華東理工大學学报 自然科学版 Natural Science Edition
JOURNAL OF EAST CHINA UNIVERSITY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY

基于空间特征强化与贝叶斯不确定感知优化的卵巢癌预后预测模型

牛帅军 闫宇利 李庆坤 段依蒙 李婷 王会青

Ovarian Cancer Prognosis Prediction Model Based on Spatial Feature Enhancement and Bayesian Uncertainty Perception Optimization

NIU Shuaijun, YAN Yuli, LI Qingkun, DUAN Yimeng, LI Ting, WANG Huiqing

在线阅读 View online: http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20251110003

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

多模态深度神经网络的高级别浆液性卵巢癌分类方法

Classification of High-Grade Serous Ovarian Cancer by Multi-Modal Deep Neural Networks

华东理工大学学报（自然科学版）. 2024, 50(3): 418-426 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20230321001

融合病理图像和基因组学多模态的癌症生存预测

Cancer Survival Prediction by Integrating Multimodal Pathological Images and Genomics

华东理工大学学报（自然科学版）. 2025, 51(4): 505-513 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20241104002

基于区域上下文感知增强网络的图像情感迁移

Regional Context Perception Enhanced Network for Image Emotion Transfer

华东理工大学学报（自然科学版）. 2025, 51(5): 681-692 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20241110001

基于改进粒子群算法的LSTM股票预测模型

LSTM Stock Prediction Model Based on Improved Particle Swarm Optimization

华东理工大学学报（自然科学版）. 2022, 48(5): 696-707 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20210616001

基于误差分布补偿的混杂模糊神经网络时间序列预测模型

Hybrid Fuzzy Neural Network Based on Error Distribution Analysis for Time-Series Prediction Model

华东理工大学学报（自然科学版）. 2023, 49(4): 589-597 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20220212001

基于含工况影响维纳过程模型的剩余寿命预测方法

Remaining Useful Life Prediction Method Based on the Wiener Process Model with Condition Influence

华东理工大学学报（自然科学版）. 2025, 51(5): 722-730 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20241211001

扫码关注公众号，获取更多信息！

文章编号：1006-3080(2026)04-0583-14 DOI：10.14135/j.cnki.1006-3080.20251110003

基于空间特征强化与贝叶斯不确定感知优化的卵巢癌预后预测模型

牛帅军， 闫宇利， 李庆坤， 段依蒙， 李 婷， 王会青
（太原理工大学计算机科学与技术学院(大数据学院)，太原 030600）

摘要：卵巢癌是一种早期症状不明显且病灶形态复杂的妇科恶性肿瘤，卵巢肿瘤影像能够反映病灶的形态、结构及组织学信息，深入分析其特征可以提升卵巢癌预后预测的准确性。现有方法在处理卵巢肿瘤影像时，往往忽略局部空间、结构与纹理信息的协同作用，缺乏对病灶不确定信息的整体感知，因而模型的预测能力和稳定性仍有待提升。本文提出了一种基于空间特征强化与贝叶斯不确定感知优化的卵巢癌预后预测模型 SPT-BUAT(Spatial-Structure-Texture Pseudo-Temporal Bayesian Uncertainty-Aware Transformer)，该模型采用空间-结构-纹理协同强化增强影像局部与全局特征表达，通过 BUAT 进行病灶不确定信息的估计与优化。实验结果表明，本文模型 SPT-BUAT 对卵巢癌预后预测的性能优于现有方法，可以对模糊边界与灰度异常区域进行更准确的判别。进一步对 SPT-BUAT 进行了可视化分析，验证了模型的关注区域与实际病灶位置的一致性，为深度学习在卵巢肿瘤影像分析中的应用研究提供了新的思路。

关键词：空间-结构-纹理协同强化模块；伪时序建模；贝叶斯不确定感知；卵巢癌预后预测；卵巢肿瘤影像

中图分类号：TP391 **文献标志码：**A

卵巢癌是一种早期症状不明显且病灶形态复杂的妇科恶性肿瘤[1]，超过 70% 的患者在确诊时已处于中晚期阶段，预后差异显著[2-3]。卵巢肿瘤影像能够直观反映肿瘤的形态、边界及空间分布特征，是临床开展预后预测和制定治疗方案的重要依据[4-5]。Xie 等[6] 通过引入多尺度空间特征融合方法，有效缓解了卵巢肿瘤影像病灶分布不规则对预测准确性的影响，实现了更加准确的卵巢肿瘤表征。Ghantasala 等[7] 通过长短期记忆网络(LSTM)提取卵巢肿瘤包含的时间序列信息，刻画病灶的动态演变规律，为患者获得更好的治疗效果提供了新的视角。Hu 等[8] 通过对卵巢肿瘤影像不确定区域进行优先处理，缩小了肿瘤的搜索范围，实现了卵巢肿瘤的精确分割。因此，深入挖掘卵巢肿瘤影像中的病灶特征并对卵巢癌内部潜在的不确定性进行研究，可以提高卵巢癌预后预测的准确性，有助于表征卵巢肿瘤影像与患者生存风险之间的依赖关系，为卵巢癌的临床决策辅助和个性化治疗方案提供参考依据。

卵巢肿瘤影像的空间信息能够反映病灶的整体形态与相对位置关系，结构与纹理特征则刻画局部组织的边界细节与灰度变化，对卵巢癌预后预测具有重要价值[9-10]。Rundo 等[11] 通过在模糊聚类中引入空间约束刻画肿瘤形态，实现了对卵巢肿瘤影像中肿瘤组织的自动亚分割，进而提升了肿瘤定位的准确性。Siahpoosh 等[12] 通过结合 ConvMixer 和 Pyramid Dilated Convolution(PDC)模块，提取卵巢肿

收稿日期：2025-11-10
基金项目：山西省自然科学基金(202203021211121)
作者简介：牛帅军(1999—)，男，山西太原人，硕士生，主要研究方向为深度学习与生物信息处理。E-mail: 2023520685@link.tyut.edu.cn
通信联系人：王会青，E-mail: wanghuiqing@tyut.edu.cn
引用本文：牛帅军, 闫宇利, 李庆坤, 等. 基于空间特征强化与贝叶斯不确定感知优化的卵巢癌预后预测模型 [J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2026, 52(4): 583-596.
Citation: NIU Shuaijun, YAN Yuli, LI Qingkun, *et al*. Ovarian Cancer Prognosis Prediction Model Based on Spatial Feature Enhancement and Bayesian Uncertainty Perception Optimization[J]. Journal of East China University of Science and Technology, 2026, 52(4): 583-596.

瘤影像纹理及结构布局的信息,缓解了因语义信息缺失导致的卵巢肿瘤特征差异大的问题。然而,现有方法大多局限于单一维度的卵巢肿瘤影像特征建模,难以实现对异质性病灶的多层次表达,导致模型在全局与局部表征间缺乏有效的互补与协同,无法有效揭示卵巢癌潜在的病理学规律。为此,本文引入多维信息协同机制对空间信息、结构与纹理特征进行融合,构建了空间-结构-纹理协同强化模块(Spatial-Structural-Textural Complementary Modeling, SST-CM),提取空间信息以刻画肿瘤形态,结合结构与纹理特征增强肿瘤边界与灰度变化信息,更全面地获得卵巢癌肿瘤影像的特征表示,为卵巢癌患者的预后预测提供更为可靠的信息。

在肿瘤影像分析中,单个切片往往只能反映病灶的静态信息[13-14],难以揭示病灶在多层影像之间的动态演变规律,而多切片之间蕴含的伪时序关系能够反映肿瘤在空间层面的逐层过渡与潜在动态演化[15]。Gui 等[16] 在脑肿瘤影像检测中尝试对多切片的深度卷积神经网络(DCNN)分类结果进行加权融合以整合病灶的多切面信息,一定程度上提高了切片间时序信息的提取能力,提升了模型对肿瘤影像整体形态的感知能力。Ahmad 等[17] 通过捕捉乳腺肿瘤影像相邻切片间的语义关系,增强肿瘤边界的上下文感知能力,展现了伪时序特征在提升肿瘤分析性能方面的潜力,并为多切片研究提供了新的研究思路。然而现有方法多采用粗粒度的堆叠或简单的时序建模,缺乏对多切片间动态一致性与交互依赖的系统刻画,导致模型难以捕捉病灶随层次演变的潜在规律。为此,本文引入多切片序列的位置编码(Positional Encoding)构建伪时序注意力机制(Pseudo Temporal Model, PTM),通过获取卵巢肿瘤影像多切片间的伪时序信息,有效捕捉病灶在切片间的层次演化关系和动态变化特征,强化模型对卵巢肿瘤整体形态的理解,进而提高模型预后预测的准确性。

肿瘤影像受不同扫描设备、采集参数以及个体差异影响,其病灶呈现出较为明显的不确定性[18],这种不确定性能够映射出肿瘤关键区域的生物学特性,为模型提供了识别高风险病灶区域的重要依据。Transformer 具备全局特征融合能力,能够在长程特征关联中捕获复杂的语义关系,适用于卵巢肿瘤影像中多尺度、非均质的病灶分布特征[19-20]。Claessens 等[21] 结合 Transformer 与多实例学习,实现了对卵巢肿瘤影像中局部病变区域的精准定位,有效提升了病灶区域检测的准确率。Aelgani 等[22] 结合卷积神经网络和 Transformer,实现了对卵巢癌高效的特征学习,提高了卵巢癌分类的准确性。然而,上述方法在处理卵巢肿瘤影像时依赖固定权重的特征提取,忽略了病灶不确定信息,容易对边界模糊或灰度异常区域产生误判,进而影响预后预测的准确性。为此,本文在 Transformer 基础上引入贝叶斯不确定感知机制,提出了一种基于贝叶斯不确定感知的 Transformer(Bayesian Uncertainty-Aware Transformer, BUAT),通过在 Transformer 结构中嵌入贝叶斯网络,根据前向传播输出的预测概率分布来分析评估结果,并利用其不确定信息指导特征更新与权重分配,以增强卵巢肿瘤影像关键区域的特征表达,从而增强模型对模糊边界与灰度异常区域的判别能力,有效通过贝叶斯不确定感知机制提高模型预后准确性。本文模型为卵巢癌智能辅助诊断方法提供了新的技术思路。

1 数据集及预处理

1.1 数据收集

本文从公共数据集和内部数据集两个方面进行数据收集,其中公共数据集来源于 TCIA(The Cancer Imaging Archive)与 TCGA(The Cancer Genome Atlas)两个公开数据库,内部数据集来源于合作医院确诊及接受治疗的符合纳入标准的患者信息。公共数据集包括临床数据和影像数据,其中临床数据来自 TCGA,包含 587 名卵巢癌患者的临床特征信息:年龄、种族、国际妇产科学联合会分期(FIGO 分期)、生存时间与生存状态等;影像数据来自 TCIA 数据库,包含 90 例卵巢癌病例,共计 14 803 张 CT 图像,其中高风险图像 7 444 张,低风险图像7 359 张。内部数据集收集了 30 例卵巢癌病例,共计 4 987 张 CT 图像,其中高风险图像 2 477 张,低风险图像 2 510 张。所有患者均符合研究纳入标准,患者年龄分布在 40~70 岁之间,临床数据和影像来源于常规诊疗流程采集。每位患者进行多次 CT 扫描,每次扫描生成多个解剖层面的断层切片,覆盖横断位(轴向)和冠状位切片,以全面反映肿瘤的空间结构和病变形态。采集的 DICOM 格式原始影像经过图像质量审核,以保证数据输入的稳定性和模型训练的一致性。根据患者的生存时间与状态,分别对公共数据集和内部数据集样本进行了高风险(数据类型标记为 1)与低风险(数据类型标记为 0)的预后分层标注,该标注策略与现有卵巢癌预后研究策略保持一致。

1.2 数据预处理

为保证数据的完整性和一致性,本文分别从样

本对齐、影像格式标准化、数据划分这 3 个方面对公共数据集和内部数据集进行数据预处理。数据预处理步骤如下: 第 1 步, 对临床数据与影像数据进行样本对齐, 通过取交集的方式筛选出两类数据中同时存在的样本, 最终获得共包含 14803 张 CT 图像的公开配对数据集与共包含 4987 张 CT 图像的内部配对数据集; 第 2 步, 统一格式化处理, 将所有 CT 图像统一调整为 224×224 像素大小, 并转换为 NumPy 数组形式, 便于后续输入深度学习模型; 第 3 步, 数据集划分, 采用 train_test_split 函数按 7∶3 的比例将公共数据集划分为训练集与验证集, 并设置随机种子(random_state=42), 以确保实验结果的可复现性, 将内部数据集独立划分作为外部验证集。经过上述处理得到了适用于模型训练和验证的标准化卵巢肿瘤影像数据集, 公开数据集与内部数据集数据统计信息详见表 1。

表 1　TCIA 和合作医院的卵巢癌影像数据

Table 1　Data of ovarian cancer tumor image of TCIA and cooperative hospital

Source	Data type	Number of sample	Number of image	Summary
TCLA	1	46	7444	High risk
TCLA	0	44	7359	Low risk
Cooperative hospital	1	15	2477	High risk
Cooperative hospital	0	15	2510	Low risk

2　SPT-BUAT 预测模型

针对卵巢肿瘤影像中空间特征提取不足、切片间层次演化关系难以捕捉以及病灶不确定信息处理缺乏等问题, 本文提出了一个基于空间特征强化与贝叶斯不确定感知优化的卵巢癌预后预测模型 SPT-BUAT(Spatial-Structure-Texture Pseudo-Temporal Bayesian Uncertainty-Aware Transformer), 该模型主要由 SST-CM、PTM、BUAT 以及输出层组成, 其中 SST-CM 实现病灶多维信息的互补增强; PTM 捕捉切片间潜在的层次演化模式; PUAT 捕捉病灶区域的不确定信息, 动态调节卵巢肿瘤影像中关键区域的特征权重分配, 提升模型对模糊边界与灰度异常区域的预测准确性。输出层在融合三大模块生成的深度表征后, 通过全连接层与 Softmax 分类器实现对患者预后的最终预测。SPT-BUAT 的模型构架如图 1 所示。

2.1　SST-CM

卵巢肿瘤影像常表现出结构边界模糊、组织形态复杂及小尺度病灶不易分辨等问题, 导致关键区域在原始图像中存在语义表达稀疏、纹理细节不足、空间拓扑模糊等现象[23-24], 这种多维信息的缺失不仅削弱了模型对异常区域的判别能力, 也加剧了在高异质性区域的预测不稳定性[25]。SST-CM 通过补偿影像表征的信息密度与语义完整性, 提升模型对病灶区域的感知与解析能力。该模块主要由空间分布建模、结构强化、纹理融合与协同重构组成。首先, 为提升模型对病灶宏观布局与拓扑模式的捕捉能力, 本文引入空间分布建模算子 $\mathcal{S}(\cdot)$, 通过卷积-池化组合获得空间特征图:

$$F^{\mathrm{spt}} = \mathcal{S}(I)$$

$$\mathcal{S}(I) = \mathrm{Pool}(\sigma(\mathrm{Conv}(I))) \tag{1}$$

其中, F^{spt} 表示空间分支提取的空间特征, 用于描述病灶的宏观空间结构, 输出的 F^{spt} 保留了病灶的整体形态与相对位置关系; I 为输入影像; $\mathrm{Conv}(\cdot)$ 表示二维卷积操作; $\sigma(\cdot)$ 表示 ReLU非线性激活函数; $\mathrm{Pool}(\cdot)$ 表示下采样操作。

该操作保证空间层面的宏观一致性, 为后续的细粒度增强提供了全局参考。在空间表征的基础上, 影像进入结构强化阶段, 以突出病灶边界与组织解剖细节, 本文采用拉普拉斯增强方法:

$$F^{\mathrm{str}} = I + \lambda_s \cdot \mathrm{Laplacian}(I) \tag{2}$$

其中, F^{str} 表示结构增强特征, 用于突出病灶区域的边界信息与组织解剖结构特征; $\mathrm{Laplacian}(I)$ 为二维拉普拉斯滤波器; λ_s 为边缘增强强度系数。

该操作可以强化边缘响应, 提升关键结构区域的表达能力, 改善因模糊导致的结构判别不足问题。针对纹理细节稀疏与弱化问题, 本文采用多尺度纹理融合策略。首先在不同感受野下进行局部对比度增强:

$$F_k^{\mathrm{tex}} = \mathrm{CLAHE}_k(I), k = 1, 2, \cdots, K \tag{3}$$

其中, F_k^{tex} 表示在第 k 个尺度下通过局部对比度增强得到的纹理特征图, 用于刻画不同感受野下的局部

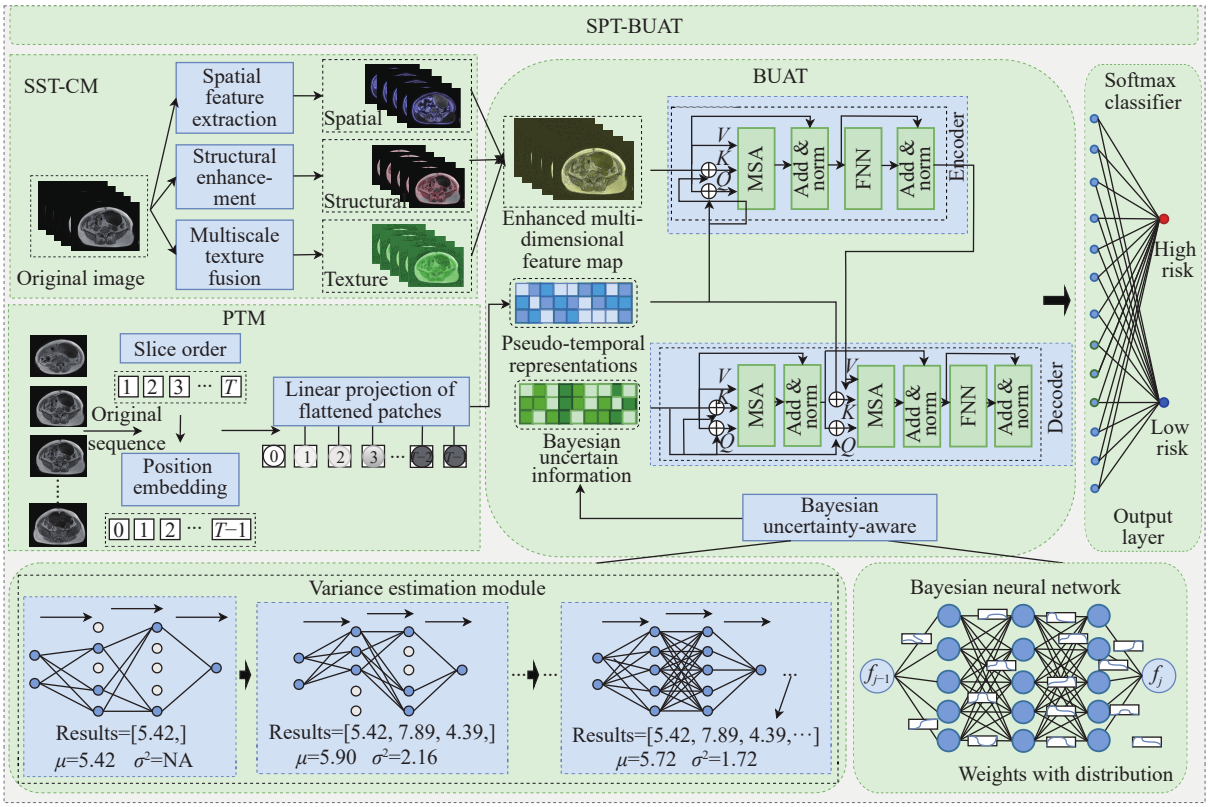


图 1 SPT-BUAT 模型架构

Fig. 1 Model framework of SPT-BUAT

灰度变化与纹理细节信息；CLAHE_k 表示感受野为 $k\times k$ 的局部对比度增强，得到 K 个纹理图后进行加权融合：

$$F^{\mathrm{tex}}=\sum_{k=1}^{K}\omega_k\cdot F_k^{\mathrm{tex}}$$
$$\sum_k\omega_k=1 \tag{4}$$

其中，ω_k 为不同尺度下的融合权重，取值通过统计特性自适应调整。

该阶段能够有效补充灰度变化模式与局部纹理细节，使影像具备更丰富的多尺度表征能力。最后，本文将空间分布特征、结构增强特征与纹理融合特征进行协同重构，以实现多维表征的一体化补偿，具体融合方式为：

$$F^{\mathrm{out}}=\beta_s\cdot F^{\mathrm{spt}}+\beta_r\cdot F^{\mathrm{str}}+\beta_t\cdot F^{\mathrm{tex}} \tag{5}$$

其中，F^{out} 表示空间-结构-纹理协同特征融合后的输出特征表示，用于描述多通道特征在协同增强模块(SST-CM)后的统一表达结果；β_s、β_r、β_t 为权重融合系数，分别表示控制空间、结构与纹理信息在最终表征中的占比。

现有方法大多局限于单一维度的卵巢肿瘤影像特征建模，本文在主干网络之前引入 SST-CM，该机制在全图范围内实现三类特征的动态融合，保持了空间分布的一致性，强化了结构边界和纹理细节，提升了影像整体的信息表达密度。SST-CM 通过空间、结构与纹理三维度的互补增强，对影像的基础表征进行了针对性补偿，避免了现有方法中单一表征的局限性。

2.2 PTM

卵巢肿瘤 CT 影像往往以多切片的形式呈现，单个切片只能反映局部形态，难以揭示病灶的整体演化特征[26]。多切片之间潜藏的伪时序关系能够展现组织结构的逐层过渡与潜在动态变化，对于表征病灶异质性具有重要意义，然而现有方法多采用切片堆叠或循环神经网络进行序列建模，缺乏对切片间动态一致性与交互依赖的深层刻画，导致模型难以捕捉潜在的层次演化规律。为此，本文对肿瘤影像多切片间的伪时序信息进行了特征编码，通过跨切片的 PTM 与一致性约束，实现对潜在动态模式的表征。PTM 模块主要包含 3 个阶段：切片序列编码、跨切片注意力交互与动态一致性约束。首先给定单个病例的多切片序列 $\{I_1,I_2,\cdots,I_T\}$，通过基础特征提取网络获得切片级表征：

$$F_t=\mathcal{E}(I_t),\quad t=0,1,\cdots,T-1 \tag{6}$$

其中，$\mathcal{E}(\cdot)$ 表示 CNN backbone 编码器，得到的

$\{F_1, F_2, \cdots, F_T\}$ 表征了每一层切片的语义特征; T 表示单个病例所包含的 CT 切片数量。

为充分建模切片间的上下文依赖关系, 引入跨切片注意力机制, 设 $\{F = F_1, F_2, \cdots, F_T\}$ 为输入序列, 伪时序注意力建模为:

$$\text{Attention}(\boldsymbol{Q}, \boldsymbol{K}, \boldsymbol{V}) = \text{softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\text{T}}}{\sqrt{d}}\right)\boldsymbol{V} \tag{7}$$

其中, $\boldsymbol{Q} = F\boldsymbol{W}_Q$, $\boldsymbol{K} = F\boldsymbol{W}_K$, $\boldsymbol{V} = F\boldsymbol{W}_V$, 参数矩阵 $\{\boldsymbol{W}_Q, \boldsymbol{W}_K, \boldsymbol{W}_V\}$ 可学习。

该机制能够捕捉跨切片的长程依赖, 并自动分配注意力权重, 凸显与病灶演化相关的关键切片。最后, 为避免序列建模出现不稳定或不连续的特征跳变, 本文在训练过程中引入动态一致性约束, 对相邻切片表征间的平滑性进行正则化:

$$\mathcal{L}_{\text{cons}} = \frac{1}{T-1}\sum_{t=1}^{T-1}\|F_t' - F_{t+1}'\|_2^2 \tag{8}$$

其中, F_t' 表示经过注意力交互后的切片表征。

该约束能够保持相邻切片的特征动态一致性, 更符合肿瘤逐层演化的病理学特征。PTM 通过切片序列建模、跨切片注意力交互、动态一致性约束, 实现了伪时序关系的深层刻画。与传统的堆叠或循环建模相比, PTM 能够同时捕捉长程依赖与局部平滑性, 揭示病灶随层次变化的潜在规律, 为模型提供更具病理学意义的动态表征。

2.3 BUAT

卵巢肿瘤影像常表现出病灶边界模糊、组织结构复杂、异质性显著等特征, 导致病灶区域的不确定性增加, 模型难以准确判断关键病灶位置[27]。现有方法未能充分考虑病灶区域的不确定信息, 使得预测结果在复杂病灶区域准确性不足。BUAT 旨在让 Transformer 能够识别并关注病灶不确定区域, 实现对边界模糊及异质性强的肿瘤区域的精确预后, 从而提升卵巢癌预后预测的准确性。在标准多头自注意力机制(Multi-Head Self-Attention, MHSA)中, 注意力权重定义为:

$$\alpha_{ij} = \text{Softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}_i\boldsymbol{K}_j^{\text{T}}}{\sqrt{d_k}}\right) \tag{9}$$

其中, $\boldsymbol{Q}_i$、$\boldsymbol{K}_j$ 分别表示查询(Query)与键(Key)向量, d_k 为特征维度常数。

该计算方式未考虑不同位置特征的不确定性差异。为增强 Transformer 对模糊区域的感知, BUAT 在注意力计算中引入不确定性调制因子 γ_j, 其由局部方差信息估计模块(Variance Estimation Module, VEM)获得, 用以衡量输入特征在该位置上的稳定性, 改进后的注意力权重计算为:

$$\widetilde{\alpha}_{ij} = \text{Softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}_i\boldsymbol{K}_j^{\text{T}}}{\sqrt{d_k}}\cdot\gamma_j\right) \tag{10}$$

其中, $\gamma_j \in [0,1]$ 表示第 j 个特征位置的不确定性权重, 值越大代表该区域越不确定。

局部方差信息估计模块基于贝叶斯权重采样对每个特征位置的不确定性进行量化, 对输入特征进行 T 次 Monte Carlo 前向传播, 得到每个位置 j 的多次预测:

$$\overline{f}_j = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} f_j^{(t)}, \quad \sigma_j^2 = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\|f_j^{(t)} - \overline{f}_j\|^2 \tag{11}$$

其中, $f_j^{(t)}$ 为 f_j 在第 t 次采样下的输出, $\overline{f}_j$ 为位置 j 的预测均值, σ_j^2 量化了模型对该位置预测的信心, 方差越大表示该位置越不确定。

将方差归一化得到不确定性调制因子:

$$\gamma_j = \frac{\sigma_j^2}{\max\limits_k \sigma_k^2 + \epsilon} \tag{12}$$

其中, σ_k^2 表示所有特征位置对应的预测方差, 其中 k 为特征位置索引; ϵ 为保证数值稳定性的极小正数。

通过不确定性调制因子 γ_j 对注意力权重的调控, Transformer 在注意力分配时会加强对高不确定性(高方差)病灶区域的感知, 实现对边界模糊和异质性肿瘤区域的准确预测。

现有贝叶斯优化方法多将不确定性作为预测结果的附加评估指标, 未能充分参与特征学习与决策过程。本文在经典贝叶斯不确定感知优化方法的基础上, 将不确定性信息与特征融合过程相结合, 提出的 BUAT 通过在特征融合阶段引入基于不确定性的动态调节机制, 引导模型对高不确定性区域进行优化处理, 从而提升模型在高异质性病灶区域的预测准确性。

2.4 输出层

经过 SST-CM、PTM 以及 BUAT 处理后, 模型获得融合后的高维特征表征。该特征首先输入至全连接层(Fully Connected, FC)进行降维映射; 随后通过 ReLU 激活函数引入非线性; 最后接入 Softmax层, 输出预后类别的概率分布:

$$\widehat{y} = \text{Softmax}(W\cdot\boldsymbol{h} + b) \tag{13}$$

其中, $\boldsymbol{h}$ 表示融合特征向量, W、b 为输出层参数, 最终预测类别由概率最大的分量对应的类别确定。

2.5 模型训练

本文模型 SPT-BUAT 是基于 Torch1.12.0 和

python 3.11.5 实现的,在训练过程中,学习率、epoch 分别被设置为 0.001、100,采用了 Adam 算法来优化目标函数。SPT-BUAT 的主干网络采用 Transformer 结构进行全局语义建模,其中 Transformer 编码器由 6 层 encoder block 组成,每层包含 8 个多头自注意力机制,特征嵌入维度设为 512,前馈网络(MLP)的隐藏层维度设为 2048。影像特征采用 16×16 的 patch 切分方式进行嵌入编码。该配置是在卵巢癌 CT 预后预测任务中对模型表达能力与小样本泛化能力进行权衡后确定的:一方面,6 层 Transformer 能够有效建模肿瘤在不同空间区域之间的全局依赖关系;另一方面,相较更深或更高维的 Transformer 结构,该轻量化配置显著降低了参数规模,从而减少在样本数量有限条件下出现过拟合的风险。16×16 的 patch 划分在保证足够空间分辨率的同时,有助于稳定注意力权重学习过程,提升整体训练稳定性。在 BUAT 中,引入 MC Dropout 以近似贝叶斯推断。Dropout 层分别设置于 Transformer编码器中自注意力模块与前馈网络模块的输出位置,同时在分类前额外加入一层 Dropout,概率设定为 p=0.2,该取值是通过对不同 Dropout 概率下模型预测性能与不确定性估计稳定性的对比分析确定:当概率低于 0.2 时,不确定性估计不足;当概率高于 0.2 时,特征表达能力下降,预测性能受损,p=0.2在预测性能与不确定性建模之间取得了较优平衡。在推理阶段,通过 T=20 次随机前向传播获取预测分布并计算预测均值与方差,当采样次数达到 20 次时,预测均值与方差估计已趋于稳定。预测均值作为最终生存预测结果,预测方差作为不确定性感知信号,两者共同参与后续特征融合与决策优化过程,从而提升模型在高异质性病灶区域的预测稳健性。SPT-BUAT 所引入的空间特征强化模块、伪时序建模模块及贝叶斯不确定感知优化模块,主要用于提升模型对卵巢癌影像中复杂空间结构、多尺度语义信息以及预测不确定性的建模能力。上述模块均基于现有主干网络进行功能扩展,并未显著增加网络层数或参数规模。模型训练可在单卡 GPU 条件下完成,推理阶段不引入额外的复杂计算流程。为了防止过拟合,实施了权重衰减(L2 正则化)来确保模型的有效性,权重衰减率被设置为 0.001。训练过程中采用负对数似然损失(Negative Log-Likelihood, NLL):

$$p(y \mid x)=\mathcal{N}\left(\mu(x),\sigma^2(x)\right) \tag{14}$$

其中,$p(y|x)$表示在给定输入 x 条件下,输出 y 的条件概率分布,x 表示模型输入样本,y 表示与输入样本 x 对应的真实监督标签;$\mu(x)$ 为预测均值;$\sigma^2(x)$ 为数据依赖的方差,则单样本损失可表示为:

$$L_{\mathrm{NLL}}(x,y)=\frac{(y-\mu(x))^2}{2\sigma^2(x)}+\frac{1}{2}\lg\sigma^2(x) \tag{15}$$

其中 $L_{\mathrm{NLL}}(x,y)$ 表示负对数似然损失函数,该损失函数在优化预测偏差的同时,能够引导模型学习合理的噪声水平,从而实现数据不确定性建模。最终训练目标为最小化以下损失函数:

$$L_{\mathrm{total}}=L_{\mathrm{NLL}}+\lambda\cdot L_{\mathrm{reg}} \tag{16}$$

其中,L_{total} 表示模型最终优化目标函数,L_{reg} 为 L2 正则化项,用于防止过拟合。

3 实验结果与分析

3.1 模型评估指标

本文使用评估指标准确率(ACC)、F1 分数(F1-Score)和特征曲线下面积 (AUC) 来评价 SPT-BUAT 对卵巢癌预后预测的性能。ACC 用来衡量正确分类的样本数占总样本数的比例,其定义为:

$$\mathrm{ACC}=\frac{\mathrm{TP}+\mathrm{TN}}{\mathrm{TP}+\mathrm{TN}+\mathrm{FP}+\mathrm{FN}} \tag{17}$$

其中,TP 为真阳性,TN 为真阴性,FP 为假阳性,FN 为假阴性。

F1-Score 综合评估模型的精确率(Precision)和召回率(Recall),其定义为:

$$\text{F1-Score}=2\cdot\frac{\mathrm{Precision}\cdot\mathrm{Recall}}{\mathrm{Precision}+\mathrm{Recall}} \tag{18}$$

其中,$\mathrm{Precision}=\dfrac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FP}}$,$\mathrm{Recall}=\dfrac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FN}}$。

AUC 是 ROC(Receiver Operating Characteristic)曲线下的面积,用于评估模型在不同分类阈值下的性能。ROC 曲线是以假正率(FPR)为横轴,真正率(TPR)为纵轴绘制的曲线。

$$\mathrm{AUC}=\int_0^1 \mathrm{TPR}(t)\cdot\mathrm{d}(\mathrm{FPR}(t)) \tag{19}$$

其中,$\mathrm{TPR}=\dfrac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FN}}$,$\mathrm{FPR}=\dfrac{\mathrm{FP}}{\mathrm{FP}+\mathrm{TN}}$。AUC 的值越接近 1,表示模型的区分能力越强,接近 0.5 则表示模型的性能与随机猜测无异。

3.2 伪时序信息有效性验证实验

在多切片卵巢癌影像分析中,现有方法通常将切片视为独立样本进行处理,未能充分考虑切片之间潜在的时序关联与上下文依赖,容易导致预测结果缺乏全局一致性。为此,本文引入基于位置编码的 PTM,通过动态建模切片间的语义关系与时序依赖,捕捉肿瘤结构的层次演变模式,从而提升模型对

整体病灶形态的感知能力与预测一致性, 实验结果如图 2 所示。图中 Seq 输入指多切片 CT 图像按照扫描顺序排列形成的输入序列, PTT 输入指基于伪时序建模的 Transformer 输入形式, 即引入位置编码(positional encoding), 将多切片影像视为“伪时间序列”, 输入 Transformer 进行跨切片依赖建模, 用于增强切片间的关联表达能力。

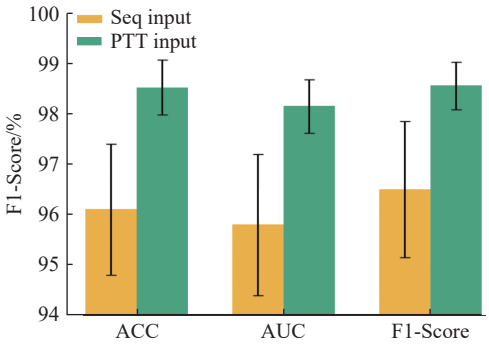


图 2　SPT-BUAT 伪时序信息引入前后的性能比较

Fig. 2　Performance comparison before and after the introduction of SPT-BUAT pseudo-temporal information

在基线模型的基础上引入 PTM 模块后, 模型在 ACC、AUC 与 F1-Score 上分别提升了约 2.42、2.35 与 2.05 个百分点, 取得了一定的性能改善, 说明 PTM 模块提高了多切片间特征关联程度, 通过 PTM 增强了模型在高异质性患者样本中的预测准确性, 使模型更稳定地捕捉肿瘤的动态演变特征, 有效缓解了单一切片预测结果的波动。综上, 伪时序一致性交互建模提升了模型对多切片卵巢癌影像的表征能力与预测一致性, 验证了该策略在临床预后预测中的实际应用潜力。

3.3　消融实验

3.3.1　SST-CM 的消融实验　为了更好地理解 SST-CM 在卵巢癌影像预后预测中的具体作用, 我们对该模块进行了系统的消融实验。SST-CM 旨在同时捕捉影像的空间分布信息、结构边界特征以及纹理模式, 从而实现对病灶区域的全局与局部特征的协同增强。然而, 实际效果及各子模块的贡献尚需通过消融分析进行量化验证。在实验设计上, 我们分别构建了以下对比模型: Baseline(无 SST-CM): 仅使用原始特征输入模型, 不引入空间、结构或纹理强化机制; Spatial-only(仅空间信息): 保留空间特征提取分支; Structural-only(仅结构信息): 保留结构边界特征提取分支; Texture-only(仅纹理信息): 保留纹理特征提取分支; Spatial-Structural(空间+结构信息): 融合空间和结构信息; Spatial+Texture(空间+纹理信息): 融合空间和纹理信息; Structural+Texture(结构+纹理信息): 融合结构和纹理信息; 完整 SST-CM: 同时融合空间、结构和纹理信息, 实现协同增强。实验结果如表 2 所示。

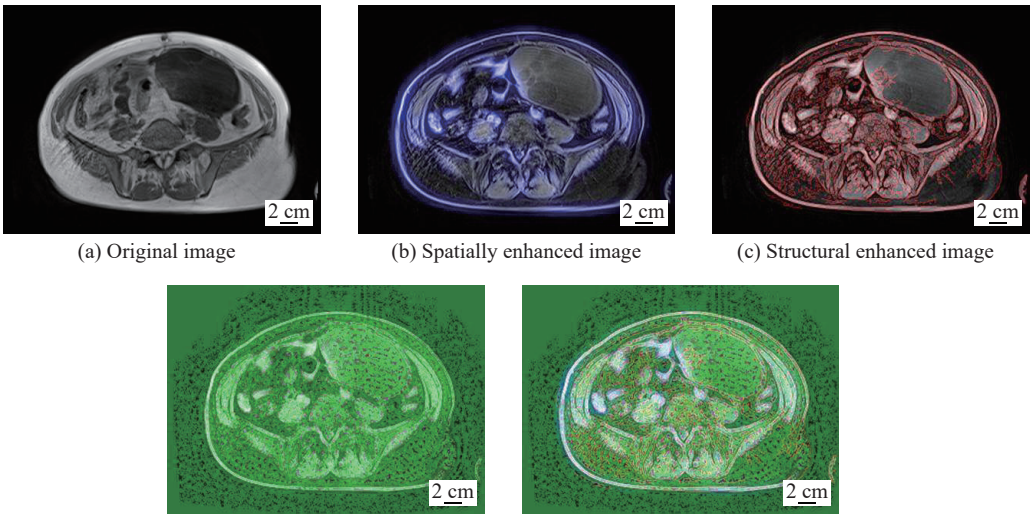
表 2　SPT-BUAT 不同强化组合的实验结果

Table 2　Experimental results of different reinforcement combinations for SPT-BUAT

Model	ACC/%	AUC/%	F1-Score/%
Baseline	90.78±0.85	90.11±0.80	91.11±0.72
Spatial-only	94.28±0.84	94.06±0.77	95.16±0.78
Structural-only	93.52±0.77	92.91±0.79	94.94±0.75
Texture-only	91.85±0.89	91.42±0.83	92.34±0.77
Spatial-Structural	97.28±0.84	96.35±0.74	97.55±0.77
Spatial+Texture	96.12±0.89	95.46±0.78	96.51±0.75
Structural+Texture	95.76±0.84	95.02±0.82	96.08±0.71
SST-CM(Ours)	**98.52±0.84**	**98.15±0.83**	**98.55±0.77**

从消融实验结果来看, Baseline 模型仅使用原始卵巢肿瘤影像特征, ACC、AUC 和 F1-Score 分别为 90.78%、90.11% 和 91.11%, 表现出模型在缺乏特征强化情况下的局限性。相比之下, 仅使用结构特征(ACC 93.52%、AUC 92.91%、F1-Score 94.94%)或纹理特征(ACC 91.85%、AUC 91.42%、F1-Score 92.34%)的模型性能得到了一定提升。当仅引入空间信息时, ACC 提升至 94.28%, AUC 提升至 94.06%, F1-Score 达到 95.16%, 这一提升说明卵巢肿瘤区域内存在一定的空间依赖关系, 空间上下文信息有助于模型更全面地理解病灶内部结构与周围组织的关联模式。当不同特征进行两两融合时, 模型性能进一步增强。例如, 空间与结构信息的融合(ACC 97.28%、AUC 96.35%、F1-Score 97.55%)优于单模态组合, 这表明空间全局信息能够为结构边界提供上下文支持, 使边界特征更加准确; 空间与纹理信息的融合(ACC 96.12%、AUC 95.46%、F1-Score 96.51%)同样显示出互补效应, 空间特征引导纹理特征关注病灶区域, 从而提升了微观纹理模式的判别力; 结构与纹理的组合(ACC 95.76%、AUC 95.02%、F1-Score 96.08%)性能略低于包含空间信息的组合, 进一步印证了空间信息在全局建模中的关键作用。完整的 SST-CM 模型在所有指标上均达到最高值(ACC 98.52%、AUC 98.15%、F1-Score 98.55%), 体现了三路协同增强的综合效益。这一结果不仅验证了不同模态特征的互补性, 更揭示了卵巢肿瘤影像信息的层次性: 空间信息提供全局病灶分布模式, 结构信息强化边界判别能力, 纹理信息反映局部微观异质性。SST-

CM 通过特征级融合和协同强化，使模型能够同时关注宏观分布与微观细节，实现对病灶的全局-局部特征建模，从而提高预测准确性和稳定性。为了更直观地探索 SST-CM 在整体预后预测中的作用，本文在原始灰度图像基础上，将空间、结构与纹理响应图分别以半透明形式进行叠加可视化。图 3 示出了典型病例的可视化结果，其中 3(a) 为原始灰度图像；3(b) 为空间特征强化图像，能够清晰反映肿瘤区域的局部分布和宏观结构模式；3(c) 为结构特征强化图像，突出肿瘤边界及轮廓信息；3(d) 为纹理特征强化图像，展示肿瘤内部的细微纹理差异；3(e) 为三通道协同强化图像，将空间、结构和纹理信息融合显示，能够同时呈现肿瘤的空间分布、边界结构和纹理模式，实现多维特征的互补增强。这一可视化结果直观体现了 SST-CM 模块在提取和整合多维影像信息方面的有效性，为后续模型预后预测提供了丰富的特征支撑。



(a) Original image (b) Spatially enhanced image (c) Structural enhanced image

(d) Texture enhanced image (e) Three collaborative enhancement image

图 3 协同强化模块的可视化结果

Fig. 3 Visualization results of collaborative reinforcement method

3.3.2 BUAT 的消融实验 为了验证 BUAT 对卵巢癌影像预后预测模型性能的提升效果，本文对模型进行了不同模块的消融分析。实验中，我们保持基础网络结构和空间-结构-纹理协同特征提取模块不变，仅对 BUAT 进行增减对比，以评估其对模型预测准确性和稳定性的影响。在实验设计上，我们设置了以下 3 个对比模型：基础模型(Baseline)：仅采用多切片伪时序输入和 SST-CM 模块进行特征提取；不确定量化模型(Baseline+Dropout)：在基础模型中加入蒙特卡洛 Dropout，用于量化模型预测的不确定性；不确定性损失约束模型(Baseline+Uncertainty Loss)：在基础模型中引入不确定性损失约束，使模型在高不确定区域调整权重。实验结果如表 3 所示。

由表 3 可知，Baseline模型在未引入不确定性建模的情况下，其预测性能相对有限，尤其在处理高异质性卵巢肿瘤影像时，模型难以识别病灶区域与非病灶区域的模糊边界与噪声特征，降低了模型的预测准确性。Baseline+Dropout 模型能够在一定程度上捕捉到样本间的潜在波动，从而对复杂卵巢肿瘤影像表现出较高的鲁棒性，预测性能有所提升。Baseline+Uncertainty Loss 模型在一定程度上缓解了伪时序影像中信息分布不均和噪声干扰的问题。BUAT 模块的 ACC、AUC 和 F1-Score 分别达到 98.52%、98.15% 和 98.55%，在整体性能上优于其他对比模型。这是因为 BUAT能够通过贝叶斯不确定感知机制，调节跨切片注意力分布，使模型在高不确定性区域对关键伪时序特征进行增强关注，从而实现对多切片信息的整合。同时，通过结合卵巢癌影像固有的复杂性和跨切片伪时序特征，引入不确定优化机制能够有效增强模型的感知能力，验证了 BUAT 在捕捉高不确定信息并优化特征融合中的核心作用。

表 3 SPT-BUAT 不确定优化消融的实验结果

Table 3 Experimental results of SPT-BUAT uncertain optimization ablation

Model	ACC/%	AUC/%	F1-Score/%
Baseline	91.87±0.83	90.92±0.79	92.04±0.78
Baseline+Dropout	94.49±0.83	93.13±0.78	94.95±0.70
Baseline+Uncertainty Loss	94.91±0.82	93.98±0.74	94.10±0.71
BUAT(Ours)	**98.52±0.84**	**98.15±0.83**	**98.55±0.77**

为了评估贝叶斯不确定感知优化模块在卵巢癌伪时序影像预后预测中的作用及其对模型感知不确定信息能力的影响, 本文在同一病例影像上对 4 种模型进行了不确定性可视化对比实验, 实验结果如图 4 所示。从图 4 中可以看出, Baseline、Baseline+Dropout、Baseline+Uncertainty Loss 和 BUAT(Ours)的不确定性由高到低逐步收敛。Baseline 模型在全图范围内存在较高的不确定性, 说明模型对病灶与非病灶区域均缺乏有效区分能力; Baseline+Dropout 通过蒙特卡洛采样量化预测不确定性, 使不确定性略微收敛但仍分布较广; Baseline+Uncertainty Loss 在训练阶段引入不确定性约束后, 高不确定性区域开始向病灶局部聚焦, 模型能够对关键特征进行关注; 而 BUAT(Ours)模块进一步增强了模型对病灶不确定信息的感知能力, 使不确定性热区与病灶边界一致, 进一步直观验证了 BUAT 模块在捕捉高不确定信息和优化跨切片特征融合方面的优势。

3.4　对比实验

为全面评估 SPT-BUAT 在卵巢癌预后预测任务中的性能, 本文选择了几种具有代表性且被广泛采用的深度学习模型, 在 TCIA(The Cancer Imaging Archive)ovarian cancer 公开医学影像数据集上进行对比实验。这些模型包括基于 CNN的专注于局部特征提取的方法(CNN[28]、ResNet50[29]、ResNet 60[30]), 基于 Transformer 的强调全局上下文建模和多尺度语义融合的方法(ViT[31]、ViT+RNN[32]、D-GR-LCT[33]), 以及旨在提高不确定感知的模型(TOPTHSIS[34]、MAFTM[35]), 最新的深度学习与大模型算法(Xception_ViT[36]、GPT-5[37])。实验采用 Lee等[38] 提出的重复保留交叉验证方案, 将数据集随机划分为 70% 训练集与 30% 测试集, 在训练集上使用不同的方法训练预测模型, 然后通过对测试患者进行生存预测来计算评估指标, 重复实验 10 次, 结果如表 4 所示。

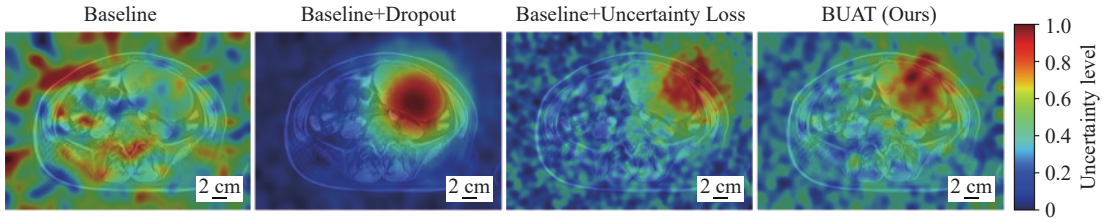


图 4　卵巢肿瘤影像的不确定信息感知对比

Fig. 4　Comparison of uncertain information perception of ovarian tumor images

表 4　TCIA 卵巢癌数据集上的对比实验结果

Table 4　Comparative experimental results on TCIA ovarian cancer data set

Model (Year proposed)	ACC/%	AUC/%	F1-Score/%
CNN(2020)	78.25±1.93	80.12±2.11	79.34±2.16
ResNet50(2023)	87.18±1.79	88.34±1.91	88.25±1.83
ResNet60(2024)	94.20±1.66	95.28±1.82	95.17±1.74
ViT(2021)	80.04±1.45	81.83±1.53	81.89±1.34
ViT+RNN(2022)	85.50±1.75	86.92±1.97	86.66±1.80
D_GR_LCT(2024)	95.29±2.16	96.29±1.33	95.15±1.90
TOPTHSIS(2024)	94.81±2.18	94.17±1.89	94.79±2.03
MAFTM(2024)	96.13±1.71	95.15±2.15	96.41±2.23
Xception_ViT(2025)	97.09±1.04	96.78±1.35	97.11±1.11
GPT-5(2025)	96.35±1.42	95.92±1.51	96.10±1.38
SPT-BUAT(2025)	**98.52±0.84**	**98.15±0.83**	**98.55±0.77**

从表 4 中可以看出, 本文 SPT-BUAT 模型性能最佳(ACC 98.52%、AUC 98.15%、F1-Score 98.55%), 相较于其他模型更能准确地对患者进行预后预测。这是由于本文模型 SPT-BUAT 采用了 SST-CM、PTM 与 BUAT, 与传统卷积网络和 ViT 方法相比, SPT-BUAT 并非单纯依赖局部卷积或全局注意力, 而是在空间、结构与纹理特征之间建立自适应交互, 同时利用切片间伪时序关系强化信息传递, 并融合不确定性特征, 从而增强了对肿瘤影像复杂结构和异质性特征的表达能力。此外, SPT-BUAT 的预测性能还优于深度模型及当前主流不确定性建模方法。这是由于 SPT-BUAT 将不确定性建模贯穿于特征提取阶段, 结合 MC Dropout 与 Transformer 融合, 在特征层面实现多样化表达, 进一步提高了模型在复杂异质性肿瘤影像中的预测准确性[39]。为了直观展示不同方法的预测差异, 本文对典型病例进行了可视化分析, 结果如图 5 所示。

可以观察到, CNN 虽然能够关注部分病灶, 但其响应区域相对分散、边界模糊, 容易受到背景干扰[29]; 而单独使用 ViT 的模型虽然具备一定的全局感知能力, 但在关键区域定位上存在关注不集中的问题[32]; ViT+RNN 通过在 ViT 结构中引入时序建模, 在一定程度上改善了病灶区域的聚焦性和边界覆

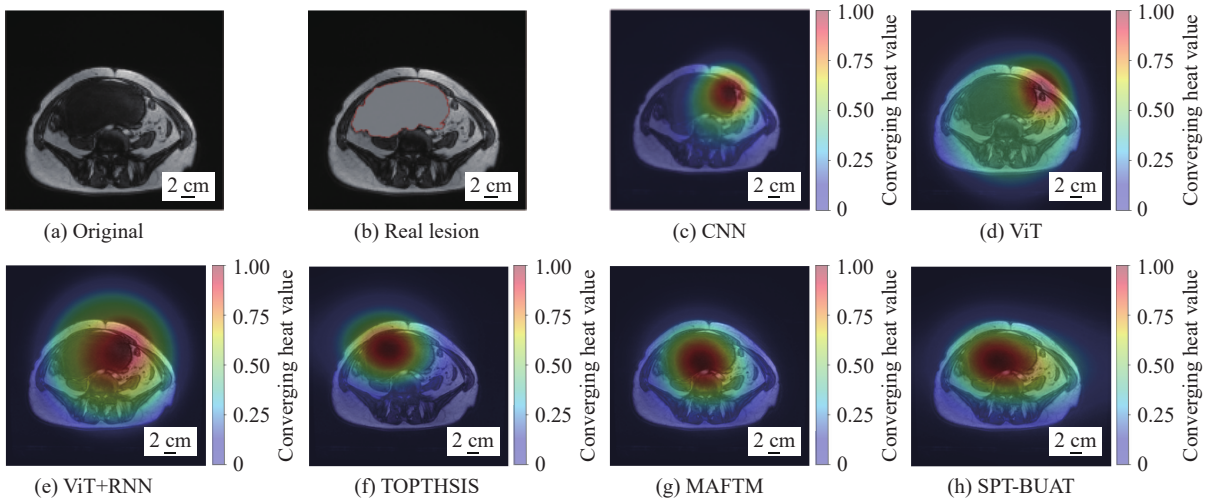


图 5 SPT-BUAT 及其对比方法实验结果的可视化

Fig. 5 Visualization of experimental results of SPT-BUAT and its comparative methods

盖,但仍对结构细节和关键纹理感知不足[33];MAFTM 结合边际加速失效时间模型与参数敏感性分析,在部分图像中能够较好地定位病灶主体区域,但仍存在关注漂移[35]。本文提出的 SPT-BUAT 能够准确覆盖卵巢肿瘤的核心区域,而且在边界处展现出较高的响应强度。这种表现是因为 SPT-BUAT 实现了多维特征与不确定信息的联合建模,能够在关注区域上表现出更强的聚焦性与判别性。通过 SST-CM 同时捕捉影像的全局布局、边界结构及局部纹理,实现宏观与微观特征的互补增强,缓解了单维度特征难以表达病灶异质性的问题;引入 PTM 刻画多切片间潜在层次演化模式,强化跨切片的动态一致性,使模型能够理解肿瘤在空间层面的逐层演化特征,提升模型对整体病灶形态的感知能力;在 Transformer 结构中嵌入贝叶斯不确定性建模,通过不确定性调制注意力分配,使模型能够关注边界模糊及灰度异常区域,增强关键病灶特征表达,从而提高预后预测的准确性,这一可视化结果进一步从解释性角度验证了 SPT-BUAT 的设计合理性与有效性。

3.5 泛化性实验

为了验证模型的泛化能力,本文进一步补充了 TCIA 宫颈癌影像数据集作为额外外部验证集。该数据集包含 23 例宫颈癌病例,3 845 张 CT 图像,其中高风险图像 1 982 张、低风险图像 1 863 张。由于宫颈癌与卵巢癌在盆腔解剖区域具有相似的复杂组织背景和影像表现特性,因此选用该宫颈癌 CT 集合作为外部验证。该数据未参与模型训练,仅用于评估模型在不同数据分布下的泛化性能及统计显著性。相关数据集说明及实验结果如表 5、表 6 所示:

如表 6 所示,本文模型 SPT-BUAT 在宫颈癌数据集上取得了较优的预测性能(ACC 97.15%、AUC 97.75%、F1-Score 97.31%),表明该模型在不同肿瘤类型和数据分布条件下仍具有良好的泛化能力。这一结果说明,SPT-BUAT 所学习的特征并非依赖于特定数据集的统计特性,而是能够有效捕捉盆腔肿瘤影像中具有共性的空间结构模式与异质性特征。其中,SST-CM 对宏观空间布局与局部结构细节的协同

表 5 TCIA 宫颈癌影像数据

Table 5 Data of TCIA cervical cancer tumor image

Data type	Number of sample	Number of image	Summary
1	12	1 982	High risk
0	11	1 863	Low risk

表 6 TCIA 宫颈癌数据集上的对比实验结果

Table 6 Comparative experimental results on TCIA cervical cancer data set

Method	ACC/%	AUC/%	F1-Score/%
CNN(2020)	70.77±1.88	72.81±1.79	73.91±2.03
ResNet50(2023)	80.32±1.82	80.92±1.81	81.65±1.88
ResNet60(2024)	90.09±1.71	91.15±1.93	91.23±1.86
ViT(2021)	75.71±1.36	76.71±1.49	76.21±1.74
ViT+RNN(2022)	79.14±1.65	80.16±1.56	80.37±1.77
D_GR_LCT(2024)	93.17±1.66	94.15±1.73	94.09±1.84
TOPTHSIS(2024)	92.56±1.83	92.03±1.91	91.84±1.96
MAFTM(2024)	94.08±1.31	94.28±1.65	94.85±1.88
Xception_ViT(2025)	95.32±1.49	95.67±1.58	95.41±1.52
GPT-5(2025)	96.48±1.57	96.02±1.60	96.26±1.44
SPT-BUAT(2025)	**97.15±1.14**	**97.75±1.22**	**97.31±1.21**

建模, 使模型在复杂盆腔解剖背景下具备较强的适应能力; 同时, BUAT 将不确定性信息引入特征融合与注意力分配过程, 有助于缓解不同数据分布带来的预测不稳定问题, 从而保证了模型在外部数据集上的预测准确性。

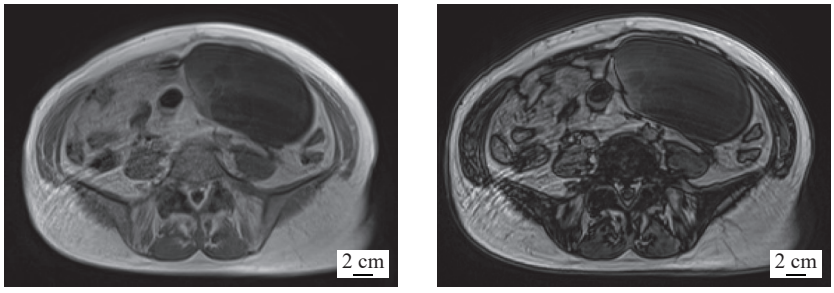
3.6　实例分析实验

为了进一步评估 SPT-BUAT 模型在真实临床环境下的预后准确性, 本文选取本地卵巢肿瘤影像数据集中具有代表性的典型病例开展实例分析。实验从 3 个核心技术维度展开: SST-CM、PTM 以及 BUAT, 通过图像可视化对各模块在实际任务中的作用进行剖析, 从而验证模型在复杂临床影像场景下的准确度和实际应用潜力。

SPT-BUAT 引入 SST-CM 模块, 通过独立提取空间分布、结构形态及纹理细节特征, 并进行多维信息的互补融合, 使模型能够充分捕捉卵巢肿瘤的分布模式与微观组织特性。实验结果显示, SST-CM 增强了模型对边界模糊病灶的识别能力, 同时提高了对细微纹理差异的敏感性, 使得预测结果在复杂影像条件下更准确。图 6展示了某个高风险患者的原始图像与强化后图像对比, 可以看出, SST-CM 在保持原始病灶形态的基础上, 有效突出肿瘤区域的空间分布特征与内部结构差异。

如图 6 所示, 空间信息保留了病灶边缘及其与周围组织的空间界限, 结构强化部分进一步揭示了肿瘤内部的形态分层与组织走向, 而纹理强化则增强了局部灰度起伏与细微纹理模式。特征叠加后, 病灶轮廓与内部异质性被凸显, 为后续的伪时序建模与贝叶斯不确定感知优化提供了更具判别性的影像特征。

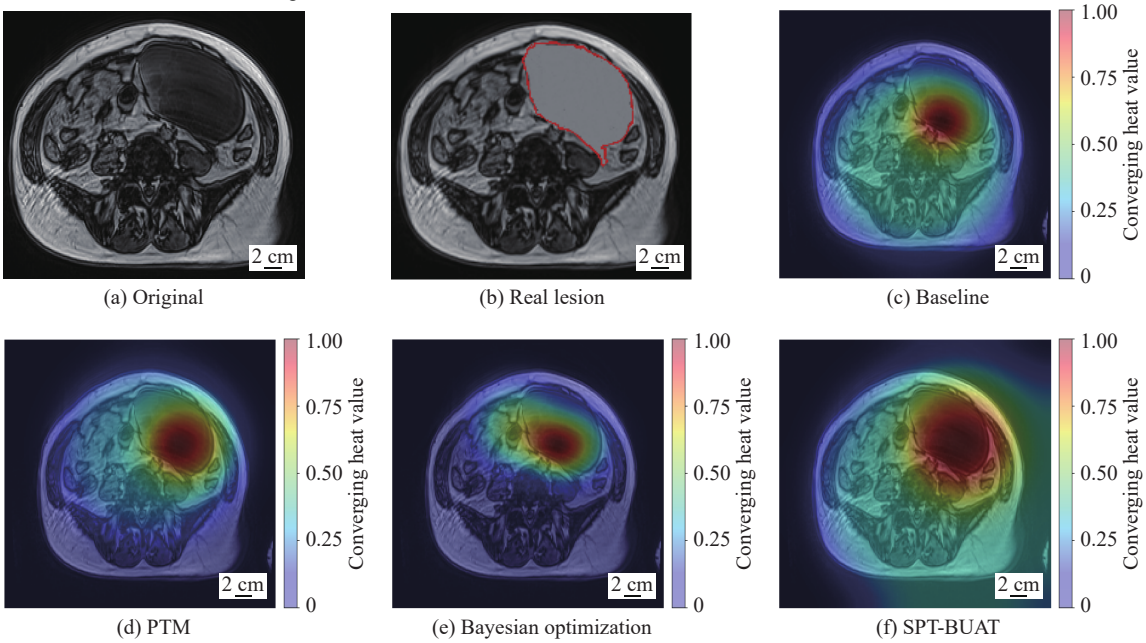
为了充分挖掘卵巢肿瘤影像的伪时序依赖与不确定性差异, SPT-BUAT 引入伪时序信息与贝叶斯不确定感知优化, 通过在 Transformer 中注入位置编码并结合随机 Dropout 策略, 使模型能够关注时序特征与感知不确定信息, 图 7 展示了 4 种不同的模型策略对某个高风险患者的注意力可视化结果对比。从图 7(c)



(a) Original image　　(b) Three collaborative enhancement image

图 6　实例验证的 SST-CM 可视化结果

Fig. 6　Visualization results of SST-CM from the instance verification



(a) Original　(b) Real lesion　(c) Baseline

(d) PTM　(e) Bayesian optimization　(f) SPT-BUAT

图 7　不同模型在实例验证中的注意力可视化结果对比

Fig. 7　Comparison of attention visualization results of different models in instance verification

可以看出,基础模型存在偏移现象,无法准确聚焦于卵巢肿瘤主体区域;引入空间特征强化(图7(d))后,关注范围得到改善,说明模型能够有效捕获肿瘤的跨切片时序依赖;引入贝叶斯不确定感知优化(图7(e))后,对关键病灶区域的响应更加稳定;最终,完整的SPT-BUAT模型在关注区域的准确性方面表现最优,其热图清晰覆盖病灶主体,且背景抑制效果较为明显(图7(f)),充分体现了伪时序依赖与贝叶斯不确定感知优化的协同增益效应,使模型能够在复杂卵巢肿瘤影像中稳定聚焦关键区域,从而提升预后预测的准确性。

实例分析表明,所提出的SPT-BUAT模型在真实医院数据中表现出良好的准确性与泛化能力。其中,SST-CM策略有效提升了模型对病灶区域的判别精度与区域一致性;PTM进一步挖掘了切片间的上下文依赖与动态演化特征,使模型能够捕捉连续变化的病灶模式;而BUAT通过调节注意力分布,使模型在高不确定区域对关键特征的响应更加集中,从而增强了预测的准确性,三者协同提升了SPT-BUAT在实际卵巢癌预后预测中的性能与临床适用性。

4 结束语

本文提出了一种SST-CM、PTM与BUAT融合的深度学习模型,用于卵巢癌影像的预后预测。该模型通过整合空间上下文、结构形态和纹理细节,实现了局部与全局特征的互补增强;利用PTM捕捉单病人多切片影像中的潜在顺序信息,提高多影像特征融合的准确性;在此基础上,通过贝叶斯不确定性建模量化不同特征源和预测结果的不确定性,增强了模型的鲁棒性和预测可信度。实验结果表明,所提出的模型在ACC、AUC和F1-Score等指标上均优于现有方法,验证了三路协同、伪时序建模及不确定信息在卵巢癌影像预后预测中的有效性。尽管SST-CM模型在卵巢肿瘤影像的预后预测中取得了较好的预测结果,但是此模型在小样本数据和跨中心数据的泛化能力仍存在一定局限,在后续的研究中应设计相应的模型,通过引入更多中心数据、优化特征融合策略和提升模型可解释性,进一步提高预测性能和临床适用性。

参考文献:

[1] CHEN X, HUO X F, WU Z, *et al*. Advances of artificial intelligence application in medical imaging of ovarian cancers[J]. Chinese Medical Sciences Journal, 2021, 36(3): 196-203.

[2] JIANG R, FENG Y, CHEN Y, *et al*. Surgery versus no surgery in platinum-sensitive relapsed ovarian cancer: Final overall survival analysis of the SOC-1 randomized phase 3 trial[J]. Nature Medicine, 2024, 30(8): 2181-2188.

[3] ZENG S, WANG L X, YANG H. Radiomics and radiogenomics: Extracting more information from medical images for the diagnosis and prognostic prediction of ovarian cancer[J]. Military Medical Research, 2024, 11(1): 77.

[4] DENG Q Y, LU L P, LIU J L, *et al*. Diagnostic value of tumor markers combined with different imaging protocols for ovarian tumors[J]. European Journal of Gynaecological Oncology, 2025, 46(4): 89-95.

[5] KUNISHIMA A, INABA D, IYOSHI S, *et al*. Application of multimodal integration to develop preoperative diagnostic models for borderline and malignant ovarian tumors[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 37114.

[6] XIE Q Y, HUANG J N, SUN J Y, *et al*. SMoFFI-SegFormer: A novel approach for ovarian tumor segmentation based on an improved SegFormer architecture[J]. Frontiers in Oncology, 2025, 15: 1555585.

[7] GHANTASALA G S P, DILIP K, VIDYULLATHA P, *et al*. Enhanced ovarian cancer survival prediction using temporal analysis and graph neural networks[J]. BMC Medical Informatics and Decision Making, 2024, 24(1): 299.

[8] HU J Q, CUI Z M, ZHANG X, *et al*. Uncertainty-aware refinement framework for ovarian tumor segmentation in CECT volume[J]. Medical Physics, 2023, 51(4): 2678-2694.

[9] GONZÁLEZ J A, WROBEL J, VANDEKAR S, *et al*. Analyzing spatial point patterns in digital pathology: Immune cells in high-grade serous ovarian carcinomas[J]. The American Statistician, 2025, 79(3): 355-370.

[10] DELAGDO-BARRIGA K, MEDINA C, GOMEZ-QUILES L, *et al*. CT Enterography for preoperative evaluation of peritoneal carcinomatosis index in advanced ovarian cancer[J]. Journal of Clinical Medicine, 2022, 11(3): 476.

[11] RUNDO L, BEER L, URSPRUNG S, *et al*. Tissue-specific and interpretable sub-segmentation of whole tumour burden on CT images by unsupervised fuzzy clustering[J]. Computers in Biology and Medicine, 2020, 120: 103751.

[12] SIAHPOOSH M, IMANI M, GHASSEMIAN H. Ovarian tumor ultrasound image segmentation with deep neural networks[C]// 2024 13th Iranian/3rd International Machine Vision and Image Processing Conference (MVIP). Piscataway, NJ: IEEE, 2024: 1-5.

[13] CHO N S, LE V L, SANVITO F, *et al*. Digital "flipbooks" for enhanced visual assessment of simple and complex brain tumors[J]. Neuro-Oncology, 2024, 26(10): 1823-1836.

[14] ALSALLAL M, AHMED H H, KAREEM R A, *et al*. Enhanced lung cancer subtype classification using

attention-integrated DeepCNN and radiomic features from CT images: A focus on feature reproducibility[J]. Discover Oncology, 2025, 16(1): 336.

[15] XIONG X, HONG R, XU F, *et al*. Quantitative assessment of bone marrow infiltration and characterization of tumor burden using dual-layer spectral CT in patients with multiple myeloma[J]. Radiology and Oncology, 2024, 58(1): 43-50.

[16] GUI H T, SU T, PANG Z Y, *et al*. Diagnosis of breast cancer with strongly supervised deep learning neural network[J]. Electronics, 2022, 11(19): 3003.

[17] AHMAD N, CHEN Y T. Eff-SAM: SAM-based efficient method for brain tumor segmentation in multimodal 3D MRI scans[J]. IEEE Access, 2025, 13: 90063-90087.

[18] SEONI S, JAHMUNAH V, SALVI M, *et al*. Application of uncertainty quantification to artificial intelligence in healthcare: A review of last decade (2013–2023)[J]. Computers in Biology and Medicine, 2023, 165: 107441.

[19] 高佳希, 黄海燕. 基于 TF-IDF 和多头注意力 Transformer 模型的文本情感分析 [J]. 华东理工大学学报 (自然科学版), 2024, 50(1): 129-136.

[20] 周腊珍, 陈红池, 李秋霞, 等. 基于 Transformer 深度学习模型在医学图像分割中的研究进展 [J]. 中国生物医学工程学报, 2024, 43(4): 467-476.

[21] CLAESSENS C H B, SCHULTZ E W R, KOCH A, *et al*. Multi-center ovarian tumor classification using hierarchical transformer-based multiple-instance learning[J]. Cancer Prevention, Detection, and Intervention, 2025, 15199: 3-13.

[22] AELGANI V, VADLAKONDA D. A novel interpretable regularized cnn with a modified xlnet transformer for segmenting and classifying the ovarian cancer[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 84(12): 1-28.

[23] ZHANG Y, TAN J, WANG J P, *et al*. Are CT and MRI useful tools to distinguish between micropapillary type and typical type of ovarian serous borderline tumors?[J]. Abdominal Radiology, 2021, 46(7): 1-11.

[24] KIM H J, LEE S Y, SHIN Y R, *et al*. The value of diffusion-weighted imaging in the differential diagnosis of ovarian lesions: A meta-analysis[J]. PLOS One, 2017, 11(2): e0149465.

[25] YIN J, HUANG Y L, LU C H, *et al*. Uncertainty-based saltwater intrusion prediction using integrated Bayesian machine learning modeling (IBMLM) in a deep aquifer[J]. Journal of Environmental Management, 2024, 354: 120252.

[26] WANG X H, XU C, GRZEGORZEK M, *et al*. Habitat radiomics analysis of PET/CT imaging in high-grade serous ovarian cancer: Application to Ki-67 status and progression-free survival[J]. Frontiers in Physiology, 2022, 13: 948767.

[27] MANFREDI M, MORABITO S, FOURNIER Q, *et al*. Computed tomographic findings in dogs with ovarian tumors: A tortuous ovarian artery consistently identifies ovarian origin in complex abdominal masses[J]. Veterinary Radiology & Ultrasound, 2025, 66(1): e13476.

[28] TANABE K, IKEDA M, HAYASHI M, *et al*. Comprehensive serum glycopeptide spectra analysis combined with artificial intelligence (CSGSA-AI) to diagnose early-stage ovarian cancer[J]. Cancers, 2020, 12(9): 2373.

[29] KODIPALLI A, FERNANDES S L, GURURAJ V, *et al*. Performance analysis of segmentation and classification of CT-Scanned ovarian tumours using U-Net and deep convolutional neural networks[J]. Diagnostics, 2023, 13(13): 2282.

[30] GUHA S, KODIPALLI A, FERNANDES S L, *et al*. Explainable AI for interpretation of ovarian tumor classification using enhanced ResNet50[J]. Diagnostics, 2024, 14(14): 1567.

[31] ZHANG H Y, HU D Q, DUAN H L, *et al*. A novel deep learning approach to extract Chinese clinical entities for lung cancer screening and staging[J]. BMC Medical Informatics and Decision Making, 2021, 21(Suppl 2): 214.

[32] ZHENG Y W, WANG F, ZHANG W X, *et al*. Preoperative CT-based deep learning model for predicting overall survival in patients with high-grade serous ovarian cancer[J]. Frontiers in Oncology, 2022, 12: 986089.

[33] QI R, WU W N, LU Z T, *et al*. Decision-level fusion classification of ovarian CT benign and malignant tumors based on radiomics and deep learning of dual views[J]. IEEE Access, 2024, 12: 102381-102395.

[34] MASMALI I, AHMAD A, AZEEM M, *et al*. TOPSIS method based on intuitionistic fuzzy soft set and its application to diagnosis of ovarian cancer[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2024, 17(1): 161.

[35] XIE P, DING J, WANG X G. Leveraging external aggregated information for the marginal accelerated failure time model[J]. Statistics in Medicine, 2024, 43(27): 5203-5216.

[36] ALSHDAIFAT E H, GHARAIBEH H, SINDIANI A M, *et al*. Hybrid vision transformer and Xception model for reliable CT-based ovarian neoplasms diagnosis[J]. Intelligence-Based Medicine, 2025, 11: 100227.

[37] OPENAI H. Hello GPT-5[EB/OL]. (2025-12-17). https://openai.com/zh-Hans-CN/index/introducing-gpt-5/.

[38] LEE C , ZAME W , YOON J , *et al*. DeepHit: A deep learning approach to survival analysis with competing risks[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2018, 32(1): 2314-2321.

[39] XIN Q, CHEN X X, WANG C. Novel convex model-based approach for data-driven fault diagnosis considering uncertainty[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2026, 266(PA): 111714.

Ovarian Cancer Prognosis Prediction Model Based on Spatial Feature Enhancement and Bayesian Uncertainty Perception Optimization

NIU Shuaijun, YAN Yuli, LI Qingkun, DUAN Yimeng, LI Ting, WANG Huiqing
(College of Computer Science and Technology(College of Data Science), Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030600, China)

Abstract: Ovarian cancer is a kind of malignant gynecological tumor with inconspicuous early symptoms and complex lesion morphology. Ovarian tumor images can reflect the morphological, structural and histological information of lesions, and in-depth analysis of these features can improve the accuracy of ovarian cancer prognosis prediction. Existing methods tend to ignore the synergistic effect of local spatial, structural and texture information when processing ovarian tumor images, and lack holistic perception of uncertain lesion information, leaving room for improvement in the predictive performance and stability of models. This paper proposes an ovarian cancer prognosis prediction model named SPT-BUAT (Space-Structure-Texture Pseudo-Temporal Bayesian Uncertainty-Aware Transformer) based on spatial feature enhancement and Bayesian uncertainty-aware optimization. The model leverages space-structure-texture complementary model (SST-CM) to boost the representation of local and global image features, and employs BUAT to estimate and optimize the uncertain information of lesions. Experimental results demonstrate that the proposed SPT-BUAT model outperforms existing methods in ovarian cancer prognosis prediction and achieves more accurate discrimination of blurred boundaries and gray abnormal regions. Further visual analysis of SPT-BUAT verifies the consistency between the attention regions of the model and the actual lesion locations, which provides a new research perspective for the application of deep learning in ovarian tumor image analysis.

Key words: space-structure-texture complementary model; pseudo time series modeling; Bayesian uncertainty perception; prognostic prediction of ovarian cancer; ovarian tumor imaging

（责任编辑：张欣）