

基于小波变换与稀疏傅里叶变换相结合的光场重构方法

周广福¹, 文成林¹, 高敬礼²

(1. 杭州电子科技大学自动化学院, 浙江杭州 310018; 2. 浙江大学电气工程学院, 浙江杭州 310027)

摘 要: 随着计算机图形学和计算机视觉技术的发展, 光场开始进入人们的视线并被迅速应用于各个领域. 然而光场的获取需要大量的图像, 具有数据量大, 获取成本高等特点, 因此学者们越来越关注如何利用少量的光场数据获取整个光场这一问题, 并且做出了大量的工作. 针对上述问题, 本文将小波变换与稀疏傅里叶变换相结合, 利用光场在角度域的稀疏性提出一种新的光场重构方法. 首先, 利用小波变换多分辨率分析的特点, 通过小波变换将原始图像分解为多个不同频率的子图像; 然后分别对每个子图像通过傅里叶切片定理恢复其频率位置, 从而可以分别得到它们的二维角度谱; 最后将每个子图像的二维角度谱合并, 进行小波逆变换获得整个光场. 本文方法利用小波变换将原图像分解为多个不同频率的子图像分别同时处理, 不仅降低了算法的复杂度, 大大减少了算法的运行时间, 为光场的广泛应用提供了条件, 而且相比于单独运用稀疏傅里叶算法重构, 本方法有效地抑制了窗口效应, 使重构结果更加准确. 此外, 本文方法将高频信息和低频信息分开重构, 可以有效地改善并恢复中小频率丢失的问题, 进一步改进重构结果. 最后通过仿真验证了算法的有效性.

关键词: 小波变换; 光场重构; 稀疏性; 傅里叶变换; 窗口效应

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)04-0782-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.04.003

Light Field Reconstruction Based on Wavelet Transform and Sparse Fourier Transform

ZHOU Guang-fu¹, WEN Cheng-lin¹, GAO Jing-li²

(1. School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China

2. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China)

Abstract: With the development of computer graphics and computer vision technology, light field comes into sight and is rapidly applied in various fields. However, the acquisition of the light field needs a large amount of pictures, which has the characteristics of large data and high cost. So how to use a small amount of data to obtain the light field has been paid more and more attention, and a lot of work has been done. To address the above problems, a new method of light field reconstructing is proposed, which combines with wavelet transform and sparse Fourier transform by using sparseness of light field in angle domain. First, we use multi-resolution analysis characteristic of wavelet transform, and the original image can be decomposed into four sub-frequency images through wavelet transform. Then the frequency positions of four sub-frequencies are separately recovered through the Fourier slice theorem, and their two-dimensional angle spectrum are further obtained, respectively. Finally, the light field is obtained by combining the two-dimensional angle spectrum of each sub-frequency image and making inverse wavelet transform. In the proposed method, the original image is decomposed into four sub-images by using wavelet transform, and the sub-images are reconstructed respectively. This not only reduces the complexity of our method and greatly reduces the running time of our method, which provides the basis for the wide application of the light field, but also our method effectively inhibits the window effect by comparing to only using sparse Fourier algorithm, so that the reconstruction result is more accurate. In addition, the method can effectively improve problem of small frequency leakage in

off-grid recovery by separating high frequency and low frequency information, and further improves the reconstruction results. In the end, the effectiveness of the algorithm is verified by simulation.

Key words: wavelet transform; light field reconstruction; sparse; Fourier transform; window effect

1 引言

随着通信、网络和计算机技术的发展,光场在很多领域被广泛应用,并且发挥着越来越重要的作用.例如,利用光场的空间分布特性构造出比全息再现更为优越的三维图像^[1];利用光场相机捕获的光场图片实现先拍照后对焦;在基于光场重构的目标识别算法中,光场可以作为识别目标的特征库对任意视点的目标进行识别^[2].在计算机图形学和计算机视觉领域中,光场被视为空间中同时包含位置和方向信息的四维光辐射场的一种参数化表示,即光场包含了人们在不同位置和不同角度对同一物体进行拍摄的所有图像.由于在现实中很难捕捉到完整的光场,而且要表示一个完整的光场需要大的数据量和复杂度,这在技术上是一个难点.因此,如何利用一些已知位置和角度的光场图像重构出其他位置和角度(视点)未被获取的图像成为学者们研究的热点,若能实现这些功能,无疑在理论上具有重要的意义,而且在应用上也具有很大的价值.

1999年,美国学者 LEVOY M 首次提出基于光场的图像渲染技术^[3],并且将光线的7维函数表达式简化为4维,仅利用少量的场景几何信息完成对整个光场的渲染,并且取得了较好的效果.为了避免已有方法利用视差图来分隔聚焦场景存在的不足,日本学者高桥在2002年提出全聚焦的图像渲染技术^[4],通过将不同的聚焦场景进行叠加处理,从而达到全聚焦的要求.在图像渲染中,为最小化图像数量,光场可能会因为欠采样而导致混淆效应,为了提高重构图像质量,MIT的学者 XU J 在2003年提出一种去重影的图像渲染技术^[5,6].2009年,中国学者韩曦提出运动物体的光场渲染技术^[7],通过将时间帧、空间域插值等算法添加到光场渲染中,实现对运动物体的时空光场渲染.为了降低图像渲染的实验数据量、提高运算速度,新墨西哥大学的学者 WILLET R M 在2011年提出基于压缩感知的单图像渲染技术^[8].然而,上述几种方法虽然能够重构出新视点位置的图像信息,但是因为所需要的样本数量仍然很大,导致实现非常困难,而且重构的结果并不能满足实际的需要.

针对上述问题,文献[9]提出一种基于稀疏傅里叶变换(SFFT)的光场重构方法;首先利用光场在角度域固有的稀疏性,沿着几条一维视点对光场图像进行采样,并通过傅里叶变换将其变换到频域;然后再利用傅里叶切片定理恢复其频率位置,从而得到二维角度频率谱;最后对二维角度频率谱进行傅里叶逆变换得到

整个光场.文献[10]利用光场的稀疏性,采用少量的输入样本重构出整个光场,不仅大大地减少了样本的数量,降低成本,而且有效地获取了新视点的光场信息.然而,基于稀疏傅里叶变换的光场重构方法仍然具有较大的复杂度,再加之由于稀疏傅里叶变换存在的窗口效应,从而影响该方法在实际中的应用.

基于上述问题,本文将具有数学显微镜美称的小波变换引入上述方法,提出一种基于小波变换与稀疏傅里叶变换相结合(WT-SFFT)的光场重构方法.首先,利用小波变换多分辨率分析的特点,通过小波变换将原始图像分解为多个分频率的子图像,代替上述方法中的傅里叶变换;然后利用傅里叶切片定理分别恢复每个分频率子图像的频率位置,从而得到它们的二维角度谱;最后将每个分频率子图像的二维角度谱合并进行小波逆变换获得整个光场.由于本文方法是利用小波变换代替原方法中的傅里叶变换,并且分别对多个分频率子图像进行并行处理,这样不仅有望大大降低算法的运行时间,提高算法的重构效率,而且能够有效地抑制窗口效应对重构结果的影响,改善光场重构的效果.

2 预备知识

2.1 光场

光场实质上是整个场景空间中所有光线的光辐射函数的总和^[11],是空间中同时包含位置和方向信息的四维光辐射场的参数化表示.如图1(a)所示,一个4D光场 $L(x, y, u, v)$ 表示两个平行平面之间的所有光线.其中, (u, v) 平面表示一个相机能够移动或者一个相机阵列能够驻留的平面, (x, y) 平面表示相机基本的焦平面.每个 (u, v) 坐标对应于相机视点的位置,每个 (x, y) 坐标对应于像素位置.图1(b)是一个光场数据集的例子,其中每一个图片都是在一个具体的角度视点按照同一种方式在 (u, v) 平面拍摄的.

光场有多种不同的获取方法,如果把光场看作是位置和角度信息的叠加,可以通过比较简单的方法来获取,例如通过采用不同的观察角度^[12]和不同光照强度^[13]抓拍的一系列图片来获取,或采用针孔成像原理获取^[14,15].前一种方法时间长,操作不方便;后一种方法由于位置和角度之间不成线性关系,计算复杂,因此两种方法都没有得到广泛的应用.

2.2 稀疏傅里叶变换

快速傅里叶变换方法^[16]是一种强大的工具,被广

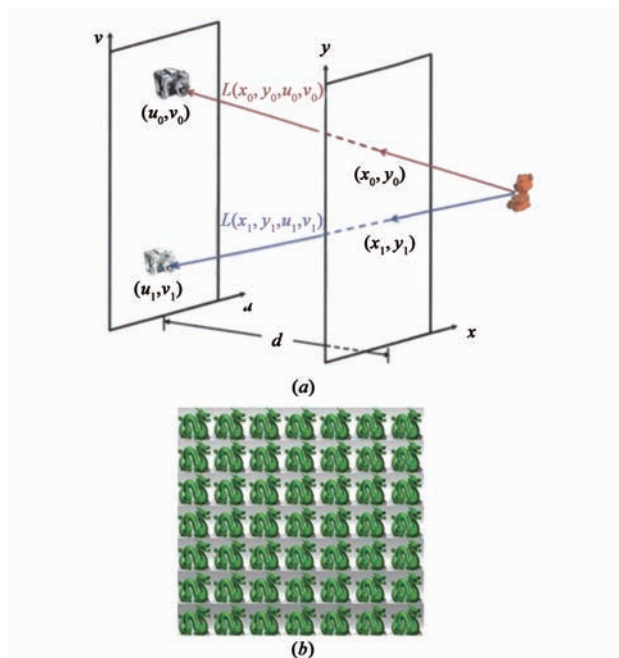


图1 四维光场的参数化表示

泛应用于各个领域.但是,随着被处理数据集超过万字节的大数据问题的出现,快速傅里叶变换的处理时间已经不能满足当前的需要.而稀疏傅里叶算法利用信号在傅里叶域的稀疏性通过一个分段线性算法成功地解决了这个问题.稀疏傅里叶变换具体步骤如下^[17]:

(1) 谱排列

定义信号:

$$s(i) = x(\sigma \cdot i), i \in [1, N] \quad (1)$$

其中 $\sigma \in [1, N]$ 且是对 N 存在模逆 σ^{-1} 的奇数. S 和 X 分别是 s 和 x 的频域,则有:

$$S(i) = X(\sigma^{-1} \cdot i), i \in [1, N] \quad (2)$$

(2) 信号滤波

定义窗函数 $g(i) (i \in [1, N])$, 有效长度为 $w < N$, G 为 g 的频域.

定义信号:

$$y(i) = g(i) \cdot s(i), i \in [1, N] \quad (3)$$

采样信号:

$$z(i) = \sum_{j=0}^{\lfloor w/B \rfloor - 1} y(i + jB), i \in [1, B] \quad (4)$$

其中 $B < w$ 既是频谱采样间隔也是信号 z 的长度.对 z 做傅里叶变换,得到 z 的频谱:

$$Z = \text{FFT}(z) \quad (5)$$

$$Z(i) = Y(i \cdot N/B), i \in [1, B]$$

(3) 定位循环

改变 σ , 执行步骤(1)(2). 记录步骤(1)中 σ , 将步骤(2)所得 Z 归入集合 Z_sum .

寻找 Z 中 k 个最大值坐标存入 J 中, 将 J 中坐标映射回 X 域的原像位置集合为:

$$I = \{ i \in [1, N] \mid \text{hash}_\sigma(i) \in J \} \quad (6)$$

$$\text{hash}_\sigma(i) = \lfloor \sigma \cdot i \cdot B/N \rfloor$$

定义偏移函数:

$$e_\sigma(i) = \sigma \cdot i - \text{hash}_\sigma(i) \cdot N/B, i \in I \quad (7)$$

执行步骤(3) T_1 次.

(4) 改变 σ , 执行步骤(1)(2). 记录步骤(1)中 σ , 将步骤 2 所得 Z 归入集合 Z_sum . 执行步骤(4) T_2 次.

(5) 大频谱值估计

估计 $X(i)$ 的值:

$$\hat{X}(i) = Z(\text{hash}_\sigma(i)) \quad (8)$$

执行步骤(5) $R = T_1 + T_2$ 次得到 R 个 $\hat{X}(i)$ 值, 取 $\lfloor (R-1)/2 \rfloor + 1$ 个大值作为最终对 X 的估计值 $\hat{X}(i)$ 的估计结果.

在图像应用中, 稀疏性是普遍存在的, 光场在角度域是稀疏的. 因此利用光场稀疏性通过傅里叶变换来重构光场是可能的.

2.3 小波变换

小波变换是一种窗口大小固定不变但其形状可变, 时间窗和频率窗都可变的时频局部化分析方法, 具有多分辨率分析的特点, 而且在时频两域都具有表征信号局部特征的能力^[18]. 即在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率, 在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率, 所以被誉为信号分析的显微镜^[19].

设 $L(x, y)$ 为 $N \times N$ 的图像, 小波变换尺度函数 $\varphi(x, y) = \varphi(x) * \varphi(y)$, 其中 $\varphi(x)$ 是一维尺度函数, 相应的小波为 $\psi(x)$, 则二维基本小波函数为:

$$\begin{aligned} \psi^0(x, y) &= \varphi(x, y) \\ \psi^1(x, y) &= \varphi(x) \psi(y) \\ \psi^2(x, y) &= \psi(x) \varphi(y) \\ \psi^3(x, y) &= \psi(x) \psi(y) \end{aligned} \quad (9)$$

对图像进行小波变换, 通过每一层变换, 图像都会被分解为四个原图像四分之一大小的图像, 如图 2 所示, 分别是原图像的低频信息和高频信息, 它们都是原图像与每个小波基做内积后, 通过 x 和 y 方向上间隔采样生成的, 对于第一层可写成^[20]:

$$\begin{aligned} L_1^0(m, n) &= \langle L(x, y), \psi^0(x-2m, y-2n) \rangle \\ L_1^1(m, n) &= \langle L(x, y), \psi^1(x-2m, y-2n) \rangle \\ L_1^2(m, n) &= \langle L(x, y), \psi^2(x-2m, y-2n) \rangle \\ L_1^3(m, n) &= \langle L(x, y), \psi^3(x-2m, y-2n) \rangle \end{aligned} \quad (10)$$

其中 $L_1^0(m, n)$ 为图像低频信息, $L_1^1(m, n)$, $L_1^2(m, n)$, $L_1^3(m, n)$ 为图像高频信息. 小波变换的一层分解, 二层分解和三层分解如图 2(b)、(c)、(d) 所示, 小波变换的后续层次依此类推.

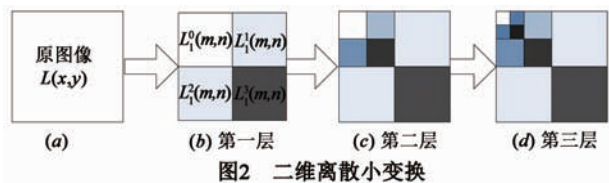


图2 二维离散小变换

3 基于小波变换与稀疏傅里叶变换相结合的光场重构方法

本节详细介绍了基于小波变换与稀疏傅里叶变换相结合的光场重构方法,根据光场在角度域的稀疏性,通过对光场时频域的处理(如图3所示),利用小波变换与稀疏傅里叶变换相结合的方法采用少量的样本数据来恢复整个光场。

记光场为 $L(u, v, x, y)$, 其中 $u, v \in [1, N]$ 表示相机位置, $x, y \in [1, M]$ 表示图像像素, 记在 (u, v) 位置得到的图像为 $L_{u,v}(x, y)$. 本文采用 box-and-X 采样图案对样本进行采样, 沿着位置平面六条一维线段分别对图像样本进行采样:

$$\begin{cases} L_{1,i}(x, y), L_{i,1}(x, y), L_{i,i}(x, y) \\ L_{u,v}(x, y), L_{N,i}(x, y) \\ L_{i,N}(x, y), L_{N+1-i, N+1-i}(x, y) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

记所有采样位置的集合为 S , 则采样样本可记为 $L_{k,l}(x, y), (k, l) \in S$.

基于小波变换与稀疏傅里叶变换相结合的光场重构算法流程图如图4所示, 算法步骤如下:

(1) 对每一个输入图像 $L_{k,l}(x, y)$ 做二维小波变换,

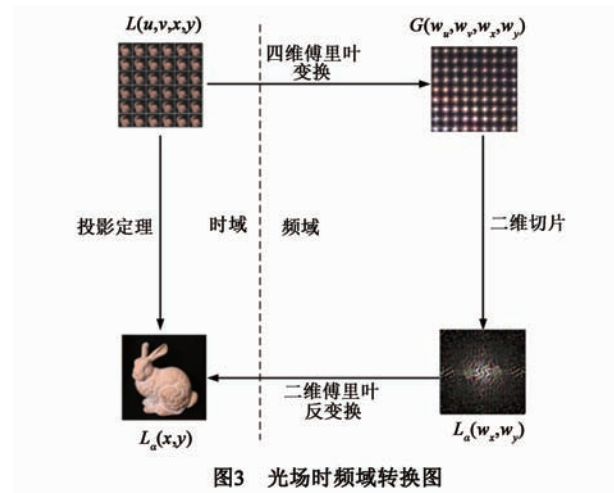


图3 光场时频域转换图

根据 2.3 节可以得到样本图像的低频信息和高频信息

$$\begin{bmatrix} \hat{L}_{k,l}^0(w_x, w_y) \\ \hat{L}_{k,l}^1(w_x, w_y) \\ \hat{L}_{k,l}^2(w_x, w_y) \\ \hat{L}_{k,l}^3(w_x, w_y) \end{bmatrix} = dwt(L_{k,l}(x, y), "db1") \quad (12)$$

(2) 同时对样本图像的低频信息和高频信息分别进行处理, 以低频信息 $\hat{L}_{k,l}^0(w_x, w_y), (k, l) \in S$ 为例. 在每一个空间频率 (w_x, w_y) 上, 沿着几个位于一维线性样本集合的视点上取值, 记为 $\hat{L}_{w_x, w_y}^0(k, l)_{1S}$.

(3) 通过并网恢复和离网恢复来恢复每一个空间频率 (w_x, w_y) 的二维角度域 $\hat{L}_{w_x, w_y}(u, v)$.

(4) 将得到的所有位置的二维频谱 $\hat{L}_{u,v}^0(w_x, w_y)$,

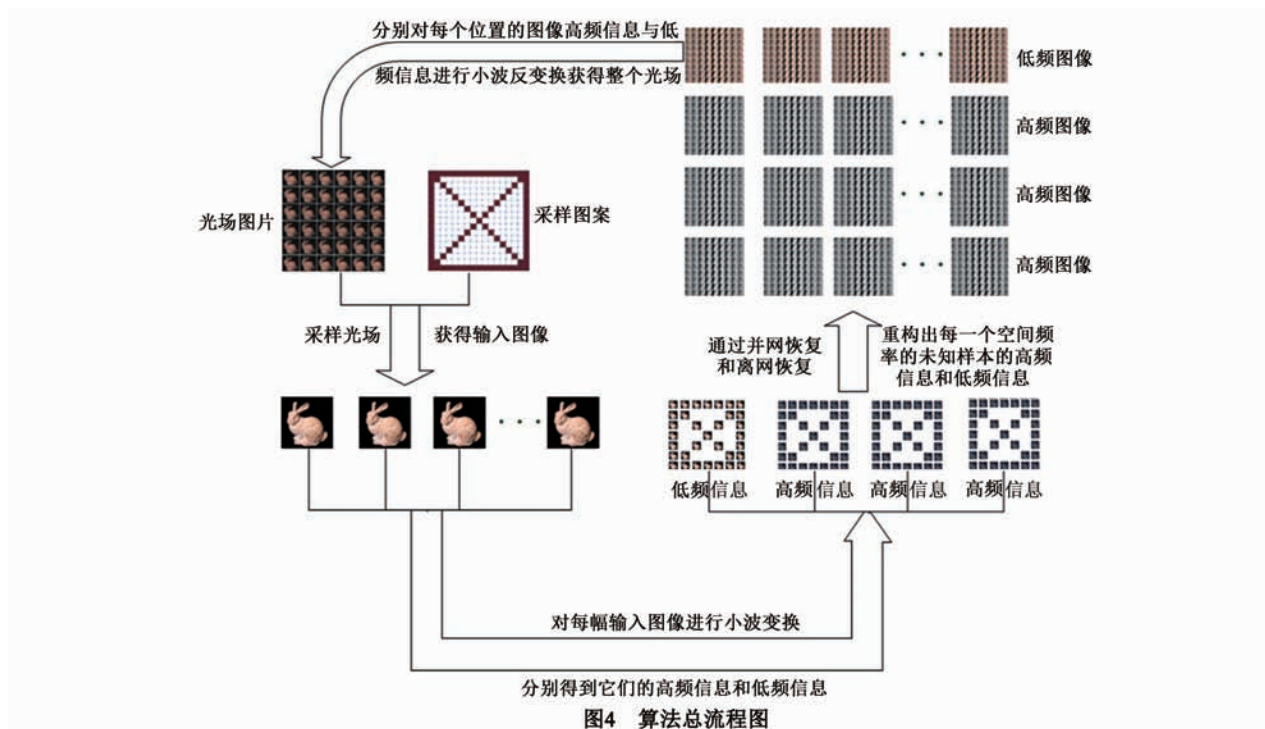


图4 算法总流程图

$\hat{L}_{u,v}^1(w_x, w_y), \hat{L}_{u,v}^2(w_x, w_y), \hat{L}_{u,v}^3(w_x, w_y)$ 合并. 然后对每一个位置 (u, v) 的二维频谱 $\hat{L}_{u,v}(w_x, w_y)$ 做小波反变换恢复整个四维光场 $L(u, v, x, y)$.

二维角度域 $\hat{L}_{w_u, w_v}^0(u, v)$ 的恢复分为两个阶段^[10]: 并网恢复和离网恢复.

① 并网恢复

假设频率仅仅坐落在离散傅里叶网格的整数倍的位置, 恢复二维光谱. 这一步仅仅给予一个光谱的初始估计, 而不能给出一个好的恢复. 并网恢复过程分为三步: 计算预测、恢复频率位置和恢复频率参数.

计算预测. 首先, 任取 $(m, n) \in (w_x, w_y), w_x, w_y = 1, 2, \dots, M$, 在六条位置线段上获得六条一维线性样本, 记为 x_s , 为简单起见, 仅用三条线段进行计算, 分别为一行、一列和一对角线:

$$\begin{cases} y1(i) = \hat{L}_{m,n}^0(1, i) \\ y2(i) = \hat{L}_{m,n}^0(i, 1) \\ y3(i) = \hat{L}_{m,n}^0(i, i) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (13)$$

然后在每个线段上做一维离散傅里叶变换. 由图 5 所述的切片定理^[21,22]可知, 二维光谱产生的投影对应于傅里叶域的线段. 换一种说法, y 是二维切片 $\hat{L}_{m,n}^0(u, v)$ 的一维线段, 那么 \hat{y} 是 y 的频率谱, 是 $\hat{L}_{m,n}^0(w_u, w_v)$ 在这条线上的投影, 而 \hat{y} 上的每一个点是位于线段垂直方向上 y 的 N 个频率的和.

恢复频率位置. 根据在计算预测中获取的二维光

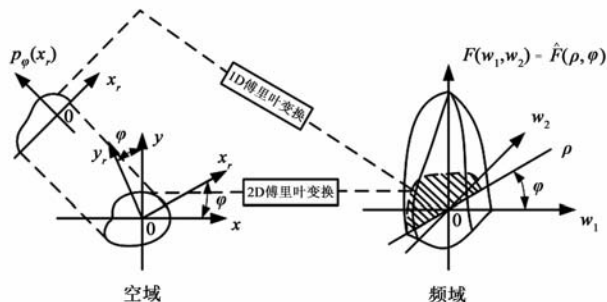


图5 中心切片定理: 图像 $f(x, y)$ 在 φ 方向的投影 $p_\varphi(x)$ 的一维傅里叶变换是 $f(x, y)$ 的二维傅里叶变换在 φ 方向的一个切片

谱在一维线段上的投影 $\hat{y}(i)$, 使用投票方法寻找到的大的频率位置, 投票方法如图 6 所示. 首先找到投影线段 $\hat{y}(i)$ 上大的频率位置, 如图 6(a) 中行投影、列投影和对角线投影中阴影部分:

$$\begin{cases} q1 = \text{find}_i(\hat{y}1(i) > \delta_1) \\ q2 = \text{find}_i(\hat{y}2(i) > \delta_2) \\ q3 = \text{find}_i(\hat{y}3(i) > \delta_3) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (14)$$

其中 $\delta_1, \delta_2, \delta_3$ 为大频率阈值; 然后给与大频率所在的位置垂直方向的所有位置一票, 如图 6(b) 中的阴影部分, 因为频率是稀疏的, 大部分位置的频率没有能量, 因此仅有少数几个频率位置能得到投票, 统计得票最多的频率位置就是要找的二维光谱中大的频率位置 $P = \{(w_u, w_v)\}$.

恢复频率参数 a . 通过上一步得到的位置 $P = \{(w_u, w_v)\}$, 可以得到一个负指数矩阵 A_p :

$$A((u, v), (w_u, w_v)) = \exp\left(2j\pi \frac{uw_u + vw_v}{N}\right) \quad (15)$$

通过求解方程:

$$x_s = A_p \hat{a}_p \quad (16)$$

得到参数 a 的向量表达式和残差:

$$\hat{A}_p = A_p^\dagger x_s \quad (17)$$

$$e(P) = \|x_s - A_p \hat{a}_p\| \quad (18)$$

② 离网恢复

细化在前一阶段中发现的频率, 允许它们在非整数的位置. 由于在并网恢复中找到的频率位置都是整数位置, 重构的结果不太准确, 所以离网恢复通过细化算法, 将频率位置扩展到非整数位置, 使重构结果更准确. 在这一部分, 主要使用有限差分梯度下降搜索算法来恢复频率的非整数位置, 首先在八个方向 $\Delta = [-1 \ -1; -1 \ 0; -1 \ 1; 0 \ -1; 0 \ 1; 1 \ -1; 1 \ 0; 1 \ 1]$ 上改变并网恢复中所找到的频率位置:

$$\begin{cases} P = P - (w_u, w_v) \\ P = P + (w_u + \lambda du, w_v + \lambda dv) \\ \lambda \ll 1, (du, dv) \in \Delta \end{cases} \quad (19)$$

分别计算式(18)残差 $e(P)$, 找到使 e 变化最快的方向:

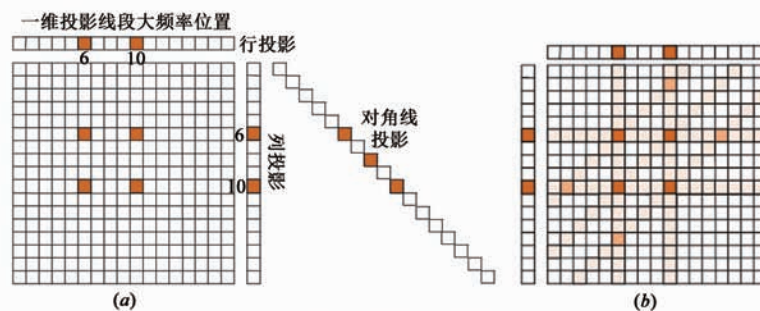


图6 投票方法图解

$$\gamma = \max_{(du, dv)} \left(\frac{e - e(P)}{\| (du, dv) \|} \right) \quad (20)$$

沿 γ 这个方向改变频率位置. 然后给 e 一个阈值, 当 e 小于这个阈值时, 停止搜索, 得到新的频率位置 P 和参数 a .

因为这个频率位置是非离散的, 所以必须运用连续傅里叶变换, 它是频率参数的加权负指数的和, 因此要先找到未知样本:

$$\hat{L}_{w_x, w_y}^0(u, v) = \sum a \frac{1}{N} \exp\left(2j\pi \frac{uw_u + vw_v}{N}\right) \quad (21)$$

通过式(21)可以得到频率 (w_x, w_y) 的二维角度谱 $\hat{L}_{w_x, w_y}^0(u, v)$. 对每一个频率位置 (w_x, w_y) 运用上述算法, 得到所有位置 (u, v) 的二维频率谱 $L_{u, v}^0(w_x, w_y)$. 同时运用相同的方法, 可以得到其他高频子图像 $L_{u, v}^1(w_x, w_y)$, $L_{u, v}^2(w_x, w_y)$, $L_{u, v}^3(w_x, w_y)$, 然后对其进行小波反变换得到整个四维光场 $L(x, y, u, v)$.

4 光场重构的算法比较

本节从理论上详细比较了两种方法, 通过表 1 可

表 1 光场重构方法的比较

SFFT 算法 ^[9,10]	WT-SFFT 算法
1) 使用 box-and-X 图案采样光场数据 X_{1S}	1) 使用 box-and-X 图案采样光场数据 X_{1S}
2) 对每一个采样图片进行二维傅里叶变换 for $u, v \in S$ $\hat{L}_{u, v}(w_x, w_y)_{1S} = \text{FFT}(L_{u, v}(x, y))$	2) 通过式(12)对每一个采样图片进行二维小波变换
3) 对频域数据进行并网恢复获取参数 for $w_x, w_y \in [M]$ $P, a, e = \text{ON_GR}(\hat{L}_{w_x, w_y}(u, v)_{1S})$	3) 同时对低频数据和高频数据分别进行并网恢复获取参数, 以 $L_{u, v}^0(w_x, w_y)$ 为例 for $w_x, w_y \in [M]$ $P_0, a_0, e_0 = \text{ON_GR}(\hat{L}_{w_x, w_y}^0(u, v)_{1S})$
4) 利用离网恢复对 3) 所得参数进行提纯 for $w_x, w_y \in [M]$ $\hat{P}, \hat{A}, \hat{e} = \text{OFF_GR}(P, a, e)$	4) 利用离网恢复分别对 3) 所得参数进行提纯 for $w_x, w_y \in [M]$ $\hat{P}_0, \hat{A}_0, \hat{e}_0 = \text{OFF_GR}(P_0, a_0, e_0)$
5) 通过式(21)利用参数恢复未采样区域光场数据	5) 通过式(21)利用参数恢复未采样区域光场数据
6) 对每个频率的位置数据进行二维傅里叶变换 for $w_u, w_v \in [M]$ $\hat{L}_{w_x, w_y}(w_u, w_v) = \text{FFT}(\hat{L}_{w_x, w_y}(u, v))$ 即: $\hat{L}(w_u, w_v, w_x, w_y)$	6) 分别对每个位置的频谱数据进行二维小波反变换, 获取整个光场 $L(u, v, x, y)$ for $u, v \in [N]$ $L_{u, v}(x, y) = \text{idwt2}(\hat{L}_{u, v}^0(w_x, w_y), \hat{L}_{u, v}^1(w_x, w_y), \hat{L}_{u, v}^2(w_x, w_y), \hat{L}_{u, v}^3(w_x, w_y))$
7) 最后对光场频谱做四维傅里叶反变换, 获取整个光场 $L(u, v, x, y) = \text{IFFT}(\hat{L}(w_u, w_v, w_x, w_y))$	

注: 表 1 中 FFT 表示傅里叶变换函数, ON_GR 表示并网恢复函数, OFF_GR 表示离网恢复函数, IFFT 表示傅里叶反变换函数, idwt2 表示小波反变换函数.

5 仿真实验

本文采用来自于斯坦福大学档案馆的光场资料库作为光场数据集^[23]进行仿真实验, 如图 7(a) 所示. 数据集包含 17×17 个角度视点, 每个角度视点的空间图片的尺寸为 1024×1024 , 为了便于仿真实现, 将其改为 256×256 , 且光场视角范围为小角度. 对于光场重构的

以看出两种方法在采样方式、并网恢复、离网恢复和位置恢复等过程采用的是同一种方式. 不同的是稀疏傅里叶变换算法是通过傅里叶变换将样本变换到频域, 而本文算法是通过小波变换将样本变换到频域, 可以有效地降低傅里叶变换的窗口效应对重构结果的影响; 稀疏傅里叶变换算法将光场信息进行四维的傅里叶变换(先是空间域的傅里叶变换, 然后角度域的傅里叶变换), 然后通过四维的傅里叶反变换获取整个光场, 而本文算法将光场信息进行二维小波变换, 然后通过对每个位置的频谱进行二维小波反变换获取整个光场, 因此可以有效地降低方法的复杂度; 稀疏傅里叶变换算法是对样本的整个频域进行运算的, 而本文算法是对样本的高频信息和低频信息分别进行运算的, 因此可以大大减少算法的运行时间. 此外, 由于本文算法将高频信息和低频信息分开并行处理, 在并网恢复中不同频域之间通过采用不同的阈值, 有效地改善了并网恢复中小频率丢失问题, 使重构结果更加准确.

输入采样, 采取 box-and-X 采样方案(两行、两列和两对角线)进行采样, 如图 7(b) 所示. 将样本集中的 6 条形样本作为输入样本, 采样率为 $6N/N^2 = 6/N$, 其中 N 为角度域的维数. 由采样率的计算公式可知, 随着角度域的增大, 采样率不断减小. box-and-X 采样方法不仅在空间上符合边界、中心、对角原则, 而且为中心切片定理的实现提供了条件, 除此之外它还具有最优的采

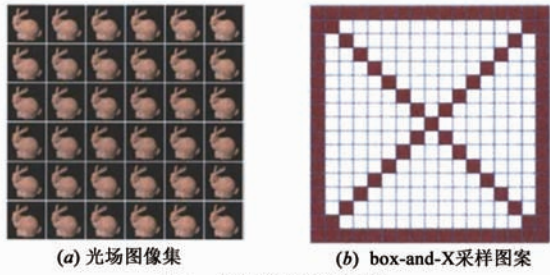


图7 数据集和采样图案

样率.

图 8 是分别利用两种算法得到的光场重构图,其中在小波变换方法中采用的是 Haar 小波. 图 8(a)为重构前的原始图像,图 8(b)和(c)是利用本文算法重构出的同一视点的图像,图 8(b)为一层小波分解的结果,图 8(c)为二层小波分解的结果,图 8(d)为稀疏傅里叶算法重构的同一视点的图像. 由图 8 可以看出两种方法都能很好的重构出光场,由图 8(b)(c)(d)可以看出,本文算法在一层和二层小波分解下的重构结果要优于稀疏傅里叶算法,而在二层小波分解下的重构结果更优于一层小波分解. 图 9 是 289 幅光场图片重构的均方误差曲线图,进一步证明了本文算法在一层小波分解和二层小波分解下的重构结果要优于稀疏傅里叶变换算法,二层小波分解的重构结果更优于一层小波分解下的重构结果. 除此之外,因为本文算法是通过将高频信息和低频信息分开重构,然后组合在一起进行小波反变换获得光场图像的彩色分量,而彩色图像的三个彩色分量又是在不同的设备上重构的,所以本文算法重构误差曲线相较于稀疏傅里叶变换算法变化较大.

性能比较所用公式如下.

重构误差:

$$\varepsilon(p) = \sqrt{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (|L_p(m,n) - \hat{L}_p(m,n)|)} \quad (22)$$

重构误差和:

$$e = \sum_{p=1}^{289} \varepsilon(p) \quad (23)$$

在实验过程中,发现光场角度域的大小对光场重构效果存在一定的影响,因此为探究算法的适用范围,本文在上述条件下还做了以下仿真研究. 首先对小角度光场和大角度光场数据集进行采样,然后分别运用两种方法对其进行重构. 图 10 是小角度下两种方法的光场重构结果,图 11 是大角度下两种方法的光场重构结果. 通过图 11 和图 10 可以看出大角度下两种方法的重构效果都要差于小角度下的情况,随着光场角度的增大重构效果会越来越差,因此为了得到较好的重构效果,光场角度不宜太大.

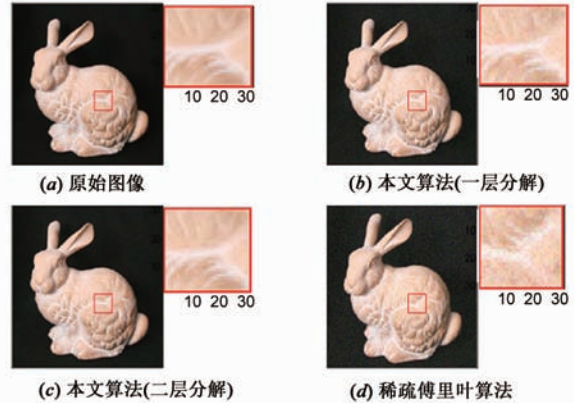


图8 光场重构结果

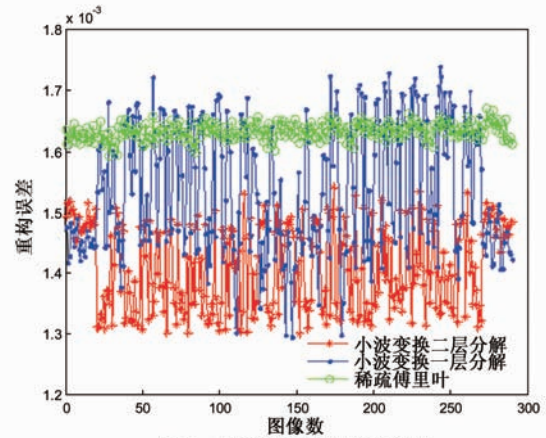


图9 光场的重构误差曲线图

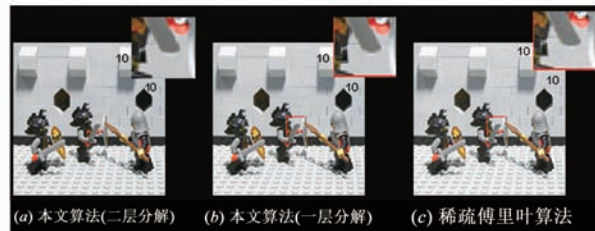


图10 小角度下两种算法的重构结果比较

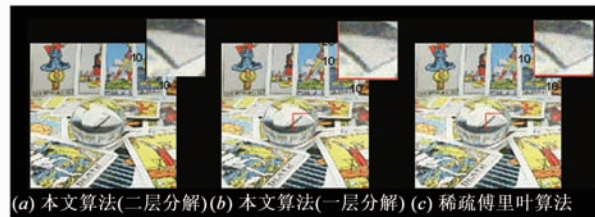


图11 大角度下两种算法的重构结果比较

一个算法本身的好坏不仅在于算法结果的准确性,还要看算法本身的使用范围,其中算法的运行时间就是一个至关重要的方面,如果一个算法本身的运行结果非常准确,而花费的时间却非常长,将会增加算法的成本,使算法的适用范围受到一定的限制. 因此,本文除了在重构结果上对两种算法进行比较以外,在算

法的运行时间上也进行了对比. 实验环境为 Matlab, 所用计算机的处理器为 Intel Core™ i5-3470, 主频 3.2GHz, 内存 4GB. 所用实验数据为斯坦福大学档案馆标准的兔子光场数据集, 两种算法在条件一致的情况下, 分别对数据集进行重构得到实验结果, 表 2 为两种算法重构出整个光场(所有光场图片)所用的运行时间. 通过表 2 可以看出稀疏傅里叶变换算法的运行时间高达六个小时, 而本文算法在小波一层分解下的运行时间不到一个小时, 比原方法缩短了 83.4%, 在小波二层分解下本文算法的运行时间仅仅为十几分钟, 比原方法缩短了 94.9%, 大大提高了算法的运行效率, 为算法的广泛应用提供了条件. 同时通过表 3 中算法的重构误差和(所有光场图片重构误差的和)可以看出, 本文算法在大幅度提高算法运行时间的同时, 重构误差在一层分解时比稀疏傅里叶变换算法减少了 5.9%, 在二层分解时比稀疏傅里叶变换算法减少了 13.4%, 保证了算法重构结果的准确性.

表 2 算法运行时间

算法	SFFT 算法	WT-SFFT(一层)	WT-SFFT(二层)
时间(s)	20806.58	3454.90	1053.95
百分比		83.4%	94.9%

表 3 算法重构误差和

算法	SFFT 算法	WT-SFFT(一层)	WT-SFFT(二层)
重构误差和	0.4716	0.4437	0.4085
百分比		5.9%	13.4%

6 结束语

本文成功的将小波变换引入稀疏傅里叶变换算法中, 提出了一种新的光场重构算法. 本文算法首先通过小波变换将样本数据转换到频率域, 然后利用光场在角度域的稀疏性分别对低频数据和高频数据进行并网恢复和离网恢复来恢复其未知数据信息, 最后对每个角度的频率谱进行小波反变换来获取整个四维光场. 本文算法将稀疏傅里叶变换算法中的两次傅里叶变换改进为先做小波变换将样本数据分解为高频数据和低频数据, 然后对其分别做傅里叶变换恢复其未知数据, 最后通过小波反变换获取整个光场. 本文算法不仅大大降低了算法的运行时间, 将原本不少于六个小时的运行时间缩短为不到一个小时, 而且有效抑制了傅里叶变换窗口效应对重构结果带来的影响. 此外, 本文算法将样本数据分解为低频数据和高频数据, 避免了在重构过程中小的频率的丢失, 使重构结果更加精确. 最后, 通过仿真实验比较了两种算法的重构结果和运行时间, 进一步验证了本文算法的有效性. 但是, 本文方

法还存在一些不足: 由于恢复算法中要用到傅里叶中心切片定理, 因此没有完全用小波变换代替傅里叶变换算法; 光场的重构中没有考虑图像的扭曲和遮挡问题; 等等; 还有许多需要改进的地方.

参考文献

- [1] 尹晓良, 张晓芳, 张伟超, 等. 基于光场数字重聚焦的三维重建方法研究[J]. 光电子·激光, 2015(5): 986-991.
YIN Xiao-gen, ZHANG Xiao-fang, ZHANG Wei-chao, et al. Study on 3D reconstruction based on light field digital refocusing[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2015(5): 986-991. (in Chinese)
- [2] Zhou G F, Wen C L, Gao J L. Object recognition based on reconstruction of light field[A]. International Conference on Estimation, Detection and Information Fusion (ICEDIF)[C]. USA: IEEE, 2015. 82-87.
- [3] Levoy M, Hanrahan P. Light field rendering[J]. Proceedings of SIGGRAPH'96, 1996(23): 31-42.
- [4] Takahashi K, Naemura T. Layered light-field rendering with focus measurement[J]. Signal Processing: Image Communication, 2006, 21(6): 519-530.
- [5] Stewart J, Yu J, Gortler S J, Mcmillan L. A new reconstruction filter for undersampled light fields[A]. ACM International Conference Proceeding Series[C]. USA: ACM, 2003. 44: 150-156.
- [6] Petrovic G, Shahulhameed A K, Zinger S, de With, P H N. Region-based all-in-focus light field rendering[A]. The 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)[C]. USA: IEEE, 2009. 549-552.
- [7] 韩曦, 曾丹, 秦文, 张之江. 运动物体的时空光场渲染[J]. 电子测量技术, 2009, 32(9): 63-66, 73.
Han Xi, Zeng Dan, Qin Wen, Zhang Zhi-jiang. Dynamic light field rendering of moving objects[J]. Electronic Measurement Technology, 2009, 32(9): 63-66, 73. (in Chinese)
- [8] Willett R M, Marcia R F, Nichols J M. Compressed sensing for practical optical imaging systems: a tutorial[J]. Optical Engineering, 2011, 50(7): 072601-1-072601-13.
- [9] Shi L X, Hassanieh H, Davis A, Katabi D, Durand F. Light field reconstruction using sparsity in the continuous fourier domain[J]. ACM Trans, 2014, 34(1): 12.
- [10] Shi L X. Imaging Applications of the Sparse FFT[D]. Massachusetts Institute of Technology, 2013.
- [11] 赵兴荣. 基于光场相机深度信息获取技术的研究[D]. 中北大学, 2014.
- [12] Kak A C, Slaney M. Principles of Computerized Tomographic Imaging[M]. Philadelphia: Society for Industrial Mathematics, 2001.

- [13] Chamgoulov R O, Lane P M. Optical computed-tomography microscope using digital spatial light modulation [A]. Three-Dimensional and Multidimensional Microscopy [C]. Washington D C: SPIE, 2004. 5324: 182 - 192.
- [14] 谢文章, 邱睿, 李君利, 康玺. X 射线源针孔成像系统优化设计研究 [J]. 原子能科学技术, 2013, 47 (12): 2349 - 2354.
XIE Wen-zhang, QIU Rui, LI Jun-li, et al. Study on optimization design of x-ray source pinhole imaging system [J]. Atomic Energy Science and Technology, 2013, 47 (12): 2349 - 2354. (in Chinese)
- [15] 何劲, 张群, 罗迎, 杨小优. 逆合成孔径成像激光雷达多普勒效应分析及特征提取 [J]. 电子学报, 2011, 39 (9): 2052 - 2059.
HE Jin, ZHANG Qun, LUO Ying, YANG Xiao-you. Analysis of micro-doppler effect and feature extraction of target in inverse synthetic aperture imaging radar [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39 (9): 2052 - 2059. (in Chinese)
- [16] 龚超, 张邦宁, 郭道省. 基于 FFT 的快速高精度载波参数联合估计算法 [J]. 电子学报, 2010, 38 (4): 766 - 770.
GONG Chao, ZHANG Bang-ning, GUO Dao-xing. A quick and accurate union carrier parameter estimation algorithm based on FFT [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38 (4): 766 - 770. (in Chinese)
- [17] 陶然, 刘升恒, 张果, 单涛. 一种利用稀疏傅里叶变换计算外辐射源雷达互模糊函数的方法 [P]. 中国, CN201310240140. 1. 2013 - 10 - 9.
- [18] 周亚训, 叶庆卫, 徐铁峰. 一种基于小波多分辨率数据组合的文字水印方案 [J]. 电子学报, 2000, 28 (6): 122 - 124.
ZHOU Ya-xun, YE Qin-wei, XU Ti-feng. A text watermark scheme based on wavelet multiresolution data combination [J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28 (6): 122 - 124. (in Chinese)
- [19] 刘佳敏, 周荫清. 一种基于小波变换的雷达图像边缘提取方法 [J]. 电子学报, 2003, 31 (12): 1780 - 1783.
LIU Jia-min, ZHOU Yin-qing. A SAR image edge extraction method based on the wavelet transform [J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31 (12): 1780 - 1783. (in Chinese)
- [20] Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing (Third Edition) [M]. Publishing House of Electronics Industry, 2011.
- [21] Pohit M, Sharma J. Image registration under translation and rotation in two-dimensional planes using Fourier slice theorem [J]. Applied Optics, 2015, 54 (14): 4514 - 4519.
- [22] 万洪林, 彭玉华, 曲怀敬. 全变差数字滤波器与 Ridgelet 变换相结合的图像去噪方法 [J]. 电子学报, 2008, 36 (1): 90 - 94.
WAN Hong-lin, PENG Yu-hua, QU Huai-jing. Image denoising method with combination of digital TV filter and ridgelet transform [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36 (1): 90 - 94. (in Chinese)
- [23] Stanford. The (New) Stanford Light Field Archive [EB/OL]. <http://lightfield.stanford.edu/lfs.html>. 2015 - 9 - 25.

作者简介



周广福 男, 1990 年出生于山东菏泽, 硕士. 主要从事数字图像处理、光场图像重构方面的研究.

E-mail: guangfu_0212@126.com



文成林 (通信作者) 男, 1963 年出生于河南开封, 教授、博士生导师. 主要从事多源信息融合、故障诊断与预报、目标识别与跟踪等方面的研究.

Email: wencil@hdu.edu.cn



高敬礼 男, 1980 年出生于河南邓州, 博士生. 主要从事信息融合、目标检测与跟踪等方面的研究.

Email: gj1991@163.com