

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107347

## 遥感成像耦合典型误差源反演方法研究\*

闫钧华<sup>1,2</sup>, 吕向阳<sup>1,2</sup>, 时萌玮<sup>1,2</sup>, 张寅<sup>1,2</sup>, 马越<sup>1,2</sup>

(1. 南京航空航天大学空间光电探测与感知工业和信息化部重点实验室 南京 211106;  
2. 南京航空航天大学航天学院 南京 211106)

**摘要:**根据遥感成像耦合典型误差源反演方法得到的误差源及其误差量,能够提高光学系统成像质量,使得高质量的遥感图像在军事和民用领域发挥出更大的作用。基于失真遥感图像,本文提出了一种遥感成像耦合典型误差源反演方法。首先根据典型误差源的调制传递函数模型和耦合误差源的解耦原理,构建耦合典型误差解耦方程组。然后利用刃边法提取遥感图像的调制传递函数,基于长短期记忆网络确定耦合典型误差源的初值。最后利用LM优化算法对耦合典型误差解耦方程组求解计算,反演出典型误差源及其误差量。实验结果表明,本文方法对失真遥感图像的耦合典型误差源的反演值与真实值的相对误差最大不超过8%,大部分都在5%以下,具有优异的反演性能。

**关键词:**耦合典型误差源;误差反演;遥感成像;调制传递函数;长短期记忆网络

**中图分类号:** TH744 TP751.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.10 140.30

## Research on the inversion method of coupled typical error source in remote sensing imaging

Yan Junhua<sup>1,2</sup>, Lyu Xiangyang<sup>1,2</sup>, Shi Mengwei<sup>1,2</sup>, Zhang Yin<sup>1,2</sup>, Ma Yue<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of Space Photoelectric Detection and Perception, Ministry of Industry and Information Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;  
2. College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** According to the error source and the error amount obtained by the remote sensing imaging coupled typical error source inversion method, the imaging quality of the optical system could be improved. The high-quality remote sensing image plays a great role in the military and civilian fields. Based on the distorted remote sensing image, this study proposes a method for the coupled typical error source inversion of remote sensing imaging. Firstly, according to the modulation transfer function model of the typical error source and the decoupling principle of the coupled error source, the coupled typical error decoupling equations are formulated. Then, the modulation transfer function of remote sensing image is extracted by the edge method. The initial value of the coupled typical error source is determined based on the long-short term memory network. Finally, the Levenberg-Marquardt optimization algorithm is used to solve and calculate the coupled typical error decoupling equations. The typical error source and error amount are reversed. Experimental results show that the relative error between the inversion value and the true value of the coupled typical error of the distorted remote sensing image is no more than 8%, most of which are below 5%. The method has excellent inversion performance.

**Keywords:** coupled typical error source; error inversion; remotely-sensed imaging; modulation transfer function; long-short term memory network

## 0 引 言

遥感成像系统在轨运行时,由于存在线性运动、随机

振动、离焦这些耦合典型误差源,造成遥感图像质量下降,成为失真遥感图像<sup>[1]</sup>。为了提高遥感图像的质量,本文基于失真遥感图像反演出遥感成像系统的耦合典型误差源及其误差量。据此指导成像系统设计和卫星平台在

收稿日期:2021-01-07 Received Date: 2021-01-07

\* 基金项目:国家自然科学基金(61705104)、中央高校基本科研业务费(NJ2020021)、江苏省自然科学基金(BK20170804)项目资助

轨调整,得到高质量的遥感图像。

目前国内外学者主要针对遥感成像系统单一误差源反演展开研究。针对卫星平台线性运动误差源反演的研究主要集中于对运动模糊参数的估计,具体为对运动模糊的大小和方向进行反演。2015 年 Li 等<sup>[2]</sup>提出一种基于相邻互相关函数的运动模糊参数快速估计算法,采用迭代相邻互相关操作来消除距离偏移并降低多普勒频率迁移的阶数,然后通过傅里叶变换估计运动参数。该算法无需漫长的搜索过程即可估计参数,且计算成本较低。2017 年 Zhang 等<sup>[3]</sup>提出一种基于分量的运动模糊 PSF 估计算法,在当前处理通道中进行检测,选择和使用足够显著的边缘以支持规则化模糊 PSF 估计。该算法适用性较强,但精度一般。2020 年 Elmi 等<sup>[4]</sup>基于运动模糊矢量逐步估计的方式,对包含线性运动误差源的失真图像进行运动失真参数反演。该算法相较于传统算法具有较低的计算负荷,但算法计算精度不是很高。

针对卫星平台随机振动误差源反演的研究,主要从随机振动仿真实验和调制传递函数(modulation transfer function, MTF)等方面进行。2014 年何丽蓉等<sup>[5]</sup>基于双轴光纤陀螺对卫星平台的随机颤振进行研究,通过统计学方法,将几何运算转化为统计问题,极大地降低了随机振动求解运算的复杂度,能够更快速的对随机振动点扩散函数进行估计。2016 年朱俊青等<sup>[6]</sup>针对大口径空间相机的应用场景,首先构建了微振动成像仿真模型,然后结合有限元分析和结合蒙特卡洛法,以 MTF 为评价指标,对大口径空间相机的成像性能进行评估。该算法构建的微振动成像仿真模型较为完备,仿真性能较好。

针对成像系统离焦误差源反演的研究,大多针对图像复原和自动调焦。2015 年 Hwang 等<sup>[7]</sup>基于图像块自适应的方法,在每个包含边缘高频分量的图像块中估计不同的离焦点扩散函数。该算法仅对模糊边缘进行计算,所以计算复杂度较低,计算时间较短,但算法的鲁棒性较差。2016 年 Chen 等<sup>[8]</sup>利用过度分割和转导推理获得离焦模糊图像的离焦分布图。过度分割操作会产生超像素,大大降低了后续过程的计算成本;转导推理提供了一种计算超像素之间相似度的方法,因此有助于从所有其他超像素中推断每个超像素的离焦模糊量。该算法的理论新颖,反演效果较好。2018 年周亮等<sup>[9]</sup>通过利用菲涅尔函数的原理,再结合解码图像中的伪影效应,反演出光学相机的实际离焦参数。该算法的反演精度较高,但抗噪能力不强。2019 年 Lee 等<sup>[10]</sup>基于卷积神经网络结构,提出离焦模糊图估计网络(defocus map estimation network, DMENet),用于空间变化的离焦误差估计。该算法对离焦模糊参数估计具有较好的性能,但网络参数调试较为复杂,需要构建大量的样本数据库。2019 年魏桂华等<sup>[11]</sup>通过基于四元数小波变换,构建光谱质量评价

函数,对遥感成像系统的离焦量进行估计。该算法计算精度较高,但步骤较为复杂,计算耗时较长。

综上所述,目前国内外学者深入研究了单一误差源反演,基本没有开展耦合误差源反演的研究,但是遥感成像系统在实际运行中,线性运动、随机振动、离焦这些典型误差源会耦合在一起,造成遥感图像质量下降。基于此,本文提出遥感成像系统耦合典型误差源反演计算方法。从卫星平台和成像系统的物理机制出发,根据典型误差源的耦合关系以及耦合误差源的传递函数,构建遥感成像系统耦合典型误差源解耦模型,确定解耦计算方法,反演出失真遥感图像的误差源及其误差量。

## 1 遥感成像系统耦合典型误差源反演方法

本文提出的遥感成像系统耦合典型误差源反演方法框图如图 1 所示。遥感成像系统中的典型误差源是相互独立的,据此确定典型误差源间的耦合关系和解耦原理。根据单一误差源的调制传递函数 MTF 和耦合典型误差源解耦原理,建立耦合典型误差源解耦方程组。利用列文伯格-马夸尔特 LM 优化算法<sup>[12]</sup>对解耦方程组中的各典型误差源参数进行求解计算,反演出典型误差源及其误差量。

典型误差源的初值影响解耦计算的精度,准确的初值,会极大提高解耦计算的精度和效率。本文基于 LSTM 网络<sup>[13]</sup>准确确定典型误差源的初值。首先构建耦合典型误差源 MTF 曲线数据库用以训练 LSTM 网络,然后基于刃边法确定失真遥感图像的 MTF 曲线,最后将得到的失真遥感图像的 MTF 曲线输入到已经训练好的 LSTM 网络中,得到典型误差源的初值。

## 2 耦合典型误差源解耦原理

遥感成像系统中的典型误差源包括线性运动、随机振动、离焦,它们是相互独立的,在成像时它们耦合在一起造成遥感图像质量下降,成为失真遥感图像。遥感成像系统可近似看作空间不变系统,因此耦合典型误差源的 MTF 可以分解为各单一误差源的 MTF 相乘,如式(1)所示。

$$MTF_{\text{耦合}} = MTF_{\text{mov}} \cdot MTF_{\text{vib}} \cdot MTF_{\text{defocus}} \quad (1)$$

$$MTF_{\text{mov}} = \text{sinc}(\pi v t_a f) \quad (2)$$

$$MTF_{\text{vib}} = \prod_{i=1}^N J_0(A_i f) \quad (3)$$

$$MTF_{\text{defocus}} = \frac{2J_1(\pi \Delta N_A f)}{\pi \Delta N_A f} \quad (4)$$

式中: $MTF_{\text{耦合}}$ 为耦合典型误差源 MTF; $MTF_{\text{mov}}$ 为线性运动 MTF<sup>[14]</sup>; $MTF_{\text{vib}}$ 为随机振动 MTF<sup>[15]</sup>; $MTF_{\text{defocus}}$ 为离焦 MTF<sup>[16]</sup>。

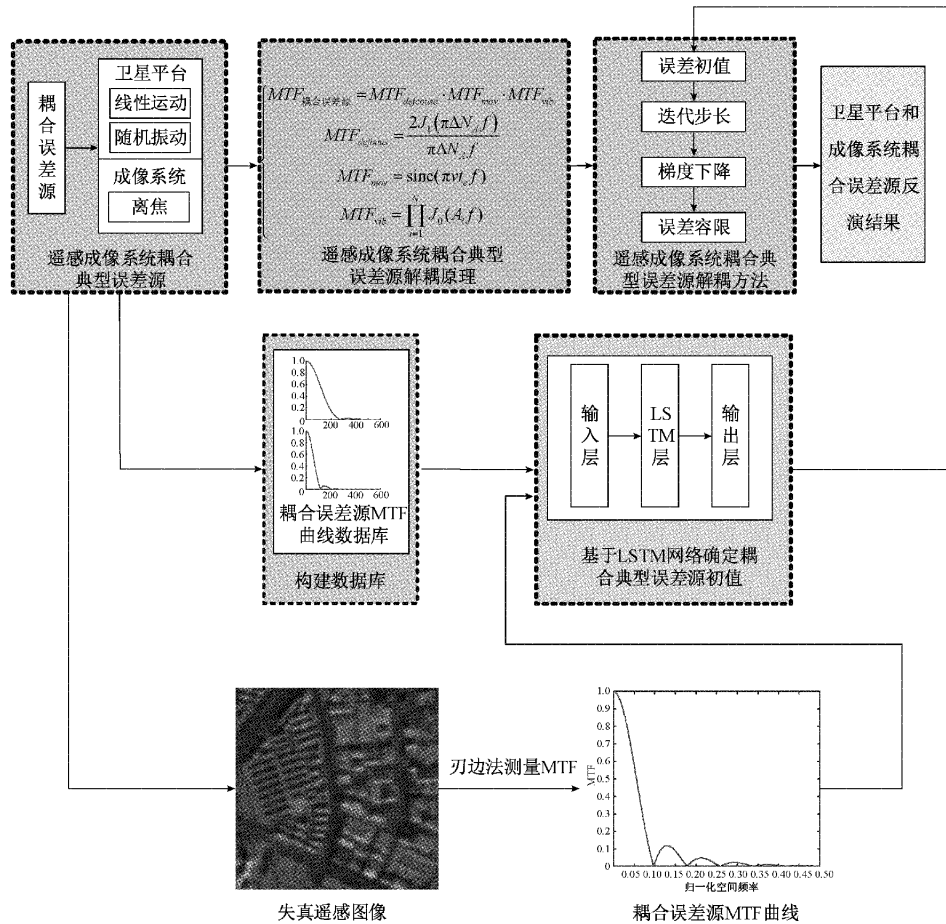


图1 遥感成像系统耦合典型误差源反演方法

Fig. 1 The overall flow chart of the inversion method for coupled typical error source of remote sensing imaging system

式(2)中,  $MTF_{mov}$  表征了卫星平台的线性运动;  $v$  为像移速度;  $t_e$  为积分时间;  $f$  为空间频率。式(3)中,  $MTF_{vib}$  表征了卫星平台的随机振动, 可由多个正弦函数的合成来表示;  $A_i$  为随机振动分解后的正弦波幅值;  $J_0$  为零阶贝塞尔函数;  $f$  为空间频率。式(4)中,  $MTF_{defocus}$  表征了成像系统的离焦;  $J_1$  为一阶贝塞尔函数;  $\Delta$  为轴向离焦量;  $f$  为空间频率;  $N_A$  为数值孔径, 表达式为  $N_A = 1/2F_N$ ,  $F_N = f/D$ ,  $F_N$  为  $F$  数,  $D$  为光学系统的入瞳直径,  $f$  为焦距。

依据失真遥感图像, 利用耦合典型误差源解耦原理式(1)~(4), 反演出典型误差源及其误差量: 线性运动的像移速度  $v$ 、随机振动的振幅  $A_i$ 、离焦量  $\Delta$ 。

### 3 耦合典型误差源解耦方法

本文利用 LM 优化算法对解耦原理式(1)进行解算, 反演出典型误差源及其误差量。LM 优化算法是使用最广泛的非线性最小二乘法<sup>[17]</sup>, 对非线性优化问题求解

具有优越的性能。

典型误差源的初值影响解耦计算的精度, 准确的初值会极大提高 LM 优化算法解耦计算的精度和效率。本文构建了 LSTM 网络<sup>[18]</sup>, 将失真遥感图像的 MTF 曲线输入训练好的 LSTM 网络, 得到典型误差源的初值。

典型误差源的初值不同, 使得失真遥感图像的耦合典型误差源  $MTF_{耦合}$  序列的特征不同, 如序列长度、前后关联性、取值范围等。LSTM 网络可以训练学习到  $MTF_{耦合}$  序列的特征, 判定出失真遥感图像的典型误差源及其初值。

#### 3.1 LSTM 网络架构

本文构建的 LSTM 网络架构如图 2(a) 所示。LSTM 网络架构主要分为三大层级, 分别为输入层、隐藏层和输出层。

##### 1) LSTM 网络输入层

LSTM 网络输入层的主要作用为读取耦合典型误差源  $MTF_{耦合}$  序列和标签, 划分网络的训练集与测试集, 对 MTF 序列数据分割以及标准化操作。



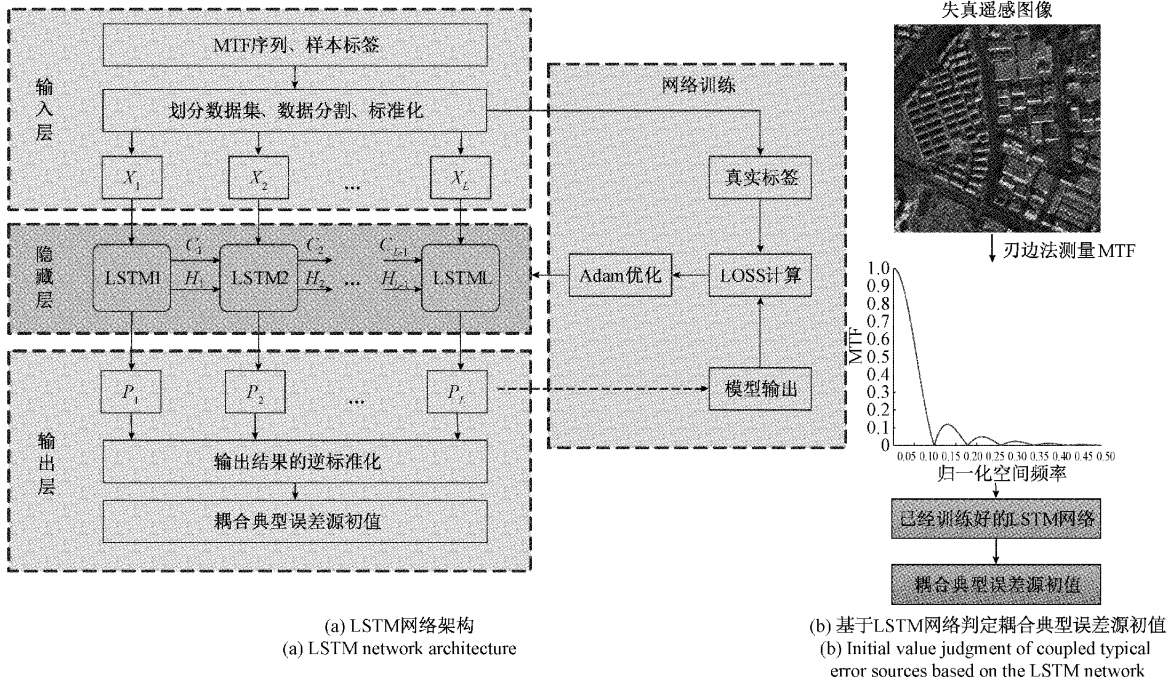


图2 LSTM网络架构与耦合典型误差源的初值判定

Fig. 2 LSTM network architecture and initial value judgment of coupled typical error source

LSTM网络首先对整个数据集进行读取,然后将数据集的80%样本划分为训练集 $\vec{F}_{TRAIN}$ ,20%样本划分为测试集 $\vec{F}_{TEST}$ 。输入层读取的单个MTF<sub>耦合</sub>序列样本 $X$ 长度较长,不利于LSTM网络的训练,因此将样本数据 $X$ 平均分割为 $L$ 个长度较短的MTF序列,分别为 $X_1, X_2, \dots, X_L$ 。这 $L$ 个MTF序列对应同一个标签值,通过输入层,标签进行标准化,线性归一到 $[0, 1]$ 范围,以满足网络训练的要求。

### 2) LSTM网络隐藏层

LSTM网络隐藏层的主要作用为更新网络参数,优化网络模型,是网络的核心部分。网络的训练主要在这一层级进行。

LSTM网络的隐藏层由 $L$ 个首尾相连的同构LSTM细胞构成,每个LSTM细胞对应一个数据输入和输出,输入数据 $X$ 经隐藏层训练后,输出为 $P$ 。在隐藏层中更新传递的参数主要为某一时刻LSTM的细胞状态 $C_t$ 和某一时刻LSTM的输出 $H_t$ ,具体通过3种门结构来实现参数的更新,分别为遗忘门、输入门和输出门。

$$F_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + W_{cf}c_{t-1} + b_f) \quad (5)$$

$$I_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + W_{ci}c_{t-1} + b_i) \quad (6)$$

$$O_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + W_{co}c_{t-1} + b_o) \quad (7)$$

$$c_t = F_t c_{t-1} + I_t \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (8)$$

$$h_t = O_t \tanh(c_t) \quad (9)$$

式(5)~(9)中, $F$ 表示LSTM的遗忘门; $I$ 表示LSTM

的输入门; $O$ 表示LSTM的输出门; $c$ 表示LSTM的细胞状态; $x$ 和 $h$ 分别表示LSTM的输入和输出; $W$ 和 $b$ 分别表示对应门结构的权重系数和偏置; $\sigma$ 和 $\tanh$ 分别表示sigmoid函数和双曲正切函数,作为网络的非线性激活函数。

### 3) LSTM网络输出层

LSTM网络输出层的主要作用为输出网络结果,并进行逆标准化操作。LSTM网络输出层的当前时刻输出结果 $P_t$ 由当前时刻输入 $X_t$ 、前时刻LSTM细胞状态 $C_{t-1}$ 和输出 $H_{t-1}$ 共同决定,即 $P_t = LSTM_{forward}(X_t, C_{t-1}, \dots, H_{t-1})$ ,其中 $LSTM_{forward}$ 表示LSTM细胞输出的前向计算方式,具体如式(5)~(9)所示。由于输入数据标签在输入层进行了标准化操作,导致输出层输出的预测结果也为标准化的数据形式,进行逆标准化,将输出结果还原到实际的尺度大小。

## 3.2 LSTM网络训练与耦合典型误差源的初值判定

LSTM网络架构设计完成后,首先对网络进行训练,然后基于训练好的LSTM网络判定失真遥感图像的耦合典型误差源及其初值。

### 1) LSTM网络训练

LSTM网络训练主要分为3步:

第1步通过遗忘门确定输入数据 $X$ 的哪部分信息可以通过LSTM细胞状态。

第2步是生成网络需要更新的新信息,更新细胞状态。这一步包含两部分,第1部分为利用输入门决定哪

些信息需要更新,第2部分为利用  $\tanh$  层生成备选用来更新的内容,最后把这两部分联合起来,对细胞状态  $C_t$  进行参数更新。

第3步为决定输出结果,首先通过输出门确定细胞信息的哪个部分可以输出出去,然后利用  $\tanh$  层对学习到的细胞信息进行压缩处理,得到最终的输出结果  $P_t$ 。

网络训练中采用的损失函数为均方误差,如式(10)所示。

$$LOSS_{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - P_i)^2 \quad (10)$$

式中:  $y_i$  表示第  $i$  个数据样本的真实标签值;  $P_i$  表示第  $i$  个数据样本的网络输出值。

网络训练采用的更新方式为 Adam 优化<sup>[19]</sup>。Adam 算法结合了 AdaGrad 和 RMSProp<sup>[20]</sup> 两种优化算法的优点,实现简单,计算高效,能自动调整学习率,十分适用于本文的参数更新场景。

## 2) 耦合典型误差源的初值判定

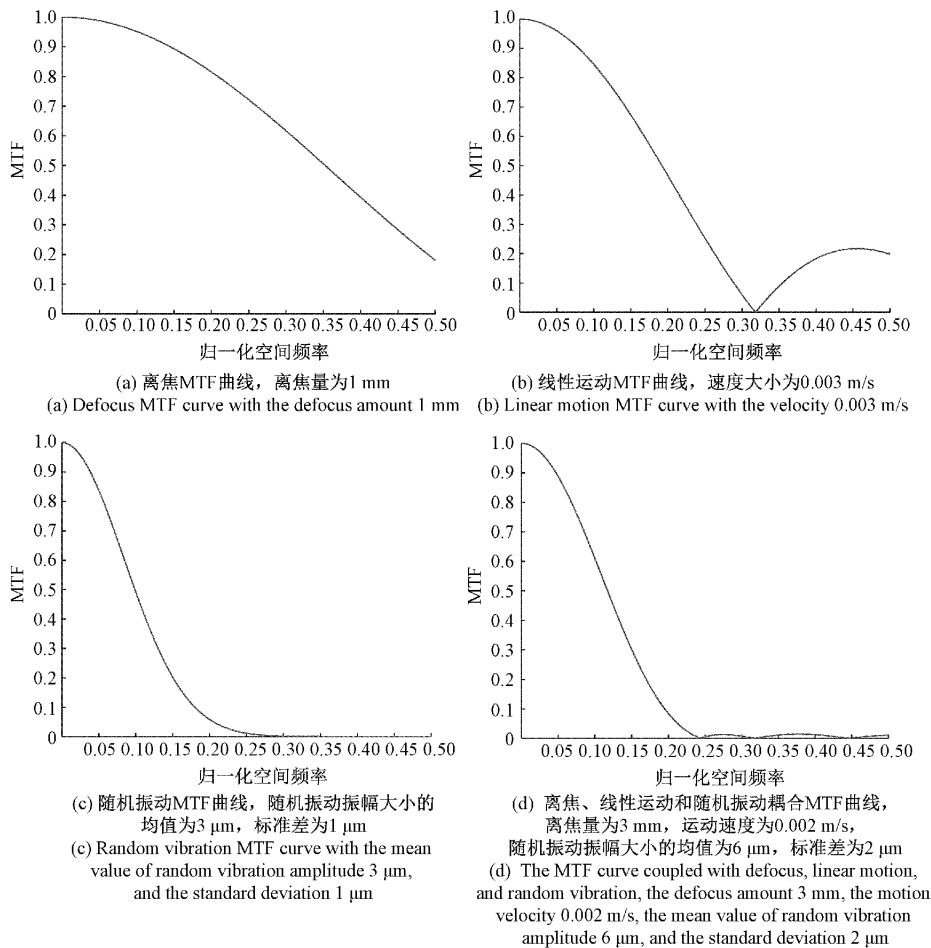
LSTM 网络训练完成后,对待测失真遥感图像的耦合典型误差源初值进行判定。如图 2(b) 所示,首先基于刃边法对失真遥感图像进行 MTF 曲线测量<sup>[21]</sup>,然后将

MTF 序列输入到已经训练好的 LSTM 网络模型中,最后对网络输出结果进行逆标准化处理,得到耦合典型误差源的初值。

## 4 耦合典型误差源 MTF 曲线数据库

$MTF_{mov}$ 、 $MTF_{vib}$ 、 $MTF_{defocus}$  的曲线形状不同,如图 3(a)~(c) 所示。线性运动、随机振动、离焦这 3 种不同初值的典型误差源耦合在一起的  $MTF_{耦合}$  曲线是不相同的。典型误差源初值与  $MTF_{耦合}$  曲线存在映射关系,由典型误差源初值可以确定  $MTF_{耦合}$  曲线,由  $MTF_{耦合}$  曲线可以反演出典型误差源初值。本文构建耦合典型误差源 MTF 曲线数据库,据此训练 LSTM 网络,将失真遥感图像的 MTF 曲线输入训练好的 LSTM 网络,得到典型误差源的初值。

本文基于式(1)~(4) 构建数据库中的耦合典型误差源 MTF 曲线。数据库中离焦量的取值范围为 1~5 mm、间隔为 1 mm;线性运动速度的取值范围为 0.001~0.005 m/s、间隔为 0.001 m/s;随机振动频率的取值范围为 0~500 Hz,振幅均值的取值范围为 3~15  $\mu\text{m}$ 、间隔为



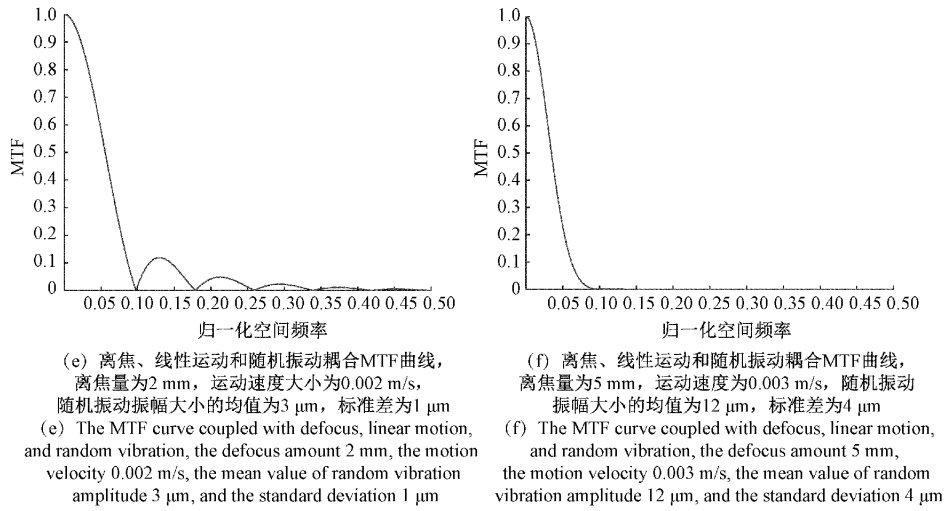


图 3 耦合典型误差源 MTF 曲线数据库部分样例

Fig. 3 Partial samples of MTF curve database for coupled typical error source

3 μm, 振幅标准差的取值范围为 1~5 μm、间隔为 1 μm。耦合典型误差源 MTF 曲线数据库共有 2 250 个  $MTF_{耦合}$  样本数据, 其中离焦量为 1~5 mm 的样本各有 450 个、线性运动速度为 0.001~0.005 m/s 的样本各有 450 个、随机振动振幅均值为 3~15 μm 的样本各有 450 个、随机振动振幅标准差为 1~5 μm 的样本各有 450 个。数据库部分样例如图 3 所示。

### 5 实验结果与分析

本文基于构建的 LSTM 网络, 得到典型误差源的初值。因此, 首先进行了典型误差源的初值确定实验。本文在构建的耦合典型误差源 MTF 曲线数据库上, 对 LSTM 网络进行训练与测试, 设置训练次数为 10 000 次。对于数据库中的 2 250 个  $MTF_{耦合}$  样本数据进行实验, 确定离焦、线性运动、随机振动这 3 种典型误差源的初值。

本文还进行了耦合典型误差源反演结果实验。经过充分地调研, 没有调研到与耦合典型误差源反演相关的文献, 因此本文没有找到有效的对比算法与本文算法进行对比实验。

本文所有实验所在实验平台: Intel Xeon E5-2620 处理器, 2.40 GHz 主频, 32 GB 内存。操作系统为 Windows7, 实验软件为 MATLAB R2016a, Python 3.6。

#### 5.1 典型误差源初值确定实验

##### 1) 离焦误差源初值确定实验结果与分析

基于构建的 LSTM 网络, 对于 2 250 个  $MTF_{耦合}$  样本, 经实验确定的离焦误差源初值如表 1 所示。

表 1 为离焦误差源初值实验结果的均值和方差, 表 1 表明, 离焦量初值为 2~5 mm 样本的实验结果均值与真

表 1 离焦误差源初值的均值与方差

Table 1 The mean and variance of initial value of defocus error source

离焦/mm	1	2	3	4	5
均值/mm	1.126 2	2.005 1	3.005 5	4.020 2	4.954 5
方差/mm <sup>2</sup>	0.058 9	0.035 0	0.033 0	0.022 8	0.003 5

实值的误差都小于 0.05 mm, 只有离焦量初值为 1 mm 时, 实验结果均值与真实值的误差为 0.1 262 mm。离焦量初值的实验结果的方差都小于 0.06 mm<sup>2</sup>。表 1 表明本文基于构建的 LSTM 网络, 确定的离焦误差源初值是基本准确的。

##### 2) 线性运动误差源初值确定实验结果与分析

基于构建的 LSTM 网络, 对于 2 250 个  $MTF_{耦合}$  样本, 经实验确定的线性运动误差源初值如表 2 所示。

表 2 线性运动误差源初值的均值与方差

Table 2 The mean and variance of initial value of linear motion error source

速度大小/ ( $\times 10^{-3} \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ )	1	2	3	4	5
均值/ ( $\times 10^{-3} \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ )	1.224 8	2.004 4	2.910 4	3.907 0	4.806 1
方差/ ( $\times 10^{-6} \text{ m}^2\cdot\text{s}^{-2}$ )	0.129 8	0.117 4	0.103 0	0.121 0	0.177 7

表 2 为线性运动误差源初值实验结果的均值和方差, 表 2 表明, 线性运动速度大小初值为  $2 \times 10^{-3} \sim 5 \times 10^{-3} \text{ m/s}$  样本的实验结果均值与真实值的误差都小于

$0.2 \times 10^{-3} \text{ m/s}$ , 只有速度大小初值为  $1 \times 10^{-3} \text{ m/s}$  时, 实验结果均值与真实值的误差为  $0.224 \times 10^{-3} \text{ m/s}$ 。线性运动速度大小初值的实验结果的方差都小于  $0.18 \times 10^{-6} \text{ m}^2/\text{s}^2$ 。表2表明本文基于构建的 LSTM 网络, 确定的线性运动误差源初值是基本准确的。

3) 随机振动误差源初值确定实验结果与分析

(1) 随机振动误差源振幅均值的初值确定实验结果与分析

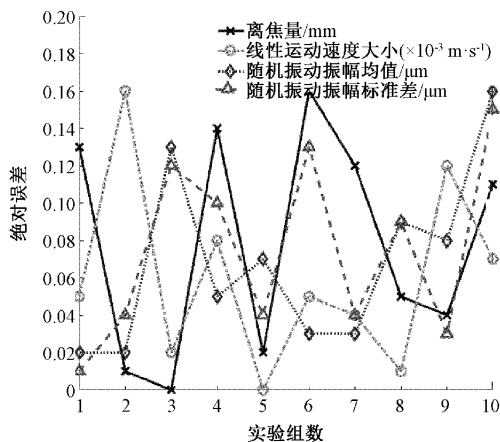
基于构建的 LSTM 网络, 对于 2 250 个  $MTF_{\text{耦合}}$  样本, 经实验确定的随机振动误差源振幅均值的初值如表3所示。

表3 随机振动误差源振幅均值初值的均值与方差

Table 3 The mean and variance of initial value of amplitude mean value of random vibration error source

随机振动振幅 均值/ $\mu\text{m}$	3	6	9	12	15
均值/ $\mu\text{m}$	3.011 5	6.003 3	8.979 6	11.978 0	14.999 9
方差/ $\mu\text{m}^2$	0.017 7	0.022 3	0.003 8	0.006 7	$5.0 \times 10^{-7}$

表3为随机振动误差源振幅均值初值实验结果的均值和方差, 表3表明, 所有样本的实验结果均值与真实值的误差都小于  $0.023 \mu\text{m}$ 。随机振动误差源振幅均值初值的实验结果的方差都小于  $0.023 \mu\text{m}^2$ 。表3表明本文基于构建的 LSTM 网络, 确定的随机振动误差源振幅均值的初值是基本准确的。



(a) 耦合典型误差源的真实值与反演结果的绝对误差曲线  
(a) The absolute error curve between the true value of the coupled typical error source and the inversion result

(2) 随机振动误差源振幅标准差的初值确定实验结果与分析

基于构建的 LSTM 网络, 对于 2 250 个  $MTF_{\text{耦合}}$  样本, 经实验确定的随机振动误差源振幅标准差初值如表4所示。

表4 随机振动误差源振幅标准差初值的均值与方差

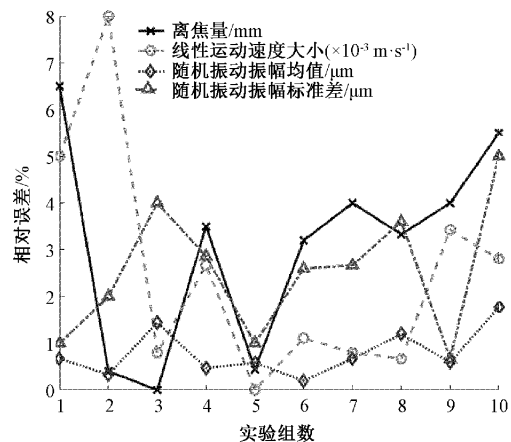
Table 4 The mean and variance of initial value of amplitude standard deviation of random vibration error source

随机振动振幅 标准差/ $\mu\text{m}$	1	2	3	4	5
均值/ $\mu\text{m}$	1.003 8	2.001 1	2.993 2	3.992 7	5.000 0
方差/ $\mu\text{m}^2$	0.002 0	0.002 5	$4.3 \times 10^{-4}$	$7.5 \times 10^{-4}$	$5.5 \times 10^{-8}$

表4为随机振动误差源振幅标准差初值实验结果的均值和方差, 表4表明, 所有样本的实验结果均值与真实值的误差都小于  $0.01 \mu\text{m}$ 。随机振动误差源振幅标准差初值的实验结果的方差都小于  $0.003 \mu\text{m}^2$ 。表4表明本文基于构建的 LSTM 网络, 确定的随机振动误差源振幅标准差初值是基本准确的。

5.2 耦合典型误差源反演结果实验

首先利用刃边法测量失真遥感图像的 MTF 曲线, 然后通过 LSTM 网络确定出典型误差源初值, 最后基于 LM 优化算法对耦合误差源解耦原理式(1)进行解算, 反演出典型误差源及其误差量。本文对多幅遥感图像进行耦合典型误差源反演实验, 以验证提出的反演算法的有效性, 选取的遥感图像包含建筑、桥梁、机场、舰船、岛屿等重要目标或场景。从所有实验中随机获取 10 组实验结果, 如图4和表5所示。



(b) 耦合典型误差源的真实值与反演结果的相对误差曲线  
(b) The relative error curve between the true value of the coupled typical error source and the inversion result

图4 耦合典型误差源的真实值与反演结果的误差曲线

Fig. 4 The error curves of the true values and inversion results of coupled typical error source

图4和表5表明, 本文算法反演的耦合典型误差源结果和失真遥感图像具有的耦合典型误差源真实值相差

不大, 两者的相对误差最大不超过8%, 大部分都在5%以下, 表明本文方法对离焦、线性运动和随机振动这3种



表 5 耦合典型误差源反演结果  
Table 5 Inversion results of coupled typical error source

	耦合典型误差源真实值	LSTM 网络确定的耦合典型误差源初值	耦合典型误差源反演结果	耦合典型误差源的真实值与反演结果的绝对误差	耦合典型误差源的真实值与反演结果的相对误差/%	
实验 1	离焦量/mm	2.0	1.81	2.13	0.13	6.50
	线性运动速度大小/ $(\times 10^{-3} \text{ m}\cdot\text{s}^{-1})$	1.0	1.23	1.05	0.05	5.00
	随机振动振幅均值/ $\mu\text{m}$	3.0	3.05	3.02	0.02	0.67
	随机振动振幅标准差/ $\mu\text{m}$	1.0	1.01	1.01	0.01	1.00
实验 2	离焦量/mm	2.5	2.42	2.49	0.01	0.40
	线性运动速度大小/ $(\times 10^{-3} \text{ m}\cdot\text{s}^{-1})$	2.0	2.17	2.16	0.16	8.00
	随机振动振幅均值/ $\mu\text{m}$	6.0	5.92	6.02	0.02	0.33
	随机振动振幅标准差/ $\mu\text{m}$	2.0	2.01	1.96	0.04	2.00
实验 3	离焦量/mm	3.5	3.48	3.50	0	0
	线性运动速度大小/ $(\times 10^{-3} \text{ m}\cdot\text{s}^{-1})$	2.5	2.51	2.48	0.02	0.80
	随机振动振幅均值/ $\mu\text{m}$	9.0	9.15	8.87	0.13	1.44
	随机振动振幅标准差/ $\mu\text{m}$	3.0	2.96	3.12	0.12	4.00
实验 4	离焦量/mm	4.0	3.79	3.86	0.14	3.50
	线性运动速度大小/ $(\times 10^{-3} \text{ m}\cdot\text{s}^{-1})$	3.0	3.25	3.08	0.08	2.67
	随机振动振幅均值/ $\mu\text{m}$	10.5	10.30	10.55	0.05	0.47
	随机振动振幅标准差/ $\mu\text{m}$	3.5	3.35	3.40	0.10	2.86
实验 5	离焦量/mm	4.5	4.56	4.48	0.02	0.44
	线性运动速度大小/ $(\times 10^{-3} \text{ m}\cdot\text{s}^{-1})$	4.0	3.99	4.00	0	0
	随机振动振幅均值/ $\mu\text{m}$	12.0	11.91	11.93	0.07	0.58
	随机振动振幅标准差/ $\mu\text{m}$	4.0	4.02	3.96	0.04	1.00
实验 6	离焦量/mm	5.0	5.25	5.16	0.16	3.20
	线性运动速度大小/ $(\times 10^{-3} \text{ m}\cdot\text{s}^{-1})$	4.5	4.22	4.45	0.05	1.11
	随机振动振幅均值/ $\mu\text{m}$	15.0	14.99	14.97	0.03	0.20
	随机振动振幅标准差/ $\mu\text{m}$	5.0	5.00	4.87	0.13	2.60
实验 7	离焦量/mm	3.0	3.17	3.12	0.12	4.00
	线性运动速度大小/ $(\times 10^{-3} \text{ m}\cdot\text{s}^{-1})$	5.0	4.89	4.96	0.04	0.80
	随机振动振幅均值/ $\mu\text{m}$	4.5	4.37	4.47	0.03	0.67
	随机振动振幅标准差/ $\mu\text{m}$	1.5	1.68	1.46	0.04	2.67
实验 8	离焦量/mm	1.5	1.44	1.45	0.05	3.33
	线性运动速度大小/ $(\times 10^{-3} \text{ m}\cdot\text{s}^{-1})$	1.5	1.63	1.51	0.01	0.67
	随机振动振幅均值/ $\mu\text{m}$	7.5	7.65	7.59	0.09	1.20
	随机振动振幅标准差/ $\mu\text{m}$	2.5	2.38	2.41	0.09	3.60
实验 9	离焦量/mm	1.0	1.11	1.04	0.04	4.00
	线性运动速度大小/ $(\times 10^{-3} \text{ m}\cdot\text{s}^{-1})$	3.5	3.70	3.62	0.12	3.43
	随机振动振幅均值/ $\mu\text{m}$	13.5	13.39	13.42	0.08	0.59
	随机振动振幅标准差/ $\mu\text{m}$	4.5	4.42	4.47	0.03	0.67
实验 10	离焦量/mm	2.0	2.18	2.11	0.11	5.50
	线性运动速度大小/ $(\times 10^{-3} \text{ m}\cdot\text{s}^{-1})$	2.5	2.43	2.43	0.07	2.80
	随机振动振幅均值/ $\mu\text{m}$	9.0	8.87	8.84	0.16	1.78
	随机振动振幅标准差/ $\mu\text{m}$	3.0	3.19	3.15	0.15	5.00



典型误差源的反演精度都比较高。除去线性运动误差源最大相对误差 8% 这一极端点, 4 条相对误差曲线取值比较接近, 这表明了本文方法的鲁棒性较好, 对不同误差源的适用性较高。其原因在于本文设计的 LSTM 网络对误差源 MTF 序列的特征信息提取的较为充分, 网络预测的误差源初值比较准确, 再通过 LM 优化算法迭代计算, 最终能够达到良好的精度。在第 2 组实验中出现了线性运动误差源相对误差为 8% 的极端点, 分析其原因可能是 LM 算法在进行优化求解时, 陷入了求解局部最优解的困境, 这是 LM 算法本身的一个缺陷, 后续研究需要对 LM 算法进行改进, 提升其全局优化性能。总体来说, 本文提出的耦合典型误差源反演算法对遥感成像系统的耦合典型误差源反演具有良好的性能。

## 6 结 论

本文提出的遥感成像耦合典型误差源反演方法能够精确地反演出失真遥感图像的典型误差源及其误差量, 据此指导卫星在轨调整, 通过在轨调整卫星飞行姿态、光学成像系统等, 消除误差源影响, 提升遥感成像质量。此外, 可以根据反演得到的误差源及其误差量, 指导研究相应的图像复原算法, 在地面通过图像复原算法实现图像质量提升。在本文方法中没有考虑温度和应力对遥感成像系统所带来的误差, 这种误差也会对图像质量带来影响, 后续应对此展开深入的研究, 以进一步提升遥感图像的质量。

### 参考文献

- [ 1 ] 胡莘, 王昱. 光学遥感卫星全链路成像质量影响因素分析[J]. 测绘科学与工程, 2011, 31(2):1-5.  
HU X, WANG Y. Analysis of influencing factors on full-link imaging quality of optical remote sensing satellite[J]. Geomatic Science and Engineering, 2011, 31(2):1-5.
- [ 2 ] LI X L, CUI G L, YI W, et al. A fast maneuvering target motion parameters estimation algorithm based on ACCF [ J ]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(3):270-274.
- [ 3 ] ZHANG M, CHEHDI K, USS M, et al. Blind estimation of blur in hyperspectral images [ C ]. Image & Signal Processing for Remote Sensing, 2018: 10427.1-10427.13.
- [ 4 ] ELM I Y, ZARGARI F, RAHMANI A M. Iterative approach for parametric PSF estimation [ J ]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(1):29433-29450.
- [ 5 ] 何丽蓉, 黄加紫, 冯华君, 等. 基于颤振探测和编码曝光的快速图像复原方法 [ J ]. 光学学报, 2014, 34(9):110-117.  
HE L R, HUANG J Z, FENG H J, et al. Fast image restoration method based on flutter detection and coded exposure [ J ]. Acta Optical Sinica, 2014, 34(9):110-117.
- [ 6 ] 朱俊青, 沙巍, 陈长征, 等. 大口径空间相机像质的微振动频率响应计算 [ J ]. 光学精密工程, 2016, 24(5):1118-1127.  
ZHU J Q, SHA W, CHEN CH ZH, et al. Calculation of micro-vibration frequency response of large-aperture space camera image mass [ J ]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(5):1118-1127.
- [ 7 ] HWANG Y T, WEN H R, TSAI B C. Efficient block adaptive point spread function estimation and out-of-focus image restoration scheme [ C ]. Proceedings of IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), 2015: 388-389.
- [ 8 ] CHEN D J, CHEN H T, CHANG L W. Fast defocus map estimation [ C ]. Proceedings of the 23rd IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2016: 3962-3966.
- [ 9 ] 周亮, 刘朝晖, 单秋莎, 等. 大景深成像系统中目标离焦量的测定 [ J ]. 光子学报, 2018, 47(10):80-87.  
ZHOU L, LIU CH H, SHAN Q SH, et al. Determination of target defocus amount in large depth of field imaging system [ J ]. Acta Photonica Sinica, 2018, 47(10):80-87.
- [ 10 ] LEE J, LEE S, CHO S, et al. Deep defocus map estimation using domain adaptation [ C ]. Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019: 12214-12222.
- [ 11 ] 魏桂华, 肖亮, 郑志忠. 推扫式高光谱相机自动调焦 [ J ]. 光学精密工程, 2019, 27(2):450-457.  
WEI G H, XIAO L, ZHENG ZH ZH. Automatic focusing of a push-scan hyperspectral camera [ J ]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(2):450-457.
- [ 12 ] 祝强. LM 算法求解大残差非线性最小二乘问题研究 [ J ]. 中国测试, 2016, 42(3):12-16.  
ZHU Q. Research on LM algorithm for solving large residual nonlinear least squares problem [ J ]. China

- Measurement & Testing Technology, 2016, 42 (3): 12-16.
- [13] SHI X J, CHEN Z R, WANG H, et al. Convolutional LSTM network: A machine learning approach for precipitation nowcasting[C]. 29th Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), 2016, ArXiv: 1506.04214. 1-1506.04214. 11.
- [14] XU L Z, YAN C X, GU Z Y, et al. Analysis of dynamic modulation transfer function for complex image motion[J]. Applied Sciences, 2019, 9 (23): 5142. 1-5142. 15.
- [15] 李勃. 随机振动对TDICCD相机像质影响分析[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2013: 20-33.  
LI B. Analysis of the influence of random vibration on the image quality of TDICCD camera[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013: 20-33.
- [16] 韩昌元. 光电成像系统的性能优化[J]. 光学精密工程, 2015, 23(1): 1-9.  
HAN CH Y. Performance optimization of photoelectric imaging system[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(1): 1-9.
- [17] 龙礼, 黄家才. 基于递推最小二乘法的地磁测量误差校正方法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(6): 1440-1446.  
LONG L, HUANG J C. Method of error correction for geomagnetic measurement based on recursive least square method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(6): 1440-1446.
- [18] 郑太雄, 贺吉, 张良斌. 基于LSTM神经网络的混合燃料HCCI发动机复杂工况下燃烧正时估计[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(10): 100-110.  
ZHENG T X, HE J, ZHANG L B. Combustion timing estimation of mixed-fuel HCCI engine under complex operating conditions based on LSTM neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(10): 100-110.
- [19] KINGMA D P, BA L J. Adam: A method for stochastic optimization[C]. Proceedings of the 3rd International Conference for Learning Representations, 2015, ArXiv: 1412.6980. 1-1412.6980. 15.
- [20] RUDER S. An overview of gradient descent optimization algorithms [EB/OL]. (2016-1-19). <http://sebastianruder.com/optimizing-gradient-descent/index.html>.
- [21] 黄海乐, 朱雷鸣, 彭宇, 等. 刃边法检测空间相机MTF的方法研究[J]. 光学与光电技术, 2013, 11(2): 71-73.  
HUANG H L, ZHU L M, PENG Y, et al. Research on the method of detecting MTF of space camera by edge method[J]. Optics & Optoelectronic Technology, 2013, 11(2): 71-73.

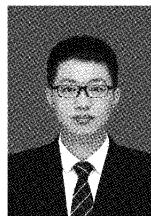
### 作者简介



闫钧华(通信作者), 1993年于南京航空航天大学获得学士学位, 2001年于南京航空航天大学获得硕士学位, 2004年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为南京航空航天大学教授, 主要研究方向为图像质量评价, 多源信息融合, 目标检测、跟踪与识别。

E-mail: yjh9758@126.com

**Yan Junhua** (Corresponding author) received her B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1993, 2001, and 2004, respectively. She is currently a professor at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. Her main research interests include image quality assessment, multi-source information fusion, target detection, tracking and recognition.



吕向阳, 2018年于南京航空航天大学获得学士学位, 现为南京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为光学遥感成像误差反演, 图像质量评价。

E-mail: lxyang1996@nuaa.edu.cn

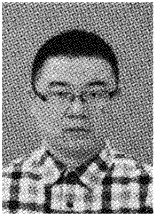
**Lyu Xiangyang** received his B. Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2018. He is currently a master student at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include error inversion of optical remote sensing imaging and image quality assessment.



时萌玮, 现为南京航空航天大学本科生, 主要研究方向为光学遥感成像误差反演, 图像质量评价。

E-mail: 2292387189@qq.com

**Shi Mengwei** is currently an undergraduate at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. Her main research interests include error inversion of optical remote sensing imaging and image quality assessment.



张寅,2009年于吉林大学获得学士学位,2011年于哈尔滨工业大学获得硕士学位,2016年于哈尔滨工业大学获得博士学位,现为南京航空航天大学讲师,主要研究方向为光电探测信息仿真与处理,光电探测场景光谱辐射特性。

E-mail: zhangyin1986@nuaa.edu.cn

**Zhang Yin** received his B. Sc. degree from Jilin University in 2009, received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Harbin Institute of Technology in 2011 and 2016, respectively. He is currently a lecturer at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include simulation and

processing of photoelectric detection information and spectral radiation characteristics of photoelectric detection scene.



马越,2015年于天津大学获得学士学位,现为南京航空航天大学硕士研究生,主要研究方向为光学遥感成像误差反演,图像质量评价。

E-mail: mayue3019@nuaa.edu.cn

**Ma Yue** received his B. Sc. degree from Tianjin University in 2015. He is currently a master student at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include error inversion of optical remote sensing imaging and image quality assessment.