

基于机器学习的星地量子通信成码率预测及实验验证

龚云洪^{1,2,3,4}, 付皓斌^{1,2,3}, 雍海林^{1,2,3}, 曹原^{1,2,3}, 任继刚^{1,2,3*}, 彭承志^{1,2,3}

(1. 中国科学技术大学 微尺度物质科学国家实验室和近代物理系, 安徽 合肥 230026;

2. 中国科学技术大学 中国科学院量子信息与量子科技创新研究院, 上海 201315;

3. 上海量子科学研究中心, 上海 201315;

4. 国科量子通信网络有限公司, 上海 201315)

摘要:星地量子通信已经验证了广域量子通信网络的可行性, 面对未来量子通信网络多用户的特点, 能够准确、快速预测成码率是高效利用星地量子网络资源的核心问题。提出了一种基于机器学习及恒星星像图像识别的信道预测新方法, 并将此方法应用于北京地面站的观测中。实验结果表明, 恒星星像的图像识别正确率可达88%, 并给出是否开展星地实验的建议。在建议开展星地对接的信道情况下, 预估该时段量子卫星北京地面站在仰角 39.5° 的筛选成码率约为8~9 kbit/s, 实际星地量子通信实验的筛选成码率为8.8 kbit/s。实验结果可用于合理安排多颗卫星、多个地面站的星地对接任务, 提高星地量子通信的成功率, 避免浪费卫星和地面站资源, 推动量子通信卫星组网的实用化研究。

关键词:量子通信; 恒星星像; 机器学习; 图像识别

中图分类号: O43

文献标识码: A

Prediction and experimental verification for satellite- to-ground quantum communication key rate based on machine learning

GONG Yun-Hong^{1,2,3,4}, FU Hao-Bin^{1,2,3}, YONG Hai-Lin^{1,2,3}, CAO Yuan^{1,2,3}, REN Ji-Gang^{1,2,3*}, PENG Cheng-Zhi^{1,2,3}

(1. Hefei National Laboratory for Physical Sciences at the Microscale and Department of Modern Physics, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China;

2. Shanghai Branch, CAS Center for Excellence in Quantum Information and Quantum Physics, University of Science and Technology of China, Shanghai 201315, China;

3. Shanghai Research Center for Quantum Sciences, Shanghai 201315, China;

4. CAS Quantum Network company, Shanghai 201315, China)

Abstract: Satellite-to-ground quantum key distribution (QKD) has verified the feasibility of wide-area quantum communication networks. Towards to the future multi-users of quantum communication networks, being able to accurately and quickly predict the key rate is the core issue for quantum network. This paper proposes a new channel prediction method based on machine learning and stellar image recognition, and applies this method to the observation of the Beijing ground station. The experimental results show that the stellar image recognition accuracy rate can reach 88%, and provide the suggestion on whether to carry out a QKD experiment. In the case of the recommended channel for satellite-to-ground QKD, it is estimated that the average rate of sifted key at elevation angle of 39.5° is about 8~9 kbit/s, and the measured sifted key rate is 8.8 kbit/s. The experimental results can be used to reasonably arrange satellite-to-ground QKD tasks of multiple satellites and multiple ground stations. Moreover, this work can improve the success rate of satellite-to-ground quantum communication, avoid wasting satellite and ground station resources, and promote the practi-

收稿日期: 2020-08-06, 修回日期: 2021-03-02

Received date: 2020-08-06, Revised date: 2021-03-02

基金项目: 广东省重点研发计划(2018B030328001)

Foundation items: Supported by the Key R&D Program of Guangdong province(2018B030328001)

作者简介(Biography): 龚云洪(1990—), 女, 湖北恩施人, 博士, 主要研究领域为自由空间量子通信. E-mail: gongccnu@mail.ustc.edu.cn

*通讯作者(Corresponding author): E-mail: jgren@ustc.edu.cn

cal research of satellite-based quantum communication networking.

Key words: quantum key distribution, stellar image, machine learning, image recognition

引言

由于量子通信具备理论安全性,其在过去的几十年中取得了长足的发展。为了建立覆盖全球的量子通信网络,基于自由空间的量子通信技术手段是高效的方式。在水平自由空间链路的量子通信方面,标志性的实验进展已验证了其有效性,十公里和百公里级自由空间量子通信相继被验证了可行性^[1-3],自由空间信道的高损耗和复杂湍流问题已被克服^[4-6],多个研究小组完成了十公里和百公里级量子隐形传态和纠缠分发实验^[7-9]。2017年,基于卫星的星地量子通信实验已经实现,潘建伟课题组先后完成了星地量子密钥分发实验^[10]、地星量子隐形传态实验^[11]及基于卫星的千公里级纠缠分发实验^[12]。2018年,潘建伟课题组完成了北京和维也纳的加密视频通话^[13],初步显示了星地量子通信的应用价值。国际上表现了对量子通信星地网络的关注,多个国家均在开展量子通信卫星的研究。英国、新加坡、意大利、德国、荷兰、瑞士、奥地利等国家的课题组计划联合研制6U大小的量子通信立方星载荷,利用国际空间站实现星地量子通信^[14]。新加坡计划2021年发射一颗小型量子通信卫星,利用高度集成化的纠缠光源实现覆盖全球的量子密钥分发网络^[15]。奥地利、法国等也在开展立方星用于量子通信的研究^[16],计划采用3U大小的立方星及商业级卫星零部件实现星地量子通信。国内多个研究机构已投入量子卫星及地面量子网络的研究,例如中国科学技术大学、中国科学院上海技术物理所等机构。

现阶段,星地量子通信实验前,需利用单光子探测器测量地面站接收恒星的光子数来判断星地效率,操作比较复杂。星地效率由大气效率、望远镜光学效率、探测效率构成,逐步分析各个效率花费时间较长。并且,随着星地量子网络组网规模越来越多,卫星和地面站数量越来越多,采用人工方式分析效率或人工分辨光斑质量较困难,依赖于地面站操作人员的经验水平,难以统一分辨标准。量子通信实用化网络面临多用户的情况,多个用户申请对接时,由于星地实验受天气影响较大,需及时、准确地判断哪个用户适合开展星地对接,对时效

性、便捷程度提出了较高要求。实用化用户一般不具备专业的光学知识,现有方法判断星地链路情况不适用于实用化用户操作,需要提出一种新的快速判断星地信道质量的方法。

近年来,机器学习取得了极大的进展,在生物医药、虚拟助手、交通预测、图像识别等领域获得了应用^[17-19]。借鉴机器学习技术在其他领域的成功应用案例^[20],本文提出将机器学习方法应用到星地量子通信中,观测恒星星像并利用图像识别技术,判断星地链路是否可以开展星地量子通信。图像识别正确率是恒星星像识别的重要指标,要求合理对图像的特征进行选取,并设计合适的分类器,实现较高正确率的图像识别功能。实验中依据观测恒星的星地链路效率将信道分为6类。图像识别技术可以让计算机程序代替人类去处理恒星光斑信息,减轻人员的负担,更高效地对星地量子密钥分发系统的任务调度作出合理判断。开展实用化的量子通信卫星组网时,卫星数量众多、各个复杂环境下的地面站数量众多,需及时判断星地信道情况并规划星地量子通信任务。本实验使用了不同的机器学习算法,并对比了不同算法下光斑识别的正确率。实验结果表明利用支持向量机算法,能够较高正确率识别光斑,正确率达到88%。光斑识别和信道质量预测可通过筛选地面站,提高星地对接成功概率,获得较高的量子密钥分发成码量。

1 恒星星像采集实验装置

1.1 实验装置

利用卫星开展星地量子通信时,量子卫星作为发射端,发射用于量子密钥分发的信号光光子;地面站作为接收端,接收并探测信号光光子。由于量子卫星和地面站之间存在大气干扰,信道受云雾、大气湍流等因素的影响,需要挑选适合的时间段开展星地对接。为了评估大气信道质量,可以利用地面站观测恒星,通过地面站收到的光子数判断星地信道情况。如图1所示,北极星是夜空中能看到的亮度和位置较稳定的恒星,实验选取观测北极星来判断星地量子通信的信道质量。

为了针对恒星光斑开展图像识别,首先需要采集恒星的光斑图像。在北京市区建设了量子卫星

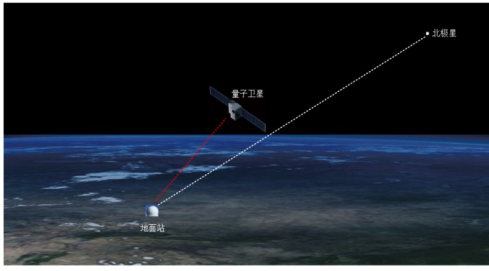


图1 星地量子通信示意图

Fig. 1 Schematic diagram of satellite-to-ground quantum communication

地面站,具备恒星观测功能和光子探测功能。地面站由四只镜筒组合而成,两只镜筒负责接收量子卫星发射的H/V偏振的光子,另两只镜筒负责接收量子卫星发射的+/-偏振的光子,每一只镜筒的光路如图2所示。望远镜筒接收恒星或者卫星发射的光束;电调镜可调节光束方向确保光子进入相机和单光子探测器,并位于中心位置以提高接收效率;分光镜使光束一分为二,一路进入相机以观测光斑,另一路进入单光子探测器以获得计数。实验中恒星光斑由相机记录,地面站收到的光子计数之和由单光子探测器记录。偏振分光镜将不同偏振的光子分为两路,分别进入单光子探测器,H/V/+/-四种偏振态的量子通信信号光子分别进入四路单光子探测器。为了过滤掉杂散光,防止量子通信时的噪声过大,光路中采用的滤波片为1 nm带宽。

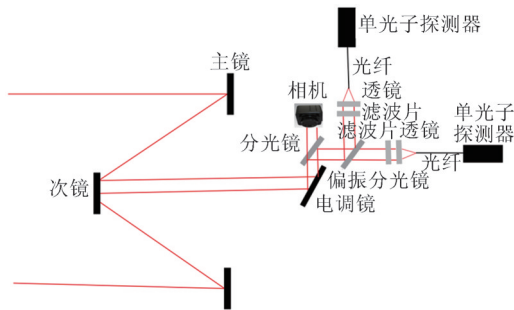


图2 望远镜光路图

Fig. 2 Telescope light path diagram

1.2 恒星星像

地面站的接收面积为 0.25 m^2 ,采用的滤波带宽为1 nm,该口径下0等星发射的光子数为 $11 \text{ MHz}^{[21]}$ 。北极星的星等为1.22,北极星发射的光子数为 3.6 MHz 。实验中可根据测得探测器的计数和已知恒星的发光强度,得到恒星到探测器的全链路接收效率。实验中根据地面站对北极星的全链路接收效率,

将恒星光斑分为6类,接收效率分别为小于1%,1%~2%,2%~4%,4%~5%,5%~6%,6%~7%。第1类为在星地链路较差的情况下,采集到的光斑图像样例如图3(a)所示;第二类采集到的光斑图像样例如图3(b)所示;第三类采集到的光斑图像样例如图3(c)所示;第四类采集到的光斑图像样例如图3(d)所示;第五类采集到的光斑图像样例如图3(e)所示;第六类采集到的光斑图像样例如图3(f)所示。为了后续针对恒星光斑开展图像识别分析,实验中共采集了1 600张光斑。

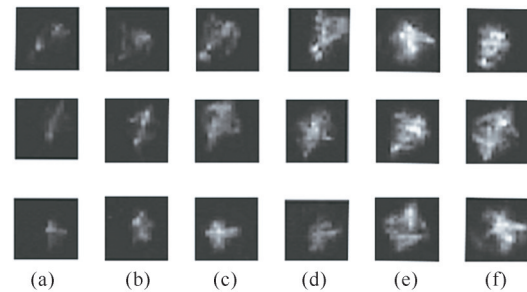


图3 不同大气环境下的恒星星像 (a)接收效率小于1%, (b)接收效率1%~2%, (c)接收效率2%~3%, (d)接收效率4%~5%, (e)接收效率5%~6%; (f)接收效率6%~7%

Fig. 3 Stellar images in different atmospheric environments by different receiving efficiency (a)<1%, (b)1%~2%, (c)2%~3%, (d)4%~5%, (e)5%~6%, (b)6%~7%

2 图像识别建模

2.1 实验流程

基于机器学习的图像分类技术应用在星地信道质量预测,判断是否适合开展星地对接,流程如图4所示,步骤如下:

(1)地面站观测恒星光斑数据,获取恒星光斑数据是图像识别的基础。地面站获得的恒星图像,具备图像灰度特征,这些特征可以区分图像之间的区别。

(2)恒星光斑分类,地面站同时可测得四路探测器的计数和,可根据计数的大小对恒星光斑进行分类。在本实验中,将恒星光斑分为6类。

(3)剪裁恒星光斑图像,这个过程是对图像进行预处理操作,提取恒星光斑的特征和重要信息,并对恒星光斑打标签。

(4)建立图像识别模型,采用某种机器学习算法建立恒星光斑识别模型,开展图像识别模型设计与分类决策。

(5)对待测试的恒星光斑进行分类并验证正

确率。

(6)根据恒星光斑的图像识别结果,预测星地信道质量,评估是否具备开展星地量子通信的链路条件,结束流程。

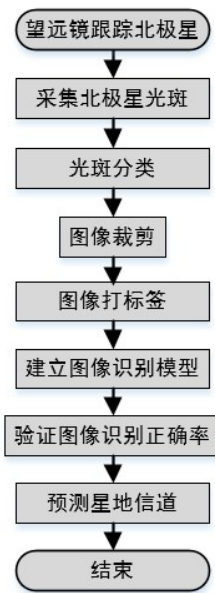


图4 分析流程
Fig. 4 Analysis process

2.2 图像识别模型

量子卫星地面站观测到恒星光斑后,为了把恒星星像和星地成码率建立对应关系,需要基于机器学习方法建模,实现恒星光斑识别分类和成码预测。在对恒星光斑图像识别的模型中,可分为三个阶段,如图5所示。(a)为恒星光斑预处理阶段,将采

集到的恒星光斑剪裁,并标注标签分类,随后提取图像的灰度特征。在获得这些预处理之后的图像后,随机选取90%图像作为训练集,10%图像作为测试集。(b)为学习阶段,学习阶段的实质是一个信息存储过程,将训练集光斑的信息按照规律进行分类,完成恒星光斑图像识别的建模工作,实验选取了四种成熟的机器学习算法,包含K最邻近算法(KNN)^[22]、随机森林算法(RF)^[23]、朴素贝叶斯模型(NBM)^[24]、支持向量机(SVM)^[25],通过对比分析选取最优算法。(c)为实现阶段,计算机程序在预测恒星光斑测试集的过程中,能够根据之前学习阶段的特征,将测试集的恒星光斑图像与(b)中的模型进行匹配。在实现阶段,如果计算机程序能够按照既定的规律对恒星光斑的图像进行分类匹配,则表明恒星光斑图像可以被成功识别。验证各个算法的恒星光斑识别正确率后,选取正确率最高的模型,获得恒星光斑识别最优模型,即为星地量子通信信道预测最优模型。

针对量子卫星地面站观测到的恒星光斑分类,为了获得较高的识别成功率,实验中采用了四种机器学习算法对光斑进行了分类识别,包含K最邻近算法(KNN)、随机森林算法(RF)、朴素贝叶斯模型(NBM)、支持向量机(SVM)。利用KNN算法开展恒星光斑分类的基本思想是:给定一个训练的恒星光斑数据集,对新的输入恒星光斑,选定一个适当的距离机制,在恒星光斑训练集中找到与该待分类的光斑最邻近的K个实例,这些K个实例的多数属于某类,则把该光斑分类到此类中。随机森林的核心是决策树,基于随机选取的恒星光斑样本生成大量随机决策树,大量决策树组成随机决策森林,每棵

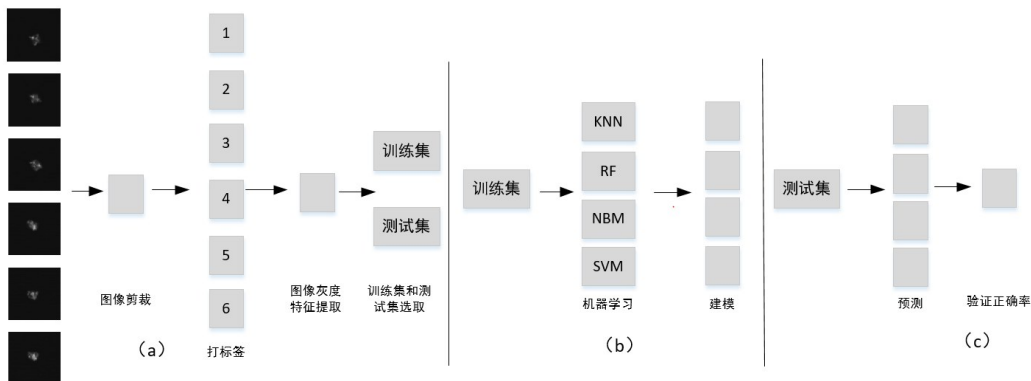


图5 图像识别建模
Fig. 5 Image recognition modeling

树根据待分类的恒星光斑给出一个分类结果,汇总森林里重复度最高的决策树的结果。采用朴素贝叶斯模型针对恒星光斑分类,其基础是采用概率论中的贝叶斯定理,输出恒星光斑样本对象所属概率最高的类别。支持向量机将恒星光斑分为两个系列的二类分类问题,用决策规则将这些二类分类组合在一起获得分类结果。

3 实验结果

3.1 正确率

实验采用四种算法建立图像识别模型,在KNN中,k值取值为4;在RF方法中,决策树的个数为5;在NBM中,通过返回概率来判断分类;在SVM中,核函数类型选择高斯核函数。各个算法实验20次的平均正确率结果如图6所示,在四种算法中,SVM的正确率最高,为88%。在判断星地链路是否适合开展星地对接实验时,选取支持向量机算法作为预测方法。

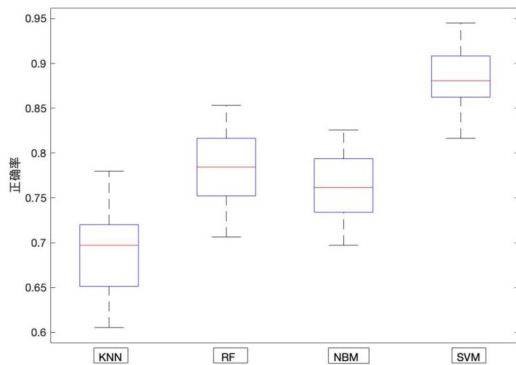


图6 不同算法的图像识别正确率

Fig. 6 Image recognition accuracy of different algorithms

3.2 星地量子通信成码预测

实验中将星地量子信道共分为6类,前3类由于信道衰减过大,不建议开展星地对接实验;后三类为建议安排星地对接实验的情况。根据“墨子号”量子卫星的参数可知,其在北极星所处 39.5° 仰角时的星地链路距离约为700 km,发散角约为10 urad,则光斑大小约为 38.5 m^2 。望远镜的接收口径面积约为 0.25 m^2 ,则几何衰减约为0.6%。“墨子号”量子卫星的发射频率为100 MHz,信号态、诱骗态、真空态光子数分别为0.8、0.1、0,发光概率分别为0.5、0.25、0.25。当观测到的恒星星像为4、5、6三类星像时,预估量子卫星星地链路衰减和筛选码率

如表1所示。

表1 星地链路衰减和筛选码率

Table 1 Satellite-to-ground link attenuation and sifted key rate

分类	总衰减(dB)	筛选码率(kbit/s)
4	-36~-35	5~7
5	-35~-34	7~8
6	-34~-33	8~9

在“墨子号”量子卫星过境前,随机选取的50张北极星的星像,通过图像识别分析,47张图像类别为6。恒星星像94%概率属于第6类,如图7所示,故判断本时段适合开展星地量子通信实验。

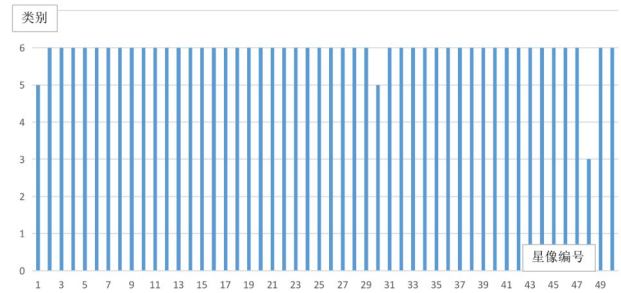


图7 预测结果

Fig. 7 Forecast result

根据分类预测,筛选码率在北极星所处仰角时约为8~9 kbit/s,实际星地对接实验在该仰角获得的筛选码率为8.8 kbit/s,符合预期结果。

4 结论

通过机器学习方法,首次实现了基于恒星星像的星地量子通信信道预测,通过恒星星像可判断地面站所处地理位置是否适合开展星地量子密钥分发实验。该实验结果可用于多颗卫星、多个地面站规划星地对接任务,提高星地量子通信的实用性。采用机器学习方法识别恒星星像为量子通信卫星组网实用化奠定了基础,可以准确、快速地分析复杂环境下星地量子通信的可行性,促进星地量子通信网络的实用化研究。在下一步工作中,将根据星地量子通信系统的实际情况,优化图像识别算法,提高恒星星像的识别正确率,优化图像识别模型及提高星地量子通信预测结果的精确度。

References:

- [1] PENG C Z, YANG T, BAO X H, *et al.* Experimental free-space distribution of entangled photon pairs over 13 km: to-

- wards satellite-based global quantum communication [J]. *Physical review letters*, 2005, **94**(15): 150501.
- [2] URSIN R, TIEFENBACHER F, SCHMITT-MANDERBACH T, *et al.* Entanglement-based quantum communication over 144 km [J]. *Nature physics*, 2007, (7): 481-486.
- [3] SCHEIDL T, URSIN R, FEDRIZZI A, *et al.* Feasibility of 300 km quantum key distribution with entangled states [J]. *New Journal of Physics*, 2009, **11**(8): 085002.
- [4] FEDRIZZI A, URSIN R, HERBST T, *et al.* High-fidelity transmission of entanglement over a high-loss free-space channel [J]. *Nature Physics*, 2009, **5**(6): 389-392.
- [5] CAPRARO I, TOMAELLO A, DALL'ARCHE A, *et al.* Impact of turbulence in long range quantum and classical communications [J]. *Physical review letters*, 2012, **109**(20): 200502.
- [6] PEUNTINGER C, HEIM B, MÜLLER C R, *et al.* Distribution of squeezed states through an atmospheric channel [J]. *Physical review letters*, 2014, **113**(6): 060502.
- [7] YIN J, REN J G, LU H, *et al.* Quantum teleportation and entanglement distribution over 100-kilometre free-space channels [J]. *Nature*, 2012, **488**(7410): 185-188.
- [8] MA X S, HERBST T, SCHEIDL T, *et al.* Quantum teleportation over 143 kilometres using active feed-forward [J]. *Nature*, 2012, **489**(7415): 269-273.
- [9] CAO Y, LIANG H, YIN J, *et al.* Entanglement-based quantum key distribution with biased basis choice via free space [J]. *Optics express*, 2013, **21**(22): 27260-27268.
- [10] LIAO S K, CAI W Q, LIU W Y, *et al.* Satellite-to-ground quantum key distribution [J]. *Nature*, 2017, **549**(7670): 43-47.
- [11] REN J G, XU P, YONG H L, *et al.* Ground-to-satellite quantum teleportation [J]. *Nature*, 2017, **549**(7670): 70-73.
- [12] YIN J, CAO Y, LI Y H, *et al.* Satellite-based entanglement distribution over 1200 kilometers [J]. *Science*, 2017, **356**(6343): 1140-1144.
- [13] LIAO S K, CAI W Q, HANDSTEINER J, *et al.* Satellite-relayed intercontinental quantum network [J]. *Physical review letters*, 2018, **120**(3): 030501.
- [14] OI D K L, LING A, VALLONE G, *et al.* CubeSat quantum communications mission [J]. *EPJ Quantum Technology*, 2017, **4**(1): 6.
- [15] GRIEVE J A, BEDINGTON R, TANG Z, *et al.* SpooQy-Sats: CubeSats to demonstrate quantum key distribution technologies [J]. *Acta Astronautica*, 2018, **151**: 103-106.
- [16] NEUMANN S P, JOSHI S K, FINK M, *et al.* Q³Sat: quantum communications uplink to a 3U CubeSat—feasibility & design [J]. *EPJ Quantum Technology*, 2018, **5**(1): 4.
- [17] ZONG W, HUANG G B. Face recognition based on extreme learning machine [J]. *Neurocomputing*, 2011, **74**(16): 2541-2551.
- [18] ERICKSON B J, KORFIATIS P, AKKUS Z, *et al.* Machine learning for medical imaging [J]. *Radiographics*, 2017, **37**(2): 505-515.
- [19] ZOPH B, VASUDEVAN V, SHLENS J, *et al.* Learning transferable architectures for scalable image recognition [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018: 8697-8710.
- [20] BISHOP C M. Pattern recognition and machine learning [M]. springer, 2006.
- [21] WIRTH G. Astronomical magnitude systems [J]. *Dept. of Physics and Astronomy, University of Toronto*, 2012.
- [22] GUO G, WANG H, BELL D, *et al.* KNN model-based approach in classification [C]//OTM Confederated International Conferences" On the Move to Meaningful Internet Systems". Springer, Berlin, Heidelberg, 2003: 986-996.
- [23] LIAW A, WIENER M. Classification and regression by randomForest [J]. *R news*, 2002, **2**(3): 18-22.
- [24] LANGLEY P, SAGE S. Induction of selective Bayesian classifiers [M]//Uncertainty Proceedings 1994. Morgan Kaufmann, 1994: 399-406.
- [25] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers [J]. *Neural processing letters*, 1999, **9**(3): 293-300.