,约束重构后的高分辨率流形空间,使重构后的高分辨率流形结构与原始高分辨率流形结构一致。相较于基于低分辨率图像流形约束的方法,本书提出的方法在 CAS-PEAL-R1 人脸库^[2]和 AR 人脸库^[7]上的 PSNR 值分别提升了 0.34 dB 和 0.27 dB,SSIM 值分别提升了 0.0044 和 0.0049。

(4) 基于局部迭代嵌入和字典渐进更新的图像观测模型学习与逼近技术。本书针对基于学习的人脸超分辨率方法在复杂降质环境下性能急剧下降的问题,首次将低分辨率人脸字典更新的思想引入人脸超分辨率重构中,建立局部迭代嵌入模型和低分辨率人脸字典渐进更新模型,渐进地学习得到多层中间低分辨率人脸字典,逐渐减小高低分辨率图像空间的维度差,在渐进更新后的高低分辨率空间学习它们之间的关系,从而进行更加准确的邻域嵌入学习与预测。CAS-PEAL-R1 人脸库^[7]的实验结果表明,本书提出方法相对于前沿稀疏表示方法^[8]在 PSNR 值和 SSIM 值上分别提升了 1.66 dB 和 0.0303。

综上所述,本书通过借鉴人类视觉感知和认知的机理来完成人脸图像库的扩充表达、人脸图像的噪声鲁棒表示、高低分辨率一致流形关系的学习。在基础理论和关键技术方面的研究成果可为解决实际监控人脸超分辨率重构问题提供新的途径。

由于作者水平有限,加之时间仓促,书中疏漏之处在所难免,诚望读者批评指正。

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 人脸超分辨率算法研究的现实需求	1
1.2 人脸超分辨率研究现状	2
1.2.1 监控视频人脸图像的特点与面临的挑战	2
1.2.2 研究现状与存在的问题	3
1.3 人脸图像超分辨率的研究内容	15
第 2 章 基于最近特征线流形学习的人脸超分辨率算法	17
2.1 引言	17
2.2 流形学习算法	19
2.3 基于邻域嵌入的图像超分辨率算法	21
2.4 基于最近特征线流形学习的人脸超分辨率算法的核心	22
2.4.1 符号定义	22
2.4.2 基于最近特征线流形学习的人脸超分辨率算法	23
2.4.3 最近特征线人脸超分辨率方法的改进	25
2.4.4 人脸图像小块划分	26
2.5 基于最近特征线流形学习的人脸超分辨率算法的实验	28
2.5.1 人脸库介绍	28
2.5.2 算法参数设置	29
2.5.3 不同算法主客观对比结果	29
2.5.4 训练库大小对算法结果的影响	31
第 3 章 基于图像块局部约束表示的噪声鲁棒人脸超分辨率算法	33
3.1 引言	33
3.2 图像块表示方法	36
3.2.1 最小二乘表示法	37
3.2.2 稀疏表示法	37
3.3 局部约束鲁棒人脸超分辨率算法	38
3.3.1 图像块局部约束表示	38
3.3.2 目标函数优化	39
3.3.3 局部约束鲁棒人脸超分辨率算法	40

3.4 稀疏性和局部性分析	42
3.4.1 稀疏性分析	42
3.4.2 局部性分析	44
3.5 提出算法的验证实验	46
3.5.1 人脸库介绍	46
3.5.2 FEI人脸库上的结果	47
3.5.3 参数分析	49
3.5.4 算法噪声鲁棒性测试	52
3.5.5 真实图像的超分辨率重构结果	55
第4章 基于高分辨率流形空间约束的人脸超分辨率算法	60
4.1 引言	60
4.2 基于高分辨率流形结构保持的嵌入学习	63
4.2.1 符号定义及问题提出	63
4.2.2 局部诱导的支撑回归方法	64
4.3 算法有效性的验证实验	69
4.3.1 对比算法与参数设置	69
4.3.2 CAS-PEAL-R1人脸库上的对比结果	70
4.3.3 AR人脸库上的对比结果	73
4.3.4 算法参数对重构结果的影响	75
4.3.5 真实世界人脸图像上的重建结果	80
4.3.6 实验结果分析	82
第5章 基于局部迭代嵌入和字典渐进更新的人脸超分辨率算法	84
5.1 引言	84
5.2 基于图像块表示人脸超分辨率的相关工作	87
5.2.1 符号定义及问题提出	87
5.2.2 图像块表示方法	87
5.3 提出的“由粗到精”人脸超分辨率方法	91
5.3.1 局部约束迭代邻域嵌入方法	91
5.3.2 多层局部约束迭代邻域嵌入方法	93
5.3.3 计算复杂度	95
5.4 与前沿算法的对比实验	95
5.4.1 人脸库描述	96
5.4.2 参数分析	96
5.4.3 与前沿算法的对比	99

5.4.4 实际人脸超分辨率重构结果	102
5.4.5 实验结果的讨论	104
第 6 章 基于人脸超分辨率重建的进一步研究	107
6.1 已取得的研究成果	107
6.2 人脸图像超分辨率重构待研究的问题	109
参考文献	111
附录 图像噪声强度与正则化参数的关系	122

第 1 章 绪 论

1.1 人脸超分辨率算法研究的现实需求

进入 21 世纪,我国的社会经济发展进入了新的发展阶段,取得了令人瞩目的成就。但是发展中不平衡、不协调、不可持续的问题依然突出。近年来社会问题日渐突出,尤其是无直接利益关系的群体事件,以及恶性刑事案件呈上升趋势,公共安全形势不容乐观。中国正处于工业化、城镇化快速发展时期,各种利益关系错综复杂,各种传统的和非传统的、自然的和社会的风险、矛盾交织并存,维护社会稳定的任务艰巨,国家安全面临的形势更加复杂严峻。2005 年以来中国已投入 3200 亿元建成了全世界最大的城市安防监控网络。视频监控技术在防控打击违法犯罪方面发挥着越来越重要的作用^[9]。

公安部物证鉴定中心对 5000 起常规案件物证影像资料统计(表 1-1)表明^[10]:犯罪嫌疑人的人脸图像是刑侦人员最关注的目标,但是在实际监控应用中,由于摄像头和感兴趣目标距离通常较远、监控系统的带宽和存储资源有限以及环境噪声和器件噪声等因素的影响,白天获得的监控图像质量差的比例为 60%,而夜间这一比例则高达 95%。图 1-1 为两个典型案例中采集到的人脸图像,它们都存在分辨率低、噪声大的问题,人脸图像无法被人或者机器所辨识。监控视频嫌疑目标人脸图像模糊不清的现象十分普遍,因此在原始的低质量目标图像基础上重建高质量可辨识的人脸图像成为视频侦查的核心技术需求。

表 1-1 对 5000 起案件物证影像资料统计^[10]

影像时间	白天	晚上
图像质量差比例	60%	95%
主要原因	低分辨率、模糊	噪声、低分辨率、模糊
关注目标	人脸图像	其他
所占比例	75%	25%

人脸超分辨率(face super-resolution)是一种根据观测到的低质量、低分辨率(low-resolution)人脸图像,结合由高低分辨率人脸图像训练对学习到的先验知识

重建清晰高分辨率(high-resolution)人脸图像的技术。它可以有效增强低质量人脸图像的分辨率,恢复人脸的特征细节信息,这对于提高人脸图像清晰度,增加人脸辨识准确性,进而提高公安机关破案率具有重要意义^[11, 12]。

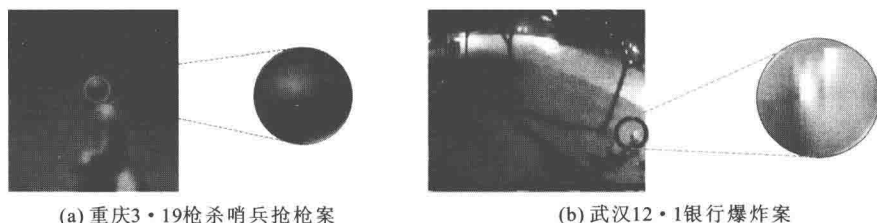


图 1-1 实例案件监控人脸图像质量示例

1.2 人脸超分辨率研究现状

1.2.1 监控视频人脸图像的特点与面临的挑战

现有文献报道的人脸超分辨率方法主要针对高分辨率图像加模糊、下采样后得到的仿真低分辨率人脸图像,可以获得较满意的结果。但现有方法在以实际监控低质量人脸图像作为输入时,仍然无法满足刑侦实际应用的需求。经分析,主要可以归结为以下几点原因。

第一,人类对人脸图像的微小变化极其敏感,因此在对人脸图像进行表示时,需要更多的训练样本对其进行精细表示,而实际应用中构建的人脸图像样本库的规模非常有限,训练样本过少会导致无法准确地对人脸图像的特征细节进行表示。

第二,在视频监控的实际应用中,受环境因素、摄像机因素、成像因素等多方面因素的影响,实际监控摄像头得到的低分辨率人脸图像受噪声影响严重。而现有的人脸超分辨率方法对实际监控噪声敏感,输入图像中所包含的微小噪声扰动会对人脸图像块的表达造成很大影响,现有方法对噪声图像块的表示不稳定。

第三,现有图像超分辨率方法认为高低分辨率流形空间具有局部一致性,然而,从真实场景中拍摄获取低分辨率人脸图像是一种图像降质过程,在此过程中会有信息,如人脸图像上用来区别不同个体的高频细节特征的丢失,进而导致在实际情况下存在多张低分辨率人脸图像(块)可能对应同一张高分辨率人脸图像(块)的情形,而这种低分辨率图像与高分辨率图像之间的“多对一”对应关系将使得现有算法的流形假设不成立。

第四,在实际监控中,低分辨率图像获取过程极其复杂,例如,模糊类型和模糊强度不清、下采样倍数大、输入人脸图像存在大量噪声。然而,现有方法假设高低

分辨率流形空间具有局部一致性,试图通过单一映射学习得到低分辨率图像到高分辨率图像的对应关系,实际监控成像过程的复杂性进一步加大了这种单一映射学习的难度,学习得到的映射关系的准确性无法得到保证。

1.2.2 研究现状与存在的问题

相对于图像降质过程(通过对原始高分辨率场景进行采样得到低分辨率图像),图像超分辨率问题是一个反问题^①,即利用已知的观测得到的一张或者多张低分辨率图像来推断恢复出原始的高分辨率图像,其目的就是补偿低分辨率图像在图像降质过程中丢失的高频细节信息。20世纪60年代 Harris^[13]和 Goodman^[14]首次提出“图像超分辨率”这一概念,他们通过定义线性插值或样条函数插值函数来增加输入图像的空间分辨率。然而,超分辨率重建这一思想并未得到广泛的认可,直到1984年 Huang等^[15]提出一种根据连续多帧具有相对运动的低分辨率图像重建一张高分辨率图像的方法之后,图像超分辨率重建技术才得到学者的广泛关注和深入研究。目前,该技术已经成为图像处理领域的一个非常重要的研究方向^[16, 17]。

重建图像的高频细节信息不可能无中生有。为了获得图像降质过程中丢失的高频细节^[18],一方面,可以利用视频序列中的连续多帧图像之间提供的互补信息来超分辨率重建原始高分辨率图像,其核心思想就是用时间带宽(获取同一场景的多帧图像序列)换取空间分辨率,实现时间分辨率向空间分辨率的转换,即基于多帧重建的图像超分辨率算法;另一方面,可以利用图像的先验知识(自然图像统计规律或者样本高低分辨率图像之间的对应关系),来指导或约束图像超分辨率重建过程,以获得符合人类视觉先验的高分辨率图像,即基于学习的图像超分辨率算法。除了上述根据重构高分辨率图像的信息来源进行分类外,也可以根据超分辨率重构的任务进行分类。例如,可以分为特定领域的图像超分辨率方法(包括本书所关注的人脸超分辨率^[19]、特定场景超分辨率^[20]和图形作品的超分辨率重构^[21]等)和通用图像超分辨方法,如图1-2所示。

基于多帧重建的图像超分辨率方法需要从同一场景中获取连续多帧低分辨率图像并进行配准,然后将多帧低分辨率图像信息映射到高分辨率图像的网格中,从而实现对低分辨率图像的分辨率增强^[22-27]。然而,多帧序列图像超分辨率重建在下面两种条件下经常难以满足要求:一是多帧图像序列之间存在的互补信息并不充分(帧间互补信息量不足);二是随着超分辨率重建要求提高倍数的增加,序列中

^① 反问题是根据事物的演化结果,由可观测的现象来探求事物的内部规律或所受的外部影响,由表及里,索隐探秘,起着倒果求因的作用。

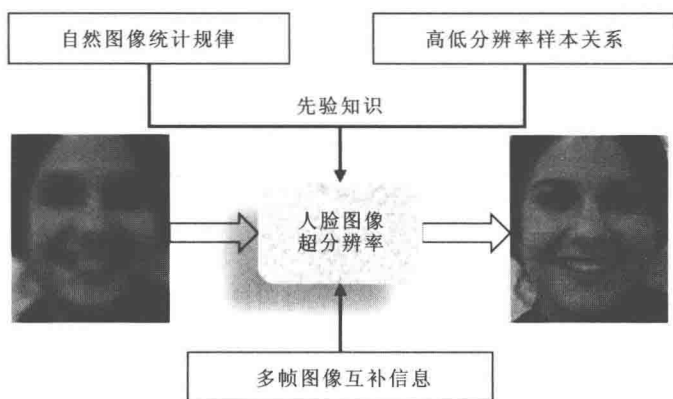


图 1-2 人脸超分辨率额外高频细节的来源

的互补信息会显得相对不足。此时,试图通过增加输入低分辨率图像的数量来得到更多的高频细节的方法仍然难以达到超分辨率复原的目的。Lin 等^[28]已经证明即使在准确配准且输入低分辨率图像没有噪声的条件下,基于多帧序列图像重建的超分辨率算法有效的放大倍数也只有 1.6,放大倍数有限这一缺陷极大地限制了这类算法的应用前景。仅靠增加图像的数量并不一定能产生新的高频细节,在这种情况下,图像本身的先验知识显得非常重要。基于学习的图像超分辨率技术作为一个前沿的研究领域应运而生^[29-31]。

根据先验知识在获取方式上的不同,基于学习的图像超分辨率方法又可以分为基于自然图像统计的方法^[32-36]和基于训练样本学习^[30,37-40]的方法两大类。自然图像统计先验一般是指图像通过滤波器之后响应的统计分布规律。通过对图像滤波响应的统计分布进行建模,求得模型参数并以此来约束接下来的超分辨率重建过程。然而用解析化的数学表达式来定义图像的统计分布(如概率密度)的方式很难刻画自然图像的丰富特性。事实也是如此,对于超分辨率重建这一病态程度极高的反问题,利用自然图像统计先验的方法很难给出令人满意的结果。而 Elad 等^[31,41]也指出,直接从样本图像中学习得到的先验知识将更加有利于图像超分辨率重建。

由于仅仅依靠自然图像本身的统计先验知识不足以获取令人满意的超分辨率重建性能,Freeman 等^[29]最早提出基于样本学习的超分辨率方法。他们认为,在图像块这一级别上的高低分辨率图像之间的对应关系是可再生的。也就是说,如果两个低分辨率样本图像块在视觉上存在相似关系,那么它们对应的两个高分辨率图像块在视觉上也是相似的。因此,通过提前收集足够数量的高低分辨率样本图像块对,就可以通过机器学习的方式来分块预测观测低分辨率图像中丢失的高频细节信息。相比于解析式的先验知识(显示先验知识),通过样本所引入的额外

信息(隐式先验知识)进行超分辨率重建,可带来突破性的性能提升^[42]。尤其是对于人脸这类具有高度结构化的对象,如五官几何分布具有对称性和一致性,不同器官也具有一致的方向性特点,因此,人脸图像训练样本可以提供更多有利于超分辨率过程的先验知识^[1,18,43]。

2000年,Baker和Kanade^[19]专门针对人脸图像,首次提出一种“人脸幻觉(face hallucination)”的思想。他们认为简单的平滑约束很容易使重建的高分辨率图像由于高频信息的丢失而过于平滑,因此通过对特定的目标、场景或图像集合进行学习,将高低分辨率图像空间像素匹配关系加入人脸图像重构的过程中,以此来增加可用的信息,其原理如图1-3所示。随后,Liu等^[40,44]提出人脸重构的两步法,利用参数全局模型主成分分析(principal component analysis^[45,46],PCA)和非参数局部模型马尔可夫随机场(Markov random field^[47],MRF)分别合成人脸的全局信息和局部信息,如图1-4所示。继上述两种代表性的算法之后,出现了基于学习的人脸超分辨率重建算法的研究热潮,学者针对人脸超分辨率问题提出很多变型。这些方法大致可以分为两大类^[48]:基于全局脸的人脸超分辨率方法^[3,44,49-58]和基于局部脸的人脸超分辨率方法^[1,2,43,51,59-72]。前者将每幅人脸图像视为一个整体,通过利用人脸图像的全局结构信息保证超分辨率的人脸图像在结构上与原始真实高分辨率人脸图像具有一致性;为了获得更多的人脸特征细节信息,后者将人脸图像按照位置划分成多个很小的图像块,再对每个图像块分别进行超分辨率重建,最后融合所有重建得到的高分辨率人脸图像。以下将对这两类人脸超分辨率方法进行综述。

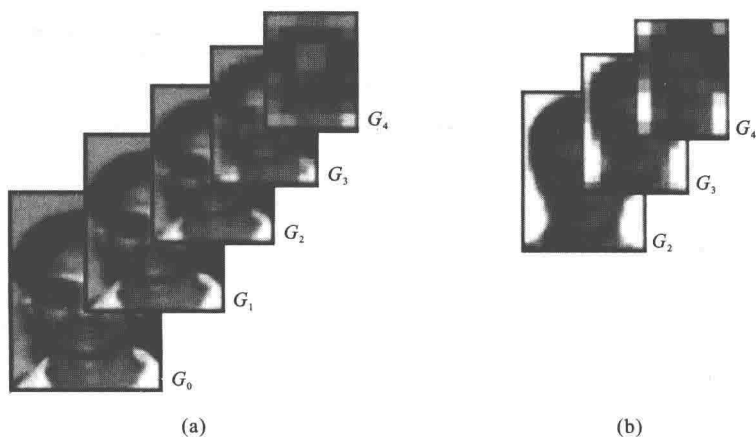


图 1-3 人脸结构原理

(a)经过多次模糊和下采样所得到的高分辨率高斯金字塔;

(b)输入低分辨率图像包含的低分辨率高斯金字塔

注:图像超分辨率的目标就是根据输入的低分辨率高斯金字塔来估计低层高分辨率高斯金字塔的过程^[19]。

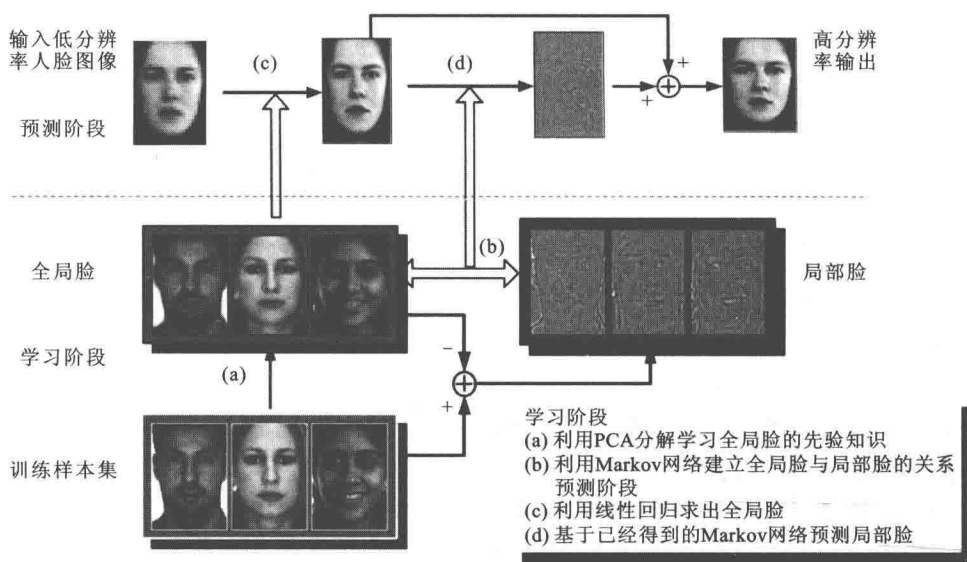


图 1-4 人脸重构两步法

注:从左到右依次是原始高分辨率人脸图像、重构全局人脸图像和残差人脸图像^[40,44]。

1. 基于全局脸的人脸超分辨率方法

基于全局脸的人脸超分辨率方法的基本思想是通过对训练样本进行子空间分解,包括主成分分析^[45,46]、局部保持投影^[73]、非负矩阵分解^[74,75]、典型相关分析^[76]和偏最小二乘分解^[77]等,得到一组能够表征人脸图像特征的基向量,然后将输入图像投影到该子空间,在此子空间进行超分辨率重构。

例如,2001年,牛津大学的 Capel 和 Zisserman^[55]首次提出利用训练样本库中的所有人脸图像进行 PCA 分解,通过选取适量特征脸得到一个主成分特征空间,并以此作为超分辨率重构的先验约束,结合最大后验概率(maximum a posteriori^[33], MAP)估计从主成分特征空间中超分辨率重构出一张高分辨率人脸图像。与利用 MRF 模型从高低分辨率图像中学习图像先验的方法相比,该方法利用训练样本库中的所有人脸图像构建主成分特征空间,并以此作为超分辨率重构的先验约束,由于 PCA 统计模型可以通过选取对人脸表达有用的重要成分,所以提出的方法相较于传统基于 MRF 模型的人脸超分辨率具有更强的表达能力,大大提升了人脸超分辨率重构的性能。

鉴于 PCA 模型对人脸有着非常强的刻画能力,2005年,香港中文大学的 Wang 和 Tang^[54]提出一种基于 PCA 特征变换法的全局人脸超分辨率算法。如图 1-5所示,该方法首先利用主成分分析法对训练样本库中的所有人脸图像进行

PCA 分解,将输入的低分辨率人脸图像投影到低分辨率训练样本所张成的特征空间上得到投影系数,然后将该投影系数通过特征转换得到原始低分辨率空间的投影系数,最后把新得到的转换投影系数直接映射到对应的原始高分辨率图像上,线性加权得到最终重构的高分辨率人脸图像。由于增强了低分辨率人脸图像中的特征信息,重建后的高分辨率图像去除了大量噪声并保留大部分人脸特征。在上述方法的基础上,印度理工学院的 Chakrabarti 等^[53]进一步提出了一种基于核化 PCA 的人脸超分辨率算法。

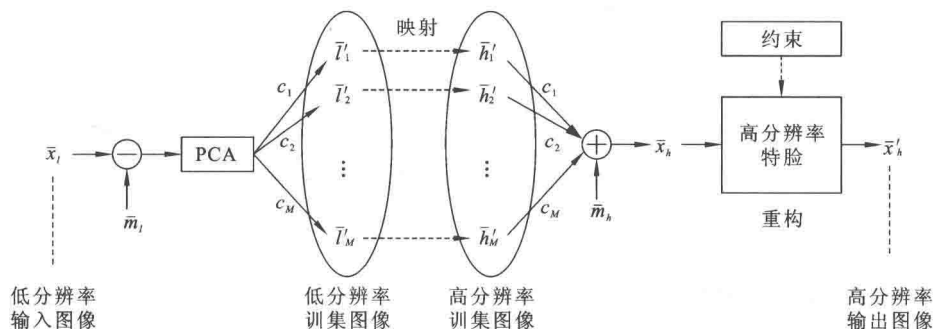


图 1-5 基于特征转换的人脸超分辨率方法^[54]

2008 年,韩国全南国立大学的 Park 等^[52]进一步提出将人脸图像分解成形状分量和形状无关的纹理分量,并利用 PCA 分解将输入人脸图像的形状和纹理分别投影到对应的主成分特征空间,并利用迭代误差后向投影由输入低分辨率人脸图像重构高分辨率人脸图像。这种根据重建误差更新重构出来的高分辨率图像的思想可以逐步优化、补偿估计得到的高分辨率人脸图像,实验结果表明,该方法与传统 PCA 分解方法相比效果有所提高。

2007 年,浙江大学的 Zhuang 等^[51]提出一种基于局部保持投影(locality preserving projections^[73],LPP)人脸超分辨率算法(locality preserving hallucination, LPH)。该算法提出两点假设:第一,相同分辨率的人脸图像来自同一潜在低分辨率流形空间;第二,高低分辨率训练图像对分别嵌入各自的潜在低维空间,而且上述两个低分辨率空间具有一致性。基于这两点假设,LPH 方法利用局部保持投影策略将高低分辨率人脸图像投影到具有一致流形结构的低维空间,再在此低分辨率空间进行邻域嵌入学习。与 Wang 和 Tang 提出的全局人脸超分辨率算法^[54]相比,LPH 增加了更多的细节信息,同时带来更多的噪声,尤其是在人脸轮廓、鼻子、嘴巴等部位。

2010 年,西安交通大学 Huang 等^[1]提出利用典型相关分析法(canonical correlation analysis^[76],CCA)提取高低分辨率人脸图像的相关子空间,从而增强高分辨率人脸图像和低分辨率人脸图像流形空间拓扑结构的一致性。该方法将典型相关分析同时运用于全局脸重构的残差脸的补偿中,最终获得了很好的重构效

果。An 等^[50]在上述方法的基础上,提出一种基于 2D CCA 的人脸超分辨率重构方法,并获得了很好的重构效果。同年,伊利诺伊大学香槟分校的 Yang 等^[8]提出利用非负矩阵分解(nonnegative matrix factorization^[74,75],NMF)来重构全局高分辨率人脸图像。与 PCA 不同的是,NMF 的线性加权系数必须为非负。PCA 分解得到的特征脸是一张具有完整脸部特征的基图像,而 NMF 得到的则是局部脸。这种基于局部基图像组合的表示形式具有很直观的语义解释,即对整张人脸的感知对由组成整张人脸的各个器官(局部脸)的感知构成。

2011 年,四川大学的 Wu 等^[49]提出一种基于核偏最小二乘分解(kernel partial least squares^[77],KPLS)的人脸超分辨率算法,利用 KPLS 建立高低分辨率人脸图像之间的非线性映射关系,利用该映射关系就可以预测输入低分辨率人脸图像对应的高分辨率人脸图像。该方法将原图像特征从线性空间推广到了非线性空间,因此可以表达出图像的高阶统计特性,取得了较好的重建效果。

近年来,国内文献对基于全局脸的人脸超分辨率方法也进行了相关报道。

例如,西安交通大学黄华等^[78]在 2006 年提出基于粒子滤波的人脸超分辨率重构方法。2008 年四川大学的吴炜等^[79]提出基于多分辨率的人脸幻构算法,采用 Kirsch 算子提取了高频特征,使得重构的人脸更加精细。2010 年,中科院自动化所张雪松等^[80]提出一种基于特征子空间规整化的人脸超分辨率重建方法。2011 年,武汉大学兰诚栋等^[81]提出一种基于语义约束的全局人脸超分辨率算法。

全局脸超分辨率算法将人脸图像视为一个整体,对其进行处理与学习,利用人脸这一具有高度结构化对象的全局特性重建出输入低分辨率人脸图像对应的高分辨率人脸图像,实现人脸图像的超分辨率复原。这类方法能够在高放大倍数条件下较好地保持人脸图像的全局信息。但是由于人脸图像是一个非常高维的信息(人脸的特征表示动辄上万维),少量的训练人脸样本图像(目前最大样本库的对象数不超过 2000)表示能力有限,无法对如此高维的数据进行准确表示,进而导致重建出的人脸图像缺乏关键的特征细节信息。因此,为了增强给定训练样本人脸图像的表达能力,近年来大量文献提出对整张输入人脸图像通过分块的方式进行表示,这种分块表示合成的方式大大提升了原有样本集合的表达能力,受到了人们的广泛青睐。下面将对这类基于局部图像块的人脸超分辨率方法进行综述。

2. 基于局部脸的人脸超分辨率方法

基于局部脸的人脸超分辨率方法的基本思想是,将输入人脸图像和所有人脸样本图像利用同样的方式进行分块,学习低分辨率图像样本块与高分辨率图像样本块之间的对应关系,以此学习得到的关系推测输入低分辨率图像每一个图像块的高频细节信息,融合所有超分辨率重建的图像块便可得到最后的高分辨率人脸图像。

例如,2000 年,三菱电子研究院的 Freeman 等^[29,38]提出基于分块的图像超分

分辨率方法。他们认为,在图像块这一级别上的高低分辨率图像之间的对应关系是可再生的。也就是说,如果两个低分辨率样本图像块在视觉上存在相似关系,那么它们对应的两个高分辨率图像块在视觉上也是相似的。如图 1-6 所示,该方法以马尔可夫网络为基础体系,对图像的空间关系进行建模,把观察图像分成一些 5×5 或 7×7 的图像小块,通过学习获得表示高分辨率图像块之间的转移概率矩阵和表示高分辨率图像块和低分辨率图像块之间的转移概率矩阵。通过大量的样本图像块学习得到 MRF 网络参数,利用信任传播机制为输入低分辨率图像块找到一个后验概率的局部最大值,从而估计出输入低分辨率图像块所对应的高分辨率图像块。与传统基于多帧重建的图像超分辨率算法相比,这种基于学习的方法可以从训练样本库中获取丰富的高频信息,在放大倍数较大(如 4 倍)时,仍能获得较高的超分辨率重构质量。然而,该方法对训练样本的选择要求比较高,当输入待重构的低分辨率图像与训练样本图像差异较大时,超分辨率重构的结果较差。

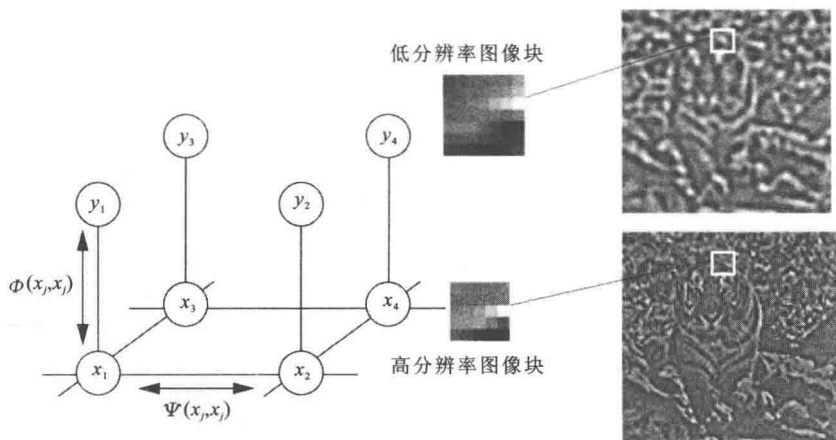


图 1-6 基于 MRF 网络模型的图像超分辨率方法

注: $\Phi(x_i, Y_j)$ 和 $\Psi(x_i, x_j)$ 分别代表重建约束项和局部兼容项^[38]。

2003 年,西安交通大学的 Sun 等^[82]提出了一种基于图像基元(primal sketch)学习的图像超分辨率方法。作者认为,自然图像基元(如边缘、纹理和拐点等)的潜在维度要远小于原始图像块空间,因此可以用少量的基元图像便可以有效地表达丰富的自然图像。而且通过构建图像基元空间,在一定程度上可以减少原始高低分辨率空间“多对一”的不确定性问题,从而提高学习的准确性。

2004 年,香港科技大学的 Chang 等^[83]首次将流形学习的思想引入图像超分辨率重建中,提出一种基于局部线性嵌入(locally linear embedding^[84], LLE)流形学习的单张图像超分辨率。他们认为高低分辨率图像块流形空间局部几何结构具有一致性,对于给定待重建的低分辨率图像块,先在低分辨率样本图像块空间中找