

深度学习在卫星激光测距数据处理中的应用

冯凯斌^{1,2}, 汤儒峰¹, 李荣旺^{1,3*}, 李语强^{1,3}

¹中国科学院云南天文台, 云南 昆明 650216;

²中国科学院大学, 北京 100049;

³中国科学院空间目标与碎片观测重点实验室, 江苏 南京 210034

摘要 卫星激光测距是获取空间目标高精度距离的重要技术。在测量数据应用于科学研究之前, 需要对原始数据进行一系列的预处理。常用的信号提取方法主要有 Graz 自动识别、泊松滤波和人工识别等。近年来, 一些学者将深度学习技术应用到天文领域, 解决了一些问题并取得了相对理想的结果。提出了一种利用深度学习技术提取目标信号的方法, 实测数据的识别结果表明, 所提算法具有一定的可靠性、通用性和可行性。研究结果对卫星激光测距系统向智能化方向发展有积极的作用。

关键词 信号处理; 卫星激光测距; 信号提取; 深度学习; 数据处理

中图分类号 TG115.28

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0407001

Application of Deep Learning in Data Processing of Satellite Laser Ranging

Feng Kaibin^{1,2}, Tang Rufeng¹, Li Rongwang^{1,3*}, Li Yuqiang^{1,3}

¹Yunnan Observatories, Chinese Academy of Sciences, Kunming, Yunnan 650216, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

³Key Laboratory of Space Object & Debris Observation, Chinese Academy of Sciences, Nanjing, Jiangsu 210034, China

Abstract Satellite laser ranging is one of the important technical means to obtain the high-precision distance of space targets. Before the measured data is used in scientific research, a series of pre-treatments of original data are required. General methods for signal extraction include Graz automatic recognition, Poisson filtering, and manual recognition. In recent years, some scholars have adopted deep learning in the field of astronomy to solve some problems and achieved relatively satisfactory results. In this paper, a new algorithm for extracting target signals using deep learning is proposed, and the recognition results of the measured data show that this algorithm has certain reliability, versatility and feasibility. This research has a positive effect on the intelligent development of satellite laser ranging systems.

Key words signal processing; satellite laser ranging; signal extraction; deep learning; data processing

OCIS codes 070.2025; 070.5010; 100.2960; 100.4996

1 引言

卫星激光测距 (Satellite Laser Ranging, SLR) 是获取空间目标高精度距离的重要技术之一^[1]。卫

星激光测距通过测量激光从地面观测站到卫星的往返时间来获得精确的距离信息, 可用于研究卫星的轨道参数、低阶重力场、地心运动、观测站的站坐标和运动速度等^[1]。为了使测到的数据能够被应用于

收稿日期: 2020-07-27; 修回日期: 2020-08-04; 录用日期: 2020-08-13

基金项目: 国家自然科学基金(11703011, 11655001)、云南省基础研究计划重点项目(2019FA002)

* E-mail: lirw@ynao.ac.cn

地球和海洋、大气、月球与行星、相对论及航天工程等^[2-3]领域中,需要对原始数据进行高效且准确的预处理。

目前,提取卫星激光测距信号的方法主要有人工识别、Graz 回波自动识别和泊松滤波算法^[1-8]等,这些算法的通用性一般。深度学习技术通过模拟人脑的机制来建立分析学习的神经网络,进而利用多层次的分析和计算手段得到计算结果。随着高性能观测设备的使用以及观测数据的累积,天文数据已经进入了大数据时代。传统的数据处理方法难以对天文大数据进行快速、高效的分类归档和充分、有效的分析^[6]。将深度学习技术应用于卫星激光测距中,有利于提高测距系统的智能化和自动化程度。前期原始数据预处理的效率和质量对测距数据的扩展应用也是非常重要的。

本文提出了一种新的卫星激光测距信号提取方法,首先对原始数据进行分类即判断信号有无,再结合深度学习中的自编码器去噪网络和一些常规的数

据处理方法,利用神经网络去除噪声,从而提取卫星的有效回波信号。

2 基本原理

卫星激光测距是通过测量激光脉冲往返的飞行时间来得到目标的距离值^[1-10]。在测距过程中,残差数据中有大量的噪声,需要从噪声中识别信号数据。本文处理的数据对象是测距残差图像,本文中所出现的残差均为观测值与计算值的差值。以残差图像作为训练数据,通过神经网络得到去噪后的残差图,然后再还原出原始信号,实验流程图如图 1 所示。首先用原始数据生成残差图像(residual images),图像通过 VGG19-net^[11]后被分为有信号残差图(signal images)和无信号残差图(no-signal images),对有信号残差图进行自编码器去噪(autoencoders),得到无噪声的残差图像(denoising images),最后对图像进行还原,得到信号数据。

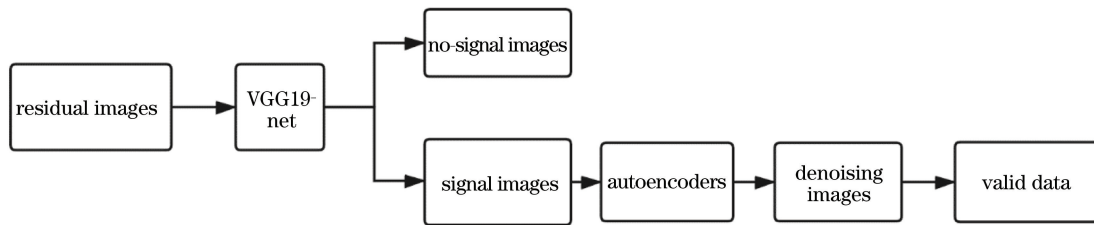


图 1 基于深度学习的激光测距数据处理的流程图

Fig. 1 Flow chart of laser ranging data processing based on deep learning

3 方法与步骤

3.1 获取原始数据

本次实验的数据来源于云南天文台自制的激光空间碎片测距系统,测试时间为 2019 年 11 月—2019 年 12 月,共计 17 d,目标为一些合作目标(带角反射器的卫星)和空间碎片等,具体的数据信息如图 2 所示。采用的超导阵列单光子探测器共有 16 个通道,实际总数据为 2336 幅残差图像,由于测距实验过程中有的通道工作状态异常,人工去除了一些不合理的数据,最终进行深度学习网络训练的数据量为 2088。

目前,卫星测距系统一般采用事件计时器作为时间测量设备。该器件将每个激光脉冲的发射时刻(主波)与接收时刻(回波)分别记录为 A、B 事件,并将回波与主波进行匹配。匹配流程:每个 B 事件的时刻与每个 A 事件的时刻相减,差值再减去此 A 事

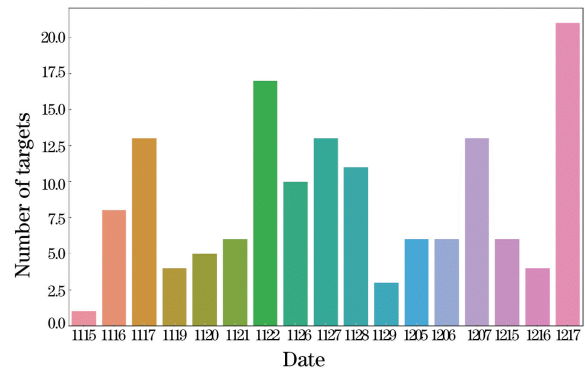


图 2 实验数据的采集日期和目标数量

Fig. 2 Collection date of experimental data and target quantity

件对应的预报距离时间,当结果小于给定的阈值 T 时,则认为匹配成功,即

$$|(b_j - a_i) - \text{pred}(a_i)| < T, \quad (1)$$

式中: a_i 为主波发射时刻; b_j 为回波接收时刻;

$\text{pred}(a_i)$ 为主波时刻对应的预报值; i 为主波的编号; j 为回波的编号。遍历(1)式中的 i, j , 满足条件的保存主波时刻和对应匹配成功的回波时刻, 将生成的测距残差图像作为训练数据。

3.2 深度神经网络

机器学习是一种挖掘大数据中潜在规律的高效方法, 深度学习是机器学习的一个重要分支。本文的任务是实现一种网络, 它能通过复杂的运算, 利用训练数据得到对应的正确标准, 并使误差尽可能最小。本文将人工识别和 Graz 自动识别算法得到的信号残差图作为训练目标, 提出了两步神经网络, 第一个网络是用来判断获得的残差图像中是否存在信号, 若存在, 再将其输入第二个网络中以去噪得到信号残差图像, 若无信号即全为噪声, 则无需去除

噪声。

3.2.1 二分类网络

本文采用经典的 VGG19 网络^[11]来提取残差图像的特征, 每个测距残差图像经过 VGG19 网络后得到由 4096 个元素组成的向量, 再连接 3 个全连接层和 dropout 层^[11-13], 最后通过 sigmoid^[11-13]输出结果。训练第一个网络的原始数据是 2088 张图片, 正样本(有信号)数量为 959, 负样本(无信号)数量为 1129。第一个网络训练的数据量及结果如表 1 所示, 其中测试数据量固定为 314, F1-score 是精准率和召回率的调和平均数, 一般认为 F1-score 的数值越大, 说明模型越好。表 1 结果说明, 采用的数据量是足够的。

表 1 不同测距残差图像数量下的深度神经网络性能

Table 1 Performance of deep neural networks under different numbers of ranging residual images

Number of images	Training accuracy / %	Test accuracy / %	F1-score
200	0.9999	0.8296	0.7731
500	0.9999	0.8471	0.8385
700	0.9999	0.8917	0.8649
1000	0.9999	0.8854	0.8636
1500	0.9999	0.8933	0.8651
1774	0.9994	0.8933	0.8615

从表 1 可以看出, 随着训练数据量从 200 增加到 1500, 该神经网络模型的 F1-score 持续增加, 但之后随着数据量的继续增加, F1-score 出现下降, 准确率也趋于稳定, 这从侧面说明了数据量是比较充足的。

3.2.2 自编码器去噪网络

测距数据经过第一个分类网络后, 当被判断为有信号时, 再通过第二个网络也就是自编码器^[13]去噪网络。自编码器是一种数据压缩算法, 其中数据的压缩和解压缩是与数据相关的, 该算法可利用数据训练样本自动学习, 一般通过神经网络实现。

3.3 主回波信号的恢复

两步神经网络得到的测距残差图像需要还原到主波和回波时刻, 本文按照图像大小比例和信号位置比例来还原时间信号。为了便于描述, 将原始残差图像记为 G_0 , 得到的图像记为 G_1 。确定 G_0 和 G_1 的大小比例系数 k : G_0 图的起始主波时刻记为 A_0 , 结束时刻记为 A_{final} , 原始残差图像的横坐标跨度为 $d_0 = A_{\text{final}} - A_0$, G_1 图的长(横轴)为 d_1 , 那么

$k = d_0 / d_1$ 。对于 G_1 中每个信号点 i' 的横坐标 $P_{i'}$ (纵坐标类似), 对应的原始主波时刻为

$$A_{i'} = A_0 + P_{i'} \times k. \quad (2)$$

此时得到的信号为粗略信号, 这意味着还原主波数据中还携带一些噪声数据, 需要通过其他统计方法继续去除图像还原之后的噪声。需要指出的是, 主波和回波已经在前面完成了匹配, 所以利用此时得到的主波信号即可获取需要的主回波信号。

4 结果与分析

4.1 实验结果

根据上述实验方案, 利用超导阵列单光子探测器对多个卫星和空间碎片的数据进行了处理。需要指出的是, 本次实验并未加入地靶数据进行标校, 所得到的结果仍需要通过多项式拟合进行进一步处理。本文只列举一些典型的例子来说明, 如图 3~5 所示, 基本包含了测距(有信号)遇到的各种情况, 包括弱噪声强信号、弱噪声弱信号、强噪声弱信号和强噪声强信号。

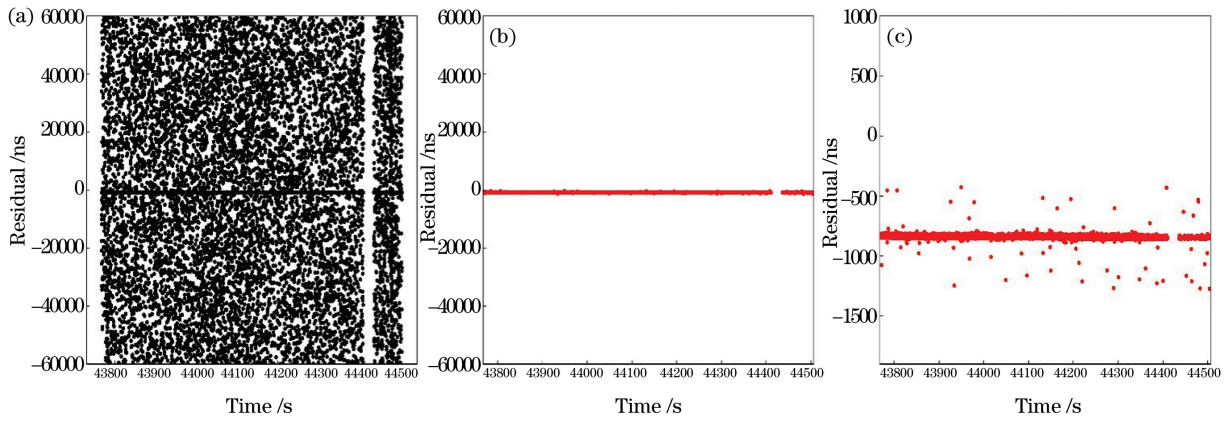


图 3 Aji Sai 激光测距卫星的结果。(a)原始数据；(b) 经本文方法处理过的结果；(c)放大的结果
 Fig. 3 Results of Aji Sai laser ranging satellite. (a) Original data; (b) result after treatment by proposed algorithm; (c) zoomed result

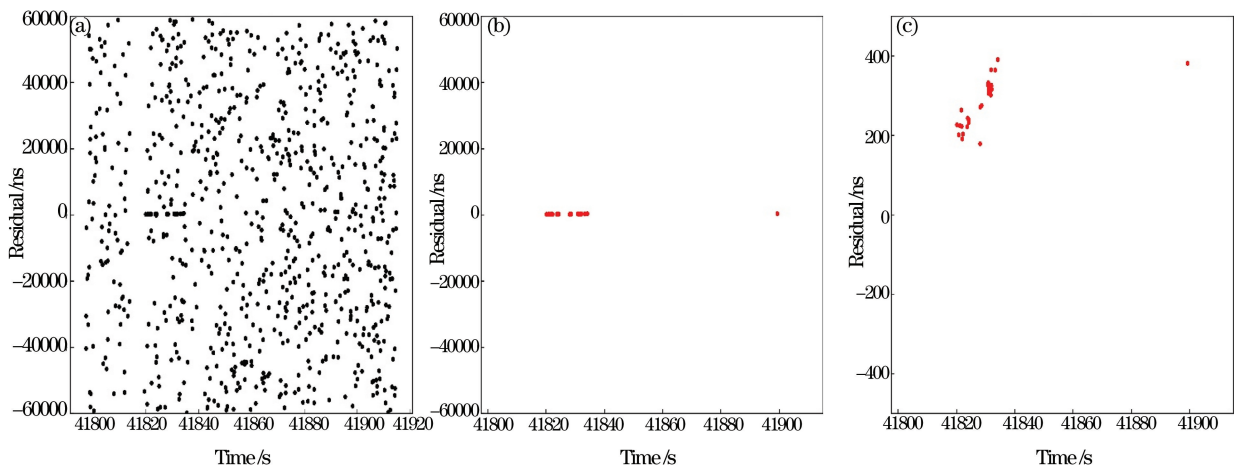


图 4 空间碎片 001575 的结果。(a)原始数据；(b) 经本文方法处理过的结果；(c)放大的结果
 Fig. 4 Results of space debris 001575. (a) Original data; (b) result after treatment by proposed algorithm; (c) zoomed result

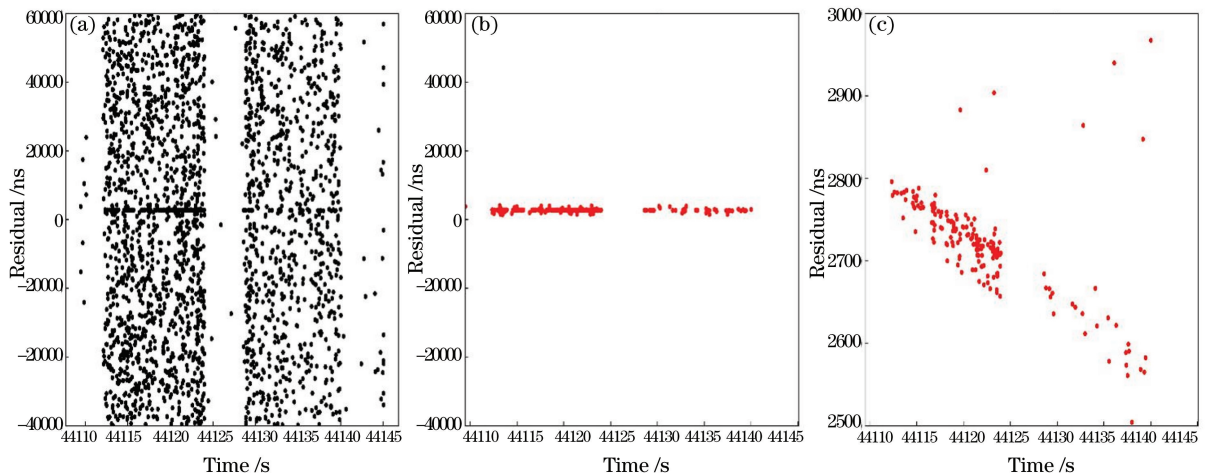


图 5 空间碎片 20580 的结果。(a)原始数据；(b) 经本文方法处理过的结果；(c)放大的结果
 Fig. 5 Results of space debris 20580. (a) Original data; (b) result after treatment by proposed algorithm; (c) zoomed result

卫星的预报数据较为准确,如图 3 所示,所以卫星的测距残差在大范围内是一条直线。空间碎片(图 4 和图 5)仅靠其表面对入射的激光束进行漫反射,返回到地面观测站的激光光子比例远比合作目标测距的小,且空间碎片的实时姿态对漫反射激光测距精度也有很大的影响^[14],加上空间碎片的预报数据是双行根数(TLE)格式,不够准确,误差较大,故激光测距残差图是斜线或曲线,这也是以后的研究内容,即预报不准条件下的测距数据处理。这些数据在使用之前需要通过拟合去除噪声,本文不作讨论。

表 2 是本文方法识别结果与 Graz 方法识别结果的对比,其中 NC number 是本文方法识别出的有效信号(数据)的个数,Graz number 是 Graz 方法得到的个数,Cross number 是两种方法所得结果中的重复个数,Cross rate 是重合率(Cross number 除以 Graz number)。可以看出,本文方法与 Graz 方法在识别信号数量上基本一致,重合率比较高。

表 2 本文方法识别结果与 Graz 方法识别结果的对比

Table 2 Recognition result comparison of proposed algorithm and Graz method

Target name	NC number	Graz number	Cross number	Cross rate / %
Ajisai	45292	45201	45073	99.72
001575	31	7	7	100
20580	216	123	100	81.30

4.2 批量对比分析

为了实现高效的深度学习,前期的训练数据需包含目标信息的各种情况,即训练数据需全面和充足,同时需考虑到目标的特殊性。本文已验证了实验数据量是足够的。为了说明本次实验结果的有效性,将本文方法得到的测距结果与经典方法 Graz 方法得到的测距结果进行比较,结果如表 3 所示,其中 Img number 是残差图的数据量,且 NC number、Graz number 和 Cross number 均为平均值。由于识别出来的数据用于生成标准点,数据量过少会影响合理性和准确性,本文选取识别点数大于 140 的数据进行比对。

表 3 批量测距结果的对比

Table 3 Comparison of batch ranging results

Image number	NC number	Graz number	Cross number	Cross rate / %
472	4368	5293	4272	89.80

通过表 3 可以看出,本文方法与 Graz 方法所得

结果的重合率超过了 89%。图 6 是 472 张测距残差图的重合率累积分布图,可以看出,大部分图片的重合率都超过了 90%,这证明了本文所提方法的有效性,即所提方法得到的数据是基本正确的。另外,Graz 自动识别方法根据不同情况调整参数,会丢失一些正确的数据,需要通过其他方法来添加这些丢失的数据。

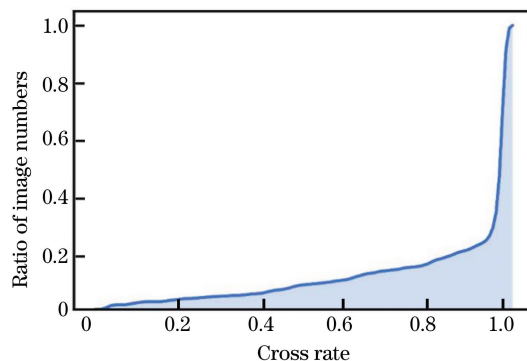


图 6 重合率的累积分布图

Fig. 6 Cumulative distribution of coincidence percentage

5 结 论

提出了一种基于深度学习的激光测距数据处理的新方法。该神经网络处理的数据对象是测距残差图像,对其进行训练以识别信号,可得到近似无噪声的残差图像,进而根据图像对应的数学关系还原出主波和回波信号。提出了两步网络,减小了训练的复杂度,加快了训练速度。相比人工识别方法,所提方法具有较高的自动化程度,有助于提高激光测距系统的智能化程度。

所提方法不需要设置额外的参数即可得到近似 Graz 方法的结果。今后对运行时间和结构进行优化,通过端到端的方法将系统进行封装,进一步减少人工操作,以期卫星激光测距系统的全自动化提供参考。

参 考 文 献

- [1] Zhang Z P, Zhang H F, Wu Z B, et al. Experiment of laser ranging to space debris based on high power solid-state laser system at 200 Hz repetition rate[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(s1): s108005. 张忠萍, 张海峰, 吴志波, 等. 基于 200 Hz 重复率高功率全固态激光器空间碎片激光测距试验[J]. 中国激光, 2014, 41(s1): s108005.
- [2] Zhang Z P, Cheng Z E, Zhang H F, et al. Global laser ranging observation of Beidou satellites and data

- application[J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(4): 0404004.
张忠萍, 程志恩, 张海峰, 等. 北斗卫星全球激光测距观测及数据应用 [J]. 中国激光, 2017, 44(4): 0404004.
- [3] Liu T, Chen H, Shen M, et al. Spinning satellite laser ranging data analysis and processing [J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(5): 0504001.
刘通, 陈浩, 沈鸣, 等. 旋转卫星激光测距数据分析与处理 [J]. 中国激光, 2017, 44(5): 0504001.
- [4] Li X, Tang R F, Li Z L, et al. Laser ranging data processing based on the analysis of the binary image [J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(12): 1208005.
李熙, 汤儒峰, 李祝莲, 等. 基于二值图像的卫星激光测距数据处理 [J]. 中国激光, 2014, 41(12): 1208005.
- [5] Deng H R, Zhang H F, Long M L, et al. 4 kHz repetition rate satellite laser ranging system and its application [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(3): 0314002.
邓华荣, 张海峰, 龙明亮, 等. 4 kHz 重复频率卫星激光测距系统及其应用 [J]. 光学学报, 2019, 39(3): 0314002.
- [6] Xu L, Yu X X, Yan Y H. Deep learning application in astronomical big data processing [J]. E-Science Technology & Application, 2018, 9(3): 49-58.
徐龙, 于学鑫, 颜毅华. 深度学习在天文大数据处理中的应用 [J]. 科研信息化技术与应用, 2018, 9(3): 49-58.
- [7] Long M L, Zhang H F, Deng H R, et al. Laser ranging for space debris using double telescopes with kilometer-level distance [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(2): 0228002.
龙明亮, 张海峰, 邓华荣, 等. 距离千米级双望远镜的空间碎片激光测距 [J]. 光学学报, 2020, 40(2): 0228002.
- [8] Kirchner G, Koidl F. Graz khz slr system: design, experiences and results [EB/OL]. (2014-10-06) [2020-06-13]. https://cddis.nasa.gov/lw14/docs/papers/adv4_gkm.pdf.
- [9] Zhao P, Zhang Y, Zhang X Y, et al. Echo online extraction for diffuse reflection laser ranging [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(10): 1028002.
赵鹏, 张艳, 张小亚, 等. 激光漫反射测距回波信号在线提取方法 [J]. 光学学报, 2015, 35(10): 1028002.
- [10] Li Y Q, Fu H L, Li R W, et al. Research and experiment of lunar laser ranging in Yunnan observatories [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(1): 0104004.
李语强, 伏红林, 李荣旺, 等. 云南天文台月球激光测距研究与实验 [J]. 中国激光, 2019, 46(1): 0104004.
- [11] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [EB/OL]. (2015-04-10) [2020-06-13]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [12] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [13] Burda Y, Grosse R, Salakhutdinov R. Importance weighted autoencoders [EB/OL]. (2016-11-07) [2020-06-13]. <https://arxiv.org/abs/1509.00519>.
- [14] Li Y Q, Li Z L, Fu H L, et al. Experimentation of diffuse reflection laser ranging of space debris [J]. Chinese Journal of Lasers, 2011, 38(9): 0908001.
李语强, 李祝莲, 伏红林, 等. 空间碎片漫反射激光测距试验 [J]. 中国激光, 2011, 38(9): 0908001.