

基于掩膜的光场采集与重建的研究

刘永春 龚华军 沈春林

(南京航空航天大学自动化学院, 江苏 南京 210016)

摘要 针对现有光场采集方式中存在的: 相机阵列采集方式的硬件成本高, 体积庞大; 单相机分时采集光场局限采集静态光场; 积分成像光场采集得到的光场空间分辨率低等问题。研究了一种基于掩膜(mask)的光场采集与重建方法。建立了光场采集模型, 分析了光场在傅里叶域的成像过程; 采用了随机衰减掩膜 mask 对光场信号进行随机编码, 得到了被编码的传感器图像; 离线学习了过完备光场字典, 结合压缩感知理论对编码的传感器图像进行了非线性优化, 重新恢复了原始的光场。

关键词 图像处理; 光场; 重建; 非线性优化; 光学掩膜

中图分类号 O438 **文献标识码** A **doi:** 10.3788/AOS201434.0810001

Research of Lightfield Acquisition and Reconstruction Based on Mask

Liu Yongchun Gong Huajun Shen Chunlin

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing, Jiangsu 210016, China)

Abstract In view of the existed problems of the existing light field acquisition methods: high hardware cost and big volume in camera array acquisition; to be limited to static light field in single camera ordinal sampling; low spatial resolution of the light field in integral imaging light field acquisition. A method of light field acquisition and reconstruction based on a mask has been studied. A light field acquisition model is set up. Light field imaging process is analyzed in Fourier domain. Utilizing a random mask to randomly encode the light field, which leads to get a coded sensor image. An overcomplete light-field dictionary is learned offline. The coded sensor image is optimized through compressed sensing and the overcomplete light-field dictionary. The original light field is restored.

Key words image processing; light field; reconstruction; nonlinear optimization; optical mask

OCIS codes 100.3020; 330.1400; 070.4340; 160.4330

1 引 言

近年来,随着数字相机拍摄技术的发展,光场拍摄技术逐渐地引起了研究人员的关注。因为它可以给使用者带来新的体验,如数字重聚焦^[1]和光场三维显示。目前的单相机光场采集技术主要分为积分成像技术和基于掩膜(mask)的光场采集技术两大类。积分成像是通过在传感器前增加微透镜阵列来实现对不同方向视点图像的采集,获得光场^[2-3];基于mask的光场采集^[1,4]是在相机镜头和传感器之

间加一层光学元件 mask,实现对进入相机光圈的光线进行光学调制,之后通过线性或非线性算法进行光场的恢复。

目前存在的光场采集方法中,绝大部分都是牺牲图像的空间分辨率来换取角度分辨率。由于传感器分辨率的限制,导致最后恢复出的光场图像空间分辨率非常低。为了得到大分辨率的光场图像,可以使用光场阵列相机^[5]或者是用一台单独的相机进行分时的拍摄^[6-7]。相机阵列的成本高、体积庞大,

收稿日期: 2014-02-25; **收到修改稿日期:** 2014-03-27

基金项目: 国家 863 计划(2012AA011903)、江苏省研究生科研创新计划(CXLX13_158)

作者简介: 刘永春(1987—),男,博士研究生,主要从事三维采集与三维显示方面的研究。E-mail: lyc03516@126.com

导师简介: 龚华军(1965—),男,教授,博士生导师,主要从事计算机控制和三维成像方面的研究。

E-mail: ghj301@nuaa.edu.cn

而单相机分时拍摄需要进行多次操作,并且只能采集静态的光场,因此限制了它们的应用。

研究分析了一种基于 mask 的光场采集与重建方法,在相机镜头与传感器之间增加一层随机的 mask 掩膜,对目标光场进行采集,利用光场训练样本学习过完备光场字典,采用压缩感知对采集到的单张传感器编码图像进行非线性优化,恢复原始光场,得到了高质量、高分辨率的光场图像。

2 理论基础

光场是一个四维的发光函数,可以数学地描述为三维空间中沿着光线的光能量流,它是由物体表面对光源发出的光线的漫反射、镜面反射,以及环境光所产生。为了可视化的目的,采用二平面参数化的方法进行参数化^[8-9]。光线描述为它们对应与单位距离间的二平面的交点,也就是图 1 中所示的第一个平面对 $\theta = \{u_i, v_i\}$ 和第二个平面对 $S = \{s_i, t_i\}$ 。因此光线表示为 $l(u_i, v_i, s_i, t_i)$,在下文中将简写为 $l(\theta, S)$ 。

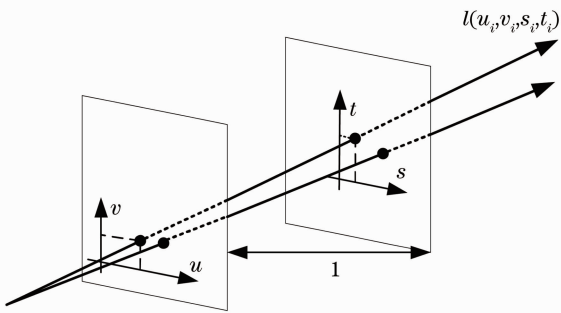


图 1 四维光场的二平面参数化

Fig. 1 Two-plane parametrization of a four dimensional (4D) light field

2.1 光的传播与光场在傅里叶域的分析

当光在自由空间中传播时,光线的强度不会发生变化。假设 z 是光场 $l(\theta, S)$ 传播的距离^[9],此时的光场可以表示为

$$l_0(\theta, S) = l(\theta - zS, S), \quad (1)$$

(1)式的傅里叶变换为

$$L_0(f_\theta, f_s) = L(f_\theta, f_s + zf_\theta), \quad (2)$$

式中 $L_0(f_\theta, f_s)$ 和 $L(f_\theta, f_s)$ 分别表示 $l_0(\theta, S)$ 和 $l(\theta, S)$ 对应的傅里叶变换。从 $L_0(f_\theta, f_s)$ 中可以清楚的看出,经过传输后的光谱沿着 f_s 维度发生了一个切变。

当光线通过一层衰减函数为 $m(\theta, S)$ 的 mask 后,它的光强值相当于乘以 mask 的衰减函数:

$$l_0(\theta, S) = l(\theta, S)m(\theta, S), \quad (3)$$

相应的傅里叶变换形式为

$$L_0(f_\theta, f_s) = L(f_\theta, f_s) * M(f_\theta, f_s). \quad (4)$$

假设 mask 上打印的图案为 $c(X)$,其中 $X = \{x, y\}$ 。将 mask 平面垂直于光轴,此时的 mask 只衰减 θ 维度的光线强度,于是有

$$m(\theta, S) = c(\theta), \quad (5)$$

相应的傅里叶变换可以表示为

$$M(f_\theta, f_s) = C(f_\theta)\delta(f_s). \quad (6)$$

根据以上的分析,下面讨论基于 mask 的相机(称之为光场相机)对光场的采集过程,光场相机的采集模型如图 2 所示。

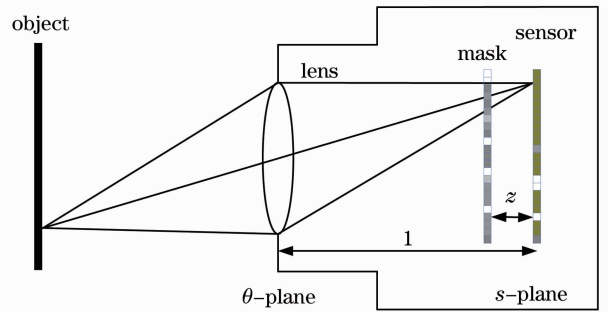


图 2 基于 mask 光场相机的采集模型

Fig. 2 Schematic diagram of acquisition of light field camera with an attenuation mask

假设目标光场为有限带宽,光场在镜头处表示为 $l(\theta, S)$,当光线传播 $(1-z)$ 到达 mask 时,对应的光场和傅里叶表示形式为

$$l_1(\theta, S) = l[\theta - (1-z)S, S], \quad (7a)$$

$$L_1[f_\theta, f_s + (1-z)f_\theta]. \quad (7b)$$

光场的频谱表现为沿着 f_s 轴的切变,并且传播距离越远切变越明显。结合(3)和(4)式,当光场穿过距离传感器平面 z 处的 mask 后,如果 mask 的傅里叶变换为一系列的脉冲,将使得光场的频谱发生 f_θ 轴方向的复制,这种复制可以表示为

$$l_2(\theta, S) = l_1(\theta, S)m(\theta, S) = l_1(\theta, S)c(\theta), \quad (8a)$$

$$L_2(f_\theta, f_s) = L_1(f_\theta, f_s) * [C(f_\theta)\delta(f_s)]. \quad (8b)$$

光场相机传感器采集的目标光场是 θ 平面处于镜头处的光场,此时相当于需要光场 $l_2(\theta, S)$ 逆向传播到镜头,这是一个虚拟的过程,此时有

$$l_3(\theta, S) = l_2[\theta + (1-z)S, S], \quad (9a)$$

$$L_3(f_\theta, f_s) = L_2[f_\theta, f_s - (1-z)f_\theta]. \quad (9b)$$

光场的逆向传播产生的是沿着 f_s 轴反向的切变。最后,处于 S 平面的传感器对所有具有相同 (s, t) 不同 (u, v) 的光线进行积分,得到编码后的传感器图像(也称为光场的投影) $i(S)$:

$$i(S) = \int_{-\infty}^{\infty} l_3(\theta, S) d\theta = \int_{-\infty}^{\infty} l(\theta, S) c[\theta + (1-z)S] d\theta. \quad (10)$$

整个过程光场的频谱变化如图 3 所示。从图 3 中可以看出虽然传感器最终的采集丢失了 f_θ 轴方向的信息,但是沿着 f_s 轴的采集信息已经包含了所有目标光场的信息。

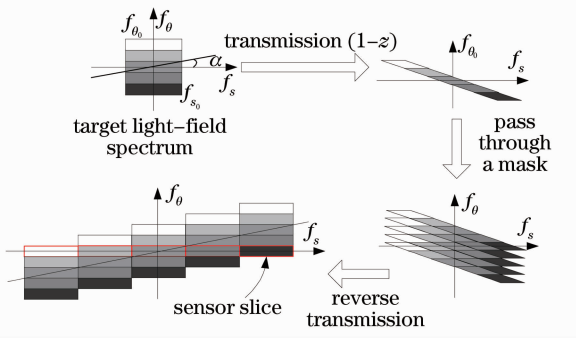


图 3 光场相机采集过程中光场频谱的变化

Fig. 3 Change of light field spectrum in the acquisition process of the light field camera

mask 距离传感器的位置 z 可以根据图 3 中 α 的大小来计算^[1]:

$$\frac{f_{\theta_0}}{5f_{s_0}} = \alpha = \frac{z}{1-z}. \quad (11)$$

实际过程中,光场的空间分辨率通常比角度分辨率要大的多, α 的值非常小,因此 mask 需要放在距离传感器非常近的位置。

2.2 信号的稀疏表示与压缩感知

对于 n 维希尔伯特空间中信号 $x \in \mathbb{R}^n$ 及该空间中的一个正交基(下文称为字典) $D \in \mathbb{R}^{n \times d}$, 信号 x 可以使用字典 D 进行唯一线性表示:

$$x = D\alpha, \quad (12)$$

式中 α 为信号 x 在字典上的线性表示系数。如果对信号使用上述变换得到的表示系数中有很多等于或者取值接近于零的项,那可以说信号在该完备字典下具有稀疏性。当 $d > n$ 时,此时的字典被称为过完备字典。

经典采样理论中要求使用两倍或两倍以上信号的频率对信号进行采样。压缩感知方法打破了经典采样理论中采样频率的限制。如果原始信号 $x \in \mathbb{R}^n$ 在某个字典中 t 稀疏,那么在采样的过程中可以使用随机采样矩阵进行采样,只要满足采样次数 $m \geq t \log(n/t)$, 即可以很高的概率对原始信号进行恢复。因为这种特性,压缩感知理论在很多领

域^[10-12]中得到了广泛的应用。

假设原始信号 x 在过完备字典 $D \in \mathbb{R}^{n \times d}$ 中 t 稀疏,即存在 $\alpha \in \mathbb{R}^d$ 满足下面的条件:

$$\|x - D\alpha\|_2 < \epsilon, \text{ subject to } \|\alpha\|_0 < t \log(n/t), \quad (13)$$

使用随机采样矩阵 $\psi \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 对 x 进行采样得到采样结果 $Y \in \mathbb{R}^m$ 为

$$Y = \psi x, \quad (14)$$

将 x 的稀疏表示带入上面的公式中,可得

$$Y = \psi x = \psi D\alpha, \quad (15)$$

如果采样矩阵 ψ 和字典 D 的相关性很小,那么通过对下面的 l_1 优化问题进行求解,即可以求解出 α :

$$\begin{aligned} & \underset{\{\alpha\}}{\text{minimize}} \quad \|\alpha\|_1, \\ & \text{subject to} \quad \|Y - \psi D\alpha\|_2 \leq \epsilon, \end{aligned} \quad (16)$$

式中 ϵ 为拟合误差的阈值。对上面的基追踪问题求解,解出信号的稀疏表示 α 之后,原始信号 x 可以由 $x = D\alpha$ 恢复出。

2.3 光场的重建

将(10)式进行离散化,编码后的光场投影可以表示为矩阵和向量相乘的形式:

$$I = \psi L, \quad \psi = [\psi_1 \psi_2 \cdots \psi_{x^2}], \quad (17)$$

式中 $I \in \mathbb{R}^m$, $L \in \mathbb{R}^n$ 分别是向量化的传感器图像和光场。 $x \times x$ 个角度的光场视点 L_i ($i = 1 \cdots x^2$) 堆叠在 L 中。每一个 $\psi_i \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 都是稀疏矩阵,对角线上包含了切变的 mask 编码^[13]。编码的传感器图像 I 可理解为每个光场视点与对应的稀疏采样矩阵的乘积之和,如图 4 所示。

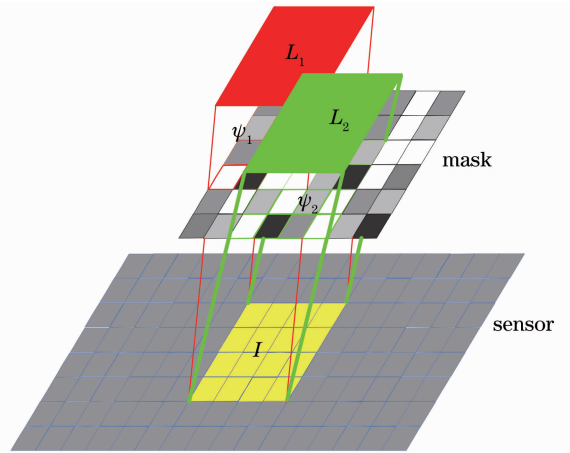


图 4 基于 mask 的光场编码投影

Fig. 4 Coded light field projections based on mask

对于一张传感器图像,采样矩阵的维数远远要小于采样光场的维数,即(17)式中 $m \ll n$ 。可以利用稀疏编码来解决这种欠定问题。假设光场 $L \in \mathbb{R}^n$

是 k 稀疏的,并且在某些过完备字典 $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{n \times d}$ 中可以充分稀疏表示,即:

$$\mathbf{I} = \boldsymbol{\Psi}\mathbf{L} = \boldsymbol{\Psi}\mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}, \quad (18)$$

式中 $\boldsymbol{\alpha}$ 称为稀疏系数向量,它的绝大部分值都趋于 0。根据压缩感知理论,当满足 $m \geq k \log(n/k)$, 计算系数向量 $\boldsymbol{\alpha}$ 的 l_1 最小范数,优化出最稀疏的系数来得出满足(18)式中的光场,这个过程表示为

$$\begin{aligned} & \underset{(\boldsymbol{\alpha})}{\text{minimize}} \quad \|\boldsymbol{\alpha}\|_1, \\ & \text{subject to} \quad \|\mathbf{I} - \boldsymbol{\Psi}\mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}\|_2 \leq \varepsilon, \end{aligned} \quad (19)$$

光场信号就可以由 $\mathbf{L} = \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}$ 重建出来。

2.4 过完备光场字典的训练

在光场重建之前,需要对光场的训练样本集进行学习,求解出满足光场稀疏表示的过完备光场字典(即光场的稀疏表示域)。过完备光场字典是一个四维的元素,在对二维纹理的基础上,过完备光场字典的元素具有光场的方向性,不同方向的图像之间将存在一定的视差。

在获得了足够多的光场训练样本后,将角分辨率不同的光场样本图像随机地分解成空间分辨率大小为 $p \text{ pixel} \times p \text{ pixel}$ 的光场碎片。根据下式进行过完备光场字典的学习:

$$\begin{aligned} & \underset{(\mathbf{D}, \mathbf{A})}{\text{minimize}} \quad \|\mathbf{L} - \mathbf{D}\mathbf{A}\|_F, \\ & \text{subject to} \quad \forall j, \|\boldsymbol{\alpha}_j\|_0 \leq k, \end{aligned} \quad (20)$$

式中 $\mathbf{L} \in \mathbb{R}^{n \times q}$ 为 q 个光场的碎片组成的训练集, $\mathbf{A} = [\boldsymbol{\alpha}_1, \boldsymbol{\alpha}_2, \dots, \boldsymbol{\alpha}_q] \in \mathbb{R}^{d \times q}$ 为 q 个光场的 k 稀疏系数向量。 F 范数表示为 $\|\mathbf{X}\|_F^2 = \sum_{ij} x_{ij}^2$, l_0 范数计算系数向量中非零元素的个数, k ($k \ll d$) 表示期望的稀疏等级。在实际地实现过程中,可以使用拉格朗日方程将(20)式中的约束直接地包含在一个目标函数中:

$$\underset{\boldsymbol{\alpha}_j \in \mathbb{R}^d, \mathbf{D} \in \mathbb{R}^{n \times d}}{\text{argmin}} \quad \|\mathbf{L} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_j\|_F^2 + \lambda \|\boldsymbol{\alpha}_j\|_0, \quad (21)$$

上面的 l_0 范数优化涉及到两组参数乘积,因此其目标函数对于联合的优化变量为非凸函数。然而如果固定其中一组变量,那么目标函数对于另一个变量将为凸函数,因此可以使用凸函数优化算法对其优化。因此对于上面的两个变量优化问题可以固定其中一组变量,使用交替迭代的方法对其中另一组变量进行优化,从而最终计算出两组变量的联合最优解。然而 l_0 优化问题^[14-16]是非确定性多项式(NP)困难问题^[17-18],求解全局最优解较为困难。上述目标函数中的 l_0 范数正则项的作用是保证求出的解的稀疏性,而 l_1 范数正则项优化的解在满足一定约束条件下也具有稀疏性,因此可以对目标函数中的

l_0 范数优化约束松弛,使用 l_1 范数优化进行取代,因此有:

$$\underset{\boldsymbol{\alpha}_j \in \mathbb{R}^d, \mathbf{D} \in \mathbb{R}^{n \times d}}{\text{argmin}} \quad \|\mathbf{L} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_j\|_F^2 + \lambda \|\boldsymbol{\alpha}_j\|_1. \quad (22)$$

实验中,采用 K-奇异值分解(K-SVD)算法^[19]

进行过完备光场字典的学习。K-SVD 算法是一种简单、有效的从训练集中学习过完备字典的学习算法。它主要应用两个步骤来解决(22)式的问题:1) (稀疏编码阶段),给定一个估计的字典 \mathbf{D} 和 \mathbf{A} , 固定字典 \mathbf{D} ,通过追踪算法,系数向量 $\mathbf{A}_j, j=1, \dots, q$ 被依次迭代更新;2) 选择满足误差的残差矩阵 $\mathbf{E} = \mathbf{L} - \mathbf{D}\mathbf{A}$ 的奇异向量,在最小化残差矩阵的奇异分解过程中, \mathbf{A} 和 \mathbf{D} 对应的系数都被更新。K-SVD 算法在以上两个步骤中进行迭代计算,最后在满足约束条件下,得到过完备光场字典。对于不同的场景数据往往无法确定一个合适的误差阈值,因而采用的是 K-SVD 算法中优先保证系数稀疏性的准则。为了避免以上计算过程中出现 \mathbf{D} 变得非常大,使得正则项变得很小却并不稀疏的情况,通常需要对过完备字典 \mathbf{D} 进行归一化处理,使得其中每个元素的二范数相近。

得到了过完备光场字典后,就可以根据 2.3 节的分析对目标光场进行重建。

2.5 随机衰减掩膜 mask 设计

在传统的压缩感知系统中,随机矩阵常被用来投影高维度稀疏信号到低维度子空间。这是因为随机矩阵满足约束等距性(RIP)性质,这种性质直观地表示为对于一个稀疏向量,当投影到更低维度的子空间时保持能量守恒。对于光场采集来说,利用随机采样矩阵可以将四维光场信号投影到二维空间,并很好地稀疏表示。在仿真实验中,测量矩阵的结构是非常稀疏的。每个传感器像素只汇集了很少的入射光线,因此对应的矩阵行上只有那些透过光线的元素有非零值。数学上,这种测量矩阵的形式可以表示为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Psi}_i &= \text{diag}(f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{im}), \quad i = 1, \dots, x^2 \\ &0 \leq f_{ij} \leq 1, \quad j = 1, \dots, m, \end{aligned} \quad (23)$$

式中 f_{ij} 为 $\boldsymbol{\Psi}_i$ 对角线上的元素,对应着 mask 的图案。也就是说每个测量子矩阵对角线上元素的取值都在 $[0, 1]$ 之间,对应于物理打印在 mask 上的图案来说可以是一系列取值在 $[0, 1]$ 之间的随机点,如图 5 所示。

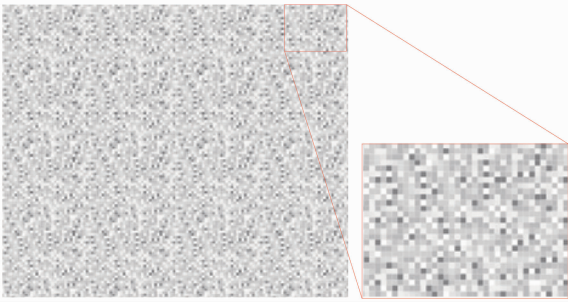


图 5 随机衰减掩膜 mask 图案

Fig. 5 Pattern of random attenuation mask

3 实验仿真结果与分析

使用微软(Microsoft Lifecam Studio 1080p HD)相机和转台拍得 4 个光场作为样本训练集,每个光场有 8 个不同角度的视点图像,图像的空间分辨率为 $520 \text{ pixel} \times 367 \text{ pixel}$ 。把光场样本训练集分成大量的光场碎片,每个光场碎片的空间分辨率大小为 $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$,角度分辨率为 1×8 。采用 K-SVD 算法,运用算法中优先保证稀疏性的准则进行过完备光场字典的离线训练。将训练好的过完备光场字典进行可视化,字典的一部分如图 6 所示。从图中两个放大的元素(称之为光场原子)中可以看出,每个原子都呈现出 1×8 角分辨率的视差。从字典的学习实验中发现:过完备光场字典的冗余因子在 2~5 范围内增大时,字典在重建中的效果略微有提升,文中过完备字典的冗余度为 5 倍。

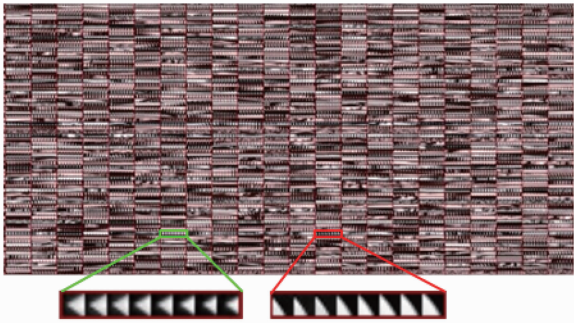


图 6 部分过完备光场字典可视化

Fig. 6 A part of visualization of overcomplete light field dictionary

为了模拟基于 mask 的光场相机对光场的采集。采用与采集光场样本相同的相机对目标光场进行捕获,捕获的光场视点如下图 7 所示。从图中的 1 号和 8 号视点(分别为红色和绿色框中的图像)的白色椭圆区域中可以看出存在着明显的视差。

原始目标光场通过随机衰减掩膜 mask 后,被采样编码,得到的编码过后的传感器图像如图 8 所

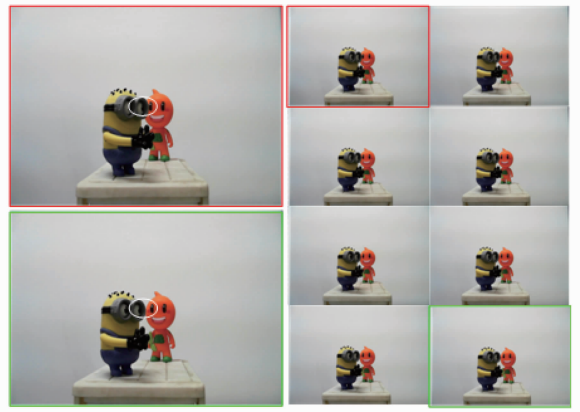


图 7 相机采集到的原始光场

示。此时的编码图像为光场 8 个视点的堆叠,包含了目标光场的全部空间和角度分辨率。



图 8 编码过后的传感器图像

Fig. 8 Coded sensor image

通过 2.3 节中的分析,结合压缩感知理论和学好的过完备光场字典,可以优化出满足目标光场的稀疏系数,从而恢复出原始的目标光场,如图 9 所示。从恢复出的光场视点 1 和视点 8(紫色和蓝色框中的图像)中的白色椭圆区域可以看出,与原始目



图 9 采用过完备光场字典恢复出的光场

Fig. 9 Light field reconstructed by overcomplete light field dictionary

标光场中的视差被完全地恢复了。光场重建的质量如图 10 所示,采用峰值信噪比(P_{SNR})来表示图像的重建质量。图中的横坐标表示光场碎片的数量,纵坐标表示每个碎片对应的 P_{SNR} 值。重建的算法中采用的是滑动窗口的方式分别对光场图像的 3 个通道进行重建,也就是说每次的碎片中只改变一个像素,总的光场碎片数为: $(520-8) \times (367-8) \times 3 = 551424$ 。从重建结果可以看出,采用过完备光场字典对原始目标光场的非线性重建 P_{SNR} 的值大都在 25~35 之间,重建效果很好。

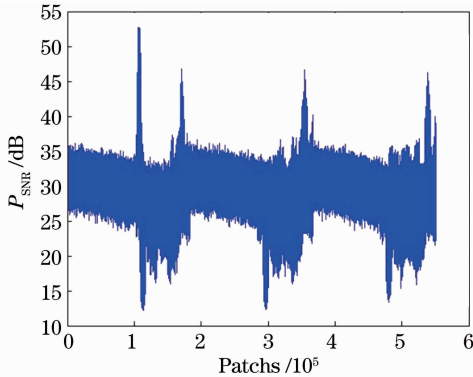


图 10 被恢复出的光场图像峰值信噪比
Fig. 10 P_{SNR} of light field reconstruction

4 结 论

研究了一种基于 mask 的光场采集与重建的方法。建立了添加 mask 的单相机光场采集模型,阐述了光场的采集过程,仿真得到了光场通过 mask 后编码的传感器图像;在光场样本训练集的基础上离线学习了过完备光场字典;结合压缩感知理论,采用非线性优化算法重建了原始的目标光场;通过 P_{SNR} 分析了重建的质量,恢复出了高分辨率、高质量的光场视点图像。

在后续的工作中,将搭建真实的物理光场采集平台。分析过完备光场字典的过完备程度及光场碎片的大小对光场重建的影响。将压缩感知理论和过完备光场字典进一步应用到稀疏光场相机阵列中,实现稀疏相机阵列替代完整相机阵列对光场的采集与重建,从而降低光场采集的成本,得到更高分辨率的光场。并将重建的光场应用与裸眼光场显示,实现光场的采集、重建和显示系统一体化。

参 考 文 献

1 A Veeraraghavan, R Raskar, A Agrawal, *et al.*. Dappled photography: mask enhanced cameras for heterodyned light fields and code aperture refocusing [J]. *ACM Transactions on Graphics*,

2007, 26(3): 69.
 2 R Ng, M Levoy, M Bredif, *et al.*. Light field photography with a hand-held plenoptic camera [J]. *Computer Science Tech Report*, 2005, 2(11): 1–11.
 3 E H Adelson, J Y Wang. Single lens stereo with a plenoptic camera [J]. *IEEE Trans PAMI*, 1992, 14(2): 99–106.
 4 S D Babacan, R Ansorge, M Luessi, *et al.*. Compressive sensing of light fields [C]. *The 16th IEEE International conference on Image Processing*, 2009. 2337–2340.
 5 B Wilburn, N Joshi, V Vaish, *et al.*. High performance imaging using large camera arrays [C]. *ACM Transactions on Graphics*, 2005, 24(3): 765–776.
 6 M Levoy, P Hanrahan. Light field rendering [C]. *Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. ACM, 1996. 31–42.
 7 C K Liang, T H Lin, B Y Wong, *et al.*. Programmable aperture photography: multiplexed light field acquisition [C]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): 55.
 8 J X Chai, X Tong, S C Chan, *et al.*. Plenoptic sampling [C]. *Proceedings of the 17th annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 2000. 307–318.
 9 F Durand, N Holzschuch, C Soler, *et al.*. A frequency analysis of light transport [C]. *ACM Transactions on Graphics*, 2005, 24(3): 1115–1126.
 10 Wang Jincheng, Kuang Cuifang, Wang Yifan, *et al.*. Multispectral fluorescence microscopic imaging based on compressive sensing [J]. *Chinese J Lasers*, 2013, 40(12): 1204003.
 王金成, 匡翠方, 王轶凡, 等. 基于压缩感知的荧光显微多光谱成像[J]. *中国激光*, 2013, 40(12): 1204003.
 11 Li Dong, Cang Ji, Xia Xinxing, *et al.*. Investigation on back-modulation long distance three-dimensional imaging based on compressed sensing [J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(1): 0111002.
 李东, 仓吉, 夏新星, 等. 基于压缩感知的后调制远距离三维成像研究[J]. *光学学报*, 2014, 34(1): 0111002.
 12 Ma Yanpeng, Wang Yanan, Wang Yikun, *et al.*. Study of single-pixel detection computational imaging technology based on compressive sensing [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(12): 1211007.
 马彦鹏, 王亚南, 王义坤, 等. 基于压缩感知的单点探测计算成像技术研究[J]. *光学学报*, 2013, 33(12): 1211007.
 13 K Marwah, G Wetzstein, Y Bando, *et al.*. Compressive light field photography using overcomplete dictionaries and optimized projections [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(4): 46.
 14 J Weston, A Elisseeff, B Scholkopf, *et al.*. Use of the zero norm with linear models and kernel methods [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2003, 3: 1439–1461.
 15 M Hyder, K Mahata. An approximate l_0 norm minimization algorithm for compressed sensing [C]. *The IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2009. 3365–3368.
 16 L Mancera, J Portilla. L_0 -norm-based sparse representation through alternate projections [C]. *ICIP*, 2006. 2089–2092.
 17 Arnold L Rosenberg. *The Pillars of Computation Theory* [M]. New York: Springer, 2009. 10; 12.
 18 Stephen Cook. *The Millennium Prize Problems* [M]. American: Clay Mathematics Institute, 2006. 86–89.
 19 M Aharon, M Elad, A Bruckstein. SVD: An algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. *IEEE Trans Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311–4322.