

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2026.02.016

医学人工智能

基于深度学习的烧伤患者整形术后愈合状态预测

董帮娟,戴卓,王金金,王华军,于攀
东部战区总医院烧伤整形科,江苏南京 210016

【摘要】目的:旨在应用深度学习模型预测烧伤患者接受整形手术后的愈合状态,重点包括瘢痕形成、感染发生以及完全愈合与部分愈合的类别判断。通过对烧伤图像数据进行特征提取和分析,协助医生更准确地评估患者的术后恢复情况。**方法:**基于预训练的VGG模型进行烧伤图像特征提取,同时引入注意力机制以增强模型对关键区域的关注能力。所提取的特征进一步输入到多种传统机器学习分类器中,分别完成模型的训练与测试。**结果:**基于VGG模型并结合注意力机制的分类模型在预测烧伤愈合状态方面取得良好效果,其中VGG模型结合注意力机制与XGBoost分类器的组合模式最优,准确率达到0.853,宏平均F1分数为0.844,宏平均AUC值为0.921,说明该模型在不同愈合类别的区分中具有优越性能。**结论:**采用VGG特征提取并引入注意力机制的模型在烧伤愈合状态预测中显示出显著的临床应用潜力。注意力机制的加入提升了模型对关键图像特征的关注程度,从而进一步提高分类的准确率和结果的一致性。

【关键词】深度学习;注意力机制;烧伤;整形手术;愈合状态

【中图分类号】R318;R619.5

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2026)02-0255-06

Deep learning based prediction of burn wound healing after plastic surgery

DONG Bangjuan, DAI Zhuo, WANG Jinjin, WANG Huajun, YU Pan

Department of Burn and Plastic Surgery, General Hospital of Eastern Theater Command, Nanjing 210016, China

Abstract: Objective To predict the healing status in burn patients after plastic surgery using deep learning models, focusing on scar formation, infection occurrence, and classifications of complete and partial healing, and assist clinicians in more accurately assessing postoperative recovery by extracting and analyzing features from burn image data. **Methods** The pre-trained visual geometry group (VGG) model was used to extract features from burn wound images, and an attention mechanism was introduced to enhance the model's ability to focus on key regions. The extracted features were further input into various traditional machine learning classifiers for model training and testing. **Results** The classification model combining the VGG model with an attention mechanism achieved favorable performance in predicting burn wound healing status. Among all the models, the VGG model incorporating the attention mechanism and XGBoost classifier exhibited the optimal performance, with an accuracy of 0.853, an average macro F1 score of 0.844, and an average macro AUC value of 0.921, verifying its superior performance in distinguishing different healing statuses. **Conclusion** The model employing VGG feature extraction and incorporating an attention mechanism demonstrates significant clinical potential in predicting burn wound healing. The application of the attention mechanism enhances the model's focus on key image features, which further improves classification accuracy and result consistency.

Keywords: deep learning; attention mechanism; burn; plastic surgery; healing status

前言

在烧伤治疗领域,整形术后愈合状态的准确评

估对患者的恢复和后续治疗至关重要^[1]。愈合状态的分类通常包括完全愈合、部分愈合、瘢痕和感染等,而这些状态不仅影响患者的身体健康,还可能影响其心理和生活质量^[2]。传统的愈合评估方法多依赖于医生的经验和主观判断,容易受到个体差异和评估者经验水平的影响。因此,利用深度学习技术实现更为客观和准确的愈合状态分类显得尤为重要^[3-5]。近年来,卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)在图像分类任务中展现了优异的性能

【收稿日期】2025-09-12

【基金项目】江苏省卫健委支撑项目(K2023064)

【作者简介】董帮娟,研究方向:烧伤整形,E-mail: dbdb_bj@163.com

【通信作者】于攀,博士,副主任医师,硕士生导师,研究方向:创面修复、烧伤治疗、瘢痕整复等,E-mail: yp52@163.com

能^[6]。VGG (Visual Geometry Group) 模型以其深层网络结构和良好的特征提取能力,成为图像识别领域的标准之一^[7]。然而,VGG在特征选择上仍存在一定局限,难以有效聚焦于关键特征^[8]。为了解决这一问题,研究者们开始探索注意力机制^[9]。注意力机制能够使模型在处理图像时动态调整特征权重,从而更加关注重要的特征区域,显著提升分类性能^[10]。

本研究采用预训练的VGG模型提取烧伤图像的低级和高级特征,并在其基础上加入注意力机制,旨在提高对愈合程度的分类准确性^[11]。将经过注意力处理的特征输入到不同的分类模型中,评估其在4种愈合情况分类中的有效性。希望通过这一方法为临床提供更为科学、准确的愈合状态评估工具,促进烧伤患者的个性化治疗,从而改善治疗效果和患者的生活质量。

1 资料与方法

1.1 一般资料

选取2021年5月至2024年3月期间某三甲医院收治的110例烧伤患者,涵盖302张患者整形术后愈合图像数据。这些患者包括不同年龄段、性别以及各种类型和严重程度的烧伤案例。所有患者均符合中华医学会编制的《临床技术操作规范·烧伤分册》的相关诊断标准,本研究经过医院伦理委员会的审批(批件号:2020NZWJSHK-090),确保遵循医学伦理和患者隐私保护。

纳入标准包括所有年龄段的烧伤患者,且需符合一度、二度或三度烧伤的诊断,并具备清晰可辨的术前和术后图像数据。同时,患者或其监护人需签署知情同意书,允许使用其数据进行研究。排除标准包括存在心、肝、肾等脏器功能疾病或合并其他慢性基础疾病的患者、化学烧伤患者、术前已接受过植皮、激光治疗的患者,以及图像数据不完整或质量不合格的个案。

1.2 研究方法

通过结合预训练的VGG模型和注意力机制,构建一个高效的图像分类模型,以准确识别烧伤整形术后愈合的不同状态。通过精细提取图像特征并增强对重要区域的关注,能够显著提升分类的准确性和可靠性。下面首先介绍VGG模型的结构与特征提取过程。其次,将深入探讨注意力机制的设计与实现。最后,说明这些分类模型如何利用经过处理的特征进行有效分类。

1.2.1 VGG模型 VGG模型是由牛津大学视觉几何组提出的一种深度卷积神经网络^[12]。VGG以其深层网络结构和一致的卷积层设计而著称,尤其在图像

分类任务中表现优越。VGG模型的主要特点是使用小卷积核和较小的步幅逐步提取图像特征,本文所用的VGG网络结构见图1。

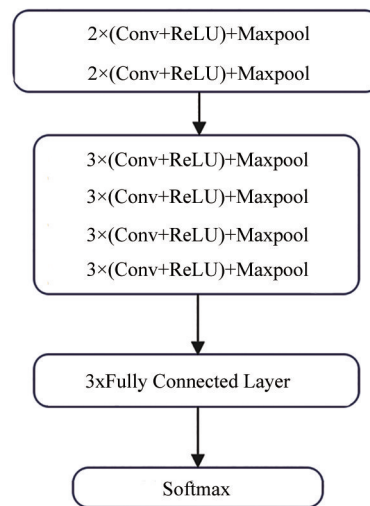


图1 VGG网络结构图

Figure 1 VGG network architecture diagram

VGG的基本构建模块是卷积层和池化层^[13]。网络结构通常分为多个卷积块,每个卷积块包含一系列的卷积层,后接一个最大池化层。其基本结构可以表示为 $f(\text{Pooling}(f(\text{Conv}(I))))$, I 是输入图像, Conv 表示卷积操作, f 是激活函数, Pooling 表示池化操作^[14]。在VGG中,特征提取可以通过多个卷积层进行:

$$X^{(l)} = f(W^{(l)} * X^{(l-1)} + b^{(l)}) \quad (1)$$

其中, $X^{(l)}$ 、 $W^{(l)}$ 以及 $b^{(l)}$ 分别是第 l 层的输出特征图、卷积核权重和偏置,*表示卷积操作。

在经过多个卷积和池化层后,VGG模型最终会通过全连接层将高维特征映射到分类结果。输出层的形式为 $\text{Softmax}(W_f \cdot X^{(n)} + b_f)$, W_f 和 b_f 分别为最后一层的权重矩阵和偏置。 Softmax 函数用于将输出转化为概率分布^[15]。

VGG模型的深层结构使得模型能捕捉到丰富的特征信息。小卷积核设计减少了参数数量,降低了过拟合的风险^[16]。其在多个计算机视觉任务中得到广泛应用。通过这些特征提取的优势,VGG模型能够有效地为后续的烧伤患者整形术后愈合图像分类任务提供支持。

1.2.2 注意力机制 注意力机制是一种模仿人类视觉关注区域的技术,可以帮助模型更有效地聚焦于输入数据中的重要部分^[17]。通过动态调整特征权重,注意力机制增强模型对关键特征区域的响应,提高分类的准确性。

本研究中在VGG模型的基础上添加一个注意力模块,用于计算每个特征的权重^[18]。假设输入特征为 F ,通过一个全连接层生成注意力权重:

$$A = \sigma(W_a \cdot F + b_a) \quad (2)$$

其中, W_a 和 b_a 分别为注意力层的权重矩阵和偏置, σ 是Sigmoid激活函数。通过将注意力权重应用于输入特征 F ,可以生成经过注意力处理的特征 $F' = F \odot A$, \odot 为逐元素乘法^[15]。

为进一步增强模型对关键特征的提取能力,可引入多头注意力机制以从不同子空间共同学习特征依赖关系^[19]。具体实现时,首先将输入特征 $F \in R^d$ 通过 h 个独立的线性变换投影为不同的特征子空间,生成对应的查询、键和值:

$$Q_i = W_i^Q F, K_i = W_i^K F, V_i = W_i^V F, i = 1, 2, \dots, h \quad (3)$$

其中, W_i^Q 、 W_i^K 、 W_i^V 为每个头对应的可学习参数矩阵^[20]。随后,在各头内计算注意力权重矩阵:

$$A_i = \sigma(Q_i K_i^T / \sqrt{d_k}) \quad (4)$$

其中, σ 表示Softmax函数, $d_k = d/h$ 为缩放因子。每个头的输出通过注意力权重对值向量加权得到 $F'_i = A_i V_i$ 。最终,将所有头的输出在特征维度上进行拼接,并通过线性变换融合信息,得到整体的加权特征:

$$F'' = W^O \cdot \text{Concat}(F'_1, F'_2, \dots, F'_h) \quad (5)$$

其中, $W^O \in R^{d \times d}$ 为输出变换矩阵^[21]。该结构使模型能够并行关注不同位置的特征交互模式,有效增强特征的判别能力,进而提升分类性能。多头注意力机制结构见图2。

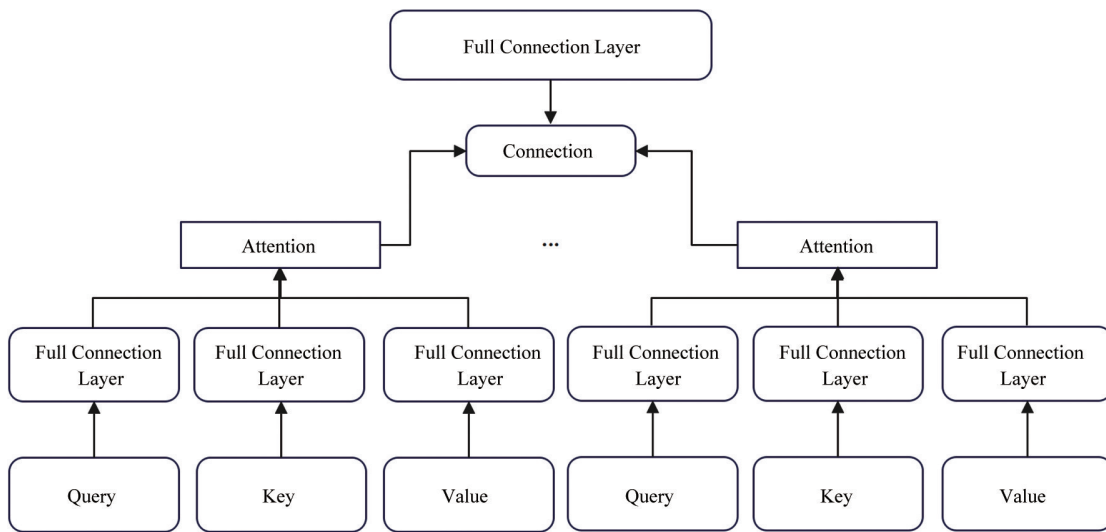


图2 多头注意力机制结构图

Figure 2 Structure diagram of multi-head attention mechanism

1.2.3 分类模型 在完成特征提取和注意力机制处理后,将经过处理的特征输入到分类模型中。选择的分类模型包括K近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)^[22]、随机森林^[23]、极端随机树^[24]和XGBoost模型^[25]。KNN是一种基于实例的学习算法,通过计算样本之间的距离进行分类。随机森林是一种集成学习方法,由多个决策树组成,每棵树通过随机抽样训练集生成,最终分类结果通过投票决定。极端随机树是一种类似随机森林的集成学习算法,它使用全部训练样本而非随机抽样,并且在特征选择上采取完全随机的方式。XGBoost是一种流行的梯度提升树模型,通过迭代生成决策树以最小化损失函数。

通过上述分类模型的选择和组合,能够有效地将经过注意力处理的特征 F'' 进行分类,最终实现对

烧伤患者术后愈合程度(完全愈合、部分愈合、瘢痕、感染)的准确识别。

1.2.4 实验环境与评价指标 实验运行环境为Windows 11操作系统,通过Keras深度学习框架实现改进后的VGG模型算法。硬件配置为NVIDIA RTX 4060。

在烧伤患者整形术后愈合状态的分类研究中,为评估模型性能,采用多个评价指标。针对完全愈合、部分愈合、瘢痕和感染的4分类任务,首先计算准确率以反映模型整体分类效果,同时采用宏平均F1分数评估模型在不同类别间的平衡性能。通过逐类对比的方式计算宏平均AUC值,用于衡量模型在各个类别上的综合区分能力。最后,通过Kappa系数评估模型分类结果与实际结果的一致性,该指标能有

效修正随机同意度对评估结果的影响。

针对多类别分类问题,设 C_{ii} 为实际类别为 i 并且也被模型正确预测为类别 i 的样本数。 $C_{ij}(i \neq j)$ 表示实际类别 i 被预测为类别 j 的样本数。各评价指标的计算公式定义如下:

(1) 准确率为所有类别中被正确分类的样本比例,公式为:

$$\text{Accuracy} = \frac{\sum_{i=1}^k C_{ii}}{N} \quad (6)$$

其中, N 为总样本数。

(2) 宏平均 F1 分数为各类别 F1 分数的算术平均值,公式为:

$$\text{Macro - F1} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \text{F1}_i \quad (7)$$

其中,第 i 类别的精确率与召回率计算 $\text{Precision}_i =$

$C_{ii} / \sum_{j=1}^k C_{ji}$, $\text{Recall}_i = C_{ii} / \sum_{j=1}^k C_{ij}$ 。进而得到:

$$\text{F1}_i = \frac{2 \cdot \text{Precision}_i \cdot \text{Recall}_i}{\text{Precision}_i + \text{Recall}_i} \quad (8)$$

(3) Kappa 系数的公式为:

$$\kappa = \frac{p_o - p_e}{1 - p_e} \quad (9)$$

其中, $p_e = \sum_{i=1}^k \left[\left(\sum_{j=1}^k C_{ij} / N \right) \times \left(\sum_{j=1}^k C_{ji} / N \right) \right]$, p_o 为准确率。

2 结果

2.1 模型整体性能比较

为了评估不同模型在烧伤患者整形术后愈合状态分类中的性能,将实验数据集分为训练集和测试集,比例为 4:1。通过训练和测试,比较不同模型在分类任务中的表现。不同模型的评价性能见表 1。

表 1 不同模型的评价性能

Table 1 Evaluation performance of different models

模型	准确率	宏平均 F1 分数	宏平均 AUC 值
VGG-Attention-KNN	0.812	0.807	0.872
VGG-Attention-随机森林	0.833	0.829	0.899
VGG-Attention-极端随机树	0.846	0.840	0.912
VGG-Attention-XGBoost	0.853	0.844	0.921
VGG-KNN	0.781	0.777	0.822
VGG-随机森林	0.798	0.793	0.839
VGG-极端随机树	0.815	0.801	0.850
VGG-XGBoost	0.821	0.809	0.864

从表 1 可知,采用 VGG 模型结合注意力机制与 XGBoost 分类器的组合方案,取得最优的分类性能。该模型得到最高的准确率(0.853)、最高的宏平均 F1 分数(0.844)以及最高的宏平均 AUC 值(0.921),充分显示出该模型在分类性能上的优越性。相比之下,VGG 与 KNN 模型的组合表现相对较弱,准确率为 0.781,说明不同模型的组合对分类性能有显著影响。这些结果表明结合深度学习特征提取与先进的分类算法能够有效提升烧伤整形术后愈合状态的分类精度。

2.2 瘢痕识别与分类一致性分析

为进一步考察模型在关键临床类别上的表现,重点分析各模型对瘢痕样本的识别能力,同时通过 Kappa 系数评估分类一致性,相应结果见表 2 与图 3。

表 2 不同模型预测瘢痕样本的评价性能

Table 2 Predictive performance of different models for scar samples

模型	准确率	F1 分数	AUC 值
VGG-Attention-KNN	0.798	0.782	0.844
VGG-Attention-随机森林	0.809	0.801	0.867
VGG-Attention-极端随机树	0.831	0.823	0.886
VGG-Attention-XGBoost	0.839	0.828	0.891
VGG-KNN	0.771	0.779	0.801
VGG-随机森林	0.800	0.793	0.822
VGG-极端随机树	0.811	0.803	0.836
VGG-XGBoost	0.817	0.811	0.849

根据预测瘢痕样本的各个模型与指标的结果,VGG 模型结合注意力机制和 XGBoost 分类器的组合表现最佳,准确率达到 0.839,F1 分数为 0.828,AUC 值为 0.891。这表明该模型能够较好地地区分瘢痕样本,提供有效的预测结果。相比之下,其他模型的表现相对逊色,尤其是传统 KNN 模型,其在准确率和 F1 分数方面均处于较低水平。这些结果进一步验证在烧伤患者愈合状态分类中,深度学习与注意力机制结合的有效性。

从图 3 可知,基于 VGG 模型的不同分类模型在预测瘢痕样本和所有样本上的 Kappa 值表现有所不同。总体来看,在所有样本上的 Kappa 值高于瘢痕样本的 Kappa 值,说明各模型在所有样本上具有更高的分类一致性。其中,VGG、Attention 与 XGBoost 的组合在瘢痕样本和所有样本中的表现最为出色,表现出更好的分类能力。相比之下,VGG 与 KNN 的组合无论在瘢痕样本还是所有样本中,表现相对较弱,Kappa 值最低。

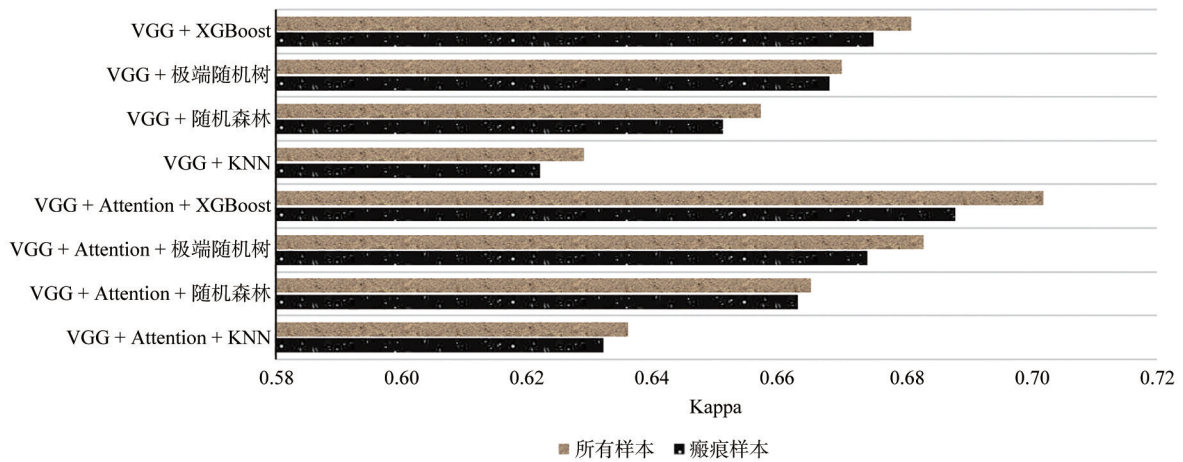


图3 不同模型在不同样本下的 Kappa 系数

Figure 3 Kappa coefficients of different models for different samples

3 讨论

本文主要研究基于深度学习的烧伤患者术后愈合状态预测方法,旨在通过结合预训练的VGG模型与传统机器学习分类算法,探讨如何更准确地预测烧伤术后的愈合状态,尤其是在瘢痕、感染和愈合状态之间进行有效分类。为了提升模型的性能,在VGG模型基础上引入注意力机制,通过该机制增强模型对关键特征区域的关注,从而提高对复杂医学图像的分类效果。本文还对比不同分类算法的性能,评估各模型在预测烧伤愈合状态中的表现。

本文模型在烧伤患者术后愈合状态预测中的表现表明,结合深度学习特征提取和传统分类算法的混合模型具有较高的临床应用潜力,尤其是对于瘢痕样本的精确预测,能够为医生提供更有价值的辅助诊断信息,有助于选择最佳的治疗方案。研究使用的注意力机制显著提升VGG模型在分类任务中的性能,特别是在针对瘢痕样本的预测中。这说明注意力机制能够帮助模型专注于关键的图像区域,有效提高模型对不同类别的敏感性。相比于不使用注意力机制的模型,加入注意力机制后的模型在Kappa值上有明显提升,进一步证明注意力机制在提升模型识别特定特征方面的有效性。

然而,模型在瘢痕样本上的表现不如整体样本,瘢痕类别的复杂性依然是一个挑战。瘢痕的形成和愈合过程因患者的个体差异而有较大不同,可能导致模型在分类时产生一定误差。未来的研究可以考虑引入更多的临床数据,如患者的愈合速度、瘢痕面积、治疗方法等,以增强模型的泛化能力和预测精度。

【参考文献】

- [1] Hop MJ, Langenberg LC, Hiddingh J, et al. Reconstructive surgery after burns: a 10-year follow-up study[J]. *Burns*, 2014, 40(8): 1544-1551.
- [2] 周晓倩, 蔡芳, 钟莉. 功能部位整形术在深II度烧伤后瘢痕畸形修复患者中的应用效果[J]. *中国美容医学*, 2021, 30(6): 43-46. Zhou XQ, Cai F, Zhong L. Application effect of functional site plastic surgery in the repair of scar deformity after deep second degree burn [J]. *Chinese Journal of Aesthetic Medicine*, 2021, 30(6): 43-46.
- [3] Tiwari M, Piech C, Baitemirova M, et al. Differentiation of active corneal infections from healed scars using deep learning [J]. *Ophthalmology*, 2022, 129(2): 139-146.
- [4] Teng YG, Pan DY, Zhao WZ. Application of deep learning ultrasound imaging in monitoring bone healing after fracture surgery[J]. *J Radiat Res Appl Sci*, 2023, 16(1): 100493.
- [5] Doğru D, Özdemir GD, Özdemir MA, et al. An automated *in vitro* wound healing microscopy image analysis approach utilizing U-net-based deep learning methodology[J]. *BMC Med Imaging*, 2024, 24(1): 158.
- [6] Salehi AW, Khan S, Gupta G, et al. A study of CNN and transfer learning in medical imaging: advantages, challenges, future scope[J]. *Sustainability*, 2023, 15(7): 5930.
- [7] Thakur PS, Sheorey T, Ojha A. VGG-ICNN: a lightweight CNN model for crop disease identification[J]. *Multimed Tools Appl*, 2023, 82(1): 497-520.
- [8] Tabrizchi H, Parvizpour S, Razmara J. An improved VGG model for skin cancer detection[J]. *Neural Process Lett*, 2023, 55(4): 3715-3732.
- [9] Krauzlis RJ, Wang LP, Yu GC, et al. What is attention?[J]. *Wiley Interdiscip Rev Cogn Sci*, 2023, 14(1): e1570.
- [10] Si J, Lee S, Kim S. Recognition of Korean menu for online to offline stores: VGG-ResNet fusion model with attention mechanism[J]. *J Korea Inst Inf Electron Commun Technol*, 2024, 17(4): 190-197.
- [11] Kanwal T, Mahum R, AlSalman AM, et al. Fake speech detection using VGGish with attention block[J]. *J Audio Speech Music Proc*, 2024, 2024(1): 35.
- [12] Ahmed F, Asif M, Saleem M, et al. Identification and prediction of brain tumor using VGG-16 empowered with explainable artificial intelligence[J]. *Int J Comput Innovative Sci*, 2023, 2(2): 24-33.
- [13] Li ZG, Li BT, Jahng SG, et al. Improved VGG algorithm for visual prosthesis image recognition[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 45727-45739.
- [14] Tey HC, Chong LY, Chong SC. Comparative analysis of VGG-16 and ResNet-50 for occluded ear recognition [J]. *JOIV: Int J Inform Visualization*, 2023, 7(4): 2247-2254.
- [15] Shafapourtehryani M, Rezaie F, Jun C, et al. Mapping post-earthquake landslide susceptibility using U-Net, VGG-16, VGG-19, and metaheuristic algorithms[J]. *Remote Sens*, 2023, 15(18): 4501.

- [16] Riyadi S, Pardede D, Fuad RN. Klasifikasi kategori cuaca berdasarkan citra menggunakan VGG-16[J]. Data Sci Indones, 2024, 4(1): 91-98.
- [17] Bhagat M, Kumar D, Kumar S. Bell pepper leaf disease classification with LBP and VGG-16 based fused features and RF classifier[J]. Int J Inf Technol, 2023, 15(1): 465-475.
- [18] Sahoo PK, Panda MK, Panigrahi U, et al. An improved VGG-19 network induced enhanced feature pooling for precise moving object detection in complex video scenes[J]. IEEE Access, 2024, 12: 45847-45864.
- [19] Wang YY, Wang WC, Chau KW, et al. A new stable and interpretable flood forecasting model combining multi-head attention mechanism and multiple linear regression[J]. J Hydrol, 2023, 25(6): 2561-2588.
- [20] 周梦雨, 孙丽萍, 刘坤, 等. 基于多头注意力机制的手术器械图像分割方法[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(7): 145-150.
- Zhou MY, Sun LP, Liu K, et al. ST-HRNet: multi-head attention mechanism and high-resolution network for surgical instrument image segmentation[J]. Intelligent Computer and Applications, 2024, 14(7): 145-150.
- [21] 张全鑫, 叶曦, 杨志红, 等. 基于改进通道多头注意力机制的U-Net3+医学图像分割算法研究[J]. 江汉大学学报(自然科学版), 2024, 52(3): 51-61.
- Zhang QX, Ye X, Yang ZH, et al. U-Net3+ medical image segmentation algorithm based on improved channel multi-head attention mechanism [J]. Journal of Jiangnan University (Natural Science Edition), 2024, 52(3): 51-61.
- [22] Halder RK, Uddin MN, Uddin MA, et al. Enhancing K-nearest neighbor algorithm: a comprehensive review and performance analysis of modifications[J]. J Big Data, 2024, 11(1): 113.
- [23] Salman HA, Kalacch A, Steiti A. Random forest algorithm overview [J]. Babyl J Mach Learn, 2024, 2024: 69-79.
- [24] Azimi H, Shiri H. Extra tree regression algorithm for simulation of iceberg draft and subgouge Soil characteristics[J]. Water, 2025, 17(16): 2425.
- [25] Li XW, Shi LX, Shi Y, et al. Exploring interactive and nonlinear effects of key factors on intercity travel mode choice using XGBoost[J]. Appl Geogr, 2024, 166: 103264.

(编辑:黄开颜)