基于深度学习的月球南极连续光照区智能提取方法

陈 杨[1,2,3]，魏广飞[2,3,4]，张 浩[1]，陆剑峰[1]，苗清亮[2,3]

（1. 同济大学 电子与信息工程学院，上海 201804；2. 深空探测全国重点实验室，合肥 230026；3. 深空探测实验室，合肥 230026；4. 中国科学院 地球化学研究所，贵阳 550081）

摘 要：以位于沙克尔顿（Shackleton）和德格拉什（de Gerlache）陨石坑之间连接脊为研究区域，基于2026年11月1日－2027年2月28日实时光照仿真数据，构建了光照数据集模型和空间分辨率20 m/pixel、时间分辨率1 h的动态光照数据集。提出了连续3 d光照友好区智能提取深度学习模型，改进甚深卷积（Visual Geometry Group，VGG）网络提取单一时刻光照友好区域，利用双向门控循环单元网络提取光照时序特征，使用一致性时间注意力和空间注意力机制实现对时空光照关键特征的识别和捕捉，构建输出头网络得到连续3 d光照友好区域。进一步基于输出的连续光照区域和8方向巡视器导航模型改进太阳同步A*路径规划算法。仿真实验结果表明，提出的模型在20 m/pixel空间分辨率动态光照数据集可准确识别和检测连续3 d光照友好区域，实现巡视器在光照充足区域内的高效路径规划。

关键词：月球极区；动态光照；深度学习；时空注意力机制；路径规划

中图分类号：V11 **文献标识码：**A **文章编号：**2096-9287(2025)06-0639-13

DOI:10.3724/j.issn.2096-9287.2025.20250044

引用格式：陈杨，魏广飞，张浩，等. 基于深度学习的月球南极连续光照区智能提取方法[J]. 深空探测学报（中英文），2025，12（6）：639-651.

Reference format: CHEN Y，WEI G F，ZHANG H，et al. Intelligent identification of continuously illuminated regions at lunar south pole based on deep learning[J]. Journal of Deep Space Exploration，2025，12（6）：639-651.

引 言

月球自转轴与黄道平面接近垂直，导致极区光照环境表现出复杂的动态变化，部分低洼和撞击坑区域形成了永久阴影区。温度低于110 K的永久阴影区一般称为“冷阱”，是保存水和挥发分的理想场所，对研究月球及太阳系早期演化历史具有重要的科学价值，也是开展原位资源利用、构建月面长期探测的重要区域，已逐渐成为世界航天大国开展无人[1-4]、有人[5-6]探测以及进行月球基地建设[7-8]的热点区域。中国计划于2026年前后发射“嫦娥七号”，将在月球南极地区开展巡视、飞跃等模式就位探测[9]。

月球极区地形起伏剧烈且光照分布高度不均，为确保巡视器能源供给与视觉导航稳定，路径规划必须同时考虑地形约束与光照条件。这不仅要求探测器移动路径需满足坡度等非时变空间环境因素约束，还要在时变光照因素下获取持续性光照[10-11]。利用已获取高精度高分辨率地形数据，结合行星历表进行实时光照仿真并开展巡视器全局路径规划，是应对复杂月面环境和最大程度利用太阳能的重要手段[12]。已有极区动态光照观测和数值仿真研究表明[12-15]，有效预测实时光照条件是开展着陆区选址的重要前提，而如何实现动态光照条件下连续光照区域的高效检测并开展路径规划是提高太阳能高效利用和延长探测任务寿命等能力的关键。

甚深卷积（Visual Geometry Group，VGG）网络通过增加卷积神经网络深度和使用小卷积核提升了大规模图像分类和目标识别检测[16-18]，并通过结合注意力机制[19-20]进行撞击坑[21]、石块[22-23]、着陆导航[24]等静态时空环境场景研究。长短期记忆（Long Short-Term Memory，LSTM）网络或门控循环单元（Gated Recurrent Unit，GRU）利用门机制处理时序性数据的目标识别和检测[25]。GRU通常适应于具有较小数据序列的场景，如太阳磁力图生成[26]和月球探测自主着陆[27]等。文献[28]结合VGG与LSTM实现了月面撞击坑识别与探测器的着陆导航。文献[29]构建了月球南极研究区域动态光照数据集，对时间切片和时间融合光照数据构建太阳同步双模U-Net神经网络3STU-Net并开展了路径规划研究，但其数据管道模型复杂。文献[30]采用时

收稿日期：2025-06-11 修回日期：2025-10-28

基金项目：黔科合基础-ZK[2023]一般476；国家重点研发计划资助（2022YFF0711400）；国家自然科学基金（42473053）；安徽省自然科学基金（2408085Y021）

变和非时变数据结合方式，基于A*代价函数修订开展动态环境路径规划研究，文献[31]采用深度强化学习方法针对动态时空数据开展路径规划研究。综上所述，现有研究尚未关注到月球南极动态光照环境下连续光照数据处理方法与相关太阳同步路径规划研究。

本文建立了一种基于深度学习的月球南极连续光照区智能提取方法：首先对位于沙克尔顿（Shackleton）和德格拉什（de Gerlache）陨石撞击坑之间的连接脊区域进行实时光照仿真，建立光照数据集模型并构建数据集；其次构建连续光照友好区智能提取深度学习模型，利用一致性注意力机制改进VGG和GRU算法，实现研究区内连续3日光照友好区像素级的智能检测和提取。基于连续光照区域和8方向巡视器导航模型开展了太阳同步A*路径规划算法改进和仿真实验验证。

1 模型与算法

1.1 月球南极光照数据集构建模型

将太阳视作圆盘并考虑天际线对太阳的遮挡情况，基于覆盖研究区域的高空间分辨率数字高程模型（Digital Elevation Model，DEM）数据，利用地平线法计算任意位置0～360°内的最大地形遮挡角[13,15]，结合行星历表计算任意位置太阳高度角和方位角。在考虑太阳为面光源情况下计算研究区域像元实时太阳圆盘可见分数（f_t），范围（0，1）[11,29]，即，

- $f_t = 0$：太阳圆盘完全被地形遮挡；
- $f_t = 1$：太阳圆盘完全可见；
- $0 < f_t < 1$：部分太阳圆盘可见。

本文对于“光照友好”定义为若某观测点像元或栅格在时刻t太阳圆盘可见分数$f_t > 0.75$，则该像元或栅格为t时刻的光照友好点。由光照友好点组成的区域为连续光照友好区。

设研究区域S包含n个栅格，则t_k时刻太阳圆盘可见分数数据集F_{svf}定义为

$$F_{\mathrm{svf}} = \{f_{i,t_k}\} \quad i \in [1,n]; k \in \mathbb{N} \tag{1}$$

其中：f_{i,t_k}为第i个栅格在t_k时刻太阳圆盘的可见分数，$\mathbb{N}$为自然数集。

通过与图像信息建立映射关系，可获得光照数据集I_{svf}，即

$$I_{\mathrm{svf}} = \{255 \cdot f_{i,t_k}\} \quad i \in [1,n]; k \in \mathbb{N} \tag{2}$$

对于连续3 d时序光照数据序列A的数据集I_A，可表示为

$$I_A = \left\{255 \cdot f_{i,t_k}\right\} \quad i \in \left[1, \frac{S}{M^2}\right]; k \in \left[1, \frac{D}{T}\right] \tag{3}$$

其中：S为研究区域面积；M为空间分辨率；D为3 d总时长；T为时间分辨率；D与T的时间尺度保持一致。

1.2 连续光照友好区智能提取模型

本文所提方法是包含一种基于深度学习的连续3 d（即72 h）光照友好区域智能提取模型，如图1所示。以VGG-16[17]网络为基础构建改进太阳同步时空VGG模块（Sun-synchronous SpatioTemporal VGG，SST-VGG），对连续72 h光照序列A的每小时光照数据进行预处理和光照友好特征提取，输出的特征数据堆叠成一组新特征序列。该特征序列被逐个展平后进入双向门控循环单元（Bidirectional Gated Recurrent Unit，BiGRU）模块进行光照时序特征提取，输出的结果进入时空注意力（SpatioTemporal Attention，ST-Attention）模块处理。在ST-Attention模块中，通过时空注意力信息与新特征图序列融合使得关键时空特征信息得以捕捉并输出聚合特征图。最后，通过上采样输出头模块（见图1中Head），对聚合特征数据进行上采样、降通道和边缘填充等操作输出目标数据。模型整体计算流如图2所示，其中编码器部分包含SST-VGG、BiGRU和ST-Attention3个模块部分，解码器为Head模块。

1）太阳同步时空VGG（SST-VGG）

该模块通过SST-VGG网络循环操作，实现对输入光照数据序列的遍历，完成每小时光照空间特征的提取和特征图堆叠。该网络总参数量约910万，包含10个卷积层和4个池化层，输入数据尺寸改造为单通道65 × 65以匹配本研究所采用数据尺寸，其与VGG-16的对比结果如表1所示。

表1 SST-VGG与VGG-16对比

Table 1 Comparison between SST-VGG and VGG-16

对比项	SST-VGG	SST-VGG
输入尺寸	65 × 65 × 1	224 × 224 × 3
总层数（含池化）	14层	21层
层数构成	10卷积 + 4池化	13卷积 + 5池化 + 3全连接
总参数量/M	约9.1	约134.28[32]
最大通道数	512	512
下采样次数	5	5
卷积核大小	3 × 3	3 × 3
特征图最终尺寸	4 × 4	7 × 7
FLOPs/M	约307	约15 500[32]

通过表1可知，SST-VGG网络具有更小输入尺寸、更少参数和计算需求，因此相比VGG-16网络具有更高的计算效率和更低资源消耗，适合更小尺寸的单通道光照数据处理。SST-VGG输出512通道4 × 4特征图，并将连续72 h光照数据堆叠成时序光照特征图序列。

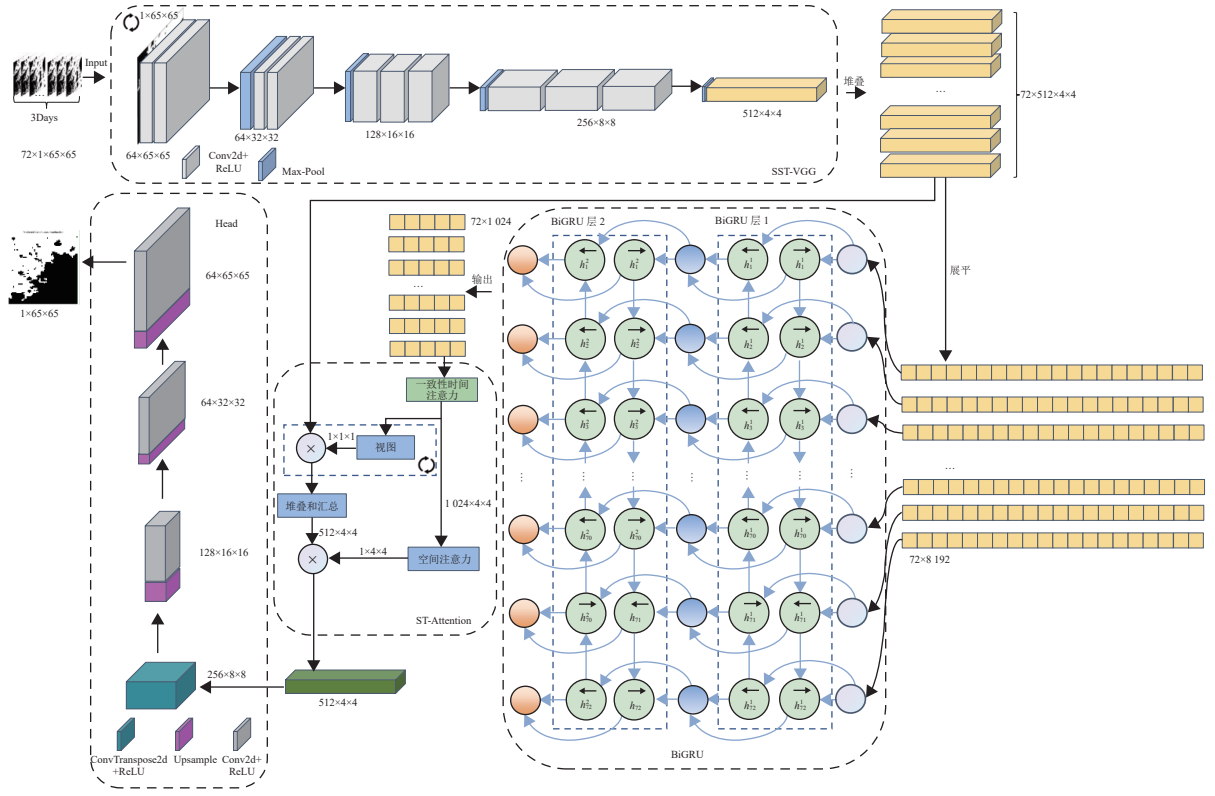


图 1　动态连续光照友好区域提取模型

Fig. 1　Dynamic extraction model for continuous sunlight-favorable regions

图 2　动态连续光照友好区域提取模型计算流

Fig. 2　Computational pipeline for dynamic extraction modelling of continuous sunlight-favorable regions

2）双向GRU（BiGRU）

BiGRU将GRU单元扩展成为用于处理正向和反向序列信息的两层GRU结构，用于进一步捕捉序列上下文信息关联性[33]，如图3所示。

在送入双向GRU模块处理之前，每小时光照512通道4 × 4特征图展平为8 192维一维特征向量并堆叠成新的特征图序列，最后模块堆叠输出72个1 024维时序光照特征向量序列。该模块由两层双向GRU网络构成，每层网络核心组件为由两个时序方向相反GRU构成的子单元：第1个正向GRU从正向次序处理数据输出512维隐藏数据$\overrightarrow{\boldsymbol{h}_t}$，反向GRU从反向次序处理输出512维隐藏数据$\overleftarrow{\boldsymbol{h}_t}$，最终进行拼接输出1 024维度数据$\boldsymbol{h}_t = \mathrm{Concat}(\overrightarrow{\boldsymbol{h}_t}, \overleftarrow{\boldsymbol{h}_t})$，Concat为拼接操作。

单个8 192维特征图数据首先进入正向GRU处理，通过重置门、更新门、候选状态和隐藏状态控制光照信息的流动与遗忘：重置门控制剔除多少历史光照特征信息，$\overrightarrow{\boldsymbol{r}_t} = \delta(\boldsymbol{W}_{i\to r}\boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{W}_{h\to r}\overrightarrow{\boldsymbol{h}_{t-1}} + \boldsymbol{b}_r)$，$\overrightarrow{\boldsymbol{r}_t}$为重置门值，$\boldsymbol{x}_t$为输入值，$\overrightarrow{\boldsymbol{h}_{t-1}}$为正向次序上一时刻隐藏的历史信息，$\boldsymbol{W}_{i\to r}$为输入到重置门的权重矩阵，将输入光照特征映射到重置门，$\boldsymbol{W}_{h\to r}$为隐藏历史光照信息到重置门的权重矩阵，将历史隐藏状态光照特征信息映射到重置门，$\boldsymbol{b}_r$为重置门偏置项，以调节重置门激活阈值，δ为Sigmoid 激活函数，输出0表示$\overrightarrow{\boldsymbol{h}_{t-1}}$保留的历史信息完全被忽略，输出1表示完全被保留；更新门主要是控制输入新光照特征信息与历史光照特征信息的融合比例，$\overrightarrow{\boldsymbol{z}_t} = \delta(\boldsymbol{W}_{i\to z}\boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{W}_{h\to z}\overrightarrow{\boldsymbol{h}_{t-1}} + \boldsymbol{b}_z)$，$\overrightarrow{\boldsymbol{z}_t}$为更新门值，$\boldsymbol{W}_{i\to z}$为输入到更新门的权重矩阵，将输入光照特征映射到更新门，$\boldsymbol{W}_{h\to z}$为隐藏信息到更新门权重矩阵，将历史隐藏状态光照特征信息映射到更新门，$\overrightarrow{\boldsymbol{z}_t}$的取值在0～1之间，0表示完全保留$\overrightarrow{\boldsymbol{h}_{t-1}}$的历史光照信息，1则表示完全保留新光照信息；候选状态基于当前输入光照信息和筛选后历史光照信息生成临时隐藏状态，$\overrightarrow{\tilde{\boldsymbol{h}}_t} = \tanh(\boldsymbol{W}_{i\to\tilde{h}}\boldsymbol{x}_t + \overrightarrow{\boldsymbol{r}_t} \odot (\boldsymbol{W}_{h\to\tilde{h}}\overrightarrow{\boldsymbol{h}_{t-1}} + \boldsymbol{b}_{\tilde{h}}))$，$\overrightarrow{\tilde{\boldsymbol{h}}_t}$为候选状态值，$\boldsymbol{W}_{i\to\tilde{h}}$为输入到候选状态的权重矩阵，将输入光照特征

映射到候选状态，$\boldsymbol{W}_{h\to\tilde{h}}$为隐藏光照特征信息到候选状态的权重矩阵，将历史隐藏状态光照特征信息映射到候选状态，tanh为双曲正切激活函数，其绝对值越接近1则表示当前的信息越关键；隐藏状态为当前时刻光照特征数据GRU处理的最终输出，将有用历史光照信息和当前时刻有效输入光照信息进行融合后输出并传递到下一时刻进行处理，$\overrightarrow{\boldsymbol{h}_t}=\overrightarrow{z_t}\odot\overrightarrow{\tilde{\boldsymbol{h}}_t}+(1-\overrightarrow{z_t})\odot\overrightarrow{\boldsymbol{h}_{t-1}}$，$\overrightarrow{\boldsymbol{h}_t}$为512维隐藏状态值。同一8 192维光照特征图数据同时被送入反向GRU处理，输出512维度$\overleftarrow{\boldsymbol{h}_t}$，并最终拼接输出1 024维$\boldsymbol{h}_t$。在第2层双向GRU网络中将第一层双向GRU输出作为输入再次经双向GRU处理。模型的主要核心公式总结如表2所示。

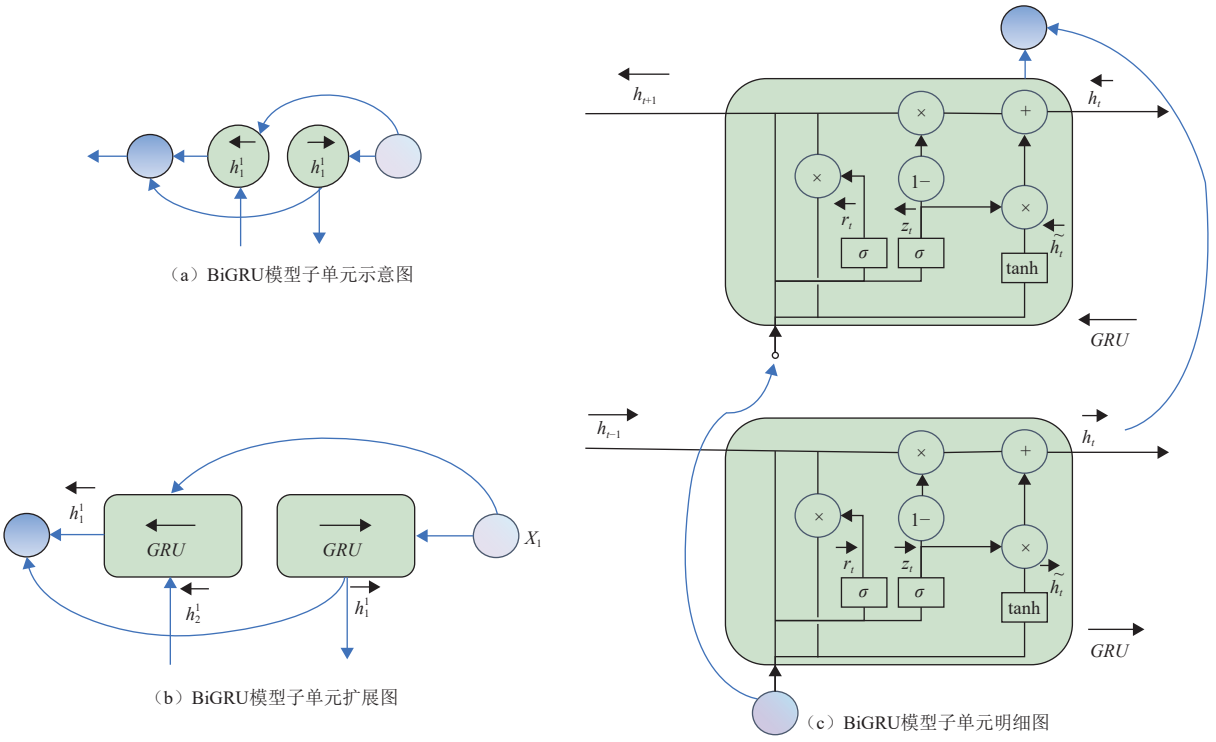


图 3 双向GRU模型

Fig. 3 BiGRU model

表 2 BiGRU核心公式

Table 2 Core formulas of BiGRU

门控	正向GRU	后向GRU
重置门	$\overrightarrow{r_t}=\delta(\boldsymbol{W}_{i\to r}\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{W}_{h\to r}\overrightarrow{\boldsymbol{h}_{t-1}}+\boldsymbol{b}_r)$	$\overleftarrow{r_t}=\delta(\boldsymbol{W}_{i\to r}\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{W}_{h\to r}\overleftarrow{\boldsymbol{h}_{t+1}}+\boldsymbol{b}_r)$
更新门	$\overrightarrow{z_t}=\delta(\boldsymbol{W}_{i\to z}\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{W}_{h\to z}\overrightarrow{\boldsymbol{h}_{t-1}}+\boldsymbol{b}_z)$	$\overleftarrow{z_t}=\delta(\boldsymbol{W}_{i\to z}\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{W}_{h\to z}\overleftarrow{\boldsymbol{h}_{t+1}}+\boldsymbol{b}_z)$
候选状态	$\overrightarrow{\tilde{\boldsymbol{h}}_t}=\tanh(\boldsymbol{W}_{i\to\tilde{h}}\boldsymbol{x}_t+\overrightarrow{r_t}\odot(\boldsymbol{W}_{h\to\tilde{h}}\overrightarrow{\boldsymbol{h}_{t-1}}+\boldsymbol{b}_{\tilde{h}}))$	$\overleftarrow{\tilde{\boldsymbol{h}}_t}=\tanh(\boldsymbol{W}_{i\to\tilde{h}}\boldsymbol{x}_t+\overleftarrow{r_t}\odot(\boldsymbol{W}_{h\to\tilde{h}}\overleftarrow{\boldsymbol{h}_{t+1}}+\boldsymbol{b}_{\tilde{h}}))$
隐藏状态	$\overrightarrow{\boldsymbol{h}_t}=\overrightarrow{z_t}\odot\overrightarrow{\tilde{\boldsymbol{h}}_t}+\left(1-\overrightarrow{z_t}\right)\odot\overrightarrow{\boldsymbol{h}_{t-1}}$	$\overleftarrow{\boldsymbol{h}_t}=\overleftarrow{z_t}\odot\overleftarrow{\tilde{\boldsymbol{h}}_t}+\left(1-\overleftarrow{z_t}\right)\odot\overleftarrow{\boldsymbol{h}_{t+1}}$

3）时空注意力（ST-Attention）

本模块首先将一致性时间注意力权重与SST-VGG处理后的时序光照特征图序列进行融合聚合处理，进一步融合空间注意力权重，最终输出512通道4 × 4尺寸光照特征图。采用一致性时间注意力和空间注意力机制聚焦时序光照数据的动态和静态关键特性。其中，一致性时间注意力机制其时间注意力权重采用常规基础时间注意力权重和一致性评分混合而成，结果如图4所示。该机制首先通过一个多层感知器（MuLtilayer Perceptron，MLP）计算每小时光照特征图数据基础注意力权重，获取单个小时光照数据的关键特征信息。其次，通过计算当前小时和前后小时光照数据的余弦相似度获取一致性评分继而获得连续光照特征一致性评分。最后，通过基础注意力权重和一致性评分混合计算获取最终一致性时间注意力的权重。

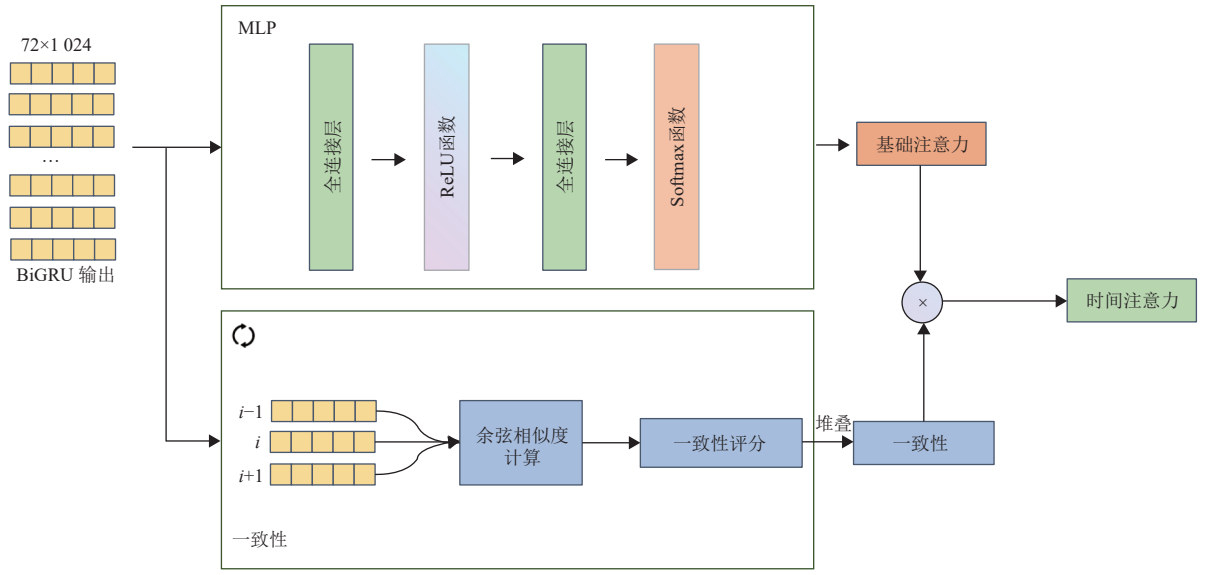


图 4　一致性时间注意力权重获取示意图

Fig. 4　Schematic diagram for obtaining consistency time attention weight

光照数据一致性评分核心原理：特征图序列中当前与前后小时光照特征图余弦相似度（如式4所示）越高，则该小时连续光照一致性评分越高，为当前小时与前后小时光照特征变化越小，即光照数据连续特征越明显。

$$c_t=\begin{cases}\dfrac{\cos(\boldsymbol{h}_t,\boldsymbol{h}_{t-1})+\cos(\boldsymbol{h}_t,\boldsymbol{h}_{t+1})}{2}, & t\in\mathbb{N},0<t<71\\ 0, & t\in\{0,71\}\end{cases}\tag{4}$$

其中：c_t为t时刻的一致性评分；$\cos(\boldsymbol{h}_t,\boldsymbol{h}_{t-1})$和$\cos(\boldsymbol{h}_t,\boldsymbol{h}_{t+1})$为当前小时光照特征与前1 h与后1 h光照特征图余弦相似性。以$\cos(\boldsymbol{h}_t,\boldsymbol{h}_{t-1})$为例计算公式为[34]

$$\cos(\boldsymbol{h}_t,\boldsymbol{h}_{t-1})=\frac{\boldsymbol{h}_t\cdot\boldsymbol{h}_{t-1}}{|\boldsymbol{h}_t|\cdot|\boldsymbol{h}_{t-1}|}\tag{5}$$

其中：$\boldsymbol{h}_t\cdot\boldsymbol{h}_{t-1}$为特征向量点积，$|\boldsymbol{h}_t|$和$|\boldsymbol{h}_{t-1}|$为向量范数。

一致性时间注意权重为基础注意力与一致性评分乘积结果在所有乘积累加中的比重，即

$$a_t=\frac{b_t\cdot c_t}{\sum_{t=0}^{71}b_t\cdot c_t}\tag{6}$$

其中：a_t为序列中t时刻时间一致性注意力；b_t为基础时间注意力；c_t为t时刻一致性评分。

模块空间注意力机制对静态空间数据进行特征聚焦，将一致性时间注意力权重传播到BiGRU输出的时序光照特征图，并基于该特征图通过张量重塑、维度扩展、卷积和压缩，生成空间注意力权重。

4）上采样头（Head）

该模块为解码器部分，将512通道4 × 4尺寸目标特征图经过4次上采样、降通道和边缘扩充，输出单通道尺寸为65 × 65目标数据。

3）损失函数

采用Sigmoid激活函数和二值交叉熵相结合的高效损失函数，一次完成相关计算节省计算开销，计算公式为

$$\mathcal{L}(x,y)=-\frac{1}{N}\sum_{t=0}^{71}\omega[y\cdot\ln\sigma(x)+(1-y)\cdot\ln(1-\sigma(x))]\tag{7}$$

其中：x为模型输出；y为标签；$\sigma(\cdot)$为Sigmoid函数；ω为权重项。

1.3　巡视器导航模型

以“玉兔二号”为例，该巡视器在月面最大爬行坡度为20°的条件下，行驶速度200 m/h[35]。在综合考虑巡视器行驶速度与方向条件下，建立8方向巡视器导航模型，结果如图5所示。

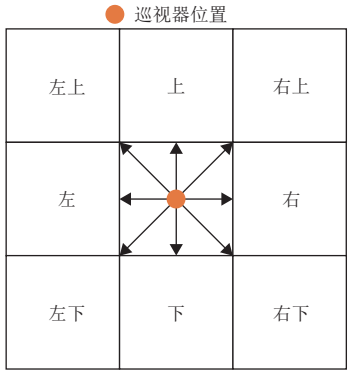


图 5　巡视器导航模型

Fig. 5　Rover navigation model

1.4 基于连续光照友好区域的太阳同步A*路径规划算法

基于图搜索路径规划算法是通过已构建环境或栅格地图以某种搜索策略进行路径搜索的算法[36]。在前期研究中，笔者利用5 min和1 h时间分辨率数据开展了相关路径规划研究[29]，提出了太阳同步路径规划A*（Sun-synchronous Spatiotemporal A*，3ST-A*）算法，构建了基于实时光照、友好坡度和欧氏距离的启发函数，但需实时更新光照，算法复杂度较高，在面对永久阴影坑等复杂情况时需改进算法兼容性。通过本文研究的光照友好区智能提取方法将3 d内满足工程光照约束条件的区域提取为一张连续光照友好区域图，确保已提取光照区域连续3 d都能满足75%以上光照条件。因此，尽管3 d内光照仍在变化，但是在提取区域进行路径规划可满足工程光照条件。

本文在考虑光照、坡度和欧氏距离的3ST-A*算法基础上，基于连续3 d光照数据改进算法。3ST-A*算法涉及的启发式函数为

$$\begin{cases} f(n_e) = g(n_e) + h(n_e) \\ g(n_e) = g(n_i) + \mathrm{dis}(n_i, n_e) \\ h(n_e) = \mathrm{dis}(n_e, n_g) + h_{\mathrm{slope}}(n_e) + h_{\mathrm{ill}}(n_e, f_{n_e,t}) \end{cases} \tag{8}$$

其中：$f(n_e)$为下一个邻居节点的总估价函数；$g(n_e)$为该邻居节点实际代价；$h(n_e)$为该邻居节点估计代价；$\mathrm{dis}(n_e, n_g)$为该邻居节点到目标节点的欧氏距离，$h_{\mathrm{slope}}(n_e)$为该邻居节点坡度的估计代价；$h_{\mathrm{ill}}(n_e, f_{n_e,t})$为该邻居节点在$t$时刻光照估计代价。

$$h_{\mathrm{slope}}(n_e) = \begin{cases} 0, & \text{邻居节点的坡度小于}20^\circ \\ +\infty, & \text{其它} \end{cases} \tag{9}$$

其中：20°为适宜坡度阈值。

$$h_{\mathrm{ill}}(n_e, f_{n_e,t}) = \begin{cases} +\infty, & f_{n_e,t}\text{为}0 \\ -f_{n_e,t} * 20, & \text{其它} \end{cases} \tag{10}$$

其中：$f_{n_e,t}$为邻居节点在t时刻光照太阳圆盘可见分数。

本文在原有3ST-A*算法基础上进行改进，将路径规划保留在连续光照区域内，即对于3日内的路径规划不实时更换光照数据，改进算法如表3所示。

表3 基于连续3日光照友好区域改进3ST-A*算法

Table 3 Enhancement of 3ST-A* algorithm based on sunlight-favorable regions from three consecutive days

1）**初始化**

输入：区域坡度地图S_{slope}，连续光照友好地图F_{ill}，起点n_s，终点n_g，当前节点n_i，当前节点坡度s_{n_i}，当前节点光照$f_{n_i,t}$，预选节点光照$f_{n_i,t+1}$

初始化：开放集初始化为$\{n_s\}$，封闭集初始化为空，起点实际代价g_{n_s}设为0，起点估计代价$h(n_s)$设为起点到终点欧氏距离$\mathrm{dis}(n_s, n_g)$、起点坡度$h_{\mathrm{slope}}(n_s)$和起点光照$h_{\mathrm{ill}}(n_s, f_{n_s,t=0})$之和。

2）**节点搜索与路径规划**

Step 1 开始路径规划循环，判断当前节点是否为终点，若是则将当前节点加入封闭集合，终止路径规划并返回封闭集作为规划路径。

Step 2 判断当前节点的$f_{n_i,t}$是否为光照点，若有则将当前节点加入封闭集，否则重新寻找有光照节点。

Step 3 清空开放集，循环遍历当前节点n_i的周围邻居节点n_e，按照式（8）～（10）计算当前节点到邻居节点的实际代价$g(n_e)$、估计代价$h(n_e)$和总估价值$f(n_e)$，将邻居节点总估价值和节点信息组成信息对(f_{n_e}, n_e)放入开放集。

Step 4 若开放集为空，即没有找到合适邻居节点，则选择原地等待，否则将开放集中总估价值$f(n_e)$最小的邻居节点n_e作为下一步的预选节点，获取$f_{n_i,t+1}$，继续下一轮搜索。

2 任务数据与评价指标

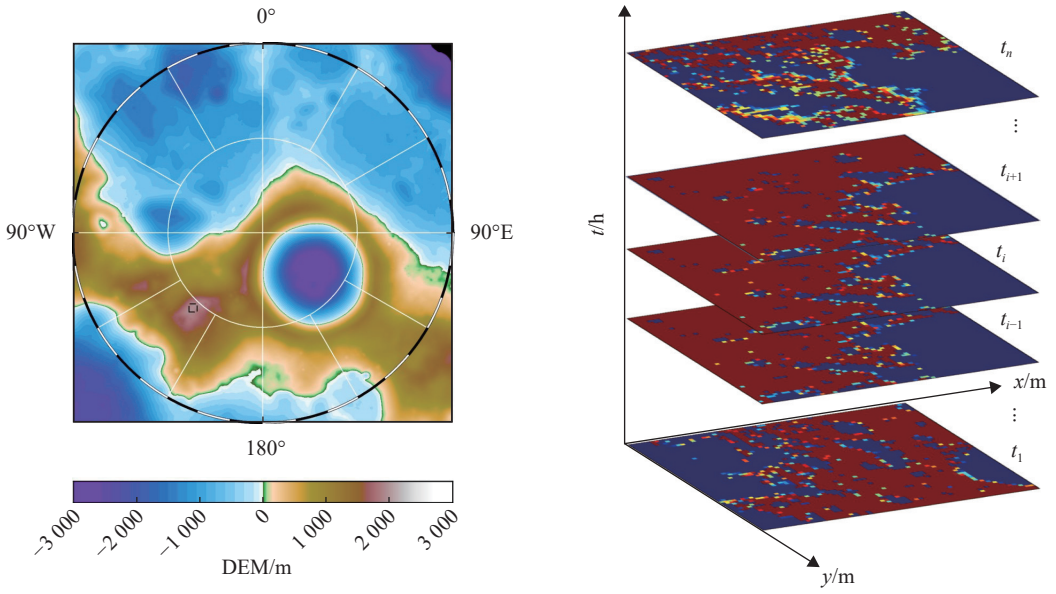
2.1 任务数据集

月球勘测轨道飞行器（Lunar Reconnaissance Orbiter，LRO）所搭载的月球轨道器激光高度计（Lunar Orbiter Laser Altimeter，LOLA）对月测量已超过10年，基于观测数据已制作并发布多种空间分辨率DEM数据产品（https://imbrium.mit.edu/）。在前期研究中，基于20 m/pixel的DEM数据采用地平线法并结合行星历表开展了月球南极实时光照仿真[11,37]，并构建了训练和推理数据的自动化生产工作流程[29]。本文在已有研究工作的基础上，以计划2026年前后发射的“嫦娥七号”月球南极探测任务为背景，首先基于LRO-LOLA获取的DEM数据选取范围1 300 × 1 300 m（中心坐标135.966 9°W，89.447 3°S）、空间分辨率20 m/pixel的研究区域，开展了时间范围2026年11月1日—2027年2月28日、时间分辨率1 h的太阳光照仿真；其次基于仿真结果和本文第1.1节提出的光照数据集构建模型，构建出横跨上述时间范围的太阳圆盘可见分数数据集，共包含2 880张单通道65 × 65尺寸（即在20 m/pixel分辨率条件下，1 300 × 1 300 m区域共包含65 × 65个像元）时间间隔为1 h连续光照数据（见图6）。该时间范围内主要为月球南半球夏季，即太阳直射点位于月球赤道以南，受季节效应的影响该时间段内光照条件以及热环境相对较好[37-39]。

2.2 仿真实验环境与参数

本文涉及的模型训练和算法实验使用Python 3.10和PyTorch库，并且运行在4 GB内存的NVIDIA GeForce GTX 1650 Ti和6核Intel® Core™ i7-10750H CPU。

将研究区域2 880幅实时光照仿真影像按72帧（即72 h）划分为一个序列，滑动间隔1 h，共生成2 809组光照序列数据。使用其中80%作为训练数据，20%作为验证数据。超参数设置见表4。



（a）为月球南纬89°以上区域高程图，方框为本文研究区域

（b）为研究区域基于实时光照仿真构件的太阳光照时序示意图

图 6　月球南极地形及连续光照数据集示意图

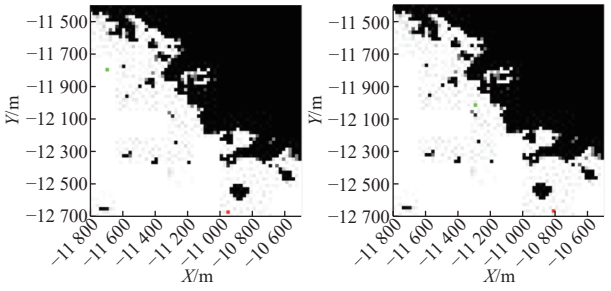
Fig. 6　Lunar south polar topography and schematic illustration of continuous illumination dataset

表 4　模型超参数

Table 4　Model hyperparameters

超参数	取值
学习率	1×10^{-4}
Adam	优化器
批次大小	4
训练轮次	30～100
损失权重ω	2

在路径规划算法实验设置上，本文从距离、导航模型、光照、路径规划算法角度进行对比实验。路径起点（绿色点）和终点（红色点）分为两组，位置示如图7所示。实验设置为4组，如表5所示。



（a）长路径　　（b）短路径

图 7　研究区域太阳圆盘可见分数及规划路径点设置

Fig. 7　Fraction of visible solar disk and configuration of planned path points in study area

表5中，序号1、2和4设置为使用连续3日光照友好数据和改进3ST-A*算法进行实验，其中序号1和4采用8方向巡视器导航模型，2采用4方向巡视器导航模型。为与1和2对比路径规划效率和效果，评估本文提出的巡视器模型、连续光照友好区域、改进路径规划算法对全局路径规划影响，3采用文献[30]模型提取5 min时间分辨率实时光照友好区域，按照原始3ST-A*算法采用4方向巡视器导航模型和更新实时光照数据进行路径规划。1～3采用如图7（a）所示的长距离起点终点，4采用图7（b）所示的短距离起点终点，以对比本文算法在长短距离路径规划下的特点。同时，所有路径规划坡度均需满足小于20°安全坡度要求。

表 5　路径规划实验设置

Table 5　Path planning experiment settings

序号	起终点	导航模型	光照数据	路径规划算法
1	a组	8方向	连续3日友好	改进3ST-A*
2	a组	4方向	连续3日友好	改进3ST-A*
3	a组	4方向	5分钟友好	3ST-A*
4	b组	8方向	连续3日友好	改进3ST-A*

2.3　评价指标

针对本文涉及模型建立了综合性评价指标，除了损失函数以外，包括Dice评分、准确率Accuracy、精确率Precision、召回率Recall和$F1$分数，其值分别记为D_i、A_{cc}、P、R和F_1，相关计算为

$$D_i=\frac{2\cdot|X\cap Y|}{|X|+|Y|} \tag{11}$$

$$A_{cc}=\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{12}$$

$$P=\frac{TP}{TP+FP} \tag{13}$$

$$R=\frac{TP}{TP+FN} \tag{14}$$

$$F_1=2\cdot\frac{P\cdot R}{P+R} \tag{15}$$

Dice评分用来衡量预测掩膜（X）与真值掩膜（Y）重叠程度；准确率Accuracy用于评估模型整体预测准确性；精确率Precision用于衡量模型预测友好连续光照区域中真正为正样本能力；召回率Recall用于评估真实光照友好连续区域中被正确预测比例；$F1$分数用于综合评估模型在正样本表现。

3 模型结果分析

3.1 训练结果

连续光照友好提取模型实验结果如图8所示，蓝色线为训练集合记录，橙色线为验证集合记录。经过多轮训练后，各性能评估曲线趋于平稳，训练集与验证集曲线贴合较好。其中，损失函数训练集与验证集损失差距较小，无明显的过拟合趋势，表明模型泛化能力基础较好；Dice评分接近0.975，表明模型在分割任务中表现良好；从准确率曲线看，训练集和验证集准确率快速上升后趋于稳定，且数值接近1，表明模型对大部分时序光照数据样本分类判断准确，整体预测性能可靠；精确率、召回率曲线均快速上升并维持在较高的水平（精确率接近0.95而召回率接近0.99），表明模型在识别连续光照友好区域能力优异；$F1$评分与Dice评分曲线保持了一致，进一步说明了模型性能的优异。综合分析，各性能指标曲线图已趋于收敛，模型已学习到有效特征。

模型在完成30轮、60轮和100轮训练后各项指标表现结果如表6所示，从精确度、准确性和召回率来看各项指标显示模型的预测性能较好，随着训练轮次的增加，指标整体逐渐趋于稳定，增加训练次数对模型性能影响有限，可使用当前轮次训练模型进行其它数据的处理。

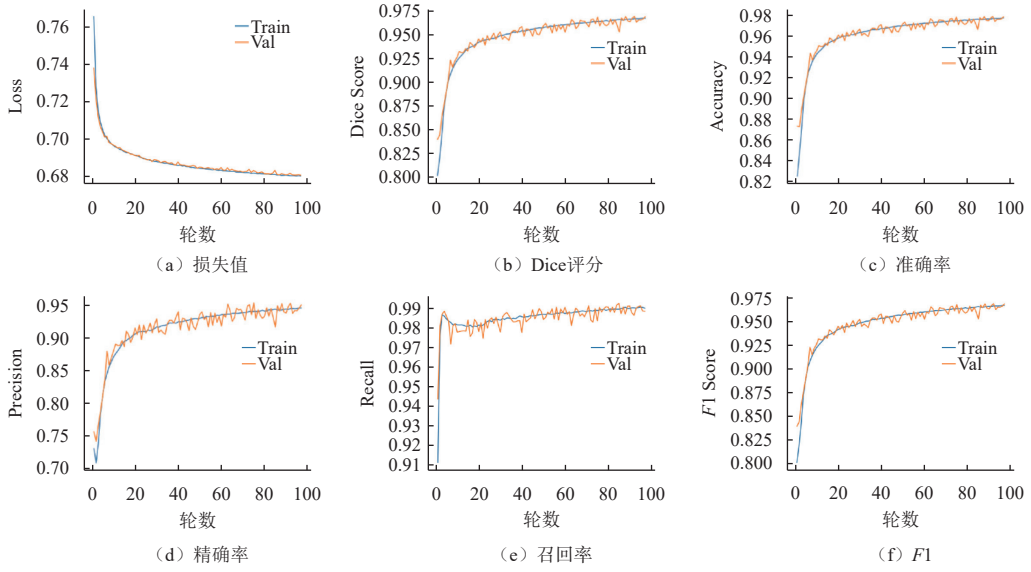


图 8 模型训练损失值、Dice评分、准确率、精确率、召回率和$F1$分数

Fig. 8 Model training loss，Dice score，accuracy，precision，recall and $F1$ score

表 6 模型训练结果对比

Table 6 Comparison of model training results

训练轮次	Dice	准确率	精确率	召回率	$F1$
30	0.952 3	0.965 8	0.928 0	0.977 9	0.952 3
60	0.952 3	0.965 3	0.917 1	0.990 5	0.952 3
100	0.968 4	0.977 6	0.949 2	0.988 6	0.968 4

模型像元分类占比混淆矩阵如图9所示，表明99%的连续光照友好像元被进行了正确的预测，97%的非目标像元也被模型正确预测，进一步明确模型具有较好的分类性能。

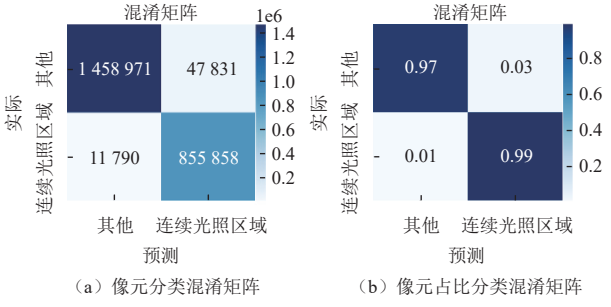
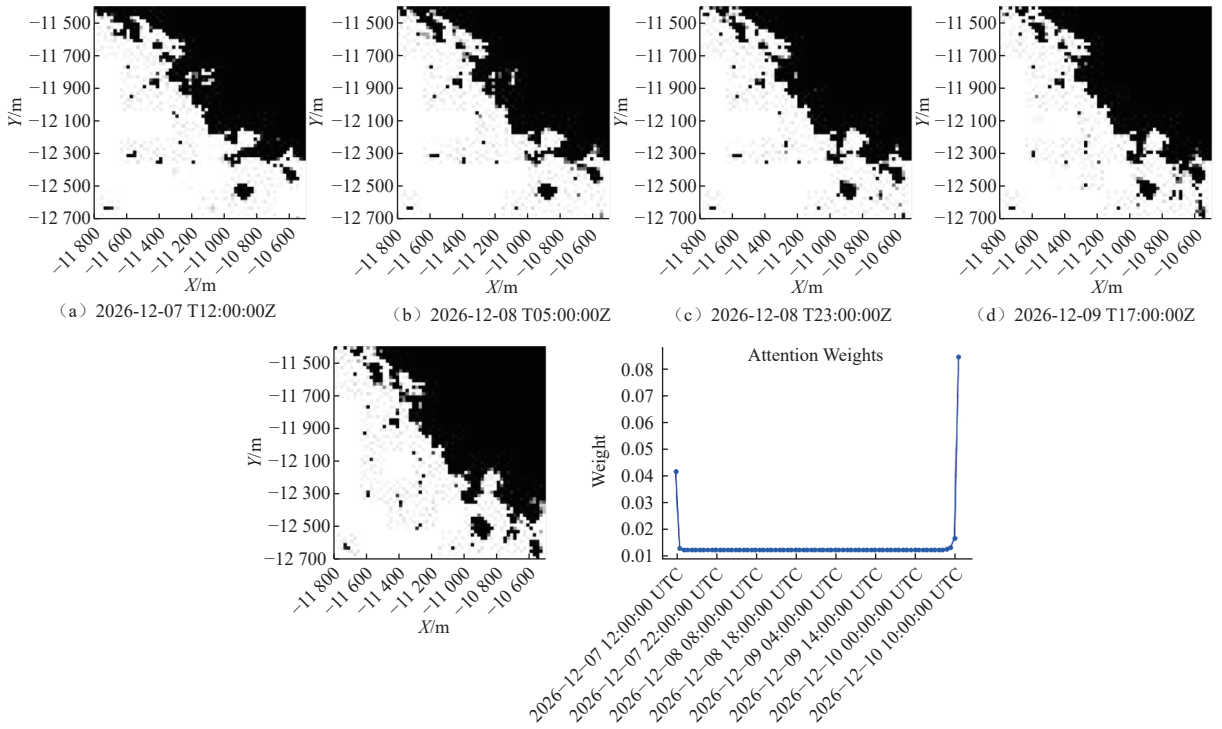


图 9 像元分类占比混淆矩阵

Fig. 9 Confusion matrix showing proportion of pixel classifications

一个随机采样光照序列从2026-12-07T12:00:00Z—2026-12-10T 11:00:00Z 的72 h光照图像数据如图10中（a）～（e），图10（f）为该光照序列的一致性时间注意力权重曲线，其直观展示了所采样时序光照数据图像变化和权重值分布。采样序列中一致性时间注意力权重较低且稳定，且在开始结束阶段有高注意力权重表现，这与序列实际情况一致。

图11展示了连续3日光照序列第1小时（2026-12-

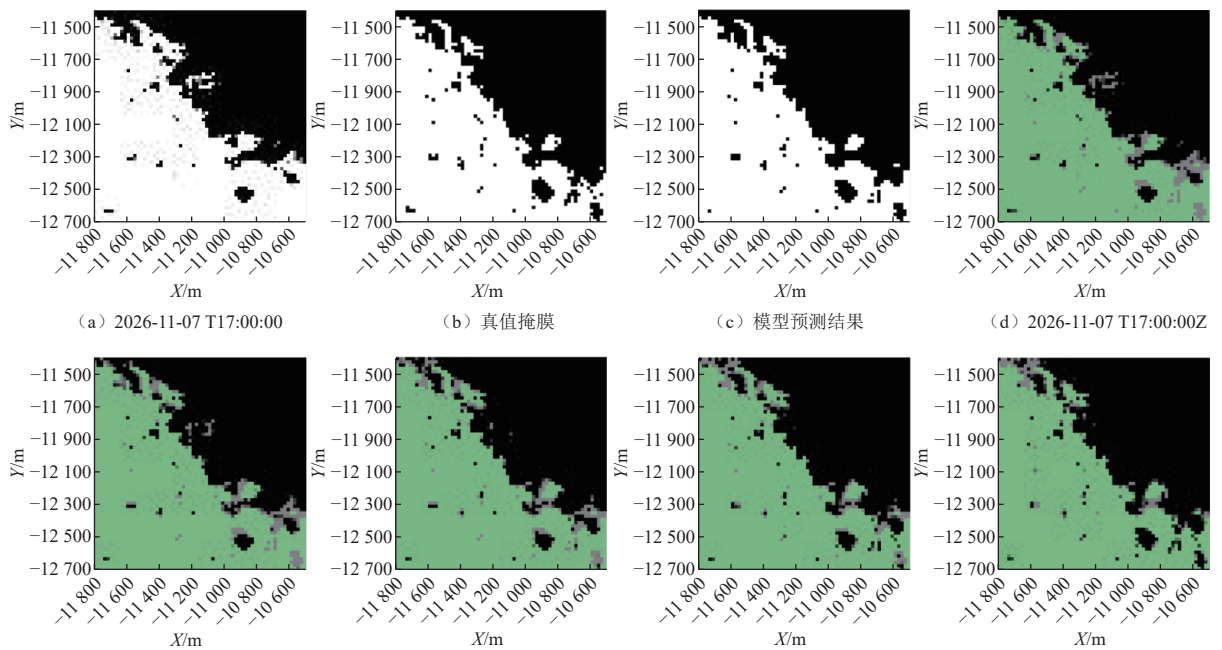


（a）2026-12-07 T12:00:00Z　（b）2026-12-08 T05:00:00Z　（c）2026-12-08 T23:00:00Z　（d）2026-12-09 T17:00:00Z

（e）2026-12-10 T11:00:00Z　（f）一致性注意力权重

图 10　随机采样的光照序列与一致性注意力权重

Fig. 10　Randomly sampled illumination sequences and consistent attention weights



（a）2026-11-07 T17:00:00　（b）真值掩膜　（c）模型预测结果　（d）2026-11-07 T17:00:00Z

（e）2026-11-08 T10:00:00Z　（f）2026-11-09 T03:00:00Z　（g）2026-11-09 T20:00:00Z　（h）2026-11-10 T16:00:00Z

图 11　模型预测结果

Fig. 11　Model prediction results

07T12:00:00Z）光照图、连续光照友好区真值掩膜和模型预测结果图，同时图11（d）～（e）展示了该光照序列第1 h（2026-12-07T12:00:00Z）、第18 h（2026-11-08T10:00:00 UTC、第36 h（2026-11-09T03:00:00Z）、第54 h（2026-11-09T20:00:00Z）和第72 h（2026-11-10T13:00:00Z）光照数据与连续光照友好区域的情况，其中连续光照友好区域标记为绿色。从图11（a）～（h）图形显示，模型能够较好预测连续3 d时序光照数据的连续光照区域。

3.2 消融仿真实验结果

为明确双GRU（BiGRU）和时空注意力（ST-Attention）模块对模型重要性及整体性能的影响，本文设计了3组消融实验：第1组为同时去除时空注意力模块和双向GRU模块，第2组和第3组分别去除时空注意力模块或双向GRU模块，实验结果如表7所示，其显示时空注意力模块和双GRU模块对模型性能均有提升作用。

表 7 时空注意力和双向GRU模块消融实验结果

Table 7 Experimental results of spatiotemporal attention and bidirectional GRU module ablation

ST-Attention模块	BiGRU模块	准确率	精确率	召回率	*F*1分数
—	—	0.941 5	0.870 6	0.971 3	0.917 9
√	—	0.952 9	0.900 6	0.974 9	0.936 1
—	√	0.958 1	0.911 7	0.974 0	0.941 6
√	√	0.965 8	0.928 0	0.977 9	0.952 3

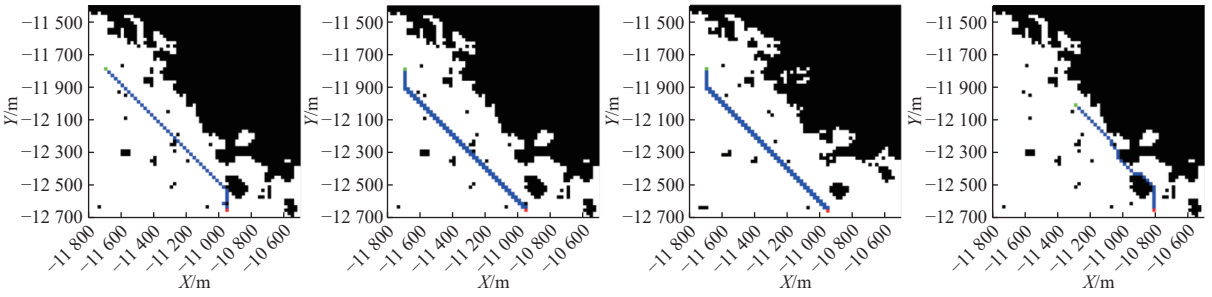
3.3 路径规划实验结果

路径规划算法实验结果如表8和图12所示。图12（a）基于连续光照地图和改进3ST-A*算法规划路径。作为对比，图12（b）采用了文献[30]中4导航方向模型基于本文路径规划算法进行路径规划，而图12（c）使用文献[30]路径规划算法3ST-A*和3STU-Net处理后时间分辨率为5 min实时光照友好数据进行路径规划，图12（d）用于显示在短距离、光照条件变化情况下路径规划的结果。结果显示：实验规划路径全部在光照友好区域内且坡度满足约束条件；1使用连续路径避免折线且保证了巡视器方向持续性，相比2和3路径长度减少了46%，规划时间节省了50%，且不需要实时更新光照数据，未出现原地等待或进入暗区情况；改进的3ST-A*算法在巡视器速度为200 m/h情况下，仅需4.3 h即完成路径行走，而2采用4导航方向要8 h；3采用4导航方向和5 min时间分辨率光照数据，其原始3ST-A*算法每步规划需更换光照，导致80步行走1 600 m共消耗6.7 h，即巡视器速度需达到239 m/h。因此，在3的情况下需提升巡视器速度；路径规划算法在坡度适宜的情况下，由于采用最短欧氏距离与最优光照条件作为节点搜索启发条件，因而在同等光照条件下，距离目标越近节点越能成为下一节点；在同等距离情况下，光照条件越好节点越能成为下一节点。对比1和4，1整体光照条件较好路径呈直线，而4光照变化多，需在连续暗区边缘行走，路径呈曲线分布。

表 8 路径规划实验结果

Table 8 Results of path planning

序号	步数	规划耗时/s	光区	暗区	等待	距离/m	时间/h
1	43	3	43	0	0	860	4.3
2	80	6	80	0	0	1 600	8.0
3	80	7	80	0	0	1 600	6.7
4	34	3	34	0	0	680	3.4



（a）序号1路径规划结果 （b）序号2路径规划结果 （c）序号3路径规划结果 （d）序号4路径规划结果

图 12 路径规划结果

Fig. 12 Result diagram of the path planning experiment

4 智能提取方法的有效性分析

4.1 模型有效性

本文首次提出了基于深度学习的月球南极连续光照友好区域智能提取方法，构建了面向月球南极动态光照环境下数据集构建和连续光照友好区域智能提取模型。同时，进行了太阳同步A*路径规划算法的改进，并基于空间分辨率20 m/pixel的太阳可视数据开展相关研究。结果表明，模型对连续72 h光照序列数据能够实现时序光照友好区域特征逐一提取，进一步能进行时序特征关系捕捉，并通过一致性时间注意力和

空间注意力机制，将连续光照区域和空间静态关键特征进行聚焦和特征筛选，其中一致性时间注意力通过基础注意力和连续帧特征图的余弦相似度评分组成混合时间注意力的权重，增强了模型对连续光照关键特性进行捕捉和提取的能力，最终通过上采样头处理，实现单幅连续3 d光照友好区域自动输出。通过训练和仿真实验，智能提取模型在处理现有数据集各项分类性能表现较好，但在提取细节仍有改进空间，主要原因是时空注意力主要基于特征图数据展开，即数据粒度略粗糙，因而图像的细节表示能力受到影响，另外模型在精确率仍有提升空间。同时本文数据集需进一步扩展，以进一步增强模型的泛化能力。

基于计算机算力和时间效率平衡考虑，本文采用20 m/pixel的DEM开展实时光照条件仿真及时间分辨率为1 h的光照数据集构建，因此研究区域单个像元对应的月面光照条件精度保持在400 m^2/网格范围内。由于计算光照时需在获取每个像元位置地形对太阳遮挡信息，更高空间分辨率月球地形数据能够提高计算地形遮挡精度并获得更高精度太阳光照仿真，使得模型能提取和学习到更为精细的月球光照特征。因为“玉兔二号”主要巡航速度约为200 m/h，本文考虑在20 m空间分辨率尺度讨论本文方法和模型有实际意义。

本文所提出方法与构建模型算法能够应用在月球南极相关探测任务连续光照友好区域预测以及相关巡视器路径规划等方面支撑等。针对不同探测任务和潜在着陆区，通过调整本文相关模型参数，可实现定制化时序光照目标提取任务。

4.2　巡视器太阳同步路径规划

在巡视器开展太阳同步路径规划即追光移动方面，需要巡视器实时获取动态光照并开展路径规划，算法需实时更新光照信息，对算法计算效率要求较高。本文采用小时级光照数据构建时序光照数据集，开发连续光照友好区域提取模型，使得算法需求变为基于连续光照和适宜坡度区域直接开展太阳同步路径规划的新解决方案，在不需要提升巡视器移动速度条件下，不仅满足了巡视器追光移动需求，也节省了算法计算开销。另一方面，仿真实验表明8个导航方向避免了4个导航方向产生规划路径折线问题，同时基于模型输出连续光照友好区域的规划路径能够确保在连续时间内巡视器一直处于太阳圆盘可见分数在75%以上充足光照区域，确保了巡视器能源供应外部光照环境。

改进的路径规划算法在路径长度优化与执行效率方面均表现出显著优势。然而在光照分布不均的复杂地形条件下，传统启发式算法在处理大曲率转向路径时表现受限，如图13所示。未来的研究可进一步探索基于强化学习的自适应路径规划策略，以提升算法在动态光照环境下的鲁棒性与适应性。

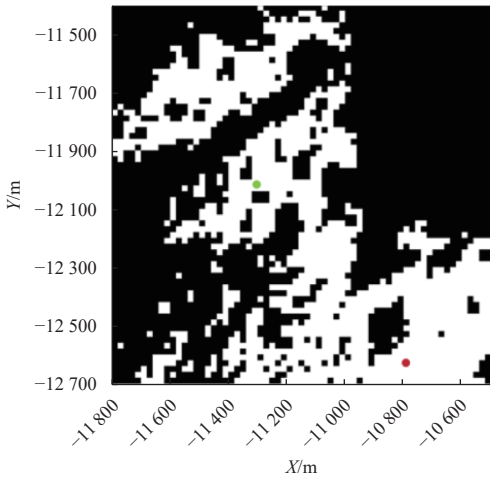


图 13　连续3日光照友好区域分布

Fig. 13　Distribution of sunlight-friendly areas over three consecutive days

5　结　论

本文针对月球南极复杂且动态变化的光照环境，提出了一种面向连续光照友好区域的智能提取方法。方法通过构建月球南极光照数据集生成模型与连续光照友好区智能提取模型，实现了光照时空特征的高效解析与区域提取。在此基础上，进一步开展了基于8方向巡视器导航模型的改进太阳同步A*路径规划算法研究。所提出的连续光照友好区智能提取模型融合了VGG单数据空间特征提取、GRU时序特征提取、时空注意力机制的关键特征聚焦以及上采样特征聚合输出等不同网络能力，实现了连续3 d光照友好区域智能提取。最后基于Shackleton与de Gerlache坑之间连接脊研究区自建数据集开展验证，结果表明本研究方法在光照连续性识别与路径规划性能方面均具有良好的有效性，并对未来月球极区巡视器的自主导航与任务规划具有重要的参考价值与工程支撑意义。

参考文献

[1]　FLAHAUT J，CARPENTER J，WILLIAMS J P，et al. Regions of interest（ROI）for future exploration missions to the lunar South Pole[J]. Planetary and Space Science，2020，180：1-15.

[2]　PADMA T V. India’s Moon mission：four things Chandrayaan-3 has taught scientists[J]. Nature，2023，621（7979）：456.

[3]　DJACHKOVA M V，LITVAK M L，MITROFANOV I G，et al. Selection of Luna-25 landing sites in the south polar region of the Moon[J]. Solar System Research，2017，51（3）：185-195.

[4] ISHIHARA Y，SHIMOMURA T，NISHITANI R，et al. JAXA's mission instruments in the ISRO-JAXA joint lunar polar exploration (LUPEX)project-overview and developing status[C]//Proceedings of 55th Lunar and Planetary Science Conference. Texas：[S. l]，2024.

[5] WATSON-MORGAN L，CHAVERS G，CONNOLLY J，et al. NASA's initial and sustained Artemis human landing systems[C]//Proceedings of 2021 IEEE Aerospace Conference. Big Sky：IEEE，2021.

[6] SMITH M，CRAIG D，HERRMANN N，et al. The Artemis program：an overview of nasa's activities to return humans to the Moon[C]//Proceedings of 2020 IEEE Aerospace Conference. Big Sky，MT，USA：IEEE，2020.

[7] 裴照宇，刘继忠，王倩，等. 月球探测进展与国际月球科研站[J]. 科学通报，2020，65(24)：2577-2586.
PEI Z Y，LIU J Z，WANG Q，et al. Overview of lunar exploration and international lunar research staton[J]. Chinese Science Bulletin，2020，65(24)：2577-2586.

[8] 吴伟仁，于登云，王赤，等. 月球极区探测的主要科学与技术问题研究[J]. 深空探测学报(中英文)，2020，7(3)：223-231，240.
WU W R，YU D Y，WANG C，et al. Research on the main scientific and technological issues on lunar polar exploration[J]. Journal of Deep Space Exploration，2020，7(3)：223-231，240.

[9] 余后满，饶炜，张益源，等. "嫦娥七号"探测器任务综述[J]. 深空探测学报(中英文)，2023，10(6)：567-576.
YU H M，RAO M，ZHANG Y Y，et al. Mission analysis and spacecraft design of Chang'E-7[J]. Journal of Deep Space Exploration，2023，10(6)：567-576.

[10] 李雄耀，魏广飞，曾小家，等. 极区月壤和水冰形成演化机制及物理特性研究[J]. 深空探测学报(中英文)，2022，9(2)：123-133.
LI X Y，WEI G F，ZENG X J，et al. Review of the lunar regolith and water ice on the poles of the Moon[J]. Journal of Deep Space Exploration，2022，9(2)：123-133.

[11] 刘丹，甘红，魏广飞，等. 基于光照和坡度约束的月球南极着陆选址分析[J]. 深空探测学报(中英文)，2023，10(5)：544-556.
LIU D，GAN H，WEI G F，et al. Lunar south polar landing area selection constrained by illumination conditions and slopes[J]. Journal of Deep Space Exploration，2023，10(5)：544-556.

[12] SPEYERER E J，ROBINSON M S. Persistently illuminated regions at the lunar poles：ideal sites for future exploration[J]. Icarus，2013，222(1)：122-136.

[13] GLÄSER P，OBERST J，NEUMANN G A，et al. Illumination conditions at the lunar poles：implications for future exploration[J]. Planetary and Space Science，2018，162：170-178.

[14] ZHANG Y F，LIU B，DI K C，et al. Analysis of illumination conditions in the lunar south polar region using multi-temporal high-resolution orbital images[J]. Remote Sensing，2023，15(24)：1-22.

[15] WEI G F，LI X Y，ZHANG W W，et al. Illumination conditions near the Moon's south pole：implication for a concept design of China's Chang'E-7 lunar polar exploration[J]. Acta Astronautica，2023，208：74-81.

[16] SIMONYAN K，ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. (2015-4-10)[2025-6-10]. https://arxiv.org/abs/1409.1556.

[17] MASCARENHAS S，AGARWAL M. A comparison between VGG16，VGG19 and ResNet50 architecture frameworks for image classification[C]//Proceedings of 2021 International Conference on Disruptive Technologies for Multi-Disciplinary Research and Applications (CENTCON). Bengaluru，India：IEEE，2021.

[18] SUSHMA L，LAKSHMI K. An analysis of convolution neural network for image classification using different models[J]. An analysis of convolution neural network for image classification using different models，2020，9(10)：629-637.

[19] NIU Z G，ZHONG G Q，YU H. A review on the attention mechanism of deep learning[J]. Neurocomputing，2021，452：48-62.

[20] HU J，LI B. A deep learning framework based on spatio-temporal attention mechanism for traffic prediction[C]//Proceedings of 2020 IEEE 22nd International Conference on High Performance Computing and Communications; IEEE 18th International Conference on Smart City; IEEE 6th International Conference on Data Science and Systems(HPCC/SmartCity/DSS). Yanuca Island，Cuvu，Fiji：IEEE，2020.

[21] FAN L L，YUAN J B，ZHA K K，et al. ELCD：efficient lunar crater detection based on attention mechanisms and multiscale feature fusion networks from digital elevation models[J]. Remote Sensing，2022，14(20)：1-23.

[22] OLIVI L E，MORMILE S，TARTAGLIONE E. Efficient adaptation of deep neural networks for semantic segmentation in space applications[J]. Scientific Reports，2025，15(1)：1-14.

[23] LI J L，WU Z C，LING Z C，et al. Autonomous Martian rock image classification based on transfer deep learning methods[J]. Earth Science Informatics，2020，13(3)：951-963.

[24] SILVESTRINI S，PICCININ M，ZANOTTI G，et al. Optical navigation for Lunar landing based on Convolutional Neural Network crater detector[J]. Aerospace Science and Technology，2022，123：1-13.

[25] DIPIETRO R，HAGER D G. Chapter 21-deep learning：RNNs and LSTM，in Handbook of medical image computing and computer assisted intervention[M]. Massachusett：Academic Presss，2020.

[26] XU L，YAN Y H，HUANG X. Deep learning in solar astronomy[M]. Singapore：Springer，2022.

[27] FURFARO R，LINARES R. Deep learning for autonomous lunar landing[C]//Proceeings of AAS/AIAA Astrodynamics Specialist Conference. Snowbird：AIAA，2018.

[28] SONG J N，AOUF N，RONDAO D，et al. Explainable convolutional networks for crater detection and lunar landing navigation[EB/OL]. (2024-8-24)[2025-6-10]. https://arxiv.org/abs/2408.13587.

[29] CHEN Y，WEI G F，ZHANG H，et al. A spatiotemporal u-net-based data preprocessing pipeline for sun-synchronous path planning in lunar south polar exploration[J]. Remote Sensing，2025，17(9)：1-29.

[30] INOUE H，ADACHI S. Spatio-temporal path planning for lunar polar exploration with robustness against schedule delay[J]. Transactions of the Japan Society for Aeronautical and Space Sciences，2021，64(6)：304-311.

[31] TANAKA T，MALKI H. A deep learning approach to lunar rover global path planning using environmental constraints and the rover internal resource status[J]. Sensors，2024，24(3)：1-22.

[32] 李建龙，张立华，何梨梨，等. 轻量化类火星地貌快速识别分类方法研究[J]. 深空探测学报(中英文)，2025，12(1)：77-85.
LI J L，ZHANG L H，HE L L，ET AL. lightweight rapid recognition and classification for mars analog terrain[J]. Journal of Deep Space Exploration，2025，12(1)：77-85.

[33] LIU J，YANG Y H，LV S Q，et al. Attention-based BiGRU-CNN for

Chinese question classification[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing，2019，1-12.

[34] ARGENE M，RAVENSCROFT C，KINGSWELL I. Ransomware detection via cosine similarity-based machine learning on bytecode representations[EB/OL]. (2024-8-12)[2025-6-30]. https://d197for5662m48.cloudfront.net/documents/publicationstatus/217249/preprint_pdf/28643581089ca5f6889f93f3455d3c33.pdf.

[35] DING L，ZHOU R，YUAN Y，et al. A 2-year locomotive exploration and scientific investigation of the lunar farside by the Yutu-2 rover[J/OL]. Science Robotics，2022，7(62)：eabj6660. https://www.science.org/doi/10.1126/scirobotics.abj6660.

[36] RICHTER J，KOLVENBACH H，VALSECCHI G，et al. Multi-objective global path planning for lunar exploration with a quadruped robot[C]//Proceedings of 2024 International Conference on Space Robotics(iSpaRo). Luxembourg：IEEE，2024.

[37] 甘红，魏广飞，张伟伟，等. 基于嫦娥7号探测任务概念设计的月球南极光照条件和电场环境研究[J]. 中国科学：物理学、力学、天文学，2023，53(4)：123-138.
GAN H，WEI G F，ZHANG W W，et al. Lunar polar illumination and electrical field environment simulation based on a conceptual design for China's Chang'E-7 mission[J]. Scientia Sinica Physica，Mechanica & Astronomica，2023，53(4)：123-138.

[38] KLOOS J L，MOORES J E，SANGHA J，et al. The temporal and geographic extent of seasonal cold trapping on the Moon[J]. Journal of Geophysical Research：Planets，2019，124(7)：1935-1944.

[39] WILLIAMS J P，GREENHAGEN B T，PAIGE D J，et al. Seasonal Polar Temperatures on the Moon[J]. Journal of Geophysical Research：Planets，2019，124(10)：2505-2521.

作者简介：
陈杨(1986－)，男，高级工程师，主要研究方向：人工智能与自动化。
通信地址：安徽省合肥市高新区中安创谷二期深空探测实验室(230093)
E-mail：chenyang0808@tongji.edu.cn
魏广飞(1986－)，男，副研究员，主要研究方向：行星地质与深空探测着陆选址。**本文通信作者**。
通信地址：安徽省合肥市高新区中安创谷二期深空探测实验室(230093)
E-mail：flyingwei010@163.com

Intelligent Identification of Continuously Illuminated Regions at Lunar South Pole Based on Deep Learning

CHEN Yang[1,2,3]，WEI Guangfei[2,3,4]，ZHANG Hao[1]，LU Jianfeng[1]，MIAO Qingliang[2,3]

(1. College of Electronic and Information Engineering，Tongji University，Shanghai 201804，China；
2. National Key Laboratory of Deep Space Exploration，Hefei 230026，China；
3. Deep Space Exploration Laboratory，Institute of Deep Space Sciences，Hefei 230026，China；
4. Institute of Geochemistry，Chinese Academy of Sciences，Guiyang 550081， China)

Abstract： Taking the connecting ridge between Shackleton and de Gerlache craters as the research area，based on real-time illumination simulation data from November 1，2026，to February 28，2027，a dynamic illumination dataset with a spatial resolution of 20 m/pixel and a temporal resolution of 1 hour was constructed. A deep-learning framework is proposed to recognize regions with continuous 3-day illumination，in which an improved VGG network extracts illumination-friendly regions from each temporal frame，a bidirectional GRU network captures temporal illumination characteristics，and a consistent temporal-spatial attention mechanism highlights key spatiotemporal illumination features. An output head network integrates these features to generate target regions. Based on the extracted regions and an eight-direction rover mobility model，a Sun-synchronous A* path planning algorithm is further optimized to enable illumination-aware navigation. Simulation results demonstrate that the proposed method accurately recognizes 3-day consecutive illumination-friendly regions in the 20 m/pixel dynamic dataset and effectively supports efficient rover path planning in well-illuminated areas of the lunar south pole.

Keywords： Lunar polar region；illumination for dynamic scenes；deep learning；spatial-temporal attention mechanism；path planning

Highlights：

- An improved，lightweight spatiotemporal VGG module was created to enable rapid extraction of solar illumination features.
- A dual-layer BiGRU network was utilized to extract continuous，hour-level temporal illumination features.
- Cosine similarity across three consecutive frames was employed to assess the consistency of continuous illumination information.
- An upsampling-driven network was designed to build a temporal illumination feature aggregation model.
- An improved A* algorithm based on eight-direction used continuously bright regions，terrain slope，and travel distance.

[责任编辑：杨晓燕，英文审校：宋利辉]