

基于通信信道模型的关联成像系统质量评价方法

杜雄宇^{1,2}, 汪琪¹, 欧阳光洲^{1*}, 马灵玲¹, 陶醉¹, 黄方³, 牛沂芳¹¹中国科学院空天信息创新研究院中国科学院定量遥感信息技术重点实验室, 北京 100094;²中国科学院大学电子电气与通信工程学院, 北京 100049;³电子科技大学资源与环境学院, 四川 成都 611731

摘要 提出一种成像前评价关联成像系统性能的方法,基于通信系统信道评价方法对观测矩阵进行分析,计算成像系统的信道容量,以信道容量来评价系统性能。对100幅成像场景、20种不同类型的观测矩阵以及2种重建算法进行成像仿真,并与成像重建后的图像质量评测效果进行对比分析。结果表明:本文在成像前对系统性能的评价结果与成像后的验证结果具有较好的一致性,当采样比例相同时,重构图像的均方差和信道容量对矩阵元素分布类型具有相同的依赖关系;当矩阵元素分布类型相同时,归一化信道容量和归一化反转均方差随采样次数变化的曲线具有很高的拟合程度,其拟合系数 R^2 值普遍大于0.8。本文方法具有很强的适用性,其效果不随图像尺寸的变化而变化,能够广泛应用于常见的遥感场景。

关键词 成像系统; 观测矩阵; 采样比例; 分布类型; 信道容量; 性能评价

中图分类号 O436 **文献标志码** A

DOI: 10.3788/AOS231507

1 引言

关联成像可以实现大气湍流和大气散射介质影响下的高质量成像,以及超越衍射极限的超分辨率成像,有望在遥感对地观测等领域中发挥重要作用^[1-5]。为推进关联成像的实用化进程,需要一套定量化描述成像系统各部分对系统性能影响的有效评价方法,给设计和优化成像系统提供支持^[6]。

目前研究的一个重点是评价观测矩阵的影响。成像系统性能的优劣将直观地反映在最终生成图像的质量上,所以在早期的研究中,通常由研究人员根据自身的直观感受对不同观测矩阵下重构图像的质量做出判定,借此来评价观测矩阵对系统性能的影响^[7]。但是这种方法高度依赖人的主观感受,可能会因为评价者的个人偏见而产生不同的评价结果。后来,研究者们引入均方差(MSE)、峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)等客观衡量图像质量的指标,从对比度、亮度、结构等角度评价重构图像的质量,得到了观测矩阵对系统性能影响的客观评价^[8-10]。尽管这些重构后借助图像质量进行评价的方法可以较为准确地描述观测矩阵的影响,但是十分依赖具体的成像场景与成像结果,无法独立地评价系统的性能,因此发展一套不受成像场景影响,在重构前就可以对关联成像系统进行定量

评价的方法具有重要意义。

李恩荣等^[6,11]的研究表明基于信息论的方法一定程度上具有重构前评价关联成像系统的能力。观测矩阵用于成像采样过程中对光场的调制,其行数决定了采样次数,元素分布类型决定了光场的调制效果,二者均会影响关联成像系统的性能。一方面,有研究者通过计算桶探测器接收的信号和成像场景之间的互信息,以计算值指示出对于给定类型的目标,在相同的采样次数下存在特定分布类型的观测矩阵,该方法使得关联成像系统经采样和重建后得到的图像质量最好^[6]。该方法虽然能够在重构前定量描述矩阵元素分布类型的影响,但是需要成像场景的分布类型、稀疏度等先验信息,这些通常难以获取;另一方面,有研究者提出图像互信息与采样次数间的半定量模型,该模型可以准确评价一定测量次数后的期望图像质量,但是整个验证过程仅建立在光源被调制为高斯分布的赝热光关联成像之上^[11],应用范围受到了限制。

针对已有研究中存在的上述局限性,本文探索了一种成像前评价关联成像系统性能的方法,基于通信系统信道评价方法对观测矩阵进行分析,推导得到了观测矩阵作为信道矩阵时采样系统的信道容量,客观地以信道容量来反映观测矩阵对成像场景信息的传输能力,进一步脱离成像场景信息的先验知识以及重建

收稿日期: 2023-09-01; 修回日期: 2023-09-26; 录用日期: 2023-10-07; 网络首发日期: 2023-10-17

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFB3903000, 2022YFB3903001)、基础加强计划领域基金

通信作者: *ouygz@aircas.ac.cn

后的成像结果,独立有效地评价系统的性能。

2 模型与方法

2.1 采样过程的信道模型

经典的关联成像系统的成像过程如图 1 所示,由计算机生成并存储观测矩阵,每次采样时从观测矩阵

中抽取一行,按照需求变换为指定维度的矩阵后,将其加载到空间光调制器(SLM),光源经过空间光调制器的调制后照射待成像场景,其透射光通过会聚透镜被没有空间分辨率的桶探测器接收。进行多次采样后得到接收信号向量,通过计算机将接收信号向量与观测矩阵进行算法处理,即可重构出成像场景的像^[12-14]。

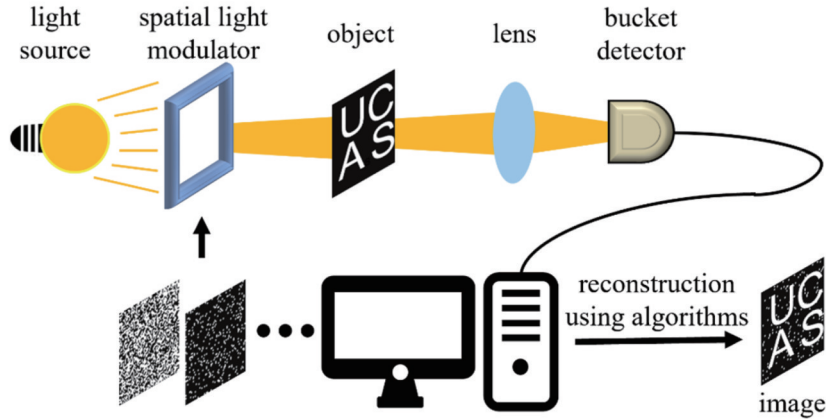


图 1 关联成像的成像过程

Fig. 1 Imaging process of ghost imaging

成像采样过程的数学表达式为

$$y = \Phi x + n, \quad (1)$$

式中: $x \in \mathbb{R}^N$ 是待成像场景信息的一维表示, N 为成像场景的像素数,可根据需求划分设定; $\Phi \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 表示观测矩阵, M 为采样次数; $y \in \mathbb{R}^M$ 表示桶探测器上的接收信号; $n \in \mathbb{R}^M$ 表示采样过程中叠加的噪声干扰,主要成分为高斯白噪声^[15]。

信息论是一门应用概率论、数理统计等方法分析通信系统的科学理论,研究了信息在信源、信道、信宿

中生成、传输、接收、处理和利用的相关问题,奠定了现代通信系统的基石^[16]。通信系统中信源产生信息序列,随后信息序列通过有噪信道传输至信宿,由信宿对接收到的信号进行存储、处理和利用。在关联成像中,信息源于成像场景,经过采样过程后,成像场景信息中混入噪声并由桶探测器传输至计算机,计算机存储接收到的有噪信号序列,以便后续进行算法重构,得到成像场景的像^[17]。两个系统的整体过程如图 2 所示,可以看到关联成像系统能够很好地被纳入信息论的框架中。

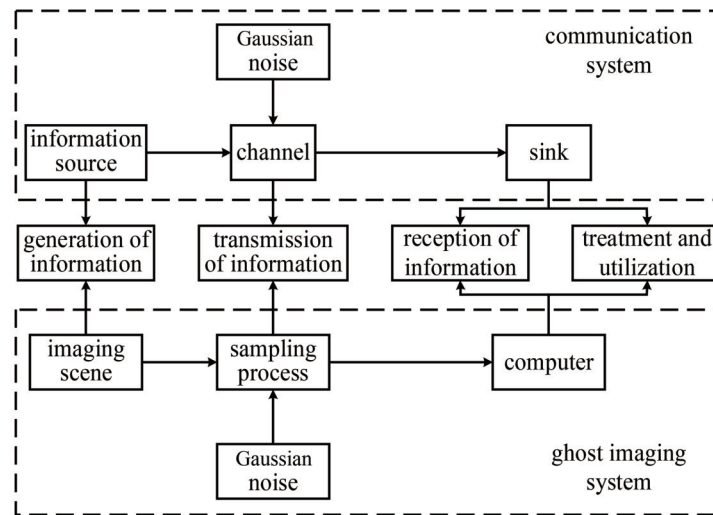


图 2 通信系统与关联成像系统的对比图

Fig. 2 Comparison of communication system and ghost imaging system

基于上述分析对关联成像系统和通信系统进行对比,将成像场景信息 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 看作信源, M 次采样过程整体看作信道,桶探测器的接收信号 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_M\}$ 看作信宿。此时 M 次采样过程可以看作建立了 $M \times N$ 个信道的多进多出(MIMO)通信模型,可以形象化地表示为图 3。观测矩阵 Φ 作为信道矩阵,是信道的重要组成部分,可以通过借鉴信息论中对通信系统信道的评价方法来对观测矩阵进行分析。

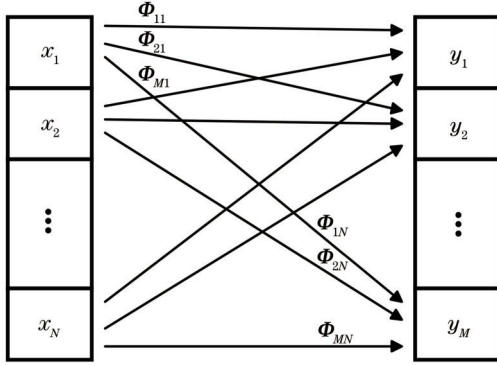


图 3 关联成像采样过程的信道模型

Fig. 3 Channel model for sampling process of ghost imaging

2.2 采样过程的信道容量

信息论中衡量通信系统信道性能的一个重要指标是信道容量,它反映了输入信号经由信道所能传输的最大信息量,信道容量的值越大表明信道的信息传输能力越强,即一个输入信号进入该信道后,其中包含的有效信息能够被更多地输出到信宿。在关联成像采样过程中,信道容量可以表示成像场景信息 x 经由观测矩阵 Φ 的作用后,能够被桶探测器接收的最大有效信息量。探测器接收到的有效信息越多,后期通过算法重建的图像质量越高,表明关联成像系统的性能越好,因此信道容量值的大小一定程度上可以反映观测矩阵对系统的影响。

观测矩阵作为信道矩阵时表征了 $M \times N$ 个信道,直接计算其信道容量较为复杂,需要使用特征值分解、奇异值分解(SVD)等方式将其分解为多个独立并行的子信道后进行计算。由于成像场景的像素数 N 和采样次数 M 不一定相等,观测矩阵通常不是一个方阵,因此使用能对任意大小的矩阵进行分解的奇异值分解:

$$\Phi = U \Sigma V^T, \quad (2)$$

式中: $U \in \mathbb{R}^{M \times M}$ 与 $V \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 均为正交矩阵,一定可逆且逆矩阵等于转置矩阵; $\Sigma \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 是一个对角阵,各对角线元素记为 $\sqrt{\lambda_i}, i = 1, 2, \dots, \min(M, N)$ 。则采样过程可表示为

$$y = U \Sigma V^T x + n. \quad (3)$$

令 $U^T y = \tilde{y}, V^T x = \tilde{x}, U^T n = \tilde{n}$, 式(3)可以等价表示为

$$\tilde{y} = \Sigma \tilde{x} + \tilde{n}. \quad (4)$$

此时, $M \times N$ 个具有相关性的复杂信道被等效为 $R = \min(M, N)$ 个独立并行的子信道,如图 4 所示。

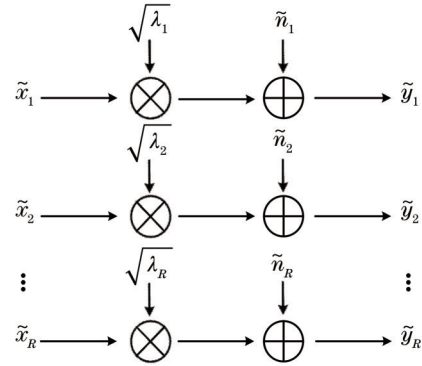


图 4 SVD 得到 R 个独立的子信道

Fig. 4 R independent sub-channels after SVD

将矩阵 Σ 的值代入式(4)可得各个子信道的表达式为

$$\tilde{y}_i = \sqrt{\lambda_i} \tilde{x}_i + \tilde{n}_i, i = 1, 2, \dots, R. \quad (5)$$

关联成像采样过程中受到的干扰主要为高斯白噪声,故认为该信道为高斯信道,高斯信道的信道容量计算公式为

$$C = \frac{1}{2} \log_2(1 + R_{SN}), \quad (6)$$

式中: C 表示信道容量,单位为 bit/s; R_{SN} 为信噪比,数值上等于有效信号功率与噪声功率的比值,单位为 dB。

成像场景信息 x 的总功率通常由成像区域内的成像目标决定,相较于成像环境的变化过程, M 次采样过程所需的时间较短,可认为在整个采样过程中成像场景信息的总功率保持恒定,记为 P_x 。成像场景信息各分量的功率由所属像素区域内的成像目标决定,即使是同一成像场景,各信息分量也会随着像素的划分方式有所改变。为更具一般性,假定各分量的功率按照等功率方式进行分配,则有

$$P_{x_i} = \frac{P_x}{N}, i = 1, 2, \dots, R. \quad (7)$$

因为 U 和 V 均为正交矩阵,不会改变信号的功率,则接收端各有效信号的功率可以表示为

$$P_{y_i} = \frac{\lambda_i P_x}{N}, i = 1, 2, \dots, R. \quad (8)$$

高斯白噪声的平均功率在数值上等于其方差,记为 σ^2 。将各个子信道的有效信号功率与噪声功率代入式(6)后累加求和,得到关联成像采样过程总的信道容量^[18-19]为

$$C = \sum_{i=1}^R \frac{1}{2} \log_2 \left(1 + \frac{\lambda_i P_x}{N \sigma^2} \right). \quad (9)$$

进一步简化计算,由伯努利不等式得到信道容量值的一个下界:

$$C \geq \frac{1}{2} \log_2 \left(1 + \frac{P_x}{N\sigma^2} \sum_{i=1}^R \lambda_i \right). \quad (10)$$

在能够成功成像的情况下,信噪比通常远大于 1, 则信道容量可以近似表示为

$$C \approx \frac{1}{2} \log_2 \left(\frac{P_x}{N\sigma^2} \sum_{i=1}^R \lambda_i \right) = \frac{1}{2} \log_2 \left(\frac{P_x}{N\sigma^2} \right) + \frac{1}{2} \log_2 \left(\sum_{i=1}^R \lambda_i \right). \quad (11)$$

可以看到,对于同一成像场景,在像素数已知的情况下,式(11)中第一项为常数,当比较不同观测矩阵的信道容量时会被抵消。因此,该方法在实际应用过程中并不需要测量得到成像场景信息的总功率以及噪声平均功率。

2.3 成像场景信息的统计特性

信道容量在数值上等于输入信号与输出信号间互信息的最大值^[20]:

$$C = \max_{f(x)} I(x; y), \quad (12)$$

式中: $I(x; y)$ 为成像场景信息 x 与桶探测器的接收信号 y 之间的互信息。 $f(x)$ 为成像场景信息 x 的概率分布,通过改变其分布类型得到的最大互信息即为信道容量。在成像场景信息功率有限的情况下, $f(x)$ 呈现高斯分布时互信息量最大。直接获取成像场景信息的概率分布通常难以实现,但是图像的像素灰度值在一定程度上表征成像场景信息,通过对图像的分析可以间接得到成像场景信息的概率分布。

关联成像被期望应用于遥感对地观测领域,获取地物目标的高分辨率遥感图像,此类成像场景源于生态景观、人工建筑等自然场景的图像,一般被归为自然图像^[21]。与动漫、绘画、随机散斑等人为生成的图片相区别,自然图像具有丰富的统计特性,将其统称为自然场景统计(NSS)特性。自然图像的一个重要特点是尺度不变性,即自然图像的统计规律不随图像尺寸的变化而变化,此外 NSS 还包含一些统计模型和规律,从空间域、频域、小波域等多个方面反映了自然图像内容的特性^[22]。

关联成像中更需要关注的是自然图像在空间域的规律,其中广泛使用的特性为局部归一化亮度(MSCN)系数。对于一幅给定的图像,其 MSCN 系数^[23]可表示为

$$\hat{\xi}(i, j) = \frac{\xi(i, j) - \mu(i, j)}{\sigma(i, j) + T}, \quad (13)$$

$i = 1, 2, \dots, N_1, j = 1, 2, \dots, N_2,$

式中: $\xi(i, j)$ 表示图像各像素点的灰度值; N_1 为图像横向像素数; N_2 为图像纵向像素数; $T = 1$ 是一个常数,防止出现分母趋近于 0 的情况。 $\mu(i, j)$ 和 $\sigma(i, j)$ 分别表示局部均值和局部方差,具体计算方式如下:

$$\mu(i, j) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L w_{k,l} \xi_{k,l}(i, j), \quad (14)$$

$$\sigma(i, j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L w_{k,l} [\xi_{k,l}(i, j) - \mu(i, j)]^2}, \quad (15)$$

式中: $w = \{w_{k,l} | k = -K, \dots, K, l = -L, \dots, L\}$ 的大小为 $(2K+1) \times (2L+1)$,各个元素按照 3σ 原则从一个二维循环对称高斯加权函数中采样得到。

自然图像的 MSCN 系数是对像素值的直接处理,通过对 MSCN 系数图像的可视化展示,可显示出原始图像大量的信息,同时又突出了图像中的高频信息,如边缘和纹理等。此外,对大量自然图像的 MSCN 系数进行进一步统计分析后,还发现其概率分布与高斯分布高度契合^[24],则对于对自然场景进行成像的关联成像系统,其采样系统对成像场景信息的传输效果将会逼近信道容量。因此在实际应用中使用上述方法计算得到的采样系统信道容量能够较为准确地表示观测矩阵对成像场景信息的传输能力,进一步反映观测矩阵对系统性能的影响。

3 仿真实验

3.1 成像场景图像的制作及分析

本文使用开源数据集 DOTA 提供的遥感影像数据制作成像场景的图像,航拍影像数据源于谷歌地球、GF-2 卫星、JL-1 卫星,以及 CycloMedia 等多种传感器和平台,主要成像目标为飞机、船舶、储罐、棒球场、港口、桥梁、车辆、直升机等 15 类^[25-27]。从数据集中选取 100 幅影像,随后在每一幅影像中裁剪任意大小的正方形区域并将其缩放到 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$,将缩放后的图像全部转化为灰度图像就得到了成像场景的图像。图 5(a)和(b)分别为部分成像场景图像及其相应的 MSCN 系数图像。作为对比,选取 100 幅人工生成的图像:其中 50 幅来源于开源数据集 MNIST,图像主体内容为手写数字;另外 50 幅为计算机生成的呈高斯分布、均匀分布、伯努利分布以及负指数分布的随机散斑。计算这 200 幅图像的 MSCN 系数,其图像如图 5(b)和(e)所示,可以看到原始图像的主要信息均得到了很好的保留。将所有图像的 MSCN 系数与高斯分布进行拟合,结果如图 5(c)和(f)所示,可以看到成像场景图像都有着很好的拟合效果,其 R^2 值普遍大于 0.9,而人工生成的图像却难以拟合,这验证了自然场景图像 MSCN 系数分布的高斯特性。

3.2 观测矩阵的生成

本文共生成 20 个矩阵用于构建观测矩阵。设置其元素分布类型分别为高斯分布、负指数分布,取非零值的概率(记为 p_0)为 0.001、0.005、0.01、0.02、0.04、0.06、0.08、0.1、0.12、0.14、0.16、0.18、0.2、0.3、0.4、0.5、0.6 的伯努利分布,以及哈达玛矩阵(以 Russian Dolls 方式^[28]重新排序)。将列数设为固定值,且列数等于成像场景的像素数;行数代表的是采样率,它的设置是为了后期算法重建能够完美地恢复图像。对于哈

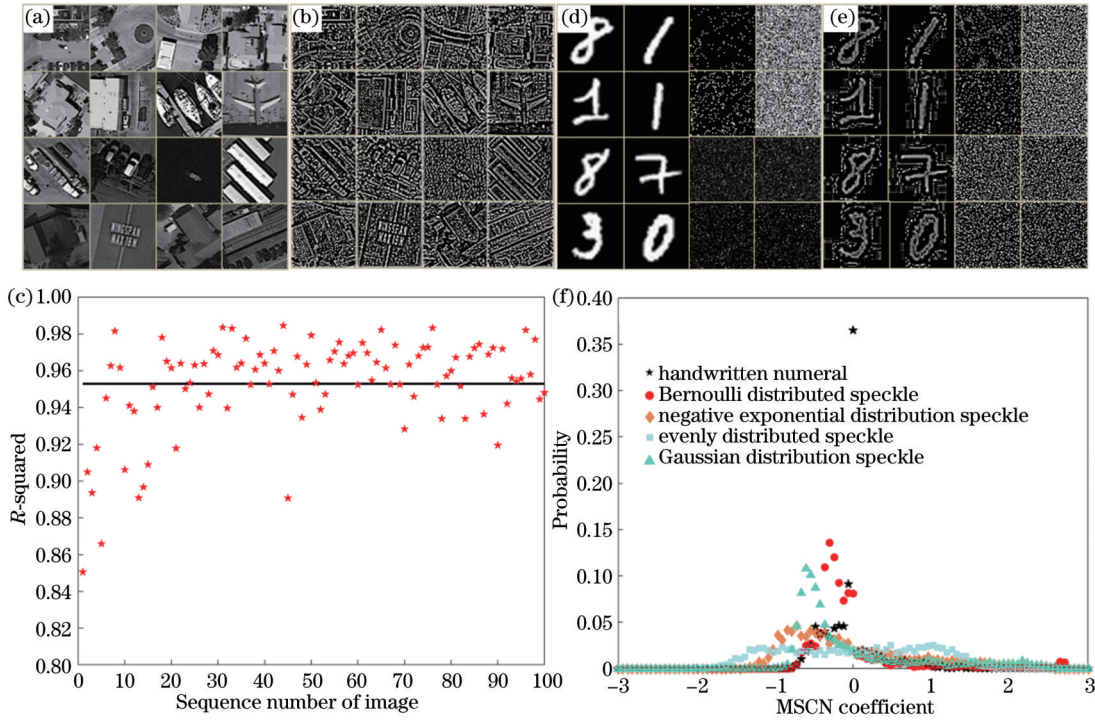


图5 成像场景信息的统计特性分析。(a)部分成像场景图像;(b)相应的MSCN系数图像;(c)100幅成像场景图像的MSCN系数分布与高斯分布的拟合情况(线条代表均值,约为0.95);(d)部分人为生成的图像;(e)相应的MSCN系数图像;(f)5种人为生成图像的MSCN系数分布情况

Fig. 5 Statistical characteristics analysis of imaging scene information. (a) Parts of imaging scene; (b) corresponding MSCN coefficient images; (c) fitting of MSCN coefficient distribution and Gaussian distribution of 100 imaging scene images (lines represent mean value, about 0.95); (d) parts of artificial image; (e) corresponding MSCN coefficient images; (f) MSCN coefficient distribution of 5 kinds of artificial images

达玛矩阵这类正交矩阵,采样次数与成像场景的像素数相等时能够完美恢复图像;对于负指数分布矩阵这类非正交阵,采样次数为成像场景像素数的1.5倍时才能够完美恢复图像^[28]。最终生成 4096×4096 维的哈达玛矩阵,以及 6144×4096 维的其余19个矩阵。

3.3 重构及验证方式

本文提出的评价方法的有效性需要根据算法重建后的图像质量来检验。为了在一定程度上避免单一方法的偶然性,本文选用伪逆和压缩感知两种经典的重构算法。伪逆重建算法获取重构图像的过程即为线性方程组的求解过程。当观测矩阵 Φ 为满秩方阵时,存在着逆矩阵 Φ^{-1} 使得重构过程^[29]为

$$\hat{x} = \Phi^{-1}y = \Phi^{-1}(\Phi x + n) = Ix + \Phi^{-1}n, \quad (16)$$

式中: I 为 N 阶单位矩阵。此时 \hat{x} 为原始成像场景信息的近似解,即重构图像各像素点的灰度值。但是,在实际成像过程中,为了减少采样时间或者取得更好的重建效果,观测矩阵通常为一个长方形的矩阵,此时观测矩阵只能求得伪逆矩阵 Φ^{\dagger} ,伪逆矩阵作为逆矩阵的广义形式,满足

$$\Phi^{\dagger}\Phi = I. \quad (17)$$

进一步进行重构,可求得成像场景信息的近似解:

$$\hat{x} = \Phi^{\dagger}y = \Phi^{\dagger}(\Phi x + n) = Ix + \Phi^{\dagger}n. \quad (18)$$

本文中采用的压缩感知算法为梯度投影法(GPSR),该算法将重构过程转化为一个凸优化问题^[30-31]:

$$\hat{x} = \arg \min_x \|y - \Phi x\|_2^2 + \tau \|x\|_1, \quad (19)$$

式中: τ 为松弛因子,控制着重建误差和信号稀疏度之间的平衡,此处选取 $\tau = 0.01$ 。第一项表示向量 $y - \Phi x$ 中各元素的平方和,第二项表示向量 x 中各分量的绝对值之和。此外算法中最大迭代次数为2000次,最小迭代次数为5次,迭代停止阈值为0.01,停止准则为:当估计值和解的相对距离小于迭代停止阈值时停止。

成像质量则以成像场景的原始图像与重构图像之间的MSE来表示:

$$x_{\text{MSE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2. \quad (20)$$

x_{MSE} 值越小表示重构图像的质量越高,也意味着成像系统的性能越好。

3.4 数值模拟

对于每一幅成像场景的图像,选定一种分布类型的矩阵。若选定哈达玛矩阵,则从中按顺序抽取40行(约为完整矩阵的1%)组成观测矩阵,再生成相应长度的高斯随机噪声向量,代入式(1)计算得到桶探测器的接收信号,随后使用伪逆重建算法和压缩感知重建

算法分别生成重构图像。为研究观测矩阵行数即采样次数对系统性能的影响,进一步以 40 行递增生成 80 行、120 行、...、4080 行的观测矩阵,重复上述仿真过程。若选定为其他矩阵,则第一次按顺序抽取 60 行组成观测矩阵,之后以 60 行递增生成新的观测矩阵。最终,每一幅成像场景的图像对应于 20 种不同分布类型的矩阵,共进行 2040 次采样过程,生成 4080 张重构图像,使用式(11)来计算各采样过程中的信道容量,使用式(20)计算各重构图像的 MSE。

对于图 6(a)所示的成像场景图像,其采样过程的

信道容量与重构图像的 MSE 随矩阵元素分布类型的变化情况如图 6(b)~(d)所示,同一采样比例时二者对矩阵元素分布类型具有相同的依赖关系。对所有的成像场景图像进行分析,结果均与该情况一致,证明上述计算采样系统信道容量的方法能够较为准确地得到观测矩阵对成像场景信息的传输能力,进一步在重建过程前就实现与获取重构图像后借助图像质量进行评价的方法相一致的效果,有效地评价在相同采样比例下,观测矩阵中元素的分布类型对成像系统性能的影响。

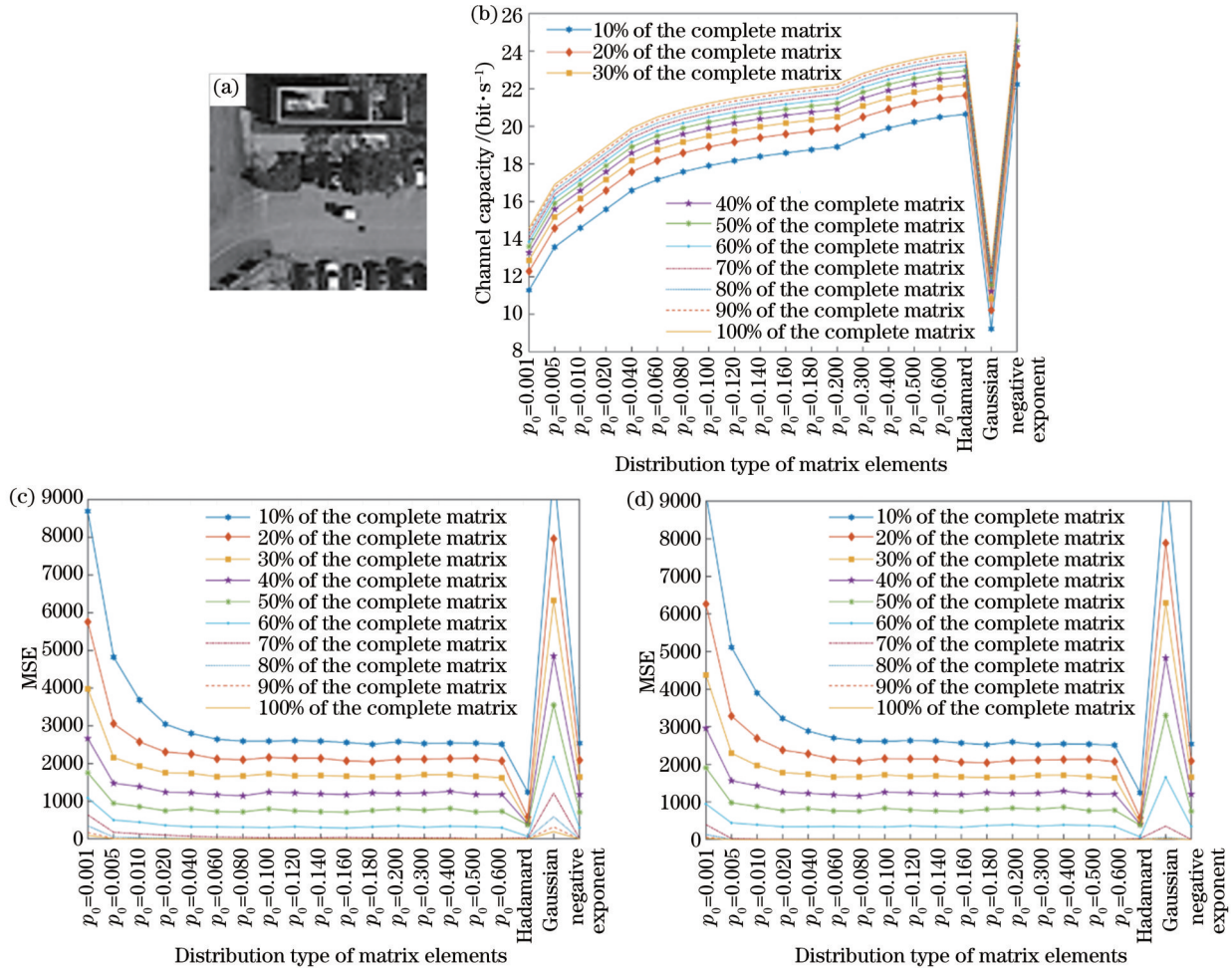


图 6 信道容量和 MSE 随矩阵元素分布类型的变化情况。(a)仿真时使用的成像场景图像;(b)信道容量;(c)GPCR 重建算法下重构图像的 MSE;(d)伪逆重建算法下重构图像的 MSE

Fig. 6 Variations of channel capacity and MSE with distribution type of matrix elements. (a) Imaging scene image used in simulation; (b) channel capacity; (c) MSE of reconstructed image under GPCR reconstruction algorithm; (d) MSE of reconstructed image under pseudo-inverse reconstruction algorithm

对图 7(a)所示的成像场景图像在 $p_0 = 0.001$ 的伯努利分布矩阵下进行仿真成像,其采样过程信道容量与重构图像的 MSE 随矩阵行数(即采样次数)的变化情况如图 7(b)~(d)所示。随着采样次数的增加,采样过程信道容量逐渐变大,两种重建算法下重构图像的 MSE 逐渐减小。当完整矩阵用于采样过程时,重构图像的 MSE 近乎为 0,采样过程信道容量也达到

最大值。

为了更好地比较信道容量与 MSE 随矩阵行数的变化情况,先对图 7(b)~(d)所示的三条曲线进行归一化操作:

$$|\bar{R}| = \frac{|R| - R_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}}, \quad (21)$$

式中: $|R|$ 表示各采样次数下曲线的原始取值; R_{\min} 和

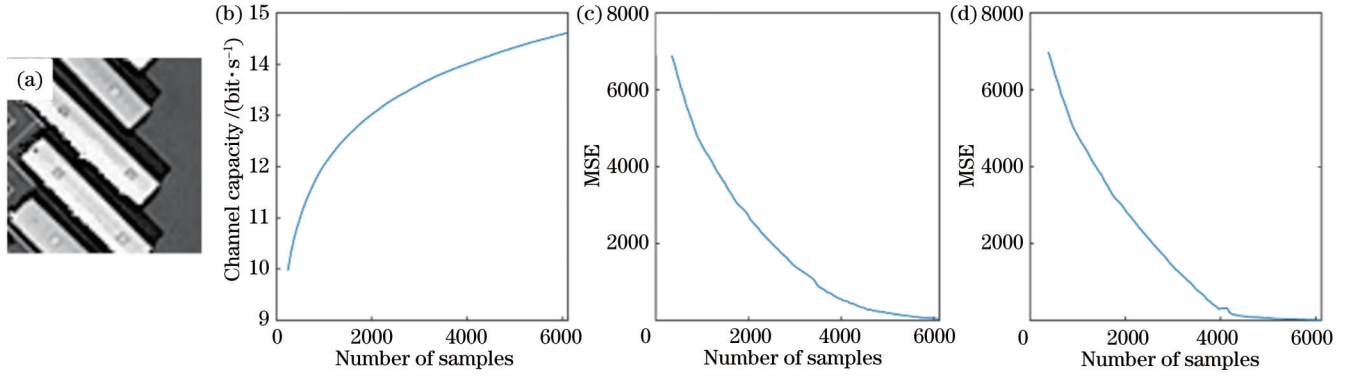


图 7 信道容量和 MSE 随采样次数的变化情况。(a) 仿真时使用的成像场景图像；(b) 信道容量；(c) GPCR 重建算法下重构图像的 MSE；(d) 伪逆重建算法下重构图像的 MSE

Fig. 7 Variations of channel capacity and MSE with number of samples. (a) Imaging scene images used in simulation; (b) channel capacity; (c) MSE of reconstructed image under GPCR reconstruction algorithm; (d) MSE of reconstructed image under pseudo-inverse reconstruction algorithm

R_{\max} 分别表示向量 R 中的最小值和最大值； $|\bar{R}|$ 表示各采样次数下的归一化数值。随后对两种重建算法下重构图像的归一化 MSE 曲线进行反转：

$$|\tilde{R}| = 1 - |\bar{R}|. \quad (22)$$

此时，随着重构图像质量的提升，归一化反转 MSE 将逐渐增大。图 8 重新绘制了三条曲线，并将归一化信道容量曲线与两种重建算法下的归一化反转 MSE 曲线进行拟合，两个拟合过程的 R^2 分别为 0.97606 和 0.95878。

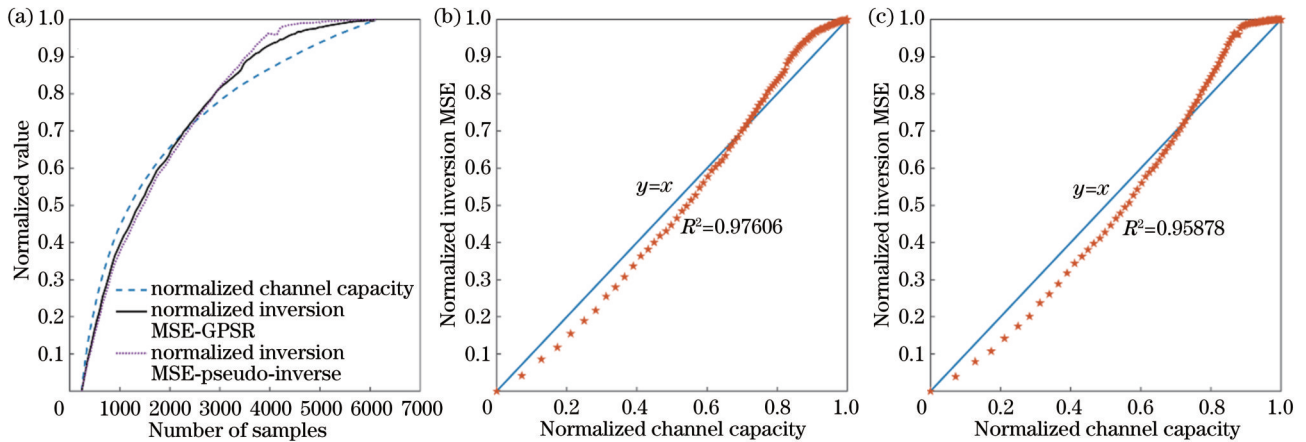


图 8 两种重建算法下归一化信道容量与归一化反转 MSE 的对比。(a) 三条归一化曲线；(b) GPCR 重建算法；(c) 伪逆重建算法

Fig. 8 Comparison of normalized channel capacity and normalized inversion MSE under two reconstruction algorithms. (a) Three normalized curves; (b) GPCR reconstruction algorithm; (c) pseudo-inverse reconstruction algorithm

对 100 幅成像场景图像均进行上述仿真成像及拟合过程，统计结果如图 9 所示。可以看到，两种重建算法下的拟合情况基本一致，除极少异常点以外，100 幅成像场景图像在高斯分布、负指数分布等 17 种分布类型矩阵下拟合的 R^2 值均大于 0.8，还有部分值大于 0.9；在哈达玛矩阵以及 $p_0 = 0.005, 0.01$ 的伯努利分布矩阵下虽然出现了一些较低的数值，但是其四分位距仍然处于 0.75~0.9 这一区间。此外，箱体中“—”与“+”分别表示 100 幅成像场景图像在对应分布类型矩阵下拟合 R^2 值的中位数与均值，这两个参数在所有分布类型的矩阵下均大于 0.8。较高的拟合程度证明

该方法可以在重建过程前就实现与获取重构图像后借助图像质量进行评价的方法相一致的效果，定量描述某一元素分布类型的矩阵在不同采样次数下对成像场景信息的传输能力，进一步准确地反映采样率对系统性能的影响。

4 结 论

提出一种成像前评价关联成像系统性能的方法，通过通信系统信道模型对观测矩阵进行分析，推导得到了观测矩阵作为信道矩阵时采样系统的信道容量，以信道容量来评价观测矩阵对系统性能的影响。通过

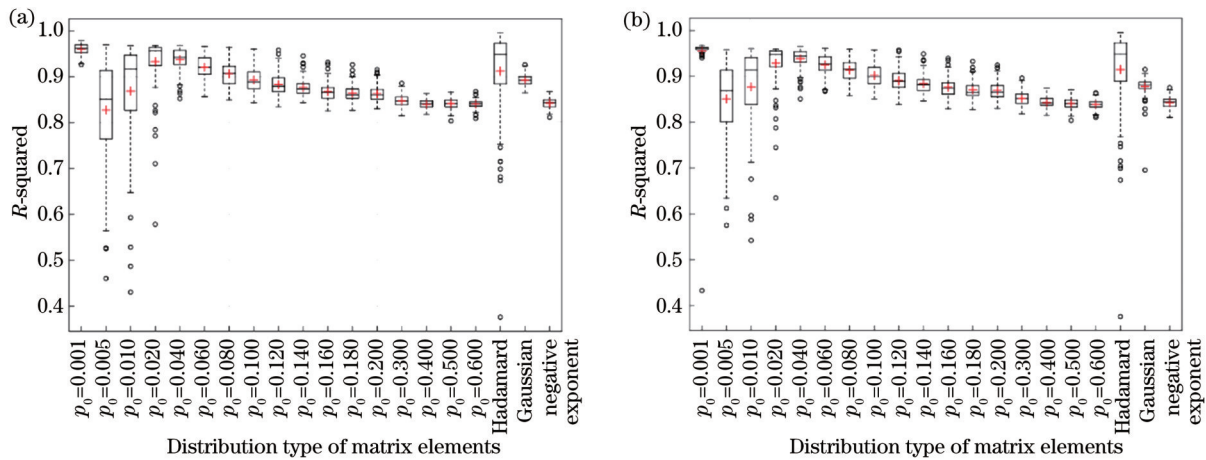


图 9 100 幅成像场景图像在两种重建算法下所有拟合情况的箱形图。(a)GPSR 重建算法;(b)伪逆重建算法

Fig. 9 Box-plots of all fits of 100 imaging scenes under two reconstruction algorithms. (a) GPSR reconstruction algorithm; (b) pseudo-inverse reconstruction algorithm

对 100 幅成像场景的图像、20 种不同分布类型的矩阵以及 2 种重建算法进行仿真成像测试,证明该方法在评价观测矩阵对关联成像系统的影响方面具有优良的性能。通过引入信息论使得该方法能够客观地以采样系统信道容量来反映观测矩阵对成像场景信息的传输能力,进一步脱离成像场景信息的先验知识以及重建后的成像结果,独立有效地评价系统的性能,其评价结果与成像后的验证结果具有较好的一致性。当采样比例相同时,重构图像的均方差和信道容量对矩阵元素分布类型具有相同的依赖关系;当矩阵元素分布类型相同时,归一化信道容量和归一化反转均方差随采样次数变化的曲线具有很高的拟合程度,其 R^2 值普遍大于 0.8。此外,仿真验证在多样的成像场景图像和观测矩阵下都取得了很好的效果,也证明了该方法对不同尺度的成像场景图像和不同类型的关联成像系统具有很好的适用性,能够广泛应用于常见的遥感场景。

参 考 文 献

- [1] Meyers R E, Deacon K S, Shih Y. Turbulence-free ghost imaging[J]. Applied Physics Letters, 2011, 98(11): 111115.
- [2] Shih Y. The physics of turbulence-free ghost imaging[J]. Technologies, 2016, 4(4): 4040039.
- [3] Chen Z P, Shi J H, Li Y, et al. Super-resolution thermal ghost imaging based on deconvolution[J]. The European Physical Journal Applied Physics, 2014, 67(1): 10501.
- [4] Meng S Y, Sha Y H, Fu Q, et al. Super-resolution imaging by anticorrelation of optical intensities[J]. Optics Letters, 2018, 43(19): 4759-4762.
- [5] Gong W L, Han S S. High-resolution far-field ghost imaging via sparsity constraint[J]. Scientific Reports, 2015, 5: 9280.
- [6] 李恩荣, 陈明亮, 龚文林, 等. 鬼成像系统的互信息[J]. 光学学报, 2013, 33(12): 1211003.
Li E R, Chen M L, Gong W L, et al. Mutual information of ghost imaging systems[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(12): 1211003.
- [7] Gao C, Wang X Q, Cai H J, et al. Influence of random phase modulation on the imaging quality of computational ghost imaging[J]. Chinese Physics B, 2019, 28(2): 020201.
- [8] 李明飞, 阎璐, 杨然, 等. 基于 Hadamard 矩阵优化排序的快速单像素成像[J]. 物理学报, 2019, 68(6): 064202.
Li M F, Yan L, Yang R, et al. Fast single-pixel imaging based on optimized reordering Hadamard basis[J]. Acta Physica Sinica, 2019, 68(6): 064202.
- [9] 李明飞, 阚宝玺, 霍娟, 等. 水平大气环境 34 km 单像素成像实验[J]. 红外与激光工程, 2019, 48(9): 0925002.
Li M F, Kan B X, Huo J, et al. Single-pixel imaging experiment through 34 km horizontal atmosphere[J]. Infrared and Laser Engineering, 2019, 48(9): 0925002.
- [10] 冯悦姝, 周成, 刘轩, 等. 基于 Hadamard 优化矩阵的多分辨显微关联成像研究[J]. 光学学报, 2021, 41(21): 2111001.
Feng Y S, Zhou C, Liu X, et al. Study of multi-resolution microscopic correlation imaging based on optimized Hadamard matrix[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(21): 2111001.
- [11] Li J H, Luo B, Yang D Y, et al. Negative exponential behavior of image mutual information for pseudo-thermal light ghost imaging: observation, modeling, and verification[J]. Science Bulletin, 2017, 62(10): 717-723.
- [12] Pittman T B, Shih Y H, Strekalov D V, et al. Optical imaging by means of two-photon quantum entanglement[J]. Physical Review A, 1995, 52(5): R3429-R3432.
- [13] Bennink R S, Bentley S J, Boyd R W, et al. Quantum and classical coincidence imaging[J]. Physical Review Letters, 2004, 92(3): 033601.
- [14] Valencia A, Scarcelli G, D'Angelo M, et al. Two-photon imaging with thermal light[J]. Physical Review Letters, 2005, 94(6): 063601.
- [15] 侯明轩, 侯昌伦. 关联成像应用及其最新进展[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(2): 0200003.
Hou M X, Hou C L. Application of correlation imaging and its latest progress[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(2): 0200003.
- [16] 韩申生, 胡晨昱. 信息光学成像研究回顾、现状与展望(特邀)[J]. 红外与激光工程, 2022, 51(1): 20220017.
Han S S, Hu C Y. Review, current status and prospect of researches on information optical imaging (Invited)[J]. Infrared and Laser Engineering, 2022, 51(1): 20220017.
- [17] 孙宇松, 黄见, 时东锋, 等. 余弦编码复用多光谱关联成像技术研究[J]. 中国激光, 2023, 50(13): 1317001.
Sun Y S, Huang J, Shi D F, et al. Cosinusoidal encoding multiplexed multispectral ghost imaging[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(13): 1317001.
- [18] 赵太飞, 史海泉, 梁浩, 等. 无线紫外光 MIMO 通信线性注水功率分配方法[J]. 光学学报, 2021, 41(22): 2206002.

- Zhao T F, Shi H Q, Liang H, et al. Linear water-filling power allocation method in wireless MIMO ultraviolet communication [J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(22): 2206002.
- [19] 曹明华, 康中将, 武鑫, 等. 指数威布尔信道下 FTN-OWC 系统的信道容量分析[J]. *光学学报*, 2020, 40(15): 1506004.
- Cao M H, Kang Z J, Wu X, et al. Channel capacity analysis of FTN-OWC system under exponentiated Weibull channel[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(15): 1506004.
- [20] 赵勇洙, 金宰权, 杨元勇, 等. MIMO-OFDM 无线通信技术及 MATLAB 实现[M]. 孙锴, 黄威, 译. 北京: 电子工业出版社, 2013: 225-239.
- Cho Y S, Kim J, Yang W Y, et al. MIMO-OFDM wireless communications with MATLAB[M]. Sun K, Huang W, Transl. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013: 225-239.
- [21] Sheikh H R, Bovik A C. Image information and visual quality[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(2): 430-444.
- [22] Soundararajan R, Bovik A C. RRED indices: reduced reference entropic differencing for image quality assessment[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(2): 517-526.
- [23] Ruderman D L. The statistics of natural images[J]. *Network: Computation in Neural Systems*, 1994, 5(4): 517-548.
- [24] Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(12): 4695-4708.
- [25] Ding J, Xue N, Xia G S, et al. Object detection in aerial images: a large-scale benchmark and challenges[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 44(11): 7778-7796.
- [26] Ding J, Xue N, Long Y, et al. Learning RoI transformer for oriented object detection in aerial images[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 2844-2853.
- [27] Xia G S, Bai X, Ding J, et al. DOTA: a large-scale dataset for object detection in aerial images[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 3974-3983.
- [28] Sun M J, Meng L T, Edgar M P, et al. A Russian Dolls ordering of the Hadamard basis for compressive single-pixel imaging[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7: 3464.
- [29] Zhang X, Meng X F, Yang X L, et al. Singular value decomposition ghost imaging[J]. *Optics Express*, 2018, 26(10): 12948-12958.
- [30] Figueiredo M A T, Nowak R D, Wright S J. Gradient projection for sparse reconstruction: application to compressed sensing and other inverse problems[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2007, 1(4): 586-597.
- [31] Candès E J, Romberg J K, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, 59(8): 1207-1223.

Quality Assessment Method of Ghost Imaging System Based on Communication Channel Model

Du Xiongyu^{1,2}, Wang Qi¹, Ouyang Guangzhou^{1*}, Ma Lingling¹, Tao Zui¹, Huang Fang³,
Niu Yifang¹

¹Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing Information Technology, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

²School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

³School of Resources and Environment, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, Sichuan, China

Abstract

Objective Ghost imaging has emerged as a promising technique, which is characterized by mitigating the adverse effects of atmospheric turbulence and scattering media, and has the potential to surpass the diffraction limitations. Meanwhile, its potential applications in remote sensing are highly anticipated. However, effective evaluation methods that can quantitatively assess the influence of various components within the imaging system on its performance should be proposed to facilitate the practical implementation of ghost imaging. Such methods can provide valuable support for the design and optimization of imaging systems. Currently, one area of research focuses on evaluating the influence of the observation matrix. Although commonly adopted evaluation methods that rely heavily on specific imaging scenarios and reconstructed images can accurately characterize the effect of the observation matrix based on image quality after reconstruction, they often fall short of independently assessing the system's overall performance. Therefore, it is essential to put forward a quantitative evaluation method prior to the reconstruction stages. Studies have indicated that information theory-based approaches hold promise in achieving this objective. Some researchers have evaluated the influence of factors such as the row number or the distribution type of the observation matrix on system performance by calculating the mutual information between signals received by bucket detectors and imaging scenes. Despite favorable results yielded by their methods, they encounter challenges such as difficulty in acquiring prior information or limited applicability. To this end, we explore a

novel method for evaluating the performance of ghost imaging systems before the reconstruction process. This method employs communication system channel evaluation techniques to analyze and assess the observation matrix. By treating the observation matrix as a channel matrix, we derive the channel capacity of the sampling system and utilize it to evaluate the influence of the observation matrix on the system performance. Consequently, this approach addresses the limitations identified in previous studies.

Methods Firstly, we establish an analogy between the ghost imaging system and the communication system, where the imaging scene information is considered as the information source, the M times sampling process as the channel, and the received signal of the bucket detector as the sink. At this juncture, the observation matrix assumes the role of the channel matrix, which constitutes a crucial component of the channel and can be analyzed by the channel evaluation method employed in communication systems. Subsequently, the $M \times N$ channels represented by the observation matrix undergo singular value decomposition, yielding R independent subchannels. Given that the interference during ghost imaging sampling primarily manifests as Gaussian white noise, we assume the channel to be a Gaussian channel. Consequently, the channel capacity of each subchannel can be determined by employing the formula for Gaussian channel capacity. The signal power during the sampling corresponds to that of the imaging scene information. Compared to temporal variations of the imaging scenes, the duration required for the M times sampling is relatively short. Thus, it is reasonable to assume that the overall power of the imaging scene information remains constant throughout the sampling. On the other hand, the noise power corresponds to the average power of Gaussian white noise, which is numerically equivalent to its variance. By substituting the signal power and noise power of each subchannel into the formula for Gaussian channel capacity and aggregating the results, we can obtain the total channel capacity of the ghost imaging sampling. Furthermore, the Bernoulli inequality is applied to establish a lower bound on the channel capacity value, and an approximate representation is employed. On this basis, we observe that the component associated with the signal power and noise power remains constant and nullifies during comparing the channel capacity of different observation matrices. Consequently, in practical applications, it is unnecessary to measure the total power of the imaging scene information and the average power of the Gaussian noise.

Results and Discussions Based on the imaging simulation test encompassing 100 diverse imaging scenes, 20 distinct types of observation matrices, and 2 reconstruction algorithms, a comprehensive analysis is conducted by comparing the test results with the evaluation outcomes of image quality following imaging reconstruction. The findings indicate strong consistency between the effectiveness of our study in evaluating system performance before imaging and the validation results obtained by post-imaging. An imaging scene is selected, and the channel capacity variations for the sampling process and the MSE for reconstructed images are compared with the type of matrix element distribution. Then, it is evident that both exhibit identical dependence on the type of matrix element distribution at the same sampling ratio (Fig. 6). This consistency is observed in all imaging scenes. Additionally, by simulating the imaging process using a Bernoulli distribution matrix ($p_0 = 0.001$) for a selected imaging scene, it is observed that the normalized channel capacity curve of the sampling process and the normalized inverse MSE curves of the reconstructed exhibit a high concordance degree, with R^2 of 0.97606 and 0.95878 (Fig. 8). In the case of extending the imaging and fitting process to all 100 imaging scenes, it becomes apparent that the R^2 values for the two reconstruction algorithms generally exceed 0.8 (Fig. 9).

Conclusions The incorporation of information theory in this method facilitates an objective assessment of the transmission capability of the observation matrix for imaging scene information by utilizing the channel capacity of the sampling system. This approach enables independent and effective evaluation of system performance, disentangled from prior knowledge of the imaging scenes or reconstructed imaging results. The evaluation outcomes demonstrate robust consistency with the validation results obtained by post-imaging. Under constant sampling ratio, the mean squared error (MSE) of the reconstructed images and the channel capacity exhibit parallel dependency on the distribution type of matrix elements. Similarly, when the distribution type of matrix elements remains the same, the curves depicting the normalized channel capacity and the normalized inverse MSE as functions of the sampling times present a high concordance degree, with R^2 values generally exceeding 0.8. Moreover, the simulation verification encompassing a diverse range of imaging scenes and observation matrices yields sound results. This further proves the applicability of the proposed method across various scales of imaging scenes and different types of ghost imaging systems, making it highly suitable for widespread implementation in common remote sensing scenarios.

Key words imaging systems; observation matrix; sampling ratio; distribution type; channel capacity; performance evaluation