



**Thesis Submitted to Tianjin University of Technology for
the Master's Degree**

**Research on Key Technologies of
Multi-frame Image Super-resolution
Reconstruction**

**By
Lan Zhang**

**Supervisor
Hua Zhang**

December 2010

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作和取得的研究成果，除了文中特别加以标注和致谢之处外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得 天津理工大学 或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文作者签名：张兰

签字日期：2011年 1月21日

学位论文授权使用授权书

本学位论文作者完全了解 天津理工大学 有关保留、使用学位论文的规定。特授权 天津理工大学 可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，并采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编，以供查阅和借阅。同意学校向国家有关部门或机构送交论文的复本和电子文件。

(保密的学位论文在解密后适用本授权说明)

学位论文作者签名：张兰

导师签名：



签字日期：2011年 1月21日

签字日期：2011年 1月21日

摘要

空间分辨率是衡量图像质量的一个重要标准,图像的分辨率越高就越能提供更多原始场景的细节。鉴于光学器件的物理局限性和昂贵的成本价格,迫切需要探讨一种可以突破成像系统限制的新方法来提高分辨率水平,这就是计算机视觉和图像处理领域中超分辨率图像重建技术的研究目的。近年来,该技术广泛应用于医学图像、卫星成像、视频监控、以及遥感侦察等成像领域,有着非常重要的理论意义以及应用价值。

本文针对多帧图像超分辨率重建关键技术进行了研究,目的是将具有同一场景的多幅模糊且有噪声的低分辨率图像(或低分辨率视频序列)之间的相关信息进行融合,最终生成一幅去模糊去噪的高分辨率图像(或高分辨率视频序列)。具体研究内容如下:

(1) 从静态重建角度出发,提出了一种基于高斯金字塔光流(GPOF)配准和 L1 范数的多帧图像超分辨率重建方法。该方法的运动估计模型采用了高斯金字塔分层结构的光流场亚像素配准思想,既加速了算法的执行同时也达到了超分辨率重建的亚像素级精度。在重建过程中,该方法在数据保真项和正则项上均基于具有鲁棒性的 L1 范数估计,其中双边全变差(BTV)先验模型作为正则项不仅计算代价低而且有效的保持了图像的边缘。最后利用中值"shift and add"方法,在低分辨率帧间仅有平移运动且点扩展函数模糊是平移不变的情况下,初始化目标函数优化迭代方程中的高分辨率图像的值。实验证明,本文提出的方法能够有效地消除异常值,使图像具有锐利的边缘。

(2) 在静态超分辨率重建的基础上,提出了一种基于卡尔曼滤波逼近的单色视频序列的动态重建方法。在平移运动与公共空间不变模糊的条件下,根据卡尔曼滤波器的循环更新方程,对于所输入的低分辨率图像视频序列给出了动态重建的递推模型和前向数据融合方法,即前向动态 shift-and-add 算法。该算法通过对均值-协方差数对的不断更新,以因果关系的模式生成了初始状态下的高分辨率视频序列 $\hat{Z}(t)$ 。最后采用最大后验概率估计和双边全变差先验模型相结合的理论,对所得到的初始高分辨率视频序列进行去模糊和插值操作,从而获得最终的高分辨率视频序列。实验表明,整个重建过程计算代价低,存储高效,能够取得较好的结果。

关键词: 超分辨率 高斯金字塔 光流配准 L1 范数 双边全变差 卡尔曼滤波

Abstract

Spatial resolution is typically an important measure for image quality, the higher the resolution is, the more details of the original scene the image can provide. Due to the physical limitations and high cost of optical devices, there is urgent need to develop a new method breaking through imaging system limits to improve resolution, which is the research purpose of super-resolution image reconstruction technique in the field of computer vision and image processing. Recently, super-resolution image reconstruction technique is widely applied in various imaging fields such as medical imaging, satellite imaging, video monitoring, remote sensing and etc. Therefore it has high theoretical significance and application value.

In this paper, multi-frame image super-resolution reconstruction techniques are studied. The purpose is to fuse the relevant information between a sequence of low-resolution (LR), blurred and noisy images (or a low resolution video sequence) with the same scene, and eventually to generate a high-resolution (HR) deblurred and denoised image (or a high-resolution video sequence). Specific contents are as follows:

(1) From the perspective of the static reconstruction, multi-frame image super-resolution reconstruction technique based on Gaussian pyramid optical flow (GPOF) registration and L1 norm is proposed. The motion estimation model in the method employs an idea of optical flow sub-pixel registration based on Gaussian pyramid hierarchical structure, which not only accelerates the implementation of the algorithm but also achieves the sub-pixel accuracy. In the reconstruction process, this method is based on robust L1 norm both in data fidelity term and regularization term. The bilateral total variation (BTV) priori model is employed as a regularization term which not only decreases the computation but also keeps the image edge. Finally, we employ median "shift and add" idea to initialize the HR image value in the objective function optimization iteration equation, when the motions between LR frames are pure translations and the blur is space invariant. Experiments show that the method can remove outliers efficiently, resulting in image with sharp edges.

(2) Based on the idea of static super-resolution reconstruction, the paper proposed a dynamic reconstruction approach for the monochrome video sequences based on approximation of the Kalman filter (KF). For the case of translational motion and common space-invariant blur, the approach provides a recursive model and forward data fusion method according to the Kalman filter update equation for the input LR video sequence, which is so-called the dynamic shift-and-add method. By updating the mean-covariance pair in the update equation, the method generates an initial blurred HR video sequence $\hat{Z}(t)$ using a causal mode. Finally, we propose a theory combining the MAP estimate with BTV prior to deblur and interpolate the initial HR video sequence for obtaining the final high-resolution video sequence. Experiment indicates that the reconstruction process is of efficient storage

and low computational cost, and better results can be achieved.

Key words: Super-resolution, Gaussian pyramid, optic flow registration, L1 norm, bilateral total variation, Kalman filter

目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 课题研究背景及意义.....	1
1.2 发展历程和研究现状.....	2
1.2.1 频域方法.....	3
1.2.2 空域方法的出现.....	3
1.2.3 空域方法的发展.....	4
1.2.4 空域方法的总结.....	5
1.3 技术应用前景和面临的挑战.....	6
1.3.1 技术应用前景.....	6
1.3.2 面临的挑战.....	6
1.4 课题设计环境.....	7
1.5 本文主要工作及组织安排.....	8
第二章 多帧图像超分辨率重建的技术基础.....	9
2.1 引言.....	9
2.2 超分辨率重建的基本环节.....	9
2.2.1 运动估计.....	10
2.2.2 插值重建.....	11
2.2.3 消除模糊与噪声.....	11
2.3 观测模型.....	11
2.4 超分辨率重建的研究要素.....	14
2.4.1 图像配准.....	14
2.4.2 重建方法.....	16
2.4.3 正则化先验模型.....	18
2.5 本章小结.....	19
第三章 基于 GPOF 配准和 L1 范数的多帧图像超分辨率重建.....	20
3.1 引言.....	20
3.2 高斯金字塔光流配准.....	20
3.2.1 创建金字塔.....	21
3.2.2 计算图像间的光流偏移量.....	21

3.3 基于 L1 范数的超分辨率重建.....	22
3.3.1 降质模型.....	22
3.3.2 数据保真项估计.....	22
3.3.3 双边全变差正则项.....	23
3.4 基于中值“shift and add”的初始化.....	24
3.5 实验结果与分析	25
3.5.1 获取训练数据.....	25
3.5.2 重建实验的实施.....	26
3.6 本章小结	26
第四章 基于卡尔曼滤波的视频序列超分辨率重建	28
4.1 引言	28
4.2 卡尔曼滤波器	28
4.3 动态数据融合	30
4.3.1 递归模型.....	30
4.3.2 前向数据融合方法.....	32
4.4 单色图像序列的去模糊与插值	36
4.5 实验结果与分析	37
4.6 本章小结	39
第五章 总结与展望.....	40
5.1 本文工作总结及创新点	40
5.1.1 工作总结.....	40
5.1.2 工作的创新点.....	40
5.2 工作展望	41
参考文献.....	42
发表论文和科研情况说明.....	46
致 谢.....	47

第一章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

在图像获取与处理的过程中,由于不可避免的受到一些因素的影响从而导致了图像质量的下降和变形,如光学系统的像差、大气扰动、运动模糊、聚焦不准、降采样和系统噪声等因素。随着数字图像处理技术的发展,人们总是期望图像的质量不断的得到更好的改善。而空间分辨率始终都是衡量图像质量的一个重要标准,因为在一幅图像中分辨率代表着单位面积上的像素数目,也就是说当图像中单位面积上的像素数目越多,即图像像素密度越大,那该幅图像的空间分辨率也就越高,图像的分辨率越高就越能提供更多的图像细节,自然图像的质量也就得到了相应的改善。可见,要想获得高质量的图像,关键要素就是去提高图像的分辨率,即试图获取高分辨率(HR, High Resolution)图像。高分辨率图像不仅为我们提供了清晰的照片,而且在许多图像应用领域中为相关技术应用分析提供了非常重要的细节信息。例如,在犯罪场景中,通过提高由监视摄像机所捕获的视频序列或特定图像的分辨率,就可以在面部识别以及汽车车牌号码识别等方面为公安机关立案侦查提供更有力的证据;在医学成像领域,细节突出的高分辨率图像也可以使医疗诊断变得更加容易或更准确;在诸如遥感和地球资源探测等卫星成像应用中,利用高分辨率图像可以很容易地将两个相似的对象区分开来。除此之外,在提高模式识别的性能方面,可以说高分辨率图像也是发挥着举足轻重的作用。

自从 20 世纪 70 年代以来,CCD 和 CMOS 图像传感器就被广泛应用于数字图像的捕捉,虽然目前来看由此所得的成像分辨率可以满足大部分应用的需求,但是从长远的发展角度考虑,鉴于光学器件的物理局限性和昂贵的成本价格,当前的分辨率水平还是远远不能满足未来的需求。那么,究竟如何才能有效地增加图像的空间分辨率从而获取我们所需要的高分辨率图像呢?提高空间分辨率最直接的方法就是去减小像素尺寸,即提高单位面积的像素数目,但由此也减少了可提供的光量从而产生散粒噪声,使得图像质量严重受影响。另一种方法是提高芯片尺寸,但这将导致电容增加以及电荷转移速率下降^[1]。另外,高精度的光学设备和传感器的高昂造价在很多商业应用中也是人们关心的一个重要方面。因此,为了解决上述问题,一种有前景且可以突破成像系统限制的新方法应用而生,这就是成为图像处理领域研究热点的超分辨率重建(SRR, Super-Resolution Reconstruction)技术^[2,3]。

图像超分辨率重建基于软件思想使用信号处理技术将多幅模糊且有噪声的低分辨率(LR, Low resolution)图像(或低分辨率视频序列)之间的相关信息融合,生成一幅去模糊去噪的高分辨率图像(或高分辨率视频序列)。该方法的主要优点是成本低廉且现有成像系统仍可使用。一般情况下,这些已知的低分辨率图像都是具有相同场景的

可用图片, 由于相机或场景的运动, 以及相机变焦和模糊等因素引起的图像之间的变化意味着可以利用低分辨率图像之间的信息去恢复额外的数据, 即在一定程度上对成像系统的截止频率以上的高频信息进行复原, 实现在原始相机或其他成像设备的局限性之上去重建高分辨率输出图像, 从而挽回图像的分辨率损失。如图 1-1 所示, 超分辨率的输出图像相对于任何一个可记录的输入图像可以获得更多原始场景的细节。

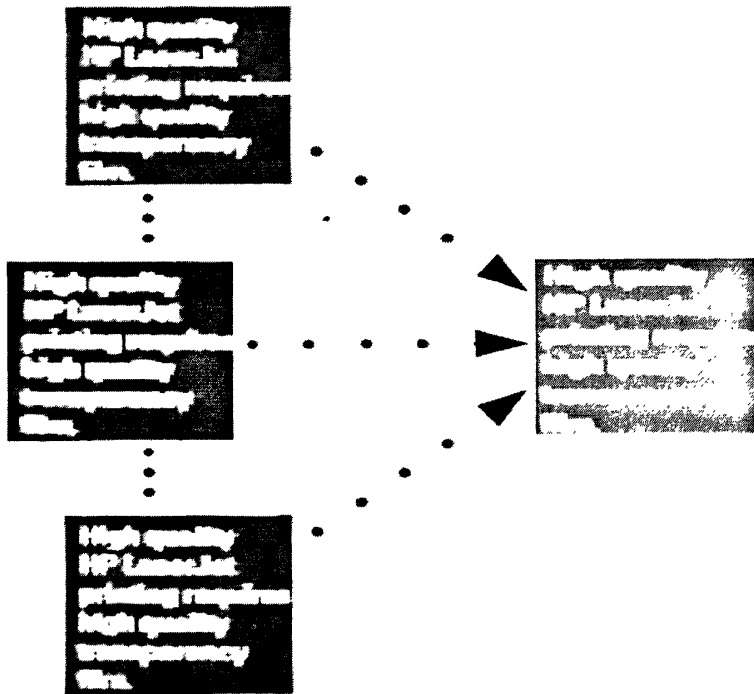


图 1-1 多帧图像超分辨率重建示意图

图像超分辨率重建作为一种有效的改善图像质量的方法, 其研究成果广泛应用于医学图像、卫星成像、视频监视、遥感侦察、视频增强与复原等越来越多的成像领域。总之, 研究这种图像重建技术具有非常重要的理论意义以及现实的应用价值。

1.2 发展历程和研究现状

图像超分辨率重建领域在八十年代末至九十年代初开始正式地发展起来。有关早期的超分辨率重建技术, 为了恢复丢失的高频率信息, 一些信号处理文献中提出了在频域里进行图像处理的方法。一般这些早期的思想主要是源于 Tsai 和 Huang^[4]的研究工作以及随后 Kim et al.^[5]的工作。在计算机视觉领域中大致与此并行的相关研究主要有 Peleg, Keren, Irani 和 colleagues^[6,7,8,9]的工作, 他们专门赞成基于空间域的超分辨率重建思想, 而且还提出了一些超分辨率重建的新方法。总之, 超分辨率图像重建方法大致可分为两类: 即早期研究的频域方法和目前研究较多的空域方法。

1.2.1 频域方法

Tsai 和 Huang^[4]或者 Kim et al.^[5]等人在数字图像里提出基本的频域超分辨率问题就是着眼于横向和纵向的采样周期,并将原始场景的连续傅里叶变换同所观察的低分辨率图像的离散傅里叶变换相关联起来。这两种方法虽都依赖于在水平和垂直方向上由纯平移所组成的运动,但处理卫星影像的主要激励问题是服从这一限制的。

Kim et al.在文献^[5]里还加入了对输入图像的噪声处理能力,并且由 Tekalp et al.^[10]将这项技术推广开来用于对输入图像上由于成像过程所导致的噪声和模糊的处理。

Tom 和 Katsaggelos^[11, 12]采取了一种分为两步的超分辨方法,其中第一步是针对低分辨率图像对其进行配准,去模糊和去噪声,第二步是将它们一起插值到一个高分辨率图像的网格上。虽然这里的许多问题是在空域里指定的,但其解决方案仍然是以一个频域的问题提出的。一个来自[11]的合成数据序列的典型结果如图 1-2 所示,其中缩放因子是 2 并且四个输入帧都是嘈杂的。从下图可以看出,超分辨率重建结果有一些可见的瑕疵,特别是沿着图像边缘的地方,但是整体图像得到了改善。

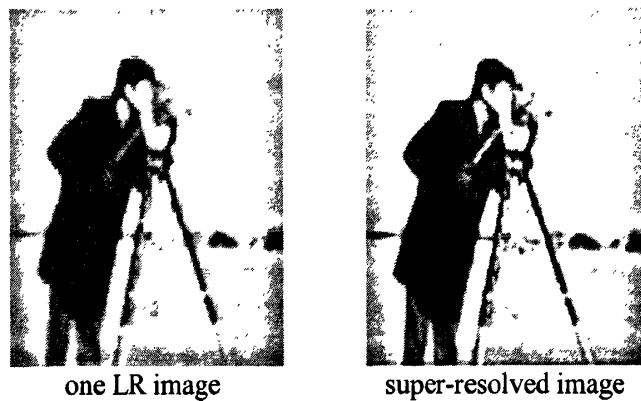


图 1-2 频域超分辨率示例

最后,小波模型也被应用到这个问题中来,采取了一个与傅里叶域方法类似的整体方法。Nguyen and Milanfar^[13]提出了一种有效的算法,该算法建立在使用小波系数来表示低分辨率图像的基础上,并将这些系数同那些所期望得到的超分辨率图像的系数关联起来。Bose et al.^[14]也提出了一种基于第二代小波的方法,由此引出一种快速算法。

综上所述,频域方法都是基于整体平移运动和线性空间不变降质模型的,其优点是理论简单,易于实现,但其不具备结合空间先验知识的能力,因而在各种应用领域中受到很大的限制。

1.2.2 空域方法的出现

与超分辨率频域方法平行发展的另一主流方法,是纯粹基于空间域的空域方法。空域方法能更好地处理噪音,并且当在高分辨率图像上不能通过一个单一的卷积运算去逼近的情况下,其采用了更为自然的图像点扩展函数模糊的处理。(比如:当低分辨率图

像配准中的缩放或剪切在整个输入图像上不尽相同的情况下)。为了可以直接求出高分辨率像素的值,所使用的如何补偿低分辨率像素的模型是源自高分辨率图像的。

Peleg et al.^[9]强调了利用亚像素的运动去改善图像分辨率的潜在可能性,他们指出当缩放因子为4时,通过每个 4×4 的不同偏移分别在水平和垂直两个方向上每次取4个像素,从而将一个模糊的高分辨率图像分割成为16幅低分辨率图像。如果所有16幅低分辨率图像均有效,则问题降低成一个常规的图像去模糊处理,但如果只有低分辨率帧的子集出现,对于恢复高频信息也仍然有一个明确的潜在可能性,对此他们在合成图像序列上进行了举例说明。

Keren et al.^[8]提出了一种配准一对图像的方法,配准研究涉及二维位移和图像平面内的旋转,所以比[9]更普遍。但是,他们随后的重采样和插值方案对改善超分辨率图像的高频信息内容没有什么帮助。

Irani et al.^[6, 7]在这方面取得了进步,他使用了同样的配准算法,但是为超分辨率图像的复原提出了更先进的方法,该方法基于反投影即类似于计算机辅助断层中所使用的方法。他们还估计点扩展函数内核提出了一种方法(点扩展函数内核是图像模糊的原因),就是通过用相同的扫描仪在黑色背景上扫描一个白色小圆点。

为了初始化超分辨率算法, Irani et al.对于高分辨率图像值进行了一个初步猜测,假如初始猜测是正确的,然后应用图像测量过程的前向模型去推测出被观测的低分辨率图像的结果。这些模拟的低分辨率图像和真正的输入图像之间的差异通过使用反投影内核被投影到高分辨率空间,以便对估计和整个重复过程作出更正。在这一点上,这些观察都是值得的,针对空间域超分辨率所提出的算法均构成极大似然方法。

1.2.3 空域方法的发展

Irani et al.^[15]后来的研究建立于他们早期的超分辨率工作上,但焦点转移到了目标跟踪以及追踪对象的图像配准方面,这使得超分辨率算法可以在同一个序列中独立地处理一些刚性移动的物体。Zomet et al.^[16]提出了另一个类似的方法,其建议在超分辨率算法中使用中位数,中值估计可以使得重建过程对于由视差或移动高光反射所引起的大量离群值具有鲁棒性。

Rudin et al.^[17, 18]的工作也是基于Keren et al.和Gross^[8, 19]所使用过的翘曲和重采样的方法。同样,变换仅限于平面的移动和旋转。该方法执行良好,而且易于理解,但是其处理高频的插值方式意味着由此产生的图像未能很好地重现清晰边缘。

Elad 和 Hel-Or^[20]给出了一个通过限制成像模型以实现一种快速超分辨率算法的好例子。其运动模型是被限制于高分辨率像素的整数移动的(但这在低分辨率图像中仍代表的是亚像素的移动),并且每幅图像必须具有相同的噪声模型,缩放因子以及空间不变的点扩散函数模糊,其中后者还必须由一个块循环矩阵来实现。这些条件允许先把低分辨率图像插值到一个普通的高分辨率帧的网格上,然后再进行相应的模糊处理,这种直觉知识完全和[17, 18]里的一样。但是[20]的工作将其正式确认,并深入探讨了更高效的解决方案。

1.2.4 空域方法的总结

基于以上所述,早期的空域方法经历了从出现到发展的过程,到目前已逐步趋于多样化和完善化,广泛应用于不同的成像领域。下面就常见的几种空域方法的具体概念归纳如下:

(1) 非均匀样本插值法

非均匀样本插值法^[21,22]先对低分辨率图像进行配准,通过所估计的相对运动信息得到 HR 图像的非均匀间距样本,然后利用这些样本点进行非均匀样本插值,最后对插值所得的 HR 图像进行去模糊去噪处理。作为一种直观的 SR 重建方法,其计算复杂度低,易于实现,但其降质模型受限且没有考虑到插值过程中带来的误差。

(2) 迭代反投影法

迭代反投影法 (IBP) 是由 Irani 和 Peleg^[7]提出的一种利用 LR 模拟图像和 LR 观测图像之间的误差通过反投影迭代从而获得所需要的高分辨率图像的方法,其简单直观,但所得解不唯一,很难利用先验知识。

(3) 凸集投影法

凸集投影法^[23-25] (POCS, Projection Onto Convex Set) 是另一种通过迭代投影技术去获取高分辨率图像的方法,是一种基于集合的思想理论。该方法将一些凸约束集的交集定义为超分辨率图像的可行域,而这些凸集可以理解为是满足特定属性 (即可行解的限制条件) 的向量空间。正如 Tekalp et al.^[10],来自低分辨率图像的约束集在所有可能的高分辨率像素值形成的解空间上形成椭球体。其它的约束因素,如可接受的像素密度的界限,也可以增加,只要约束集是凸的和封闭的,然后就可以轮流将超分辨率估计值投射到每一约束集上,以保证在满足所有的约束条件下收敛到一个解。POCS 实现了将解的先验知识引入到了图像重建的过程中,虽可以处理较复杂的退化模型,但收敛慢、运算量大。

(4) 统计重建法

最常见的统计重建方法主要有最大后验概率估计 MAP^[26]和最大似然估计 ML。我们知道,为了更好的解决超分辨率重建这个病态问题,不得不引入求解所需的先验约束模型。而最大后验概率估计 MAP 方法就是一种基于 Bayesian 理论的将图像先验概率密度函数作为限制条件的一种重建方法,它的具体含义是指在已知低分辨率图像序列的前提下,使得出现高分辨率图像的后验概率达到最大。通过贝叶斯原理得出,后验概率等于条件概率和先验概率这两项的乘积。条件概率项通常采用 Gaussian 模型,先验概率项在不同的算法中可以采用不同的先验模型。统计重建算法中常用的先验模型有 Huber-Markov 先验模型^[27], Gaussian-Markov 先验模型,全变差 (TV) 先验模型,以及双边全变差 (BTV, Bilateral Total Variation) 先验模型等等。

最大似然估计 ML 算法可以认为是最大后验概率 MAP 算法在等概率先验模型下的一种特殊情况。然而,由于 SR 重建问题的病态性考虑到结合先验约束的能力,MAP 估计法通常优先于 ML 估计的使用。

除了以上所述的统计重建方法之外,随后又引出了一些相关的 SR 重建方法,比如:混合 MAP/POCS 方法^[28],该混合方法综合了 MAP、ML 和 POCS 方法各自的优点,实现了在凸集上求出满足最大后验概率的高分辨率图像。近些年,为了弥补空域方法普遍存在计算复杂度高的缺点,一些快速且具有鲁棒性的重建方法被提出来。例如:MDSP 研究小组^[29-31]提出的基于 LI 范数估计和双边全变差(BTV)先验的超分辨率重建方法,其可以有效降低模型误差对重建结果的影响。

1.3 技术应用前景和面临的挑战

1.3.1 技术应用前景

超分辨率重建技术有效地增加了图像的空间分辨率,从而大大改善了图像的质量,因此在许多的成像领域有着广阔的应用前景:

(1) 医学成像领域:主要应用于计算机 X 光断层摄影、超声波图像、核磁共振成像等方面,这些医学图像被视为辅助诊断中的模式识别对象,通过超分辨率重建技术,可以帮助医生更好的做出进一步的判断。

(2) 视频监控领域:当今在证券、医疗、银行、交通等部门都装有监控系统,如果一旦有侦查取证或者故障检测等方面的需求,就可以通过重建所捕捉的视频图像去增强其空间分辨率,达到恢复影像信息细节的目的,从而提高了监控系统的分辨识别能力。

(3) 军事侦察领域:在军事侦查领域中,需要及时的去发现并锁定识别目标,超分辨率重建技术可以增强军事目标的定位与识别以及战场环境检测的应用效果,使得所观察的影像其整体的应用价值得到提高。

(4) 计算机视觉领域:图像从检出水平分辨率转化为粗识水平分辨率,或更加进一步转化成细辨水平分辨率的过程可以由超分辨率图像重建技术来实现。重建技术可以有效地对图像中的目标进行分析,从而能够获得分辨率更高的感兴趣区域的图像。

(5) 卫星遥感领域:通过卫星可以获得大量的同一地区多次重复的图像数据,但由于成像设备的物理局限性,得到相应的有用信息却很少。利用超分辨率重建技术去处理这些遥感图像不仅能够得到不同的有用信息,而且还提高了对遥感图像中识别目标的识别程度。

1.3.2 面临的挑战

超分辨率算法伴随其主要的超分辨率任务面临着很多挑战。除了在给定的低分辨率图像的条件下,可以计算出所有超分辨率图像像素强度值以外,一个超分辨率系统还必须能够处理:

(1) 图像配准——在突破原有照相机的抽样限制方面,估计小的图像位移是关键,但这些图像之间的精确映射是未知的。为了获得准确的超分辨率结果,图像之间的运动

偏移量需要被尽可能准确地找到。

(2) 照明变化——即使当图像是呈几何均衡排列的时候，在捕获图像时由于照明水平或相机曝光设置的不同，仍可能造成明显的光度变化。

(3) 模糊识别——当来自一个场景的光线到达胶片或相机 CCD 阵列之前，它要先通过相机的光学镜头。这就涉及到了光学模糊，该阶段所引入的模糊是通过一个点扩展函数来建模的。如何把一个模糊核从一幅图像中分离出来，这种盲图像去卷积的操作是一个被广泛研究且具有挑战性的问题。如果模糊在图像空间上呈现不同，这将成为更大的挑战。

虽然我们的目标是计算高分辨率图像，但任何超分辨方法的功效也取决于其如何处理上述这些额外的考虑因素。即使在给定“好的”低分辨率输入图像的条件下，如果其配准和模糊的估计是不准确的，那即使通过一个成功的超分辨率算法得到的输出结果仍然会很差。

1.4 课题设计环境

本论文所研究的关于多帧图像超分辨率重建的课题是通过借助 Matlab (Matrix Laboratory) ^[32] 语言设计平台来实现的。MATLAB 是由美国 MathWorks 公司出品的一种集数值分析、算法开发、图像处理、符号运算、工程与科学绘图、数据可视化等多种强大功能于一体的高级科学计算语言。

MATLAB 作为一种高级计算机语言，其具有语言简单易学、计算功能强大、绘图非常方便、扩充能力强等特点。其中可扩展性是 MATLAB 的一个重要特点，MATLAB 通常包含系统本身定义的大量库函数，开发者不仅可以直接调用，还可以定义自己的函数，组成自己的工具箱，并根据需要方便地建立或扩充库函数。

随着 MATLAB 版本的不断更新，它具有了越来越强大的数值计算能力、出色的图形处理功能以及应用更加广泛的模块集合工具箱。比如在计算处理方面，其已包含了大量的数学运算函数，利用符号和函数可以方便地处理许多特殊矩阵的运算、线性方程组、微分方程及偏微分方程组的求解、傅立叶变换和数据的统计分析、多维数组操作以及建模动态仿真等。在图形处理方面，新版本的 MATLAB 不仅在二维曲线和三维曲面的绘制处理等方面做了进一步的完善，而且在其他软件所没有的如图形的光照、色度处理以及四维数据的表现等功能方面同样展现出了出色的处理能力。在工具箱应用方面，对于许多专门的领域 MATLAB 都开发了功能强大的模块集和工具箱，用户可以直接使用工具箱学习、应用以及对不同的方法进行评估而不需要自己编写代码。

总之，MATLAB 经过不断地发展已逐步成为各种学科多种工作平台下功能强大的大型软件，能够深入到科学研究及工程计算的各个领域，其获得了广大科技工作者的普遍认可。

1.5 本文主要工作及组织安排

本论文主要研究了基于图模型的多帧图像超分辨率重建的关键技术。首先介绍了超分辨率重建的基本原理、观测模型以及研究要素，然后在此基础上着重研究了一种基于高斯金字塔光流（GPOF）配准和 L1 范数的多帧图像超分辨率重建的鲁棒算法，并且还提出了一种创新思想，即应用中值“shift and add”^[29]方法去初始化目标函数的迭代优化方程。最后在纯平移运动与公共空间不变模糊的情况下，又采用了一种动态的观点深入研究了基于卡尔曼滤波的单色视频序列的超分辨率重建，其进一步实现了快速且存储高效的算法要求。

全文一共分为 5 章，组织安排如下：

第一章是绪论，主要阐述了超分辨率重建课题的研究背景及意义，由此出发引出了重建思想的发展历程和研究现状，并且还介绍了超分辨率重建的应用前景及所面临的挑战，最后概述了本文的主要研究工作，给出了全文的组织安排。

第二章主要介绍了超分辨率重建的基本原理，基于此给出了重建的观测模型和重建技术的关键要素。

第三章研究并实现了基于高斯金字塔光流（GPOF）配准和 L1 范数估计的多帧图像超分辨率重建，详细介绍了如何构建并实施 GPOF 运动估计模型，在此基础上给出了基于 L1 范数的超分辨率重建的整个过程，并分析了 L1 范数较 L2 范数的鲁棒性。最后提出了中值“shift and add”方法的创新应用。

第四章基于对卡尔曼滤波的分析，在平移运动与公共空间不变模糊的情况下，提出了一种基于卡尔曼滤波的单色视频序列的超分辨率重建算法。其中首先详细介绍了卡尔曼滤波器的基本原理，然后引出了超分辨率动态重建的递归模型和前向数据融合方法，最后对得到的初始高分辨率视频序列进行去模糊和插值处理。

第五章对全文的研究内容进行总结，并进一步对未来的工作给出分析和展望。

第二章 多帧图像超分辨率重建的技术基础

2.1 引言

多帧图像超分辨率是一个图像序列重建的处理过程,即在不同条件下拍摄得到几幅具有相同场景的模糊且有噪声的低分辨率图像,这些同一场景的多张图片均可使用,且每一帧相对于所选择的参考帧都会有位移,将它们集中一同进行融合处理,使其合成一幅或多幅高品质的超分辨率图像,即具有更高的空间分辨率,所重建的结果与任何一幅原始输入图像相比,都减少了噪音和图像模糊的现象,从而获取了更多原始场景的细节。通常输入数据的形式可以是医疗图像,监视的连续镜头,数字视频,卫星地域成像,或者其他更多的图像来源。那么,为何超分辨率重建概念就是可能且合理的呢?

事实证明基于重建的超分辨率是可能的,由于相机或场景的运动,相机变焦、聚焦和模糊等因素引起的亚像素在配准或模糊上的偏差,使得我们所得到的每幅低分辨率图像都包含了那些可以巧妙代表原始场景中不同功能的像素。可以模拟修复这些差异,然后将超分辨率作为一个逆问题,最终重建出所需的高分辨率图像。

每一个低分辨率像素可认为是在某一特定模糊函数上的高分辨率图像的积分。假设在高分辨率图像中像素的分配位置已知,同时伴随着用来描述模糊表现形式的点扩展函数。由于像素是离散的,这个高分辨率帧的积分就视为高分辨率像素值的加权总和,利用点扩散函数核来提供权值。

每个低分辨率像素在高分辨率像素值的集合上提供了一个新的制约因素。相对于高分辨率帧当给定了一组具有不同的亚像素配准或不同模糊的低分辨率图像,约束集将是非冗余的,并且每增加一幅这样的额外图像,将更有助于对高分辨率图像进行估计。基于以上所述,我们可以得出超分辨率重建概念是可能且合理的。

2.2 超分辨率重建的基本环节

大多数从文献中所了解到的超分辨率重建的空域方法基本上都可以概述为以下三个环节(如图 2-1 所示):运动估计(图像配准),插值重建,去模糊去噪,这三个方面也就是所谓的超分辨率重建的基本流程。然而,根据具体采用的超分辨率重建算法的不同,又可以分为两种主要的重建思想:一种是先执行第一个环节,即对低分辨率图像序列进行运动估计,得出帧与帧之间的运动偏移关系,然后利用得到的配准参数再去执行图像重建的过程(即后两个环节:插值和去模糊去噪),从而最终得出所估计的超分辨率图像,这种图像配准与图像重建过程分开执行的情况也是以前应用中常用的超分辨率重建思想;目前,为了更好的改善重建结果的质量,另一种新的重建思想是将图

像配准与图像重建两个过程结合起来同步进行,与前一种方法相比,同步重建方法由于运动参数可以根据当前所估计的高分辨率图像而不断地实时更新,因此该重建思想具有更高的配准精度,但目标函数的优化迭代过程相对复杂。下面就超分辨率重建的三个基本环节分别进行简单的介绍:

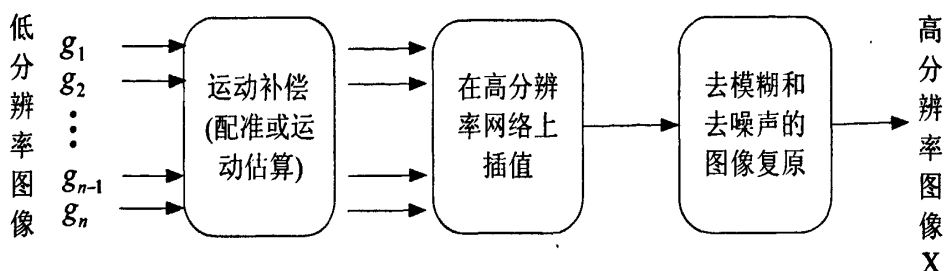


图 2-1 超分辨率重建基本环节

2.2.1 运动估计

几乎所有的多帧图像超分辨率算法,都需要对相关的低分辨率输入帧序列进行运动估计(图像配准)。但也有一些极少数的基于重建的超分辨率方法不使用运动估计,而是利用在缩放(Joshi et al. [33, 34])或焦距(Ra-jagopalan 和 Chaudhuri[35, 36])上的变化去逐渐建立对所需要的高分辨率图像像素强度的限制从而去估计出超分辨率图像。简单来讲,运动估计就是去寻求低分辨率图像之间的偏移关系,即求出在两帧图像中同一对象的位置差,通过分析各分量图像上的几何畸变,估计出相对位移以及相对转角等相对位置参数,然后使用一种几何变换将图像归到统一的坐标系统中,其最终目的就是将所有的低分辨率图像帧上的像素映射到一个共同参考帧上,从而实现图像的细节恢复。如果各个所观测的低分辨率图像帧中表示同一细节部分的像素没有被映射到参考帧的相同位置,那么恢复结果就不可能正确有效。可见,运动参数估计的精确度对超分辨率的重建结果有着至关重要的影响,现在普遍要求图像的配准要达到亚像素级精度。

运动场模型可用一个由单个运动矢量构成的集合来表征,也可以由一些变形映射(如仿射变换或投影变换)来表征[37]。根据场景中目标的运动模式的不同,所使用的运动估计方法主要分为两类:一种是基于参数模型的运动估计,另一种是非参数的运动估计。若场景的运动是通过摄像机的平移、旋转、倾斜或缩放等因素引起的,则运动估计方法就采用基于参数模型的,如基于光流的方法。如果当独立运动物体存在于场景中时,就采用非参数的运动估计,如像素递归方法、基于块的方法、和最大后验概率估计的方法等。对于运动估计具体的实现方法,下面超分辨率重建的研究要素这一节中就常用的基于光流的方法给出了详细的估计原理。

2.2.2 插值重建

图像插值是超分辨率重建过程中最根本的一个环节,即低分辨率观测图像经过配准之后,需要将运动补偿后的低分辨率图像的像素点投影到一个高分辨率栅格上。这时所得到的初始图像是非均匀分布的,需要再通过直接的或迭代的插值过程使其成为均匀一致的高分辨率图像。实际在成像过程中,低分辨率像素之间的间隔往往决定了高分辨率图像所经历的形变过程。因此,当运动位置没有落在高分辨率传感器的网格上时,这一步骤就需要插值。一般在超分辨率重建技术中应用的插值方法大多数是由单帧插值技术发展而来的,但由于单帧图像上的数据量有限,相应的插值技术也就受到了限制,使得未知的高分辨率图像和低分辨率观测图像之间映射的解不唯一。由此随后又引出了马尔可夫随机场和正则化等先验模型,但这些方法不能从根本上解决单帧插值过程的病态性问题,只能产生边缘模糊的放大图像。因此对于图像插值问题,可以引入多帧技术,即利用同一场景的序列图像上的附加数据来提高分辨率,这实际上就是多帧图像超分辨率重建的本质。

2.2.3 消除模糊与噪声

低分辨率图像序列经过上述的图像配准和插值两个环节的处理,所得到的结果可以视为是一个高分辨率图像的模糊版本,接下来就需要对这个模糊图像进行去模糊去噪的复原处理从而获得我们想要的超分辨率图像。消除模糊与噪声主要是指消除光学模糊、传感器模糊、帧内运动模糊以及图像采样过程中引入的加性噪声。光学模糊是由光学元件焦点失调引起的;传感器模糊是由传感器区域的积分作用引起的;帧内运动模糊是由孔径时间内的场景目标运动引起的。去模糊处理作为图像复原的主要任务,通常根据成像过程中的模糊传递函数(即点扩展函数 PSF)来消除图像的降质。除此之外,成像过程中图像受多种噪声源的污染,且噪声分布的特性也是比较复杂的,因此不易给出准确的噪声分布,通常选用一个理想化的模型来近似,比如零均值加性高斯白噪声。本文假定每个低分辨率图像受到的噪声干扰都是独立同分布的加性噪声。

2.3 观测模型

在超分辨率重建之前,首先需要建立一个相应的观测模型,通过观测模型来表征低分辨率图像和理想的高分辨率图像之间是如何相关联的。建立模型时需要尽可能的精确,以便能够尽量符合现实的成像过程。目前,多种超分辨率重建的观察模型已经被提出,根据图像重建目标的不同,大致可以分为静态图像重建模型和动态图像重建模型。静态图像重建模型是将一组低分辨率图像序列生成一幅高分辨率静态图像,而动态图像重建模型则是要重建出一个质量改善的图像序列(视频序列)。基于本章是对超分辨率重建基础技术的研究,这里就采用静态图像重建的观察模型来分析现实成像过程中图像退化

的整个过程（如图 2-2^[2]所示）。而动态图像重建模型实际上是静态图像重建模型的简单扩展与延伸，其主要是通过利用单帧图像自身信息和帧间的时间信息去解决局部运动估计以及计算存储消耗这两个核心问题。

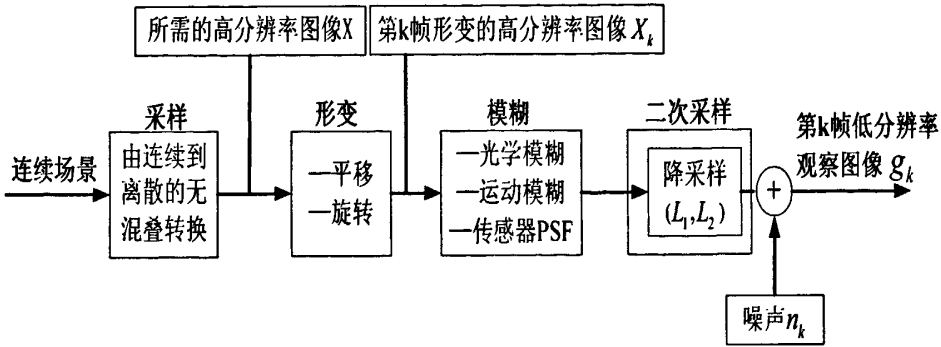


图 2-2 从 HR 图像降质到 LR 图像的观测模型

依据上图所表示的观测模型，这里假定所求的理想 HR 图像的大小为 $L_1 N_1 \times L_2 N_2$ ，向量符号为 $X = [X_1, X_2, \dots, X_N]$ ，其中 $N = L_1 N_1 \times L_2 N_2$ ，即 X 是从一个连续的场景中按 Nyquist 采样率进行采样得到的理想非退化图像。我们把 L_1 和 L_2 分别规定为观察模型中水平和垂直两个方向的降采样因子，则每一幅所观测的 LR 图像的大小就是 $N_1 \times N_2$ ，设第 k 帧低分辨率图像的向量为 $g_k = [g_{k,1}, g_{k,2}, \dots, g_{k,M}]$ ，其中 $k = 1, 2, \dots, n$ ， $M = N_1 \times N_2$ 。现在假设在获取 LR 图像的过程中，除了模型允许的运动或退化以外， X 保持不变。因此，所观察到的多幅 LR 图像是由 HR 图像经过变形，模糊和下采样操作得到的。假设每帧 LR 图像是受加性噪声污染的，综上便可以形式化图 2-2 所示的模型结构图，给出如下相应的观测模型表达式：

$$g_k = DB_k F_k X + n_k \quad 1 \leq k \leq n \quad (2-1)$$

其中， F_k 是形变矩阵，其大小为 $L_1 N_1 L_2 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ ； B_k 表示大小为 $L_1 N_1 L_2 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ 的模糊矩阵， D 是大小为 $N_1 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ 的下采样矩阵， n_k 表示噪声向量。下面就 (2-1) 式中所包含的系统矩阵分别进行如下讨论：

(1) 形变矩阵

图像获取过程中的移动是通过形变矩阵 F_k 来表示的，它可能包含全局或者局部的平移、旋转等等。由于这个信息通常是未知的，因此需要设置一个参考帧，然后为序列中的每一幅 LR 图像相对参考帧来进行运动估计。从 LR 图像的像素间距就可以估计出 HR 图像的变形过程，所以当移动位置没有落在 HR 传感器的网格上时就需要插值。图 2-3^[2]显示了一个全局平移的例子，圆圈 (O) 代表原始的 HR 图像 X ，三角形 (Δ) 和菱形 ($\diamond$) 表示 X 的全局移动向量。如果下采样因子是 2，菱形在水平和垂直方向上的亚像素偏移量为 (0.5, 0.5)，而三角形的偏移量小于 (0.5, 0.5)。如图 2-3 所示的那样，菱形不需要插值，但三角形它没有位于 HR 的网格上，所以应该插值。

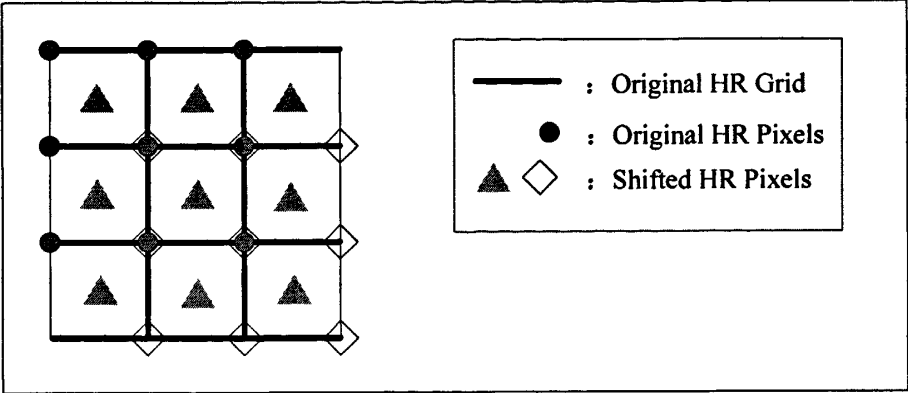


图 2-3 HR 传感器网格上插值的必要性

(2) 模糊矩阵

模糊可能是由光学系统，成像系统与原始场景间的相对运动，还有 LR 传感器的点扩散函数 (PSF) 等因素引起的。模糊可以被模型为线性空间不变 (LSI) 和线性空间可变 (LSV) 两种形式，它在 HR 图像上的作用通过矩阵 B_k 来表示。在单帧图像恢复应用中，通常考虑光学模糊或运动模糊。然而在 SR 图像重建中，LR 传感器物理尺度的有限性是引起模糊的一个重要因素。该 LR 传感器 PSF 通常建模为一个空间平均算子，如图 2-4^[2]所示。本文关于超分辨率重建过程中所涉及的模糊只限于线性空间不变 (LSI) 模型的情况。

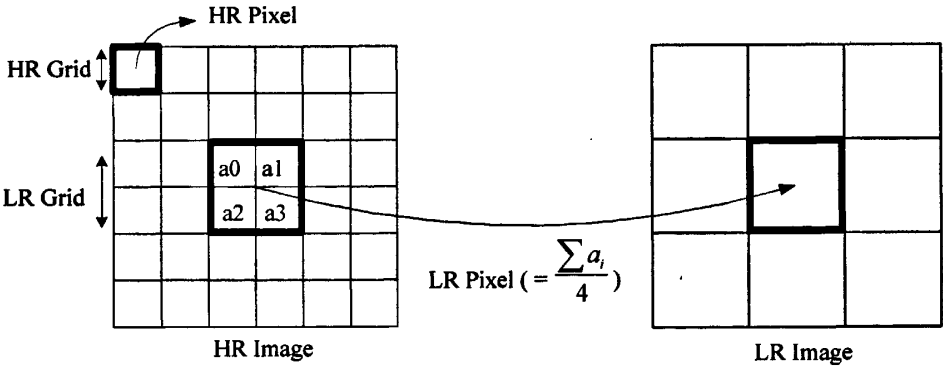


图 2-4 低分辨率传感器点扩展函数

(3) 下采样矩阵

下采样矩阵 D 作用于经过变形、模糊后的 HR 图像，再加上受到加性噪声 n_k 的影响，最终生成了模糊、有噪、频谱混叠的 LR 图像。这里为了方便设定观测模型中 LR 图像的大小均相同，但在更一般的情况下，可以采用不同的下采样矩阵 (比如 D_k) 来表示大小不同的 LR 图像。常采用的图像下采样模型是一种对 HR 图像像素模块取平均的思想，如图 2-5 所示，这种模型模拟了实际 CCD 探测器采集图像信息的过程，其表达式为：

$$g(m,n) = \frac{1}{\eta^2} \sum_{x=1-\eta+\eta i}^{\eta i} \sum_{y=1-\eta+\eta j}^{\eta j} X(x,y) \quad (2-2)$$

这里, 假设降采样因子为 η , $g(m,n)$ 表示的是一幅大小为 $N_1 \times N_2$ 的低分辨率图像 g 的第 (m,n) 个像素, 显然高分辨率图像 X 的大小为 $\eta N_1 \times \eta N_2$ 。其中, $i=1,2,\dots,N_1$, $j=1,2,\dots,N_2$ 。

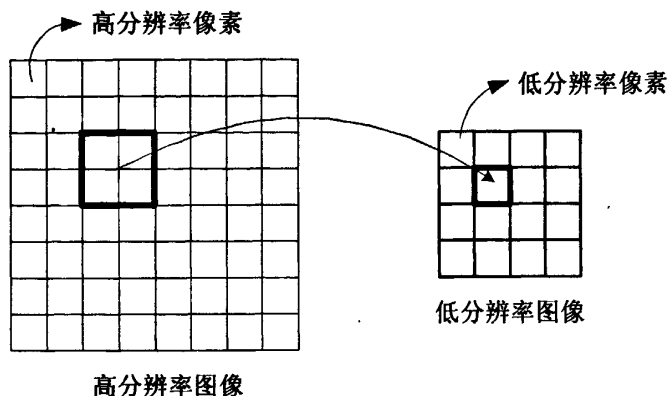


图 2-5 下采样示意图

2.4 超分辨率重建的研究要素

基于上述对超分辨率重建的基本环节和观测模型的介绍, 可以看出由观测到的低分辨率图像序列去重建出真实场景的高分辨率图像的过程是个病态的反问题, 从而会引起解的不存在或者不唯一等不适定问题。只有当低分辨率图像序列能够达到亚像素级精度的配准、加上合理的退化模型以及采用能够结合先验约束的合适的超分辨率重建算法才能重建出满意的高分辨率图像。因此, 目前该领域的主要工作依然是对精确的图像配准, 合理的重建方法以及有效的正则化先验模型这三个方面的深入研究。

2.4.1 图像配准

图像配准是超分辨率重建算法实现的前提, 配准过程就是要估计出低分辨率输入序列帧之间的运动变换关系, 即准确寻找每一幅 LR 图像与参考帧之间高度精确的点对点匹配关系, 通过最佳变换将它们配准到同一参考帧上, 使得同一场景的多幅 LR 图像的内容达到空间上的对齐。基于本章第二节对运动估计的简单介绍, 下面将讨论一种常见的并且可以达到亚像素级精度的简单配准方法——D.Keren^[8]提出的基于光流场的亚像素配准方法。

所谓的光流通常是指图像中的亮度模式在运动过程中的表观速度, 根据亮度值的瞬间变化建立了基于光流的模型。一般基于光流的方法需要利用迭代的方式来求解其包括

的两个方程^[38, 39]：一个是光流方程，其表征了某一点的图像亮度与亮度模式运动二者之间的联系，另一个是源于流速度光滑性约束的在求解速度矢量两个分量的过程中所必需的方程。这里，只考虑空间几何变换的基本全局运动情况，采用刚体变换模型实现空间几何坐标的变换，即建立从一幅图像坐标 (x, y) 到另一幅图像坐标 (x', y') 之间的变换关系。假设低分辨率图像 g_1 和 g_2 存在全局运动变换（即平移和旋转），根据刚体变换公式：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

式中 θ 是旋转角， t_x ， t_y 分别代表水平和垂直方向的平移量，那么有下式成立：

$$g_1(x, y) = g_2(x', y') = g_2(x \cos \theta - y \sin \theta + t_x, y \cos \theta + x \sin \theta + t_y) \quad (2-4)$$

这里假设 θ 取非常小的值，就可以满足 $\cos \theta \approx 1$ ， $\sin \theta \approx \theta$ ，则上式可以简化为：

$$g_1(x, y) \approx g_2(x - y\theta + t_x, y + x\theta + t_y) \quad (2-5)$$

将上面的 (2-5) 式右边进行二元泰勒展开，保留前三项得：

$$g_1(x, y) \approx g_2(x, y) + (t_x - y\theta)g_{2x}(x, y) + (t_y + x\theta)g_{2y}(x, y) \quad (2-6)$$

其中， $g_{2x}(x, y) = \frac{\partial g_2(x, y)}{\partial x}$ ， $g_{2y}(x, y) = \frac{\partial g_2(x, y)}{\partial y}$ 。

我们的目标是估计运动参数 $(\hat{t}_x, \hat{t}_y, \hat{\theta})$ ，为此建立如下最小化误差函数：

$$\begin{aligned} (\hat{t}_x, \hat{t}_y, \hat{\theta}) &= \text{Arg min}_{t_x, t_y, \theta} E(t_x, t_y, \theta) \\ &= \text{Arg min}_{t_x, t_y, \theta} \sum_{x, y} \left[g_2(x, y) + (t_x - y\theta)g_{2x}(x, y) + (t_y + x\theta)g_{2y}(x, y) - g_1(x, y) \right]^2 \end{aligned} \quad (2-7)$$

$$\text{令 } A = \begin{bmatrix} \sum g_{2x}^2 & \sum g_{2x}g_{2y} & \sum Rg_{2x} \\ \sum g_{2x}g_{2y} & \sum g_{2y}^2 & \sum Rg_{2y} \\ \sum Rg_{2x} & \sum Rg_{2y} & \sum R^2 \end{bmatrix}, \quad P = [t_x, t_y, \theta]^T, \quad b = \begin{bmatrix} \sum g_{2x}g_t \\ \sum g_{2y}g_t \\ \sum Rg_t \end{bmatrix}$$

其中， $R = xg_{2y} - yg_{2x}$ ， $g_t = g_1 - g_2$

分别计算 E 对三个待求参数的偏导数，并令结果等于 0，可以得到如下方程组：

$$AP = b \quad (2-8)$$

通过上式可得最终的全局运动参数 $\hat{P} = [\hat{i}_x, \hat{i}_y, \hat{\theta}]^T$ 为:

$$\hat{P} = A^{-1}b \quad (2-9)$$

当 A 为不可逆矩阵时, 会造成没有足够的图像信息去估计所要求的运动参数, 然而一般而言, 公式 (2-8) 是超定方程组, 对于发生较小平移和旋转的情况时, 采用最小平方估计就可以获得较准确的解, 但是为了将这种方法应用于有较大变换参数的情形, 常采用如下表 2-1 所示的迭代过程。

表 2-1 基于光流场的亚像素迭代配准算法

- (a) 初始化: 令配准参数 $\hat{P} = [000]^T$, 最大迭代次数为 N , 精度控制参数 e ;
- (b) 计算: g_{2x}, g_{2y}, R, A ;
- (c) 令 $n=0$, $g_1^{(0)} = g_1$;
- (d) 计算: $g_t = g_1^{(n)} - g_2, b$; 令 $n = n+1$;
- (e) 更新配准参数: $\hat{P}^{(n)} = \hat{P}^{(n-1)} + A^{-1}b$;
- (f) 如果 $\|\hat{P}^{(n)} - \hat{P}^{(n-1)}\| / \|\hat{P}^{(n-1)}\| < e$ 或 $n \geq N$, 令 $\hat{P} = \hat{P}^{(n)}$, 迭代终止; 否则, 利用公式 (2-4) 对 g_1 重采样产生 $g_1^{(n)}$, 算法转向 (d)。

该配准方法的计算复杂度与图像像素数成正比, 并且当图像的相对运动量比较大时, 其迭代过程很容易受到初始化结果的影响, 为此我们在下一章将该算法与一种金字塔分层的思想^[40]结合起来, 引出高斯金字塔光流的配准方法, 研究表明这种与金字塔相结合的方法不仅加快了执行速度而且参数估计达到了由粗到精的实现过程。

2.4.2 重建方法

超分辨率重建作为一个病态求逆的过程, 其成功的关键除了上述对图像配准的精确度要求外, 还必须要有合理高效的重建算法作为保障。目前, 主流的重建算法都具有良好的结合空间先验约束的能力。整体来看, 对于超分辨率重建框架而言无论采用何种统计重建方法, 其最终所要估计的目标代价函数都是由两部组成: 即数据保真项和正则化先验项。

对于数据保真项, 为了逼近真实解一般都需要使实际的 LR 图像 g_k 与所观察的 LR 图像 $DB_k F_k X$ 之间的残差项最小, 因此就有如下基于 L_p 范数的最小化泛函:

$$\hat{x} = \underset{x}{\operatorname{Arg\,min}} \left\{ \sum_{k=1}^n \|DB_k F_k x - g_k\|_p^p \right\} \quad (2-10)$$

这里, $1 \leq p \leq 2$, 当 $p=1$, $p=2$ 时, 正是分别基于 $L1$ 和 $L2$ 范数的数据保真度估计, 虽然目前有很多算法都采用了 $L2$ 范数的估计形式, 但依据估计理论, $L2$ 范数估计由于容易受到离群值的影响往往会造成估计结果的不稳健, 与其相比基于 $L1$ 范数的估计却更具有鲁棒性, 针对这一点将在下一章给出详细讨论。

对于先验项, 我们知道由于观测的 LR 图像数据的不足, 使得超分辨率重建这个反问题的求解过程对噪声非常敏感, 加上模糊算子的病态性导致了更严重的不适定问题, 所以仅仅靠增加观测图像的数量是不能良好解决问题的, 必须在代价函数里引入惩罚项, 起到约束解空间的作用, 令所求解变的稳定和确定, 在 (2-10) 式的基础上附加正则项后的最终目标代价函数如下表示:

$$\hat{x} = \underset{x}{\operatorname{Arg\,min}} \left\{ \sum_{k=1}^n \|DB_k F_k x - g_k\|_p^p + \lambda \gamma(x) \right\} \quad (2-11)$$

式中, λ 为正则化参数, 其值越大平滑能力就越强, 值越小则抑制噪声的能力越弱。 $\gamma(x)$ 是正则函数, 目前许多文献已经提出了多种正则化先验模型, 大致可分为两类: 一类是为图像假定一种合理的概率密度函数分布, 这可以理解为某种先验约束。第二类是基于样例的学习方法^[41, 42], 在图像数据库中通过有效的样本选择方法估计出先验信息。本论文主要针对第一类正则化先验模型进行了探讨。

基于本章第三节给出的图像观测模型, 下面主要介绍一种典型的可以直接利用先验信息且能够保证解的存在和唯一的最大后验概率估计算法 (MAP)。该基于贝叶斯理论的 MAP 估计就是在低分辨率图像序列 g_k ($k=1, 2, \dots, n$) 已知的前提下, 使得所求的高分辨率图像 x 的后验概率估计 $p(x|g_k)$ 达到最大。如下贝叶斯公式所示, 其包含了高分辨率图像退化为低分辨率图像的条件概率 $p(g_k|x)$ 和高分辨率图像的先验概率 $p(x)$ 的估计项:

$$p(x|g_k) = \frac{p(x, g_k)}{p(g_k)} = \frac{p(x)p(g_k|x)}{p(g_k)} \quad (2-12)$$

式中, 由于 LR 图像序列已知, 所以可以视 $p(g_k)$ 为常数, 那么相应的后验概率估计 $p(x|g_k)$ 的最大化也就只取决于式中分子的最大化了, 因此根据公式 (2-12) 可以得到所求的 HR 图像 x 的最优估计为:

$$\hat{x} = \arg \max p(x|g_k) = \arg \max p(g_1, g_2, \dots, g_n | x) p(x) \quad (2-13)$$

将上式采用对数形式表示如下：

$$\hat{x} = \arg \max_x \{ \log P(g_k | x) + \log p(x) \} \quad (2-14)$$

因此，要想求出高分辨率图像 x 的最优估计，即保证后验概率 $p(x | g_k)$ 最大，必须先确定条件概率模型 $p(g_k | x)$ 和先验概率模型 $p(x)$ 。通常情况下，条件概率项一般采用 Gaussian 模型，而先验概率项在不同的算法中可以采用不同的正则化先验模型。先验信息作为正则项可以很好的解决超分辨率重建的不适定问题，保证了解的存在、唯一以及稳定性，但应用不同的先验模型对图像的重建结果也会产生不同的影响，因此在重建算法中引入合适的先验模型显得尤为重要。下一小节就重点讨论几种统计重建方法中常用的先验模型，对其进行分析和比较。

2.4.3 正则化先验模型

下面就直接以上述的最大后验概率估计算法（MAP）为基础，展开该算法可以结合的不同正则化先验模型，利用图像的先验模型来辨别可行解。

（1）马尔可夫随机场（MRF, Markov Random Field）先验模型

对于 MRF 先验模型的使用，高分辨率图像的先验项 $p(x)$ 可由 Gibbs 先验模型来描述，其定义如下：

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp \{ -U(x) \} = \frac{1}{Z} \exp \left\{ - \sum_{c \in S} \varphi_c(x) \right\} \quad (2-15)$$

其中， Z 为标准化常量； $U(x)$ 为能量函数； $\varphi_c(x)$ 为势函数，仅依赖于在簇包 c 中的像素点； S 代表所有的簇包。如果低分辨率图像序列之间的误差是相互独立的，噪声为独立同分布的零均值 Gaussian 噪声，则优化问题可如下表示：

$$\hat{x} = \arg \min \left\{ \sum_{k=1}^n \|g_k - DB_k F_k x\|_2^2 + \alpha \sum_{c \in S} \varphi_c(x) \right\} \quad (2-16)$$

Markov 随机场模型^[33, 43]能够有效的描述图像的特性，因为其提供了一种关于图像像素的统计描述，考虑到了每个像素与它相邻像素间的条件分布。

（2）高斯（Gaussian）先验模型

能够利用保持边缘的图像先验模型是 Bayesian 理论的一大优势，基于 Gaussian 先验模型的 MAP 估计，通常假设图像为全局平滑，关于 Gaussian 先验模型其势函数采用二次形式 $\varphi_c(x) = (D^{(n)} x)^2$ ，这里 $D^{(n)}$ 为 n 阶差分。该模型虽然能有效抑制高频的噪声，

且二次势函数在求导中也可以使得算法线性,但对同样高频的边缘细节元素惩罚严重,导致所得的解就变成过于平滑的了。

(3) Huber-马尔可夫随机场 (HMRF) 先验模型

为了解决 Gaussian 先验模型遇到的问题,这里对于 Huber-Markov 先验模型提出了一个更现实的假设,就是 HMRF 先验模型假定数据是分块光滑的,即图像是由若干个不连续的平滑区域组成的。该模型作为一个局部平滑函数,不仅能抑制噪声,还能有效地保存图像边缘细节。HMRF 模型的概率密度函数为:

$$P(x) = \frac{1}{Z} \exp \left\{ -\frac{1}{2\beta} \sum_{c \in S} \rho(d_c^T x) \right\} \quad (2-17)$$

其中, Z 为标准化常数, β 为 Gibbs 先验的“温度”参数, $d_c^T x$ 为空域活动性量度,在平滑区域, $d_c^T x$ 的值较小,而在边缘区域, $d_c^T x$ 的值较大。 d_c^T 是在簇包 c 的系数向量, Huber 惩罚函数的定义如下:

$$\rho(x, \alpha) = \begin{cases} x^2, & |x| \leq \alpha \\ 2\alpha|x| - \alpha^2, & |x| > \alpha \end{cases} \quad (2-18)$$

其中, α 是一个阈值,当 $x \leq \alpha$ 时, $\rho(x, \alpha)$ 为二次惩罚函数,当 $x > \alpha$ 时, $\rho(x, \alpha)$ 为线性惩罚函数。在式 (2-17) 中,由于噪声的差分较小,所以被二次惩罚,而边缘的差分较大,则被线性惩罚,因此 Huber 惩罚函数就起到平滑噪声和保持图像边缘的双重作用。

(4) 其它先验模型

除了以上几种常见的用于 MAP 估计的先验模型之外,许多研究文献逐渐又提出了一些更有利的先验模型,使得正则化先验趋于自适应性和鲁棒性的特点方向发展起来。比如常见的 Tikhonov 正则项^[44, 45]通常导致图像具有过于平滑的边缘;总变差 (TV) 正则项^[46-48]可以较好的保持图像的边缘信息;以及双边全变差 (BTV) 正则项^[31],采用了更具有鲁棒性的 L1 范数的估计形式,该模型在总变差先验的基础上同时又结合了双边滤波器的特点,其在超分辨率重建的应用中取得了相当不错的重建结果。

2.5 本章小结

本章主要介绍了多帧图像超分辨率重建的基本环节,观测模型,以及超分辨率重建的研究要素,这些内容构成了超分辨率重建的技术基础。其中,在超分辨率重建的研究要素这一节里,给出了基于光流场的亚像素配准方法和最大后验概率 (MAP) 估计算法的介绍,这为后续两章内容的研究做了铺垫。

第三章 基于 GPOF 配准和 L1 范数的多帧图像超分辨率重建

3.1 引言

本章提出一种从多幅具有相同场景的模糊且带有噪声的低分辨率图像中获取一幅高分辨率图像的鲁棒性方法,这是一种静态重建的思想。该方法的运动估计模型采用了高斯金字塔分层结构的光流场亚像素配准思想,可以达到超分辨率重建的亚像素级精度。在超分辨率重建的过程中,考虑到对于模型误差应具有鲁棒性,本方法在数据保真项和正则项上均基于 L1 范数估计,且采用双边全变差先验模型作为正则项去惩罚高频信号,不仅计算代价低而且在保持图像边缘上还非常有效。本章还提出,在低分辨率帧间仅有平移运动且点扩展函数模糊是平移不变的情况下,利用中值"shift and add"方法先得到一幅模糊的高分辨率图像,然后用该高分辨率图像去初始化目标函数优化迭代方程中的高分辨率图像值。

本章组织安排如下:3.2 节介绍高斯金字塔光流配准的算法流程;3.3 节介绍基于 L1 范数的超分辨率重建;3.4 节提出中值"shift and add"方法的创新应用;3.5 节给出本章的实验结果与分析;3.6 节对本章进行小结。

3.2 高斯金字塔光流配准

在超分辨率重建之前,需要先估计出低分辨率序列图像之间的运动偏移,从中获取配准参数。本章给出一种可以达到超分辨率重建的亚像素级精度的高斯金字塔光流配准方法。

假设有低分辨率观测序列 $\{g_k\}_{k=1}^n$ ($n \geq 2$),通常把第一帧低分辨率图像 g_1 作为参考帧,首先为低分辨率观测序列的每一帧图像创建一个高斯金字塔结构,然后去计算每一帧低分辨率图像与参考帧之间的光流 P 。下面就以前两帧低分辨率图像 g_1 和 g_2 为例来计算它们之间的高斯金字塔光流配准估计,基本步骤如下:

第一步,为低分辨率图像 g_1 和 g_2 分别构建高斯金字塔结构;

第二步,在这两幅低分辨率图像金字塔结构的每一层上,分别计算两帧之间即从图像 g_2 到图像 g_1 的光流偏移量,该操作从金字塔的最顶层开始计算直到最底层结束。这一步的关键是要把每次从上面分辨率较低层得到的两帧之间的光流作为下面分辨率较高的光流估计的初始值,然后逐层配准,直到最终求得两幅图像最底层之间的光流估计,即图像 g_2 到 g_1 的光流偏移量 P 。

按照上面的步骤,依次配准低分辨率观测序列中的每一帧图像到其参考图像(第一帧)。下面给出该运动估计方法每一步的详细操作:

3.2.1 创建金字塔

为低分辨率观测图像创建高斯金字塔分层结构分为两步：

(1) 定义金字塔结构的层数 K 。这里规定层数 K 不多于 6 层，否则上面层对应的图像就变的相对太小，在最高层 K 上所计算光流的区域不应该太小，因此对于每一个金字塔，选择 6 作为层数 K 的最大值边界。

(2) 构建一个具有一定层数的高斯金字塔结构。以低分辨率序列的第一帧图像 g_1 为例，首先把 g_1 看作是金字塔基底的图像层即第一层，该最底层在整个金字塔中具有最高的分辨率。然后从该最底层开始，以 2 为下采样因子进行下采样操作，从而得到金字塔的第二层。如此下去，再对新得到的每一层继续以 2 为因子进行下采样，使分辨率向上逐层降低，直到得出上面的最高层 $K(K \leq 6)$ ，这样就把每幅低分辨率图像分成了 K 层。在降采样循环操作步骤之前，需要先执行一个反混淆低通滤波操作。基于以上所述，就可以为每幅低分辨率图像建立一个给定层数 K 的高斯金字塔结构，如图 3-1 所示：

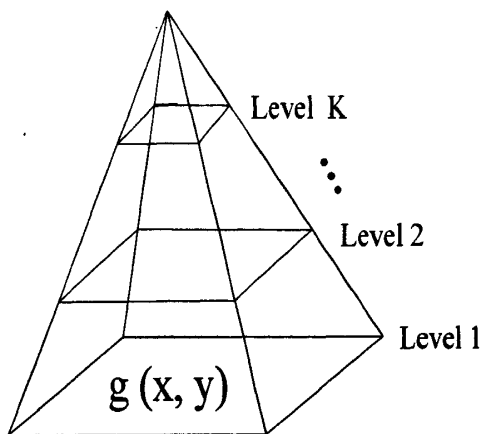


图 3-1 高斯金字塔分层结构

3.2.2 计算图像间的光流偏移量

首先，计算两幅低分辨率图像其金字塔结构的对应层之间的运动偏移量。对于低分辨率序列的前两帧图像 g_1 和 g_2 ，先从这两幅图像的金字塔结构中分辨率最低的顶层即第 K 层开始计算，假设在这一层上两幅图像之间的偏移量初始值为 $P=0$ ，然后利用这个初始值根据光流场亚像素迭代配准算法（见表 2-1）去求得当前第 K 层两帧之间的光流偏移量 P_K 。

接下来，对所得到的第 K 层的光流偏移量 P_K 进行上采样，把上采样结果传递到下一个当前层即第 $K-1$ 层，作为第 $K-1$ 层的光流初始值，同样利用该初始值经由光流场的迭代配准算法计算得到两帧对应第 $K-1$ 层之间的光流偏移量 P_{K-1} 。然后，重复上述步骤直到分辨率最大层即金字塔的最底层为止。

最后，得到两幅图像最底层即第一层之间的光流 P_1 ，将其作为图像 g_1 和 g_2 之间的最终偏移量。如此下去，继续求得其它低分辨率帧和参考帧之间的光流偏移量。

高斯金字塔光流配准明显的优势是可以减少计算的复杂步骤从而加快算法的执行。此外,该配准方法达到了超分辨率重建的亚像素级精度,使得最终所估计的重建结果更加精确。

3.3 基于 L1 范数的超分辨率重建

从一个低分辨率图像序列生成一副高分辨率图像的算法处理过程可归纳为以下四个步骤:观测模型的建立,代价函数的定义,正则约束的引入以及目标解的优化。

3.3.1 建立观测模型

基于第二章给出的观测模型,本节图像的生成过程由图 3-2 所示的从高分辨率图像降质为低分辨率图像的简单模型来描述。

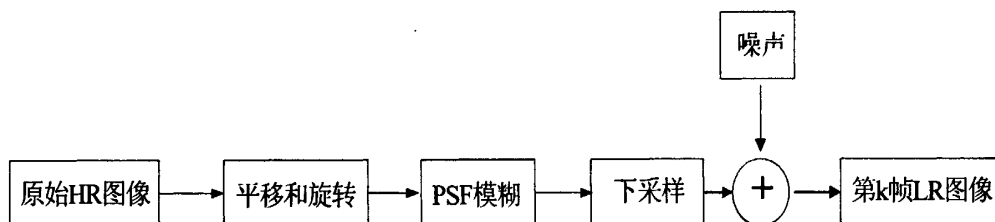


图 3-2 图像的降质模型

根据图像的降质过程,即从一个高分辨率图像 X 得到一组低分辨率图像 $g_1, g_2, \dots, g_n$ ($n \geq 2$), 得出图像生成模型用下面的表达式来描述:

$$g_k = D_k B_k F_k X + E_k \quad (3-1)$$

这里, X 代表原始高分辨率场景, g_k 是降质后的第 k 帧低分辨率图像($1 \leq k \leq n$), F_k 是形变矩阵, B_k 是系统模糊矩阵, D_k 是降采样矩阵, E_k 是系统噪声。从生成模型可以看出,当给定这样一组低分辨率图像序列 $\{g(n)\}$, 最终目标就是去重建出高分辨率图像 X 。

3.3.2 数据保真项估计

基于上述的图像生成模型,多帧图像超分辨率重建被定义为代价函数的最小化求解问题。所估计的代价函数,通常包括数据保真项(残余误差)和正则化先验项两部分,

如下所示:

$$\hat{X} = \arg \min_X \left\{ \sum_{k=1}^n \|D_k B_k F_k X - g_k\|_p^p + \lambda \gamma(X) \right\} \quad (3-2)$$

首先, 考虑代价函数中的数据保真项, 即 $D_k B_k F_k X - g_k$, 需要进行最小化以确保其尽可能的逼近真实解。这里, $1 \leq p \leq 2$, 实际上当 $p=1$ 和 $p=2$ 的时候, 恰好正是数据保真项分别基于 L1 范数和 L2 范数的两种特殊情况。在本章中, 选择 $p=1$ 即基于 L1 范数的保真估计, 因为考虑到离群值的影响因素, 基于 L1 范数的估计比基于 L2 范数的估计更具有鲁棒性。正如我们所知, 破坏点往往被用来衡量一个算法的鲁棒性, 其代表了受到异常值污染的最小的百分比, 而异常值污染可能会迫使所估计的值落到一些规定的范围以外即成为离群值^[49]。例如, 基于 L2 范数的最小二乘估计方法的破坏因子是零, 即使存在一个单一的异常值就足以破坏整个估计过程。其实, 基于 L2 范数的估计就是简单的平均值估计, 求和操作会把所有 LR 观测图像造成的误差进行平均, 从而当某些 LR 图像含有不精确信息时, 都会被用于为超分辨率做贡献, 带来较大误差。而 L1 范数估计则是收敛于中值的估计, 虽然 L1 范数估计并不是最有效的, 但我们是针对范数最小化的特殊情况来计算这些权值的, 发现这种收敛于中值的估计具有可接受破坏点的最高值 50%, 也就是说允许有不超过 50% 的离群值存在, 估计结果不会受到严重影响, 可见使用中值估计更为稳健, 由此 L1 范数的估计也被称为是最小二乘估计的最佳结果。最终, 得出基于 L1 范数估计的数据保真项为:

$$\hat{X} = \arg \min_X \left\{ \sum_{k=1}^n \|D_k B_k W_k X - g_k\|_1 \right\} \quad (3-3)$$

3.3.3 双边全变差正则项

关于 (3-2) 式中的正则项 $\lambda \gamma(X)$, 由于超分辨率重建是一个病态求反问题, 因此不得不引入正则化先验模型, 正则项作为一种图像先验模型可以用于补偿缺失的观测信息, 并且起到约束解空间的作用从而可以得到一个稳定的解。既然本章提出利用 $p=1$ 的 L1 范数估计作为鲁棒性方法去重建高分辨率图像, 因此这里特别选取基于 L1 范数估计的正则化先验模型——双边全变差 (BTV) 先验正则项。该正则化先验模型综合了双边滤波和总变差 (TV) 滤波的各自特点, 可以很好的保持图像的边缘且计算代价低廉便于实施。此外, 它即便惩罚空间高频信号也没有高斯先验模型那么严重, 因为 BTV 选用的是 L1 范数估计而不是 L2 范数估计。下面给出双边全变差正则项的表达式:

$$\gamma_{BTV}(X) = \sum_{n_1=0}^S \sum_{n_2=0}^S \alpha^{|n_1|+|n_2|} \|X - T_x^{n_1} T_y^{n_2} X\| \quad (3-4)$$

其中, α 和 S 均是双边全变差先验模型的参数。标量 $0 < \alpha < 1$, 代表衰减因子, 为正则

项的总和提供一个空间衰减效应。 $T_x^{n_1}$ 和 $T_y^{n_2}$ 表示分别沿水平和垂直方向各平移 n_1 和 n_2 个像素的算子操作矩阵。

综合 (3-3) 和 (3-4) 式, 可以得出最终基于 L1 范数估计的目标代价函数:

$$\hat{X} = \arg \min_X \left\{ \sum_{k=1}^n \|D_k B_k W_k X - g_k\| + \lambda \sum_{n_1=0}^S \sum_{n_2=0}^S \alpha^{|n_1|+|n_2|} \|X - T_x^{n_1} T_y^{n_2} X\| \right\} \quad (3-5)$$

通过上式, 可以看出数据保真项和正则化先验项两部分均基于 L1 范数估计, 这确保了超分辨率重建的整个过程具备一定的鲁棒性。对于上面的目标函数表达式, 采用最速下降法去寻求这个最小化问题的解。下面给出相应的最速下降法求得的函数解:

$$\hat{X}_{n+1} = \hat{X}_n - \beta \left\{ \sum_{k=1}^n W_k^T B_k^T D_k^T \text{sign}(D_k B_k W_k \hat{X}_n - g_k) + \lambda \sum_{n_1=0}^S \sum_{n_2=0}^S \alpha^{|n_1|+|n_2|} [I - T_x^{-n_1} T_y^{-n_2}] \text{sign}(\hat{X}_n - T_x^{n_1} T_y^{n_2} \hat{X}_n) \right\} \quad (3-6)$$

这里, β 是一个标量, 其沿着梯度的方向定义了步长。 λ 是正则化因子, 是一个恰当权衡第一项 (数据保真项) 和第二项 (正则化项) 的标量。 $T_x^{-n_1}$ 和 $T_y^{-n_2}$ 分别是所定义的 $T_x^{n_1}$ 和 $T_y^{n_2}$ 的转置矩阵, 其代表了在相反方向上的移动效果。对于式中高分辨率图像 $\hat{X}_n$ 的初值可以用单帧图像线性插值的结果来初始化, 但本章将提出一种更为理想的高分辨率图像值的初始化方法。

3.4 基于中值 “shift and add” 的初始化

在超分辨率图像重建的过程中, “shift and add” 思想作为一种非迭代重建方法被提出来^[29], 其重建过程中包含一个具有鲁棒性的数据融合步骤, 实现了快速超分辨率重建的要求。该方法是严格控制在低分辨率图像帧之间是纯平移运动且点扩展函数模糊是平移不变的条件下, 通过分解复杂的迭代问题可以简单地归结为下面两步:

(1) 由已知的低分辨率观测序列先生成一幅模糊的初始高分辨率图像 Z , 这是一个非迭代数据融合过程;

(2) 对上一步得到的模糊的高分辨率图像 Z 进行去模糊降噪处理, 从而重建出理想的高分辨率图像 X 。

既然 “shift and add” 方法的第一步是先通过非迭代数据融合过程从一个低分辨率图像序列生成一幅模糊的高分辨率图像 Z , 那就可以将这一步与上述 (3-6) 式中高分辨率图像 $\hat{X}_n$ 的初始化问题结合起来。关于目标代价函数优化表达式中高分辨率图像值的初始化问题, 以前通常都是使用单幅图像线性插值的方法来进行初始化, 比如: 双线性插值、双三次卷积法插值操作等。但是, 这些方法都不能充分利用低分辨率图像序列里多帧图像之间的信息, 这导致了质量较次的高分辨率估计的初始值。就这一点而言, 如果

低分辨率帧之间的运动是纯平移的且点扩展函数模糊是空间平移不变的, 就可以利用上述的“shift and add”方法^[20]中的第一步非迭代数据融合的结果去初始化 (3-6) 式中的高分辨率图像 $\hat{X}_n$ 的值。

鉴于本章的研究内容是基于 L1 范数的鲁棒性重建估计, 所以下面要特别提出将“shift and add”方法的第一步非迭代数据融合与 L1 范数估计相结合, 这就是所谓的中值“shift and add”思想。利用中值“shift and add”方法去初始化上述目标函数优化方程中的高分辨率图像值, 通过下面两步来实现:

- (1) 先将低分辨率序列观测图像进行平移和上采样, 然后经融合求出该序列的中值;
- (2) 将所得到的中值作为一幅模糊的初始高分辨率图像, 去初始化 (3-6) 式中的高分辨率图像估计 $\hat{X}_n$ 。

综上所述, 基于 L1 范数估计的超分辨率重建方法更具有鲁棒性, 特别在优化目标函数过程中结合中值“shift and add”初始化方法, 能够使得优化过程执行的更快, 结果更完善。

3.5 实验结果与分析

该实验将本章提出的基于 L1 范数的多帧图像超分辨率重建方法 (L1+BTV 和 Median “shift and add”+L1+BTV) 与以前的分辨率增强方法 (三次样条插值 cubic spline interpolation) 进行了比较。这里使用一个 256×256 的灰度图像作为原始的高分辨率试验图像, 实验假设所有低分辨率图像帧之间仅有纯平移运动, 且点扩展函数模糊是空间平移不变的。

3.5.1 获取训练数据

对于观测数据, 需要从一幅已选定的 256×256 的原始高分辨率图像获取一组低分辨率图像作为训练数据, 这里合成低分辨率图像序列是一个受控的模拟实验过程, 其可概括为下面几个步骤:

- (1) 利用 20 个不同的亚像素级精度的平移运动向量将原始的高分辨率图像在水平和垂直方向上进行平移;
- (2) 选择一个大小为 4×4 且标准差等于 1.0 的对称高斯低通滤波核去模拟相机点扩展函数的模糊效果, 将上面得到的 20 帧平移后的图像与所选的大小为 4×4 的高斯核做卷积, 得到 20 帧模糊的图像;
- (3) 以 4 为降采样因子在每个方向上对刚才所得到的模糊图像分别进行降采样;
- (4) 最后给经过降采样后生成的模糊图像加上高斯噪声 (信噪比等于 18 分贝), 从而最终得到 20 帧大小为 64×64 的模糊且有噪声的低分辨率图像。

3.5.2 重建实验的实施

在重建实验中，首先采用三次样条插值+去模糊（Spline Interpolation +Deblur）的方式对所合成的低分辨率图像序列进行超分辨率重建；其次，采用本章提出的 L1 范数保真项结合双边全变差正则项（L1+BTv）的方法去进行重建；最后，在上一步的重建基础上再加上中值“shift and add”的初始化方法去实现重建（Median “shift and add”+L1+BTv）。这里，双边全变差正则项使用下面的参数值 $\lambda = 0.04$ ， $S = 2$ ， $\beta = 1$ ，以及 $\alpha = 0.7$ 。实验结果如图 3-3 所示：

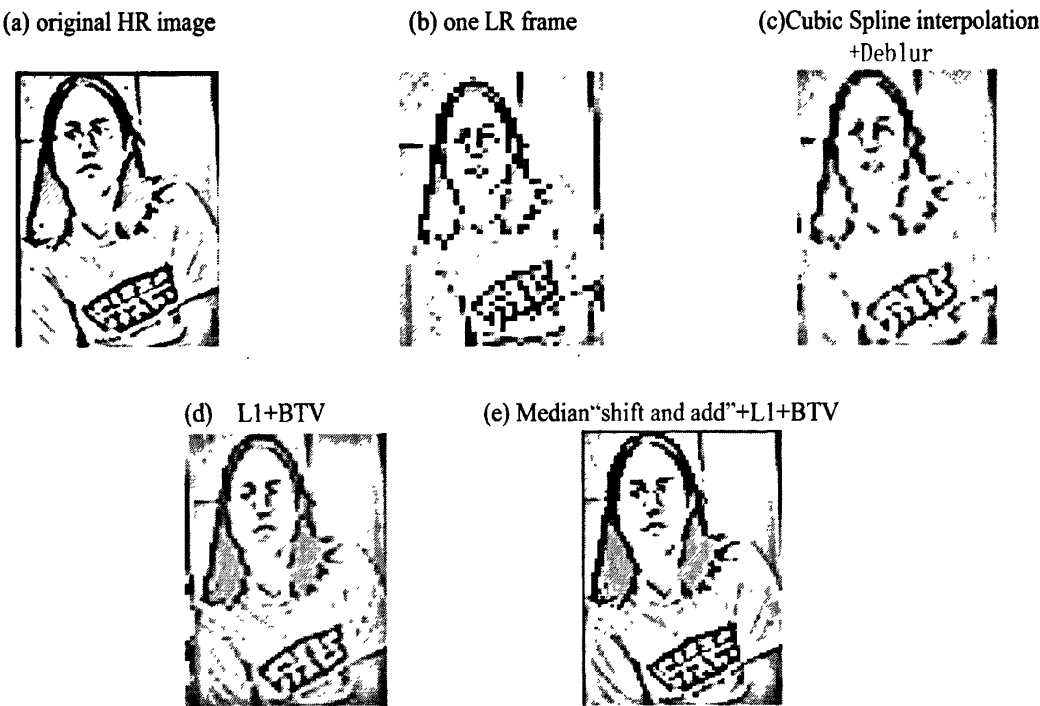


图 3-3 静态多帧超分辨率重建实验仿真

从上面的实验结果可以看出，图 3-3 (c)中所示的重建结果由于运动误差导致的瑕疵是最明显的，即使对结果进行了去模糊也不能消除。而图 3-3 (d)是基于具有鲁棒性的 L1 范数估计的，所以显示出了较好的重建结果，但是图像中左边缘的部分仍然缺乏细节。将图 3-3 (e)的重建结果与其它结果相比，可以发现本章所提出的方法不仅有效地去除了异常值，而且在没有任何激振效应的情况下产生了锐化的边缘。

3.6 本章小结

在本章中，研究并实现了基于高斯金字塔光流配准（GPOF）和 L1 范数的多帧图像超分辨率重建。其主要目的是通过致力于对 GPOF 和 L1 范数估计的探究得出具有鲁棒

解的方法。其中高斯金字塔光流配准思想既加速了算法的执行并且也达到了超分辨率重建的亚像素级精度。双边全变差 (BTV) 正则项由于没有涉及相关的乘法运算从而计算代价低, 且还有效的保持了图像的边缘。对于帧间仅有纯平移运动且点扩展函数模糊是移不变的情况, 提出了采用中值“shift and add”方法去初始化目标函数的迭代优化方程, 令重建结果更清晰。通过本次实验对不同重建结果的比较, 得出我们的方法不仅有效地消除了异常值, 使得图像具有锐利的边缘, 而且执行速度快易于实现。

第四章 基于卡尔曼滤波的视频序列超分辨率重建

4.1 引言

上一章介绍了有关静态图像超分辨率重建的思想,即从多帧低分辨率图像重建出一副高质量的图像,然而随着超分辨率重建应用的推广,期望能够提高在不理想的状况下所获得的视频序列的分辨率,如在犯罪场景中由监视摄像机捕捉的视频序列。在此类工作中,主要考虑了一些应用于图像序列的超分辨率重建方法,希望最终能够生成一组高质量、去模糊去噪的超分辨率视频序列。目前所提出的一些视频序列的超分辨率重建都是以第 t 帧为参考帧,力求在时间点 t 得到一个融合了 $t, t-1, \dots, 1$ 各时刻所对应的图像信息的超分辨率结果,在每一个临时时间点处重复这个过程,最终得到所需的超分辨率图像序列。然而,这仍然是一种静态的超分辨率方法,因为其没有考虑到时间点当时的过程演变。

本章提出一种动态的超分辨率重建思想,给定一组与时间相关的低分辨率视频序列,如果在 $t-1$ 时刻超分辨率问题能得到解决,那在 t 时刻的任务就可以利用前一时刻的解决方案得到一个更可靠的超分辨率重建结果。相对于一个序列分离的静态超分辨率重建方法,这就是动态超分辨率如何去获取速度和更好结果的实质。本章采用卡尔曼滤波逼近的动态数据融合思想,在平移运动与公共空间不变模糊的条件下,根据卡尔曼滤波的循环更新方程,给出动态重建的递推模型和前向数据融合方法,通过对均值-协方差数对的不断更新,在因果关系模式下生成了初始模糊的高分辨率视频序列 $\hat{Z}(t)$,然后利用最大后验概率(MAP)估计和双边全变差先验模型相结合的理论,对得到的初始高分辨率视频序列进行去模糊和插值操作,以便使得重建结果更加清晰。

本章组织安排如下:4.2节主要介绍卡尔曼滤波器的基本概念;4.3节提出了动态数据融合思想,分别给出具体的递推模型以及前向数据融合方法;4.4节介绍单色图像序列的去模糊与插值过程;4.5节给出本章的实验结果与分析;4.6节对本章进行小结。

4.2 卡尔曼滤波器

Kalman提出了一种用反馈控制方式去估计过程状态并使得估计均方误差最小的线性递归滤波方法。该方法要求信号是线性变化的,把被估计的过程信号看作是零均值的白噪声序列激励下的一个线性动态系统的输出,以系统的观测量作为输入,用状态方程描述这种输入-输出关系。简而言之,卡尔曼滤波(KF)的本质就是一种基于一个状态方程和一个观测方程的递归型的状态估计器。

首先定义离散时间过程的状态变量 $x \in R^n$,这种离散时间过程的状态方程由下式来

描述:

$$x_k = Ax_{k-1} + u_{k-1} \quad (4-1)$$

定义观测变量 $z \in R^m$ ，得到观测方程:

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (4-2)$$

在状态方程中, x_k 和 x_{k-1} 分别表示 k 时刻和 $k-1$ 时刻的状态向量, A 表示从 $k-1$ 时刻到 k 时刻的状态转移矩阵, 即将 $k-1$ 时刻的状态线性映射到当前时刻 k 的状态。在观测方程中, z_k 表示 k 时刻的观测向量, H 表示观测矩阵, 也称之为状态变量 x_k 对测量变量 z_k 的增益。式中, u_k 和 v_k 分别表示系统噪声和观测噪声, 假设它们为相互独立的高斯白色噪声:

$$p(u) \sim N(0, Q) \quad (4-3)$$

$$p(v) \sim N(0, R) \quad (4-4)$$

这里, Q 和 R 分别表示系统噪声协方差矩阵和观测噪声协方差矩阵。

基于 (4-1) 和 (4-2) 式, 卡尔曼滤波器就是估计过程某一时刻的状态, 然后以含噪声的测量变量的方式获得反馈的递归运算。因此, 卡尔曼滤波器通常包括两个部分: 一是预测方程, 二是校对方程。

(1) 预测

状态向量预测方程: $\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + u_{k-1} \quad (4-5)$

误差协方差预测方程: $P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (4-6)$

式中, $\hat{x}_k^-$ 和 P_k^- 分别表示状态向量和误差协方差的先验估计 ($-$ 代表先验, $\wedge$ 代表估计)。预测方程也可定义为时间更新方程, 其以状态方程为基础负责及时向前推算当前状态变量和误差协方差估计的值, 所得结果作为先验估计向前投放到校对方程中进行校正, 以便得到修正改进的后验估计;

(2) 校正

卡尔曼滤波增益: $K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (4-7)$

修正状态向量: $\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (4-8)$

修正误差协方差矩阵: $P_k = (I - K_k H)P_k^- \quad (4-9)$

校正方程也可定义为测量更新方程,修正先验估计以获得状态的后验估计负责反馈。也就是说它将预测方程得出的状态先验估计和新的测量变量结合从而构造改进的状态后验估计,然后再反馈给预测方程作为下一时刻状态先验估计的初值。注意到,测量更新方程首先做的是计算卡尔曼增益 K_k , K 的作用是使误差协方差的后验估计 P_k 最小。其次,便测量输出以获得 z_k ,然后根据(4-8)式生成状态的后验估计。最后,按(4-9)式估计状态的后验误差协方差矩阵。图4-1显示了滤波器的整个操作流程。

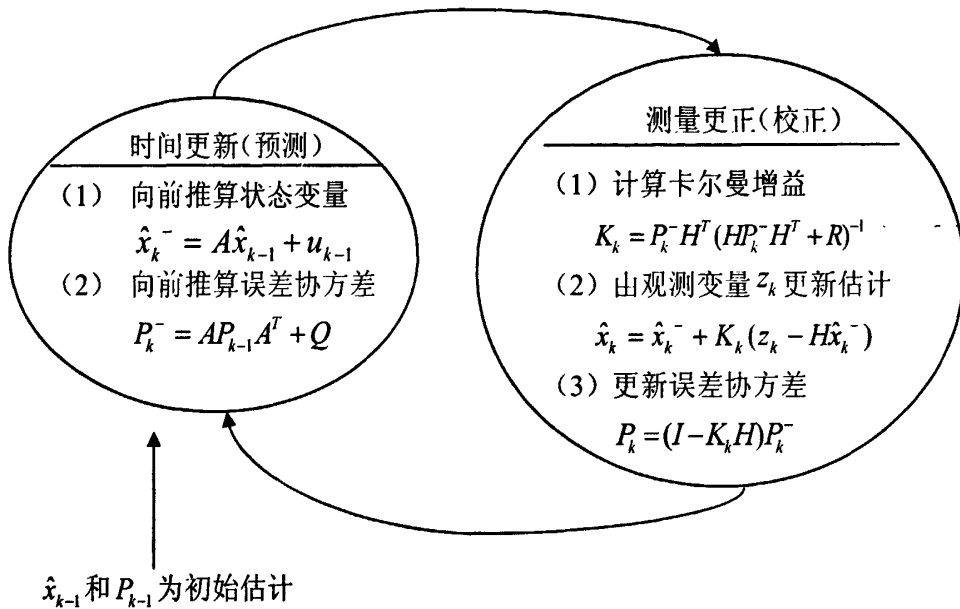


图 4-1 卡尔曼滤波器循环更新图

从图中可以看出,计算完预测方程和校正方程后估计出某一时刻的状态变量,然后整个过程再次重复,上一次得到的后验估计为下一次计算先验估计做准备。由于每次只根据以前的测量变量递归计算当前的状态估计,所以卡尔曼滤波器的这种递归推算与其它滤波器相比更容易实现。

4.3 动态数据融合

4.3.1 递归模型

针对超分辨率重建问题,这里基于卡尔曼滤波器使用一种一般的线性动态前向模型。对于强度分布为 $\underline{X}(t)$ 的动态场景,由于场景与照相机之间的相对运动造成了 $\underline{X}(t)$ 的形变,并且摄像镜头和传感器的集成造成了 $\underline{X}(t)$ 的模糊,再加上该场景在 CCD 阵列处被离散化,最终生成了数字化、模糊且有噪声的帧序列 $\underline{Y}(t)$ 。这里针对简单的黑白(灰

度) 影像, 通过以下状态-空间方程来表示该前向模型^[50]:

$$\underline{X}(t) = F(t)\underline{X}(t-1) + \underline{U}(t) \quad (4-10)$$

$$\underline{Y}(t) = D(t)H(t)\underline{X}(t) + \underline{W}(t) \quad (4-11)$$

方程(4-10)描述了理想超分辨率图像之间是如何通过时间相关联的。按词典顺序扫描, 使用如 $\underline{X}$ 这样的下划线记号去表示一个大小为 $[rQ_1 \times rQ_2]$ 的相应图像的向量。当前图像 $\underline{X}(t)$ 大小为 $[r^2Q_1Q_2 \times 1]$, 这里的 r 是分辨率增强因子, 且一幅低分辨率输入图像的大小为 $[Q_1 \times Q_2]$ 。该方程还表明, 当前高分辨图像 $\underline{X}(t)$ 在几何学上是其前一时刻对应图像 $\underline{X}(t-1)$ 的翘曲版本。大小为 $[r^2Q_1Q_2 \times r^2Q_1Q_2]$ 的矩阵 $F(t)$ 表示翘曲运算符。所谓的系统噪声 $\underline{U}(t)$ 大小为 $[r^2Q_1Q_2 \times 1]$, 被假设为零均值的加性高斯噪声, 其协方差矩阵 $C_u(t)$ 大小为 $[r^2Q_1Q_2 \times r^2Q_1Q_2]$ 。注意到, 图像 $\underline{X}(t)$ 与前一帧运动补偿的图像 $\underline{X}(t-1)$ 之间的重叠区域越接近, $C_u(t)$ 变得越小。因此, $C_u(t)$ 反映了运动估计过程的精确性, 并且对于重叠区域它直接与运动估计协方差矩阵相关联。

方程(4-11)描述了大小为 $[Q_1Q_2 \times 1]$ 的观测图像 $\underline{Y}(t)$ 是如何与理想图像 $\underline{X}(t)$ 相关联的。照相机的点扩展函数(PSF)模糊是通过大小为 $[r^2Q_1Q_2 \times r^2Q_1Q_2]$ 的模糊矩阵 $H(t)$ 来建模的, 而大小为 $[Q_1Q_2 \times r^2Q_1Q_2]$ 的矩阵 $D(t)$ 则代表的是在CCD阵列处的下采样操作矩阵(以 r 为因子进行下采样)。噪声向量 $\underline{W}(t)$ 的大小为 $[Q_1Q_2 \times 1]$, 仍被假设成是加性的零均值高斯白噪声。所以, 噪声向量 $\underline{W}(t)$ 的协方差矩阵 $C_w(t) = \sigma_w^2 I$ 的大小为 $[Q_1Q_2 \times Q_1Q_2]$, 这里进一步假设 $\underline{U}(t)$ 和 $\underline{W}(t)$ 彼此是相互独立的。

上述给定的方程描述了一个在状态空间形式下的系统, 这里的状态是指期望得到的理想图像。因此, 假设 $D(t)$, $H(t)$, $F(t)$, σ_w 和 $C_u(t)$ 都是已知的, 可以应用卡尔曼滤波表达式, 去递归地从观测序列 $(\underline{Y}(t), t \in \{1, \dots, N\})$ 计算出最佳估 $(\underline{X}(t), t \in \{1, \dots, N\})$ ^[50, 51, 52]。此估计可以依据因果关系的模式将输入的序列进行在线处理而获得, 或者也可以假设整个图像序列是存储在磁盘上的, 以非因果关系的模式进行离线处理。

对于模型中各组成部分的假定, 每一个像 $D(t)$, $H(t)$, 和 $F(t)$ 这样的运算符可能会随时间而有所不同。但在大多数情况下, 假设图像是由同一个摄像头捕获的, 下采样和相机模糊操作符就可以认为是随时间保持不变的。这里假定照相机点扩展函数模糊是空间不变的, 并且图像运动是由纯平移组成的。如此, H 和 $F(t)$ 都是块循环矩阵, 它们是可以交换的。假定 H 是已知的, 其独立于所使用的照相机, 且 $F(t)$ 是由应用于原始序列 $\underline{Y}(t)$ 上的运动估计所构建的。下采样运算符 D 是完全由分辨率增强因子(r)的选择所决定的。

利用 $\underline{Z}(t) = H\underline{X}(t)$, 可以从(4-10)和(4-11)式得到下面相应的可替代模型, 这里的状态向量是 $\underline{Z}(t)$,

$$\underline{Z}(t) = F(t)\underline{Z}(t-1) + \underline{V}(t) \quad (4-12)$$

$$\underline{Y}(t) = D\underline{Z}(t) + \underline{W}(t) \quad (4-13)$$

可以看出, 方程 (4-12) 是通过给方程 (4-10) 的两边同时左乘上 H 得到的, 其中应用了 H 和 $F(t)$ 的可交换性质。向量 $\underline{Y}(t)$ 的协方差矩阵 $C_v(t) = HC_u(t)H^T$ 。有了这个可替代的动态系统状态的定义, 在不损失最优性的前提下, 面临的反问题求解就可以分解为更为简单的子任务, 即先融合现已有的低分辨率图像序列去计算预估计的初始高分辨率视频序列 $\underline{Z}(t)$, 然后紧接着执行去模糊和插值处理, 从 $\underline{Z}(t)$ 估计出期望得到的理想视频序列 $\underline{X}(t)$ 。

下面主要研究如何应用卡尔曼滤波 (KF) 去估计出 $\underline{Z}(t)$ 。一般来讲, KF 的应用需要在每一个时间点处对状态向量的协方差矩阵进行更新, 并且此更新操作需要求得状态向量的协方差矩阵的逆矩阵, 对于一幅具有 $r^2Q_1Q_2$ 个像素的超分辨图像, 其矩阵大小为 $[r^2Q_1Q_2 \times r^2Q_1Q_2]$, 这意味着大量的计算与存储。因此, 需要快速且存储高效的方法来实现重建。

4.3.2 前向数据融合方法

下面定义前向卡尔曼传播和更新方程, 从方程中可以看出这是一个具有因果关系的在线处理过程。假定在 $t-1$ 时刻, 已获得了相应的均值--协方差数对 $(\hat{\underline{Z}}(t-1), \hat{M}(t-1))$, 然后依据更新方程去更新这组数对, 从而去获得 t 时刻的信息。先从基于 (4-12) 式的协方差矩阵的更新开始, 协方差前向传播预测方程为:

$$\tilde{M}(t) = F(t)\hat{M}(t-1)F^T(t) + C_v(t) \quad (4-14)$$

KF 增益获得矩阵由下式给出:

$$K(t) = \tilde{M}(t)D^T[C_w(t) + D\tilde{M}(t)D^T]^{-1} \quad (4-15)$$

这是个呈矩形的大小为 $[r^2Q_1Q_2 \times Q_1Q_2]$ 的矩阵。在 $K(t)$ 的基础上, 更新的状态向量均值通过下式来计算:

$$\hat{\underline{Z}}(t) = F(t)\hat{\underline{Z}}(t-1) + K(t)[\underline{Y}(t) - DF(t)\hat{\underline{Z}}(t-1)] \quad (4-16)$$

最后一步需要更新协方差矩阵:

$$\hat{M}(t) = Cov(\hat{\underline{Z}}(t)) = [I - K(t)D]\tilde{M}(t) \quad (4-17)$$

就以上所述方程而言, 一般情况下都要求这种大型矩阵能及时向前传播, 但如把

$C_v(t)$ 看作是一个对角矩阵的话, 那么 $\tilde{M}(t)$ 和 $\hat{M}(t)$ 就变成了大小为 $[r^2 Q_1 Q_2 \times r^2 Q_1 Q_2]$ 的对角矩阵。验证该属性的方法为: 对于任意一个对角矩阵 G_B (B 代表大), 可以得出矩阵 $DG_B D^T$ 是一个对角矩阵; 同样, 对于任意一个对角矩阵 G_S (S 代表小), 矩阵 $D^T G_S D$ 也仍是一个对角矩阵。另外, 在[20]中也表明了, 对于任意一个纯平移矩阵 F 和任意一个对角矩阵 G_B , 矩阵 $FG_B F^T$ 也是一个对角矩阵。因此, 如果矩阵 $\tilde{M}(0)$ 作为一个对角矩阵来进行初始化, 那么对于所有时刻 t , $\tilde{M}(t)$ 和 $\hat{M}(t)$ 的求和、乘法以及倒置运算的结果必然都是对角的。

可见, 将卡尔曼滤波 (KF) 转化为一种简单而快速的操作, 关键在于对 $C_v(t)$ 的对角性的假设。依据[51, 52], 选择一个矩阵 $\sigma_v^2 I \geq C_v(t)$, $\sigma_v^2 I - C_v(t)$ 是个正半定矩阵, 并且总是有一个限定的 σ_v 满足这个要求。如用这个优化的对角矩阵去代替 $C_v(t)$, 那(4-12)和(4-13)式所表示的状态-空间系统就是一个更强的创新过程, 其对卡尔曼滤波的作用是使估计值更少的依赖(4-12)式中的临时关系, 而更多的依凭(4-13)式中的观测数据。事实上, 当 $\sigma_v \rightarrow \infty$ 时, 卡尔曼滤波就仅仅利用的是观测数据, 从而引出的结果是帧内的极大似然估计。因此, 更一般地来讲, 虽然对 $C_v(t)$ 的对角性的假设由于较少的依赖了系统内部的动态性而引起了卡尔曼滤波准确性的损失, 但是递归估计过程中可以简化计算。这样一个在 $C_v(t)$ 方面的改变对于所应用的动态估计的收敛特性是没有任何影响的, 并且在估计上也没有引入偏差。

一旦选定了 $C_v(t)$ 是对角的, 那么方程(4-14)到(4-17)就均得到了简化, 如此也便于更好理解它们的使用。在转入对这种向前传播的卡尔曼滤波的描述之前, 先引入一些标记以便去简化对这个过程的解释。翘曲矩阵 $F(t)$ 和它的转置矩阵可以完全被看做是图像移动运算符, 使用上标“ f ”来简化前向移动向量和对角矩阵的记法, 因此就得出了相应的方程式 $Z^f(t) = F(t)Z(t-1)$ 和 $\hat{M}^f(t) = F(t)\hat{M}(t-1)F^T(t)$ 。另外, 矩阵 D 和它的转置矩阵也可以被完全的看做是下采样和上采样操作运算符, 所以 $DZ(t)$ 和 $D\hat{M}(t)D^T$ 的应用表示向量 $Z(t)$ 和对角矩阵 $\hat{M}(t)$ 的下采样。同样, $D^T Y(t)$ 和 $D^T C_w(t)D$ 的应用也导致了向量 $Y(t)$ 和对角矩阵 $C_w(t)$ 的上采样。图4-2表明了以2为采样因子的矩阵上采样和下采样操作的效果, 这也对应了前面关于 $\tilde{M}(t)$ 和 $\hat{M}(t)$ 的对角性假设的讨论。最后, 使用记号 $[G]_q$ 去表示对角矩阵 G 的 (q, q) 这一项, 以及用 $[G]_q$ 去表示向量 G 中的第 $(q, 1)$ 项。这样就能够同一个方程中同时处理低分辨率和高分辨率网格了。

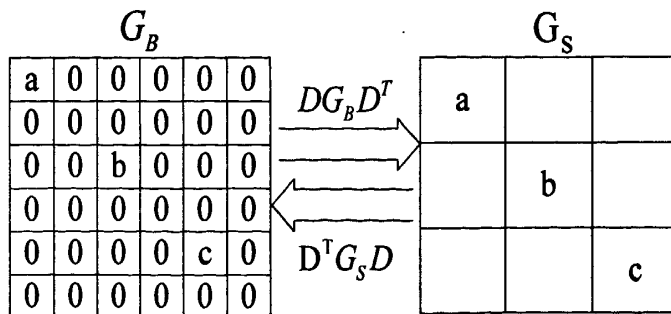


图 4-2 矩阵上采样和下采样操作效果图

现在返回到卡尔曼滤波方程上, 首先对于所传播的协方差矩阵 $\hat{M}(t)$, (4-15) 式中的 $C_w(t) + D\tilde{M}D^T$ 是一个大小为 $[Q_1Q_2 \times Q_1Q_2]$ 的对角矩阵, 其第 (q, q) 项如下式所示:

$$[C_w(t)]_q + [\hat{M}^f(t)]_{qr^2} + [C_v(t)]_{qr^2} \quad (4-18)$$

式中 q 的范围是 $[1, Q_1Q_2]$, 其中 $\hat{M}^f(t)$ 和 $C_v(t)$ 的下标中 r^2 的“跳跃”是由下采样矩阵 D 引起的。

然后采用倒数形式 $(C_w(t) + D\tilde{M}D^T)^{-1}$ 来替代 $C_w(t) + D\tilde{M}D^T$, 再利用内插值给出 $D^T(C_w(t) + D\tilde{M}D^T)^{-1}D$, 即一个大小为 $[r^2Q_1Q_2 \times r^2Q_1Q_2]$ 的对角矩阵, 其第 q 项为:

$$\frac{1}{[C_w(t)]_{q/r^2} + [\hat{M}^f(t)]_q + [C_v(t)]_q} \quad (4-19)$$

式中标记 q 的取值为 $q = r^2, 2r^2, \dots, Q_1Q_2r^2$ 。对于主对角线上其它的 $(r^2 - 1)Q_1Q_2$ 个标记位置所对应的项均为零, 通过插值来填补。最后将该表达式与方程 (4-15) 和 (4-17) 一起合并, 可得到如下协方差矩阵更新公式:

$$[\hat{M}(t)]_q = \begin{cases} \frac{[C_w(t)]_{q/r^2} [\hat{M}^f(t)]_q + [C_v(t)]_q}{[C_w(t)]_{q/r^2} + [\hat{M}^f(t)]_q + [C_v(t)]_q} \\ \text{for } q = r^2, 2r^2, \dots, Q_1Q_2r^2, \\ [\hat{M}^f(t)]_q + [C_v(t)]_q \end{cases} \quad (4-20)$$

从上式注意到, 每一幅新的低分辨率观测图像的并入只是更新 $\hat{M}(t)$ 对角线上 Q_1Q_2 个项的值, 即位于 $[r^2, 2r^2, \dots, r^2Q_1Q_2]$ 这些位置上的值。而对角线上其余的 $(r^2 - 1)Q_1Q_2$ 项的值根据方程 (4-14) 简单地由其前一个时间点的信息向前传播得到。正如下面将看到, 对于均值向量 $\hat{Z}(t)$ 的更新也是同样的道理, 即对于 $\hat{Z}(t)$ 的主对角线上的其它 $(r^2 - 1)Q_1Q_2$ 个项, 这些项的值也是在更新的情况下通过之前的临时时间点的信息传播得到的。

对于均值向量 $\hat{Z}^f(t)$ 的更新, 可以利用于 (4-15) 和 (4-16) 式, 得到如下更新式:

$$[\hat{Z}(t)]_q = \begin{cases} \frac{[C_w(t)]_{q/r^2} [\hat{Z}^f(t)]_q + ([\hat{M}^f(t)]_q + [C_v(t)]_q) [Y(t)]_{q/r^2}}{[C_w(t)]_{q/r^2} + [\hat{M}^f(t)]_q + [C_v(t)]_q} \\ \text{for } q = r^2, 2r^2, \dots, Q_1Q_2r^2, \\ [\hat{Z}^f(t)]_q \quad \text{otherwise} \end{cases}$$

(4-21)

图4-3描述了方程 (4-21) 的上半部分，即当 $q=r^2, 2r^2, \dots, Q_1Q_2r^2$ 的情况，这里融合了两幅图像，即 $\underline{Y}(t)$ 的插值版本和 $\hat{\underline{Z}}^f(t)$ 。这两幅图的融合结果即两图之间的加权平均。

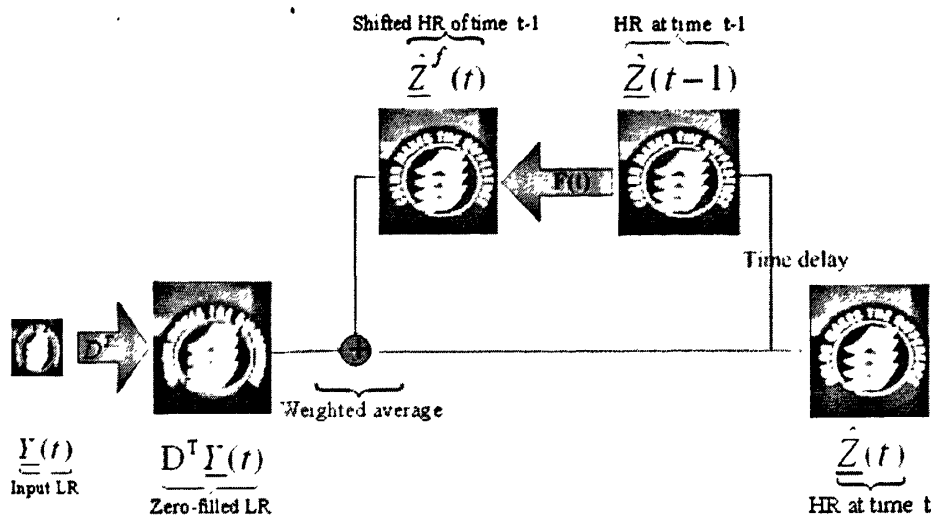


图 4-3 前向数据融合示意图

综上，表4-1给出前向动态 shift-and-add 算法。

表4-1 前向动态 shift-and-add 算法

(1) 任务：给定低分辨率序列 $\{\underline{Y}(t)\}_{t \in \mathcal{T}}$ ，利用因果关系模式的在线处理方式估计初始模糊的高分辨率序列 $\{\underline{Z}(t)\}_{t \in \mathcal{T}}$ 。
(2) 初始化：设置 $t=0$ ，选择 $\hat{\underline{Z}}(t)=0$ 及 $\hat{M}(t)=\varepsilon^2 I$ 。
(3) 更新过程：设置 $t \rightarrow t+1$ ，获取 $\underline{Y}(t)$ ，然后应用： (a) 运动补偿：计算 $\hat{\underline{Z}}^f(t)=F(t)\hat{\underline{Z}}(t-1)$ 和 $\hat{M}^f(t)=F(t)\hat{M}(t-1)F^T(t)$ ； (b) 更新协方差矩阵：使用 (4-20) 式去更新协方差矩阵 $\hat{M}(t)$ 对角线上相应的项，从而近一步校正协方差矩阵； (c) 更新均值矩阵：使用 (4-21) 式去更新校正 $\hat{\underline{Z}}(t)$ 。
(4) 重复更新过程。

算法给出了从一组低分辨率视频序列获取一组初始模糊的高分辨率视频序 $\hat{\underline{Z}}(t)$ 的整体步骤。由于整个更新操作基于两部分，即简单递推之前的估计 $\hat{\underline{Z}}(t-1)$ 和 $\hat{M}(t-1)$ ，以及使用 (4-20) 和 (4-21) 式去更新适当的像素，可将这种算法看做是一种动态的 shift-and-add 过程。类似地，把 $\hat{\underline{Z}}(t)$ 叫做动态的 shift-and-add 图像。关于上述步骤，需要注意两点：

(1) 初始化。对于足够长的图像序列, 初始值的选择对输出结果没有什么影响。选择 $\hat{M}(0) = \varepsilon^2 \gg \sigma^2 I$ 可以保证 $\hat{M}(t)$ 在所有时刻是严格正定的, 这里 ε 是一个任意的大数 ($\varepsilon \gg \sigma_w^2$)。当然基于图像 $\underline{Y}(t)$ 的插值, 也可以提出更好的初始化。

(2) 阵列的及时传播。上述算法及时向前传播了两幅图像, 其实就是对要估计的图像 $\hat{\underline{Z}}(t)$ 及其协方差矩阵 $\hat{M}(t)$ 的主对角线上元素的更新。在每一时刻的融合过程中为每个像素分配权值, 对于讨论中的像素其权值来自于所积累的观测图像。

综上所述, 我们提出了高效的递归估计算法从而生成一个模糊的初始高分辨率图像序列估计 $\hat{\underline{Z}}(t)$, 从这些帧中, 应该再进一步去估计期望的高分辨率序列 $\hat{\underline{X}}$ 。因为不是所有的低分辨率帧对 $\hat{\underline{Z}}(t)$ 的每一个像素的估计都有贡献, 所以需要更进一步对 $\hat{\underline{Z}}(t)$ 的插值和去模糊的操作进行讨论, 以便求得最终所需的估计序列 $\hat{\underline{X}}$ 。

4.4 单色图像序列的去模糊与插值

引入MAP代价函数来执行去模糊和插值操作, MAP代价函数如下所示:

$$\varepsilon(\underline{X}(t)) = \left\| A(t) \left(H \underline{X}(t) - \hat{\underline{Z}}(t) \right) \right\|_2^2 + \lambda \Gamma(\underline{X}(t)) \quad (4-22)$$

基于上式将期望得到的解定义为:

$$\hat{\underline{X}}(t) = \underset{\underline{X}(t)}{\text{Arg Min}} \varepsilon(\underline{X}(t)) \quad (4-23)$$

(4-22) 式中, 矩阵 $A(t)$ 是一个对角矩阵, 其元素值的选取与对那些有助于生成 $\hat{\underline{Z}}(t)$ 每个元素的观测图像的信任有关, 且这些值与矩阵 $\hat{M}(t)$ 中的相应元素有着互逆关系。正则化参数 λ 是一个恰当权衡数据保真代价和正则化代价的标量, $\Gamma(\underline{X})$ 就是正则化代价函数。从以上章节的介绍中我们知道, 正则项在这里提供了关于病态问题求解的先验信息以及解的稳定性, 并且提高了收敛速率。

对于单色(灰度图像)序列超分辨率情况, 已经提出了多种正则项, 其中有一些仅应用于某些特殊类型的图像。例如, 最大熵类型正则项^[53]的应用一般仅限于产生点对象的急剧重建。常见的还有Tikhonov正则项^[44, 45], 总变差(TV)正则项^[46-48], 以及双边全变差(BTV)正则项^[31], 这些类型的正则项相对而言具有更普遍的适用性。其中, Tikhonov正则项的实施通常导致图像的边缘过于平滑, 而总变差(TV)正则项由于没有严重惩罚局部最大梯度, 因此在重建中往往更易于保持边缘。经上一章对双边全变差(BTV)正则项的介绍, 可知BTV是基于总变差的精髓且结合了双边滤波器的相关技术而形成的一种先验模型, 其不仅在执行上计算代价低而且在保持图像边缘上还非常有效。

在本节中, 针对该动态超分辨率问题, 为了最终生成较好的重建结果, 利用上一章

提出的双边全变差 (BTV) 正则项, 其定义式为:

$$\Gamma_{BTV}(\underline{X}(t)) = \sum_{n_1=0}^S \sum_{n_2=0}^S \alpha^{|n_1|+|n_2|} \|\underline{X}(t) - T_x^{n_1} T_y^{n_2} \underline{X}(t)\|_1 \quad (4-24)$$

下面给出最终的整体代价函数, 即将数据保真惩罚项和正则化惩罚项求和, 如下所示:

$$\hat{\underline{X}}(t) = \underset{\underline{X}(t)}{\text{Arg min}} \left[\left\| A(t)(H \underline{X}(t) - \hat{\underline{Z}}(t)) \right\|_2^2 + \lambda \sum_{n_1=0}^S \sum_{n_2=0}^S \alpha^{|n_1|+|n_2|} \|\underline{X}(t) - T_x^{n_1} T_y^{n_2} \underline{X}(t)\|_1 \right] \quad (4-25)$$

利用最速下降优化方法来最小化上面的目标代价函数, 相应的最小化函数解可表示为:

$$\hat{\underline{X}}_{n+1}(t) = \hat{\underline{X}}_n(t) + \beta \left\{ H^T A^T(t) \left(A(t) H \underline{X}(t) - A(t) \hat{\underline{Z}}(t) \right) + \lambda \sum_{n_1=0}^S \sum_{n_2=0}^S \alpha^{|n_1|+|n_2|} \left[I - T_x^{n_1} T_y^{n_2} \right] \text{sign}(\underline{X}(t) - T_x^{n_1} T_y^{n_2} \underline{X}(t)) \right\} \quad (4-26)$$

这里, 标量 β 仍代表步长, λ 是正则化因子, $T_x^{n_1}$ 和 $T_y^{n_2}$ 表示分别沿水平和垂直方向各平移 n_1 和 n_2 个像素的算子操作矩阵, $T_x^{-n_1}$ 和 $T_y^{-n_2}$ 代表了在相反方向上的移动效果。

4.5 实验结果与分析

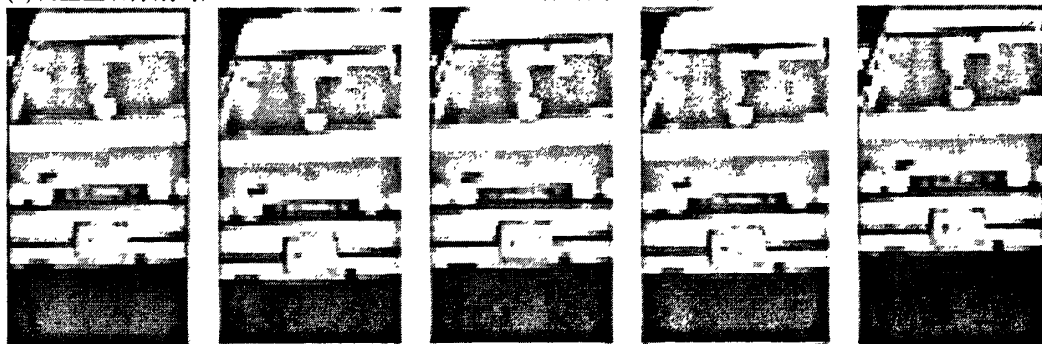
基于本章所研究的内容, 进行合成数据的仿真实验。整个实验是建立在平移运动且空间不变模糊的前提下, 由于本章探讨的是单色度即灰度图像视频序列的重建, 所以选定一幅以汽车为场景的大小为 256×256 的单一灰度图像作为原始的 HR 图像。

第一步, 获取实验所需的观测数据。将原始的 HR 图像降质生成 20 帧大小为 64×64 的单色度 LR 图像, 具体步骤如下: 首先采用不同的平移向量对原始的 HR 图像进行水平和垂直方向上的平移; 其次模糊处理用到的模糊核依然是大小为 4×4 且标准差等于 1.0 的对称高斯低通滤波核; 然后以 4 为降采样因子在水平和垂直方向上对上一步得到的模糊图像进行降采样; 最后为经过降采样的 LR 图像帧加入信噪比达到 30 分贝的高斯噪声。

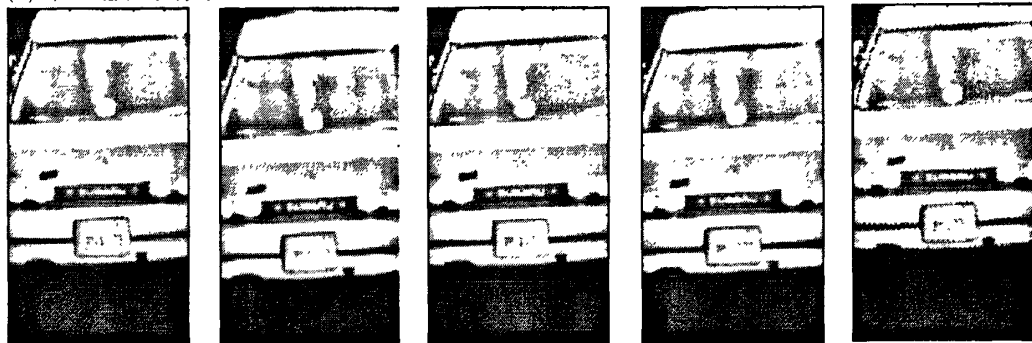
第二步, 针对重建过程首先根据本章给出的递推模型和前向数据融合方法, 将所获取的低分辨率图像序列进行动态融合。通过对均值-协方差数对的不断更新, 生成一个初始模糊的高分辨率图像序列 $\hat{\underline{Z}}(t)$, 即动态 shift-and-add 的重建结果。然后, 再利用最大后验概率 (MAP) 估计结合双边全变差先验模型的方法对生成的初始高分辨率图像序列 $\hat{\underline{Z}}(t)$ 进行去模糊与插值操作, 最终得到理想的高分辨率图像序列。

本实验所对应的参数取值为： $\beta = 0.4$ ， $\alpha = 0.9$ ， $\lambda = 0.005$ ，观测噪声协方差和系统噪声协方差均取 0.9，最速下降优化迭代次数取 10，实验结果如图 4-4 所示：

(a) 从左至右分别对应 $t=1$ ， $t=2$ ， $t=11$ ， $t=12$ ， $t=20$ 各时刻的 LR 图像帧



(b) 从左至右分别对应 $t=1$ ， $t=2$ ， $t=11$ ， $t=12$ ， $t=20$ 各时刻的动态 shift-and-add 重建结果



(c) 从左至右分别对应 $t=1$ ， $t=2$ ， $t=11$ ， $t=12$ ， $t=20$ 各时刻的去模糊与插值后的重建结果

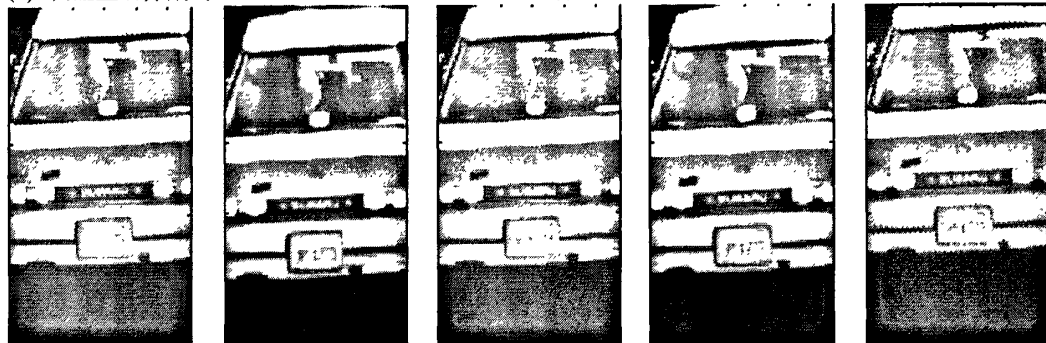


图 4-4 动态超分辨率算法实验仿真

通过对实验结果分析发现，在动态数据融合这一过程中，由于因果关系的模式即当前帧的重建取决于其前一时刻图像帧的重建结果，所以当序列的前几帧被妥善处理，后面其余的图像帧对于整体序列重建结果的影响是趋于稳定的。如图 4-4 (b) 中给出了有关视频序列的 5 个时刻所对应的动态 shift-and-add 重建结果，可以看出其基本消除了存在于低分辨率序列中的瑕疵。图 4-4 (c) 中给出了相应的去模糊与插值后的重建结果，与

动态 shift-and-add 重建结果相比, 其图像更加清晰并且在 BTV 正则项的作用下保有了锐化的边缘。

4.6 本章小结

本章提出了一种动态的图像超分辨率重建思想, 即从一组低质量单色(灰度)的输入视频序列重建出一组高质量的超分辨率视频序列。在平移运动与公共空间不变模糊的条件下, 该研究方法是基于一种非常快速且存储高效的卡尔曼滤波逼近的思想, 根据卡尔曼滤波器的循环更新方程, 对于低分辨率输入序列给出了动态重建的递推模型和前向数据融合方法, 即前向动态 shift-and-add 算法。该依赖于均值-协方差数对的递归更新步骤以因果关系的模式生成了模糊状态下的初始高分辨率视频序列 $\hat{Z}(t)$ 。最后, 采用了最大后验概率估计和双边全变差先验模型相结合的理论, 对所得到的初始高分辨率图像序列 $\hat{Z}(t)$ 进行去模糊和插值操作, 整个重建过程实现了计算代价低、执行速度快且存储高效的算法要求。

第五章 总结与展望

5.1 本文工作总结及创新点

5.1.1 工作总结

本文从静态和动态两种超分辨率重建的观点出发,分别给出了两种多帧图像超分辨率重建的相关方法。对于静态的多帧图像超分辨率重建,我们旨在从多幅具有相同场景的模糊且带有噪声的低分辨率图像中获取一幅高分辨率图像。对于动态的多帧图像超分辨率重建,我们所研究的是针对单色视频序列的超分辨率重建,即从一个低分辨率图像序列到一个高分辨率图像序列(视频到视频)的重建过程。具体研究工作总结如下:

(1) 从静态重建的角度出发,提出了一种基于高斯金字塔光流(GPOF)配准和L1范数的多帧图像超分辨率重建方法。该方法的运动估计模型采用了高斯金字塔分层结构的光流场亚像素配准思想,既加速了算法的执行同时也达到了超分辨率重建的亚像素级精度。在重建过程中,该方法在数据保真项和正则项上均基于具有鲁棒性的L1范数,其双边全变差(BTV)先验模型作为正则项去惩罚高频信号,不仅计算代价低而且有效的保持了图像的边缘。最后进一步提出中值"shift and add"方法的创新应用,即当低分辨率帧间仅有平移运动且点扩展函数模糊是平移不变的情况下,可以利用中值"shift and add"方法去初始化目标函数优化迭代方程中的高分辨率图像的值。

(2) 在静态超分辨率重建思想的基础上,本文又提出了一种基于卡尔曼滤波逼近的单色视频序列的动态重建方法。该方法根据卡尔曼滤波器的循环更新方程,对于所输入的低分辨率图像视频序列给出了动态重建的递推模型和前向数据融合方法,即前向动态 shift-and-add 算法。该算法通过对均值-协方差数对的不断更新,以因果关系的模式生成了模糊状态下的初始高分辨率视频序列。最后,在此基础上采用最大后验概率估计与双边全变差先验模型相结合的理论,对所得到的初始高分辨率视频序列进行去模糊和插值操作。

5.1.2 工作的创新点

(1) 在高斯金字塔光流配准与L1范数重建框架相结合的基础上,提出利用中值"shift and add"方法初始化目标函数优化迭代方程中的高分辨率图像值。比起使用单幅图像线性插值的方法来对其进行初始化,该方法能充分利用低分辨率图像序列里多帧图像之间的信息,使得高分辨率估计的初始值具有较好的质量,从而改善最终的重建效果。

(2) 提出一种基于卡尔曼滤波逼近的单色视频序列的动态重建方法。对于低分辨率视频序列,采用了因果关系模式,即如果在 $t-1$ 时刻超分辨率问题得到解决,那在 t 时刻的

任务可以利用前一时刻的解通过该动态数据融合方法得到更快更可靠的超分辨率估计。此外,该方法还采用了经典的均值-协方差数对,通过对均值-协方差数对的不断更新,在因果关系模式下快速获取一个初始的高分辨率视频序列 $\hat{Z}(t)$ 。作为一种新的动态重建思想,该方法在计算速度方面有了明显的提高,并且计算代价低、存储高效。

5.2 工作展望

本文对多帧图像超分辨率重建的重要环节进行了分析与探讨,并且提出了相应有效的重建算法,取得了一定的研究成果。但随着图像处理领域对应用需求的不断扩大,对图像分辨率要求越来越高,因此当前的超分辨率重建工作仍有待进一步的发展,特别是在以下几个方面需要继续进行深入的研究:

(1) 在图像重建方面,当前我们所研究的获取超分辨率估计的方法是先通过计算和确定成像参数(图像配准),然后再根据这个配准去计算超分辨率图像。为了更好的改善重建结果的质量,今后进一步努力的方向就是去创建一个将图像配准与图像重建两个过程结合起来同时进行的完整同步算法。同步重建方法由于运动参数可以根据当前所估计的高分辨率图像而不断地进行实时迭代更新,因此具有更高的配准精度和更优异的重建结果。

(2) 在先验模型方面,考虑到数学模型方法的不足,一种基于学习的特定领域的样本图像先验应用而生,其取决于从其它图像中取样的图像块,即基于纹理的样本先验的可行性。那么如何利用基于纹理的样本先验信息来改进重建图像的质量将是未来关于先验模型的主要研究内容,特别是对于某些如人脸图像^[54]或者文本图像的超分辨率重建问题,这种基于学习的方法^[55]在图像重建质量的改善上有着重要的研究意义。

参考文献

- [1] T. Komatsu, K. Aizawa, T. Igarashi. Signal-processing based method for acquiring very high resolution image with multiple cameras and its theoretical analysis[C]. Proc. Inst. Elec. Eng., Feb. 1993, 140, (1): 19-25
- [2] S. C. Park, M. K. Park, M. G. Kang. Super-resolution image reconstruction: A technical overview[J]. IEEE Signal Processing Magazine, vol. 20, no. 3, pp. 21-36, 2003.
- [3] J. D. van Ouwerkerk. Image super-resolution survey[J]. Image and Vision Computing, vol. 24, no. 10, pp. 1039-1052, 2006.
- [4] R. Y. Tsai and T. S. Huang. Uniqueness and estimation of three-dimensional motion parameters of rigid objects with curved surfaces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 6:13-27, 1984.
- [5] S. P. Kim, H. K. Bose, and H. M. Valenzuela. Recursive reconstruction of high-resolution image from noisy undersampled frames[J]. IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, 38:1013-1027, June 1990.
- [6] M. Irani and S. Peleg. Super resolution from image sequences[C]. Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition, 2:115-120, June 1990.
- [7] M. Irani and S. Peleg. Improving resolution by image registration[J]. Graphical Models and Image Processing, 53:231-239, 1991.
- [8] D. Keren, S. Peleg, and R. Brada. Image sequence enhancement using subpixel displacements[C]. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 742-746, Ann Arbor, MI, June 1988.
- [9] S. Peleg, D. Keren, and L. Schweitzer. Improving image resolution using subpixel motion[J]. Pattern Recognition Letters, 5(3):223-226, 1987.
- [10] A. M. Tekalp, M. K. Ozkan, and M. I. Sezan. High resolution image reconstruction from lower-resolution image sequences and space-varying image restoration[C]. In Proceedings of the IEEE International Conference of Acoustics, Speech and Signal Processing, volume III, pages 169-172, San Francisco, CA, 1992.
- [11] B. C. Tom and A. K. Katsaggelos. Reconstruction of a high-resolution image by simultaneous registration, restoration, and interpolation of low-resolution images[C]. In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pages 2539-2542, 1995.
- [12] B. C. Tom, A. K. Katsaggelos, and N. P. Galatsanos. Reconstruction of a high resolution image from registration and restoration of low resolution images[C]. In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pages 553-557, 1994.

- [13] N. Nguyen, P. Milanfar, and G. Golub. Efficient generalized cross-validation with applications to parametric image restoration and resolution enhancement[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(9):1299–1308, September 2001.
- [14] N.K. Bose, S. Lertrattanapanich, and M. B. Chappalli. Super-resolution with second generation wavelets[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 19(5):387–391, May 2004.
- [15] M. Irani and S. Peleg. Motion analysis for image enhancement: resolution, occlusion, and transparency[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 4:324–335, 1993.
- [16] A. Zomet, A. Rav-Acha, and S. Peleg. Robust super-resolution. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Kauai, Hawaii, pages 645–650, December 2001.
- [17] F. Guichard and L. Rudin. Image frame fusion by velocity estimation using region merging[P]. *US Patent 5,909,251*, 1997.
- [18] L. Rudin and F. Guichard. Velocity estimation from images sequence and application to super-resolution[C]. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, volume 3, pages 527–531, 1999.
- [19] H. Ur and D. Gross. Improved resolution from sub-pixel shifted pictures[J]. *Graphical Models and Image Processing*, 52:181–186, March 1992.
- [20] M. Elad and Y. Hel-Or. A fast super-resolution reconstruction algorithm for pure translational motion and common space invariant blur[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(8):1187–93, August 2001.
- [21] M. S. Alam, J. G. Bogner, R. C. Hardie et al. Infrared image registration and high-resolution reconstruction using multiple translationally shifted aliased video frames[J]. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 49, no. 5, pp. 915–923, 2000.
- [22] S. Lertrattanapanich, N. K. Bose. High resolution image formation from low resolution frames using Delaunay triangulation[J]. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 11, no. 12, pp. 1427–1441, 2002.
- [23] H. Stark, P. Oskoui. High-resolution image recovery from image-plane arrays using convex projections[J]. *Opt. Soc. Am. A*, vol. 11, no. 6, pp. 1715–1726, 1989.
- [24] A. Patti, M. I. Sezan, A. M. Tekalp. Super Resolution Video Reconstruction with Arbitrary Sampling Lattices and Non-zero Aperture Time[J]. *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 6, no. 8, pp. 1064–1076, 1997.
- [25] A. J. Patti, Y. Altunbasak. Artifact reduction for set theoretic super resolution image reconstruction with edge adaptive constraints and higher-order interpolants[J]. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 10, no. 1, pp. 179–186, 2001.
- [26] R. R. Schultz, R. L. Stevenson. Extraction of high-resolution frames from video sequences[J]. *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 5, no. 6, pp. 996–1011, 1996.
- [27] R. R. Schultz, R. L. Stevenson. Improved definition video frame enhancement[C]. *Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1995. ICASSP-95., 1995 International Conference on, pp. 2169–2172 vol.4.

- [28] C. Ayan, A. N. Rajagopalan, C. Rama. Super-Resolution of Face Images Using Kernel PCA-Based Prior[J]. *Multimedia, IEEE Transactions on*, vol. 9, no. 4, pp. 888-892, 2007.
- [29] S. Farsiu, D. Robinson, M. Elad. Robust shift and add approach to super-resolution[C], In Proc. of the 2003 SPIE Conf. on Applications of Digital Signal and Image Processing, pages 121-130, August 2003.
- [30] S. Farsiu, D. Robinson, M. Elad. Advances and Challenges in Super-Resolution[J], Invited Paper, *International Journal of Imaging Systems and Technology*, Special Issue on High Resolution Image Reconstruction, 2004 vol. 14, no. 2, PP. 47-57
- [31] S. Farsiu, M. Elad, and P. Milanfar. Fast and Robust Multi-frame Super-resolution[J], *IEEE Transactions on Image Processing*, Oct. 2004, vol. 13, no. 10, PP. 1327-1344
- [32] 求是科技. MATLAB 7.0 从入门到精通[M], 北京: 人民邮电出版社, 2006.
- [33] M. V. Joshi, S. Chaudhuri, and R. Panuganti. A learning-based method for image super-resolution from zoomed observations[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 35(3):527-537, 2005
- [34] M. V. Joshi, S. Chaudhuri, and R. Panuganti. Super-resolution imaging: use of zoom as a cue[J]. *Image and Vision Computing*, 22(14):1185-1196, December 2004.
- [35] A. N. Rajagopalan and S. Chaudhuri. Space-variant approaches to recovery of depth from defocused images[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 68:309-329, 1997.
- [36] A. N. Rajagopalan and S. Chaudhuri. A variational approach to recovering depth from defocused images[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(10):1158-1164, 1997.
- [37] J. Bergen, P. Burt, R. Hingorani. A three-frame algorithm for estimating two-component image motion[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1992, 14(9):886-896
- [38] J. K. Aggarwal, N. Nandhakumar. On the computation of motion from sequences of images-A review[J]. In: *Proc IEEE*. 1988, 76(8):917-935
- [39] Tsai, N. P. Galatsanos, A. K. Katsaggelos. Optical flow estimation from noisy data using differential techniques[C]. In *Proc IEEE Int Conf Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Phoenix, 6:3393-3396, 1999
- [40] J. Bouguet. Pyramidal implementation of the Lucas-Kanade feature tracker: description of the algorithm[R]. Technical report, OpenCV Document, Intel Microprocessor Research Labs, 2000.
- [41] W. T. Freeman, T. R. Jones, E. C. Pasztor. Example-based super-resolution[J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 22, no. 2, pp. 56-65, 2002.
- [42] D. Datsenko, M. Elad, Example-Based Single Image Super-Resolution: A Global MAP Approach with Outlier Rejection[J], *Journal of Mathematical Signal Processing*, vol. 18, no. 2-3, pp. 103-121, 2005.
- [43] D. Rajan, S. Chaudhuri. Generation of Super-resolution Images from Blurred Observations Using Markov Random Fields[C]. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2001, 3: 1837-1840.

- [44] N. Nguyen, P. Milanfar, and G. H. Golub, "A computationally efficient super-resolution image reconstruction algorithm[J]," Transactions on Image Processing, vol. 10, no. 4, pp. 573–583, 2001.
- [45] M. Elad and A. Feuer, "Restoration of a single super-resolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images[J]," Transactions on Image Processing, vol. 6, no. 12, pp. 1646–1658, 1997.
- [46] L. I. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi, "Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]," Physica D, vol. 60, no. 1–4, pp. 259–268, 1992.
- [47] Y. Li and F. Santosa, "A computational algorithm for minimizing total variation in image restoration[J]," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 5, no. 6, pp. 987–995, 1996.
- [48] T. F. Chan, S. Osher, and J. Shen, "The digital TV filter and nonlinear denoising[J]," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 10, no. 2, pp. 231–241, 2001.
- [49] G. C. Calafiore, "Outliers robustness in multivariate orthogonal regression[J]," IEEE Trans. Syst. Man. Cybern, vol. 30, no. 6, pp. 674–679, Nov. 2000.
- [50] S. M. Kay, Fundamentals of Statistical Signal Processing[J], Volume I: Estimation Theory, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, USA, 1993.
- [51] M. Elad and A. Feuer, "Super-resolution restoration of an image sequence: adaptive filtering approach[J]," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 8, no. 3, pp. 387–395, 1999.
- [52] M. Elad and A. Feuer, "Super-resolution reconstruction of image sequences[J]," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, no. 9, pp. 817–834, 1999.
- [53] A. Bovik, Handbook of Image and Video Processing[M], Academic Press, New York, NY, USA, 2000.
- [54] 苏从勇. 人脸感知: 基于学习的人脸跟踪与合成[D]. 浙江大学, 2005.
- [55] 刘璐, 乔建苹. 基于学习的超分辨率重建技术[J]. 智能系统学报, vol. 4, no. 3, pp. 199–205, 2009.

发表论文和科研情况说明

发表的论文:

- [1] Lan Zhang, HuaZhang, Yanbing Xue, Simiao Zhang "Multi-frame image super-resolution reconstruction based on GPOF registration and L1-norm", Proceedings of the 6th International Conference on Natural Computation (ICNC'2010), Vol.7, pp3601-3604, 2010 (EI 检索)

参与的科研项目:

本人参与了天津市自然科学基金项目 (08JCYBJC12200): “基于图模型的超分辨率图像重建”

致 谢

时光荏苒，两年半的研究生学习生活随着毕业设计的结束也迎来了尾声，回首过去，我不仅掌握了更多宝贵的知识，领略了大学生活的真谛，而且结识了更多新的老师和朋友，借此机会向所有培养我、引导我、帮助我、支持我的人，致以衷心的感谢。

首先要特别感谢我的指导老师张桦教授，感谢张老师一直以来给予我无微不至的关心和细致严格的指导。在科研上，您严谨的治学态度和科学的工作方法是我以后工作、学习中的榜样；在您身上，我真正体会到了一位优秀教师、一位科研工作者的敬业精神。在生活上，您如慈母般的关爱以及精神上的鼓励都给了我极大的帮助和影响。总之，在您循循善诱的教导下，使我顺利完成了实验室的科研工作，此时我满怀激动，能成为您的学生，我真的倍感荣幸，这是我终生受益的宝贵财富，您亲切的笑容将永远留在我心中，祝您身体健康，永远幸福！

感谢薛彦兵老师，感谢您对于我的研究工作提出了许多宝贵的意见，在课题研究过程中，您不仅给我引荐参考资料，还经常与我一起就课题的相关内容展开讨论，帮助我分析每一个知识难点，我的课题设计的成功完成离不开您的细心指导。您踏实的工作作风和谦逊的品质都给我留下了深刻的印象，祝您今后工作顺利，心想事成！

感谢实验室的成员们，感谢大家共同营造了积极向上、乐于讨论的学习氛围。感谢王倩、窦文超同学对我论文撰写的格式及图型的处理工作上给予了热情的帮助。感谢庄晓天同学一直以来的精神支持以及论文相关内容的翻译指导，你在美国读博的勤奋和钻研精神，一直是我学习的榜样，令我在学业上也增添了许多动力，期待你早日回国，大展宏图。

最后，感谢我的父母、家人和朋友，你们的理解和支持以及无私的爱永远是我努力学习和积极生活的精神支柱！