

文章编号 1004-924X(2023)11-1684-07

小样本矿物高光谱数据增强与丰度反演

朱 玲*, 李 明, 秦 凯

(核工业北京地质研究院 遥感信息与图像分析技术国家级重点实验室, 北京 100029)

摘要:为了解决基于深度学习的开展矿物高光谱丰度反演研究中标签数据不足的问题,提出一种基于添加填充系数的 Hapke 混合模型的小样本矿物高光谱数据增强方法,用于生成大量带标签的数据集。在实验室内选择 5 种常见矿物按照质量比例对矿物粉末进行多元混合,并对混合矿物开展光谱量测。基于线性混合模型、Hapke 混合模型、填充系数分别为 0.1、0.2 和 0.3 的 Hapke 混合模型共 5 种模型,按照对应的质量比例生成模拟的混合矿物光谱,与实验室实测光谱进行比较。最后,基于 Monte Carlo 法随机生成多元“和为一”的丰度矩阵,利用 5 种混合模型开展数据增强,分别生成 40 000 条模拟光谱作为堆栈自编码网络的训练集,反演矿物高光谱数据的丰度信息。研究结果表明:Hapke 模型以及添加填充系数后的光谱模拟精度均优于线性混合模型的模拟精度,当 Hapke 模型的填充系数为 0.1 和 0.2 时,光谱角距离误差均值分别为 0.053 5 和 0.053 7,模拟的矿物光谱更接近实测光谱,且优于未添加填充系数时的光谱角距离误差 0.074 8。利用填充系数为 0.1 和 0.2 的 Hapke 模型生成的模拟数据作为深度学习训练集,矿物高光谱丰度反演的均方根误差(RMSE)为 0.124 8,优于其他 4 种模型的反演结果。基于添加填充系数后的 Hapke 混合模型生成的模拟数据更接近真实光谱,可为深度学习的小样本矿物丰度反演研究提供数据支撑。

关键词:高光谱技术;深度学习;模拟光谱;混合模型;Hapke 模型;数据增强;丰度反演

中图分类号:TP751 文献标识码:A doi:10.37188/OPE.20233111.1684

Small sample data augmentation and abundances inversion of minerals hyperspectral

ZHU Ling*, LI Ming, QIN Kai

(National Key Laboratory of Remote Sensing Information and Imagery Analyzing Technology,
Beijing Research Institute of Uranium Geology, Beijing 100029, China)

* Corresponding author, E-mail: thal_zhu@163.com

Abstract: Using deep learning methods to retrieve mineral abundance requires numerous labeled hyperspectral data samples. Thus, a method based on the Hapke mixed model with filling factor is proposed for data augmentation of small mineral samples, to generate a large number of labeled datasets. First, five kinds of common mineral powders were mixed by multiple elements in the laboratory according to the weight mixing ratio, and the spectra of mixed minerals were measured. Subsequently, mixing spectra were simulated considering the corresponding weight proportion of the five mixing models, including the linear mixing model. The simulated spectra of the augmented data using the original Hapke and the Hapke mixing model with filling factors of 0.1, 0.2, and 0.3 were compared with the measured spectra. Final-

收稿日期:2022-08-18;修订日期:2022-10-14.

基金项目:国防基础科研项目(No. JCKY2022201CRS025)

ly, based on the sum to one abundance matrix randomly generated by the Monte Carlo method, forty thousand simulated spectra were generated using the five mixing models. The abundance information on real spectral data was obtained by treating the simulated spectra as the training dataset of the stack autoencoder network. The results showed that the simulation results obtained using the original Hapke model and the model with filling factors were better in accuracy than those of the linear mixed model. When the filling factors of the Hapke model were set to 0.1 and 0.2, the mean SAM error was 0.053 5 and 0.053 7, respectively, and the RMSE error of mineral abundance inversion of hyperspectral data was 0.124 8, demonstrating the superiority of the Hapke model with filling factors over the other four methods. The simulated mineral spectrum was closer to the measured spectrum and better than that without any filling factors with a simulation error of 0.074 8, and the spectra associated with the simulated data were closer to the real spectrum, thereby providing support for mineral abundance inversion research based on deep learning.

Key words: hyperspectral technique; deep learning; simulating spectra; mixing model; Hapke model; data augmentation; abundances inversion

1 引 言

高光谱技术是目前光学遥感领域最为先进的技术^[1],随着光谱分辨率的不断提升,物质成分微小变化引起的光谱特征差异也可以被识别。岩矿识别是高光谱遥感技术的重要应用之一^[2-3],高光谱技术的不断发展使矿物分类、信息提取向着定量化方向转变。开展高光谱矿物丰度反演研究可以为地质调查、矿产资源勘查以及月球、火星等行星的地质探测等提供强有力的技术支撑。

随着计算机技术和人工智能领域的发展,以深度学习为代表的机器学习方法对高光谱图像分类和信息提取提供了新的研究范式^[4]。目前,基于自编码网络、卷积神经网络、变分自编码网络等深度学习方法在高光谱端元提取和丰度反演方面取得了较好的效果^[5-7]。在开展高光谱丰度反演时主要应用一些带有标签的公共数据集进行实验和验证,其中 Samson, Jasper 和 Urban 数据集是目前最为常用的高光谱数据集,具有已知的丰度标签,主要体现水体、植被、土壤、道路和城市建筑等地物光谱混合特征。国内外学者已经开始使用深度学习方法更好地利用遥感数据的空间信息和光谱信息进行地学应用。但深度学习方法是一种数据驱动方法,需要大量带有高质量标签的数据集进行训练。除了上述提到的常用公共数据集之外,在实际应用中,带有标签的高光谱数据往往较难获取^[8-9],尤其是带标签

的混合矿物的高光谱数据,获取难度更大。美国内华达州 Cuprite 数据集是目前开展地质填图和应用示范最为经典的数据集,但也缺乏对应的丰度标签。基于深度学习的矿物高光谱丰度反演研究面临小样本的问题。因此,开展小样本的矿物高数据增强,生成已知丰度信息的混合光谱标签数据,为深度学习训练提供数据支持是十分必要的。

线性混合模型物理意义简单、计算方便,在过去 20 年得到了广泛的应用^[10],但矿物粒子的紧致混合特性往往呈现出复杂的非线性混合特点。Hapke 模型是一种广泛用于模拟矿物反射光谱的物理模型,有学者基于 Hapke 各向同性和各向异性非线性混合模型开展混合岩矿粉末的光谱模拟实验^[11]。Qin 等学者基于 Hapke 模型粒子表面各向同性的假设,通过变换入射角和出射角首次将该模型应用于深度学习数据增强研究^[12]。真实的矿物混合场景往往更为复杂,除了考虑角度变换还需要考虑矿物粒子之间颗粒度的填充特性^[13]。因此,本文在各向同性 Hapke 模型的基础之上添加填充系数特性,开展混合矿物数据模拟实验,将模拟数据与实验室实测的光谱数据进行比较。然后,基于混合模型数据增强方法生成大量的模拟数据集作为深度学习的训练集,基于堆栈自编码网络开展矿物高光谱丰度反演实验,为基于深度学习的矿物丰度反演研究提供数据支持。

2 原理与实验

2.1 Hapke模型

致密型混合矿物的组成粒子通常会出现复杂的光学反应,Hapke模型可以很好地描述矿物的混合效应^[13]。Hapke模型的基本原理为:矿物单次散射反照率的混合呈现较强的线性特征,而通过Hapke理论可以得到矿物的单次散射反照率,将矿物光谱的反射率转换为单次散射反照率,单次散射反照率按照线性混合后获取混合光谱的单次散射反照率,再将它转换为混合光谱反射率。

$$a_n = 1 - \left(\frac{\sqrt{(\mu + \xi)^2 z_n^2 + (K + 4\mu\xi z_n)(K - z_n)} - (\mu + \xi)z_n}{K^2 + \frac{4\mu\xi z_n}{K}} \right)^2, \tag{2}$$

其中: a_n 表示第 n 种矿物的单次散射反照率, z_n 为第 n 种矿物的光谱反射率, μ 为入射角参数, ξ 为出射角参数。

矿物的单次散射反照率呈现线性混合特征,将不同矿物的单次散射反照率进行求和,得到混合光谱的单次散射反照率,即:

$$r_m = \sum_{n=1}^n Aa_n, \tag{3}$$

其中: r_m 为第 m 条混合光谱的单次散射反照; A 表示矿物的丰度矩阵,满足“和为一”条件; n 表示矿物类别数。

最后将 r_m 转变为混合矿物反射率 x_m ,有:

$$x_m = \frac{r_m}{(1 + 2\mu\sqrt{1 - r_m})(1 + 2\xi\sqrt{1 - r_m})}. \tag{4}$$

2.2 实验室光谱量测

选择5种常见的矿物:赤铁矿、高岭石、蒙脱石、绿泥石和白云母,将它们研磨成200目的矿物颗粒。依据文献[11]的实验方法,按质量比例混合方式,使用天平称取不同质量的矿物粉末,分别进行二元、三元、四元混合。在实验室内开展混合实验,第一组:对赤铁矿和高岭石进行二元混合;第二组:对白云母、蒙脱石和高岭石进行三元混合;第三组:对蒙脱石、高岭石和赤铁矿进行三元混合;第四组:对蒙脱石、高岭石、赤铁矿和绿泥石进行四元混合,质量混合配比设置见表1。充分搅拌混合后,放入直径为4 cm,高2 cm

本文在Hapke模型各向同性假设的基础上,依据Hapke提出的粒子孔隙度对双向性反射光谱产生影响,添加矿物粒子颗粒度的填充系数 $\phi^{[13]}$,计算系数 K 值,其作用主要是确保粒子不重叠。 K 的计算公式为:

$$K = -\ln(1 - 1.209\phi^{2/3})/1.209\phi^{2/3}. \tag{1}$$

ϕ 的取值主要取决于粒度分布,实验室中,粒子系数一般取值为0.1~0.5,颗粒越小的粒子, ϕ 值通常越小。

将矿物光谱反射率转换为单次散射反照率,即有:

的容器中。

表1 矿物端元混合比例

Tab. 1 Mixing proportion of end-member minerals			
第一组	第二组	第三组	第四组
1:9	1:3:6	5:4:1	1:2:3:4
3:7	1:5:4	3:6:1	4:2:3:1
5:5	1:5:6:5:2	2:7:1	5:0.5:4:0.5
7:3	0.5:7:2.5	4:3:3	7.5:0.3:2:0.2
9:1	0.5:8:1.5	2:5:3	5.5:1:3:0.5

使用ASD FieldSpecFR Pro便携式分光辐射光谱仪对矿物样品进行量测,分别获取5种端元矿物的光谱和4组混合样品光谱,每个样品保存3条光谱,取平均值作为最终结果。共获得5条纯净矿物光谱和20条混合矿物光谱数据。

ASD FieldSpecFR Pro便携式光谱仪可以获取波长为350~2 500 nm的光谱,光谱分辨率为1 nm。删除首尾误差较大的波段,保留401~24 00 nm波长的光谱,并对光谱进行间隔10 nm抽稀,保留200个波段。图1显示了在实验室量测的赤铁矿、高岭石、蒙脱石、绿泥石和白云母5种矿物端元的光谱特征。

2.3 模拟数据生成

首先,从二元、三元、四元混合的情况中各自挑选两种混合比例:高岭石和赤铁矿(5:5,7:3),白云母、蒙脱石和高岭石(1:3:6,1:5:4),蒙脱

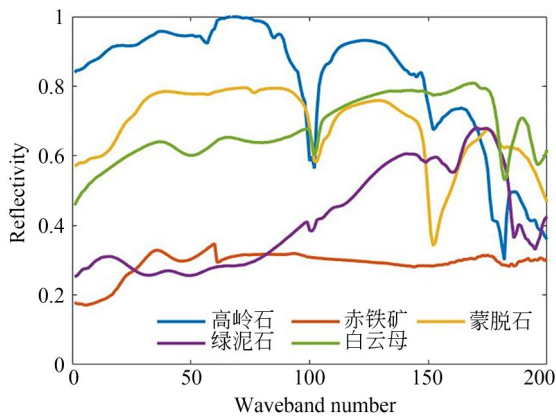


图1 实验室实测5种矿物的端元光谱
Fig.1 Endmembers spectra of five minerals measured in laboratory

石、高岭石、赤铁矿和绿泥石(4:2:3:1,1:2:3:4),按照对应的混合比例,基于线性模型、Hapke模型,以及在考虑矿物粒子颗粒度的填充特性情况下^[13]分别添加填充系数为0.1,0.2和0.3的Hapke模型,对每一种混合情况生成5条模拟矿物高光谱数据,采用光谱角距离误差(Spectral Angle Mapper, SAM)(式5)对模拟光谱数据进行评价。SAM取值为 $[0,\Pi]$, $\bar{x}$ 为模拟光谱, x 表示实测光谱,与实测光谱的SAM误差越小,说明模拟光谱越接近真实光谱。

$$SAM(\bar{x},x)=\arccos\left(\frac{(\bar{x},x)}{\|\bar{x}\|_2\|x\|_2}\right).$$
 (5)

在Matlab中利用Monte Carlo法随机生成二元、三元、四元的丰度矩阵,丰度矩阵遵循“和为一”的原则。将5种纯净的矿物端元按照随机生成的二元、三元、四元混合的丰度矩阵进行小样本矿物数据增强,生成大量模拟数据集。混合模拟数据集的生成设置见表2,每一种模型对应生成40 000条模拟光谱。

表2 混合矿物数据增强					
Tab.2 Data enhancement of mixing minerals					
模拟数据	线性模拟	Hapke模拟	Hapke模拟		
			$\phi=0.1$	$\phi=0.2$	$\phi=0.3$
第一组	10 000	10 000	10 000	10 000	10 000
第二组	10 000	10 000	10 000	10 000	10 000
第三组	10 000	10 000	10 000	10 000	10 000
第四组	10 000	10 000	10 000	10 000	10 000
合 计	40 000	40 000	40 000	40 000	40 000

2.4 丰度反演实验

以堆栈自编码为矿物高光谱丰度反演训练网络^[12],开展监督训练。本实验分别以模拟混合光谱数据集作为训练集的输入,以对应的丰度矩阵作为训练集的输出。以实验室量测获取的20条混合矿物高光谱数据作为验证集的输入,验证集的输出即为求解的丰度信息,并与真实的丰度进行比较,采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)验证丰度反演结果:

$$RMSE(y,\bar{y})=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^N\sqrt{\|y-\bar{y}\|_2^2},$$
 (6)

其中: $\bar{y}$ 表示堆栈自编码求取的丰度矩阵, y 表示实测的光谱丰度矩阵。

3 结果与分析

3.1 光谱模拟结果分析

基于5种混合模型按照与实测光谱相对应的丰度比例生成的模拟数据并与实测光谱开展对比分析。光谱间SAM误差结果如表3所示,模拟光谱如图2所示。端元数量越多,一般生成的模拟光谱误差越大。由表3和图2可知,与线性模型模拟结果相比,Hapke模型和添加填充系数后的Hapke模型生成的模拟光谱与实测光谱更接近。与Hapke模型的模拟结果相比,当填充系数为0.1和0.2时,与实测光谱的SAM平均误差分别为0.053 5和0.053 7,优于未添加填充系数时的SAM误差结果0.074 8。当高岭石和赤铁矿混合比例为5:5和7:3,白云母、蒙脱石和高岭石的混合比例为1:3:6和1:4:5时,Hapke模型添加填充系数 ϕ 值为0.2的模拟效果最好。对于蒙脱石、高岭石、赤铁矿和绿泥石混合比例为4:2:3:1和1:2:3:4,Hapke模型添加填充系数 ϕ 值为0.1时,模拟效果最好。

3.2 丰度反演结果

以深度学习理论为基础,以堆栈自编码为丰度反演训练网络,设置隐藏层层数为3层,输入层神经元数目为200,3个隐藏层神经元数目依次设置为135,45,15,最后一层输出神经元的数目与矿物端元数目相同,设置为5。隐藏层采用Sigmoid激活函数,最后一层输出层采用Softmax激活函数。学习率设置为0.05,稀疏惩罚设置为0.2。堆栈自编码网络为监督训练,以生成的

表 3 部分光谱模拟结果误差比较
Tab. 3 Errors of some spectra simulation results

矿物混合	线性模拟	Hapke 模拟	Hapke 模拟		
			$\phi=0.1$	$\phi=0.2$	$\phi=0.3$
高岭石:赤铁矿(5:5)	0.156 4	0.076 1	0.045 9	0.036 9	0.048 3
高岭石:赤铁矿(7:3)	0.111 7	0.057 1	0.053 6	0.038 7	0.092 5
白云母:蒙脱石:高岭石(1:3:6)	0.047 3	0.038 2	0.027 1	0.022 4	0.077 8
白云母:蒙脱石:高岭石(1:5:4)	0.074 1	0.061 1	0.058 9	0.055 5	0.072 3
蒙脱石:高岭石:赤铁矿:绿泥石(4:2:3:1)	0.163 6	0.109 7	0.059 0	0.083 2	0.106 0
蒙脱石:高岭石:赤铁矿:绿泥石(1:2:3:4)	0.231 6	0.106 6	0.066 9	0.085 6	0.106 5
均 值	0.130 1	0.074 8	0.053 5	0.053 7	0.083 8

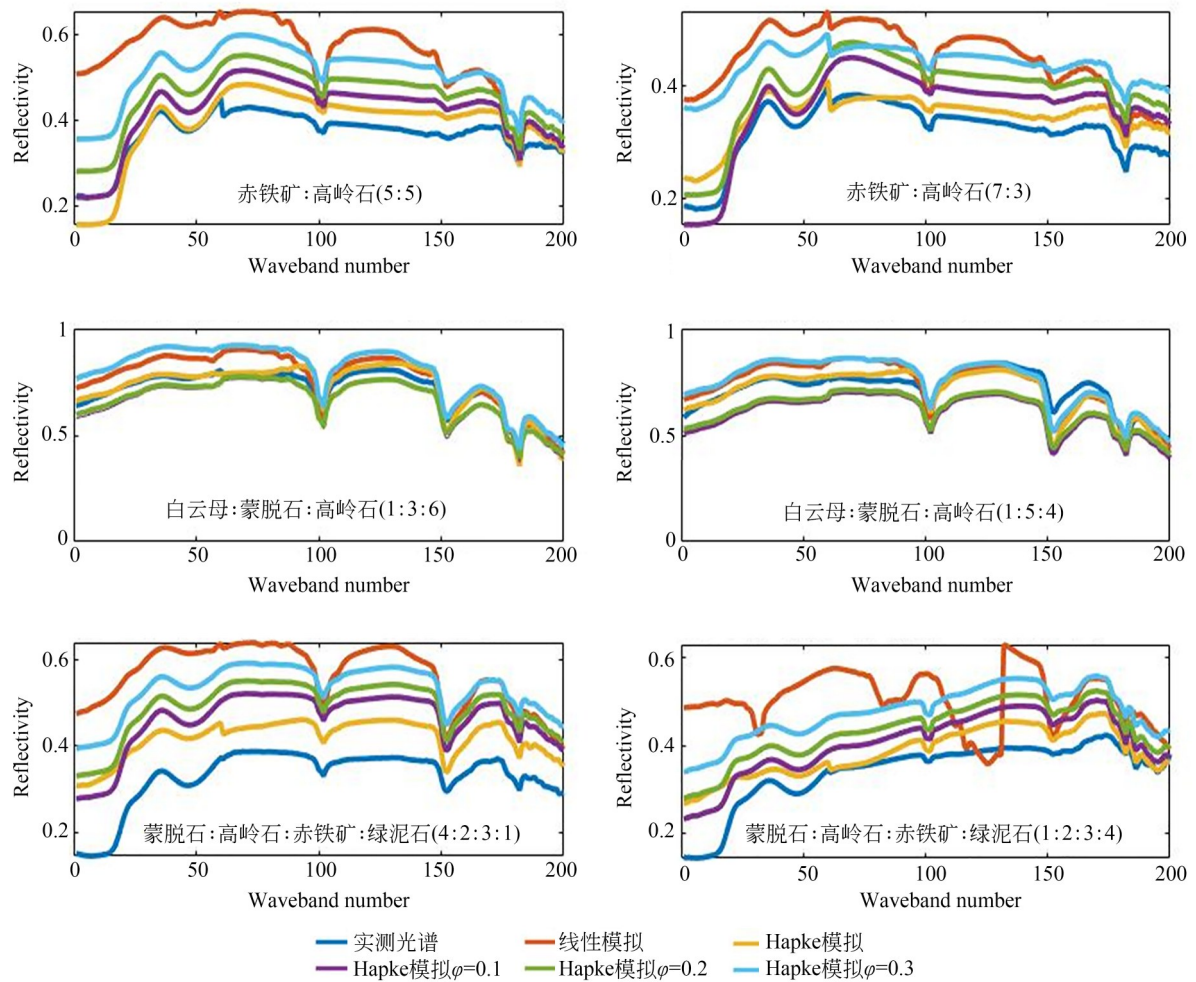


图 2 混合矿物模拟结果比较
Fig. 2 Simulation results of mixing minerals

40 000 条模拟数据集作为训练集(表 2),训练集的输出为其对应的丰度矩阵;以实测的 20 条混合光谱作为验证集的输入,进行 100 次迭代运算,通过误差反向传播,不断对网络参数进行微调,验

证集的输出即为实测光谱的丰度信息。

目前,全约束最小二乘方法(Full Confinement Least Square, FCLS)是高光谱丰度反演研究最为常用的方法^[14],本文基于不同混合模型生

成的数据集开展深度学习训练后的反演结果与 FCLS 方法的反演结果和 20 条实验室实测混合光谱对应的丰度进行比较。

由表 4 可以看出,直接利用 FCLS 对混合矿物光谱进行丰度反演, RMSE 平均误差为 0.391 7, 不能正确反演真实的丰度信息。以 Hapke 模型模拟的 40 000 条光谱为训练集时, 丰度反演的 RMSE 平均误差为 0.146 8, 当添加填充系数 ϕ 为 0.1 和 0.2 时, 其丰度反演的 RMSE 平均值分别为 0.158 7 和 0.167 6, 丰度反演结果相较于

Hapke 模型生成的模拟数据作为训练集时的反演结果没有提升。为了统一训练集的数据量, 在 Matlab 中, 随机抽取 $\phi=0.1$ 和 $\phi=0.2$ 时的各 20 000 条模拟光谱作为训练数据集, 所获得的丰度反演 RMSE 平均值为 0.124 8, 相比于其他 4 种方法的丰度反演精度有了明显的提升。5 种矿物中, 绿泥石和白云母的反演结果较好, 高岭石和蒙脱石的反演结果相对较差, 这是因为高岭石和蒙脱石在 0~150 nm 波段的光谱特征相似度较高。

表 4 矿物高光谱丰度反演结果
Tab. 4 Hyperspectral abundance inversion results of mineral unmixing

矿 物	RMSE				
	FCLS	Hapke	Hapke $\phi=0.1$	Hapke $\phi=0.2$	Hapke $\phi=0.1, 0.2$
高岭石	0.333 9	0.184 1	0.199 5	0.249 2	0.164 6
赤铁矿	0.571 8	0.089 7	0.100 5	0.120 8	0.114 5
蒙脱石	0.273 1	0.233 8	0.242 6	0.232 4	0.198 5
绿泥石	0.550 0	0.061 7	0.101 2	0.049 2	0.059 7
白云母	0.229 6	0.085 9	0.083 0	0.085 3	0.086 6
均 值	0.391 7	0.146 8	0.158 7	0.167 6	0.124 8

4 结 论

本文针对地表常见的 5 种矿物进行二元、三元、四元混合, 并对 5 种常见矿物和 4 组混合矿物光谱反射率进行量测。然后, 基于线性模型和 Hapke 模型以及添加填充系数后的 Hapke 模型, 按照对应的混合比例进行光谱模拟, 采用 SAM 误差对模拟结果进行评价。最后, 基于混合模型生成大量的模拟数据集, 作为深度学习高光谱丰度反演的训练集, 求取真实的高光谱丰度, 并采用 RMSE 进行评价。实验结果表明, 相比线性模型, Hapke 模型在模拟混合矿物反射率方面具有

更好的精度。当对 Hapke 模型添加 0.1 和 0.2 的填充系数后, 其模拟精度比原 Hapke 模型有较大提升。对 Hapke 模型添加填充系数为 0.1 和 0.2 时生成的模拟数据作为深度学习的训练集, 可以得到较好的丰度反演结果。因此, 利用添加填充系数的 Hapke 模型可以对小样本的矿物高光谱数据集进行数据增强, 满足深度学习训练的数据要求。但是, 依据混合模型开展高光谱数据的增强用于深度学习丰度反演目前还处在初步研究阶段, 受到矿物样本、混合比例等多种因素的制约, 需要不断地改进数据增强方法, 提升模型的泛化能力。

参考文献:

[1] 丁文清, 丁林. 岩矿高光谱遥感及其在青藏高原的应用前景[J]. 地质科学, 2022, 57(3):924-944.
DING W Q, DING L. Hyperspectral remote sensing of rock and mineral and its application prospects on the Tibetan Plateau[J]. *Chinese Journal of Geology*, 2022, 57(3):924-944. (in Chinese)

[2] 张成业, 秦其明, 陈理, 等. 高光谱遥感岩矿识别的研究进展[J]. 光学精密工程, 2015, 23(8): 2407-2418.
ZHANG CH Y, QIN Q M, CHEN L, *et al.* Research and development of mineral identification uti-

- lizing hyperspectral remote sensing[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(8):2407-2418. (in Chinese)
- [3] 董新丰, 甘甫平, 李娜, 等. 高分五号高光谱影像矿物精细识别[J]. *遥感学报*, 2020, 24(4): 454-464.
- DONG X F, GAN F P, LI N, *et al.* Fine mineral identification of GF-5 hyperspectral image[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2020, 24(4): 454-464. (in Chinese)
- [4] 叶珍, 白璘, 何明一. 高光谱图像空谱特征提取综述[J]. *中国图象图形学报*, 2021, 26(8): 1737-1763.
- YE ZH, BAI L, HE M Y. Review of spatial-spectral feature extraction for hyperspectral image[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2021, 26(8): 1737-1763. (in Chinese)
- [5] OZKAN S, KAYA B, AKAR G B. EndNet: sparse AutoEncoder network for endmember extraction and hyperspectral unmixing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(1): 482-496.
- [6] ZHANG X R, SUN Y J, ZHANG J Y, *et al.* Hyperspectral unmixing via deep convolutional neural networks[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(11): 1755-1759.
- [7] SU Y C, LI J, PLAZA A, *et al.* DAEN: deep autoencoder networks for hyperspectral unmixing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(7): 4309-4321.
- [8] 韩竹, 高连如, 张兵, 等. 高分五号高光谱图像自编码网络非线性解混[J]. *遥感学报*, 2020, 24(4): 388-400.
- HAN ZH, GAO L R, ZHANG B, *et al.* Nonlinear unmixing of hyperspectral image self-coding network with high score No. 5[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2020, 24(4): 388-400. (in Chinese)
- [9] 慕晓冬, 白坤, 尤轩昂, 等. 基于对比学习方法的遥感影像特征提取与分类[J]. *光学精密工程*, 2021, 29(9):2222-2234
- MU X D, BAI K, YOU X A, *et al.* Remote sensing image feature extraction and classification based on contrastive learning method[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(9): 2222-2234.
- [10] 王忠良, 何密, 叶珍, 等. 线性混合光谱模型高光谱压缩感知[J]. *遥感学报*, 2020, 24(3): 277-289.
- WANG ZH L, HE M, YE ZH, *et al.* For hyperspectral compressed sensing method on linear mixed spectrum model[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2020, 24(3):277-289. (in Chinese)
- [11] 王喆, 赵哲, 闫柏琨, 等. 基于Hapke模型混合岩矿粉末反射率光谱模拟[J]. *国土资源遥感*, 2017, 29(1): 186-191.
- WANG ZH, ZHAO ZH, YAN B K, *et al.* Simulation of bi-directional reflectance on mixed minerals based on Hapke photometric model[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2017, 29(1): 186-191. (in Chinese)
- [12] QIN K, GE F Y, ZHAO Y J, *et al.* Hapke data augmentation for deep learning-based hyperspectral data analysis with limited samples[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 18(5): 886-890.
- [13] HAPKE B. Bidirectional reflectance spectroscopy[J]. *Icarus*, 2008, 195(2): 918-926.
- [14] WANG L, LIU D, WANG Q, *et al.* Spectral unmixing model based on least squares support vector machine with unmixing residue constraints[J]. *Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(6):1592-1596.

作者简介:



朱 玲(1992—),女,硕士,工程师,2018年于中国矿业大学(北京)获得硕士学位,主要从事遥感地质及高光谱遥感信息智能提取的研究。E-mail: thal_zhu@163.com