

基于增强CT的临床 - 深度学习模型预测非肌层浸润性膀胱癌复发

李天会¹, 师小娟¹, 王瑞麟^{2*}

¹青岛大学附属医院放射科, 山东 青岛

²中国科学院大学应急管理科学与工程学院, 北京

收稿日期: 2026年4月29日; 录用日期: 2026年5月23日; 发布日期: 2026年6月3日

摘要

目的: 探讨基于多期增强CT图像构建的临床 - 深度学习模型在预测非肌层浸润性膀胱癌患者术后复发风险中的价值。方法: 回顾性纳入126例经手术病理证实的非肌层浸润性膀胱癌患者(青岛大学附属医院), 按照院区不同分为训练集(85例)和验证集(41例)。提取三期增强CT(皮质期、髓质期、排泄期)图像, 构建基于Transformer的端到端深度学习模型。通过单因素及多因素Logistic回归分析筛选独立危险因素, 构建临床模型; 并将深度学习影像特征与临床独立危险因素相结合, 构建临床 - 深度学习模型。利用曲线下的面积(AUC)评估不同模型的区分度, 校准曲线评估拟合优度, 决策曲线分析(DCA)评估临床净获益。结果: 临床 - 深度学习模型的训练集AUC为0.997 (95%CI: 0.991~1.000), 验证集AUC为0.787 (95%CI: 0.607~0.968), 优于临床模型和深度学习模型, 表明模型具有优异的稳定性和区分能力。校准曲线显示模型预测概率与实际发生概率具有良好的一致性。DCA曲线表明该模型在广泛的阈值概率范围内均能为临床决策带来显著的净获益。结论: 基于多期增强CT的临床 - 深度学习模型能有效预测非肌层浸润性膀胱癌患者的术后复发风险, 具有较高的临床应用价值, 可辅助医生制定个性化的随访和治疗策略。

关键词

增强CT, Transformer模型, 非肌层浸润性膀胱癌, 复发

A Clinical-Deep Learning Model Based on Contrast-Enhanced CT for Predicting Recurrence of Non-Muscle-Invasive Bladder Cancer

Tianhui Li¹, Xiaojuan Shi¹, Ruilin Wang^{2*}

*通讯作者。

文章引用: 李天会, 师小娟, 王瑞麟. 基于增强CT的临床-深度学习模型预测非肌层浸润性膀胱癌复发[J]. 临床医学进展, 2026, 16(6): 132-139. DOI: 10.12677/acm.2026.1662202

¹Department of Radiology, The Affiliated Hospital of Qingdao University, Qingdao Shandong

²School of Emergency Management Science and Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing

Received: April 29, 2026; accepted: May 23, 2026; published: June 3, 2026

Abstract

Objective: To investigate the value of a clinical-deep learning model based on multi-phase contrast-enhanced CT images in predicting the postoperative recurrence risk of patients with non-muscle-invasive bladder cancer (NMIBC). **Methods:** A total of 126 patients with pathologically confirmed non-muscle-invasive bladder cancer from the Affiliated Hospital of Qingdao University were retrospectively enrolled. They were divided into a training cohort (n = 85) and a validation cohort (n = 41) based on the hospital campus. Three-phase contrast-enhanced CT images (corticomedullary, nephrographic, and excretory phases) were extracted to construct an end-to-end deep learning model based on Transformer. Univariate and multivariate logistic regression analyses were performed to screen independent risk factors for constructing the clinical model. Subsequently, the deep learning imaging features were combined with the independent clinical risk factors to establish the clinical-deep learning model. The area under the curve (AUC) was used to evaluate the discrimination of the models, calibration curves were used to assess the goodness of fit, and decision curve analysis (DCA) was applied to evaluate the clinical net benefit. **Results:** The clinical-deep learning model yielded an AUC of 0.997 (95% CI: 0.991~1.000) in the training cohort and 0.787 (95% CI: 0.607~0.968) in the validation cohort, outperforming both the clinical and deep learning models, which indicated excellent stability and discrimination capability. The calibration curves demonstrated good consistency between the predicted probabilities and the actual observed probabilities. The DCA curves indicated that this model could provide significant net clinical benefit for decision-making across a wide range of threshold probabilities. **Conclusion:** The clinical-deep learning model based on multi-phase contrast-enhanced CT can effectively predict the postoperative recurrence risk in patients with non-muscle-invasive bladder cancer. It possesses high clinical application value and can assist physicians in formulating personalized follow-up and treatment strategies.

Keywords

Contrast-Enhanced CT, Transformer Model, Non-Muscle-Invasive Bladder Cancer, Recurrence

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

膀胱癌是全球范围内第十大常见的恶性肿瘤[1]。超过 75% 的患者在确诊时属于非肌层浸润性膀胱癌[2]。该病的一个显著特点是，即便接受了局部治疗，其复发率依然居高不下[3]。因此，能够识别出术后复发的高危人群至关重要，因为这有助于临床医生制定更有效的个体化治疗策略。影像组学的广泛应用，为精准医学挖掘丰富的高维数据提供了重要助力[4]。Transformer 模型是一种先进的深度学习模型，以其在序列数据中捕捉上下文信息的卓越能力而闻名。本研究的目标是开发并验证一种基于多期增强 CT 的临床 - 深度学习模型，用于预测非浸润性膀胱癌患者的复发状态。

2. 材料与方法

2.1. 研究对象及分组

纳入标准如下：(1) 经手术确诊为膀胱癌；(2) 术前 30 天内接受过盆腔增强 CT 扫描；(3) 拥有完整的临床及病理资料。排除标准如下：(1) 临床资料不完整；(2) 图像质量较差；(3) 病灶边界不清；(4) 合并其他恶性肿瘤；(5) 影像学检查前曾接受过化疗、放疗或免疫治疗等既往治疗。本研究共纳入 126 名来自青岛大学附属医院的患者，并按照院区不同分成了训练集(85 名)和验证集(41 名)。

2.2. 临床相关因素的资料收集

研究收集了患者的临床数据和肿瘤的 CT 特征，包括年龄、性别、T 分期、肿瘤分级、肿瘤大小(<3 mm, 3 mm~、6 mm~)、肿瘤数量(单发, 2 个, ≥3 个)、钙化(无或有)以及边界(清晰或模糊)。

2.3. 图像采集与分割

所有患者术前均接受 CT 扫描(管电压 120 kV, 管电流 200 mA)。检查采用碘海醇(300 g/L)作为对比剂，以 3.0 ml/s 的速率按 1.3~1.5 mL/kg 的剂量注射，并分别在注射后 25 秒、75 秒和 300 秒采集皮质期、髓质期及排泄期图像。感兴趣区(ROI)的勾画由两名放射科住院医师在术前增强 CT 图像上手动完成(使用 ITK-SNAP 软件)。

2.4. 深度学习模型的构建

图像首先经过归一化预处理，包括重采样至 $1 \times 1 \times 1$ 的各向同性体素、窗宽窗位调整以及基于病灶标注的智能裁剪；随后选取最大标注层数据增广，并将动脉期、门脉期和延迟期图像在通道维度堆叠，经双线性插值统一缩放至 $224 \times 224 \times 3$ 。在训练前，实施了包括 $\pm 10^\circ$ 随机旋转、0.8~1.2 倍缩放、镜像翻转及随机平移在内的多样化增广策略，并针对不同类别样本进行了特定的增广操作以解决样本不平衡问题。为确保模型评估的稳健性并减小单次数据划分带来的偶然性，本研究采用 5 折交叉验证策略以获得对模型性能的可靠估计。本研究选用 Transformer 作为骨干网络，并通过迁移学习进行微调；其分类头采用包含 Dropout 和 ReLU 的多层感知机结构，训练时分类头与骨干网络分别采用 1×10^{-5} 和 1×10^{-7} 的学习率，配合 AdamW 优化器、加权二元交叉熵损失函数及标签平滑技术。最终，模型训练 5 个周期(Batch size 为 64)。

2.5. 临床模型和综合模型的构建

将深度学习模型输出的预测评分纳入 Logistic 回归分析，构建深度学习模型。随后，通过单因素、多因素逻辑回归(以 $P < 0.05$ 为阈值)筛选与膀胱癌复发相关的临床及 CT 特征，确立独立风险因素，以此构建临床模型。最终，我们将临床独立风险因子与深度学习评分相结合，再次运用 Logistic 回归分析，构建了融合两者优势的“临床 - 深度学习模型”。

2.6. 统计学分析

模型性能的评估使用了 R 软件(版本 4.2.2, <http://www.r-project.org>)。对于分类变量，采用 Fisher 精确检验或卡方检验；对于连续变量，采用 Mann-Whitney U 检验，以此来比较训练队列和验证队列之间的临床数据。曲线下面积(AUC)用于代表模型的预测性能。同时，利用校准曲线来评估模型的整体拟合优度，并使用决策曲线分析(DCA)评估临床效用。

3. 结果

3.1. 病人的临床特征对比

训练集与验证集病人一般资料见表 1。

Table 1. Comparison of baseline characteristics between the training and validation sets

表 1. 训练集与验证集基线特征比较

变量	训练集(n = 85)	验证集(n = 41)	P
年龄, n (%)			0.469
<60	69 (81.18)	31 (75.61)	
≥60	16 (18.82)	10 (24.39)	
性别, n (%)			0.418
0	25 (29.41)	15 (36.59)	
1	60 (70.59)	26 (63.41)	
组织学分级, n (%)			0.226
G1	6 (7.06)	0 (0.00)	
G2	50 (58.82)	24 (58.54)	
G3	29 (34.12)	17 (41.46)	
T 分期, n (%)			0.648
T0	75 (88.24)	38 (92.68)	
T1	10 (11.76)	3 (7.32)	
肿瘤大小, n (%)			0.781
<3	72 (84.71)	33 (80.49)	
3~	10 (11.76)	6 (14.63)	
6~	3 (3.53)	2 (4.88)	
肿瘤数量, n (%)			0.234
0	19 (22.35)	13 (31.71)	
1	28 (32.94)	16 (39.02)	
≥ 2	38 (44.71)	12 (29.27)	
肿瘤边界, n (%)			0.309
清晰	66 (77.65)	35 (85.37)	
不清晰	19 (22.35)	6 (14.63)	
钙化, n (%)			0.547
无	84 (98.82)	40 (97.56)	
有	1 (1.18)	1 (2.44)	

3.2. 临床模型的构建

单因素、多因素逻辑回归分析确定肿瘤数量是非肌层浸润性膀胱癌复发的独立预测因子(表 2)。并建立对应的临床模型。

Table 2. Univariate and multivariate logistic regression analyses of clinical data**表 2.** 临床资料的单因素、多因素逻辑回归分析

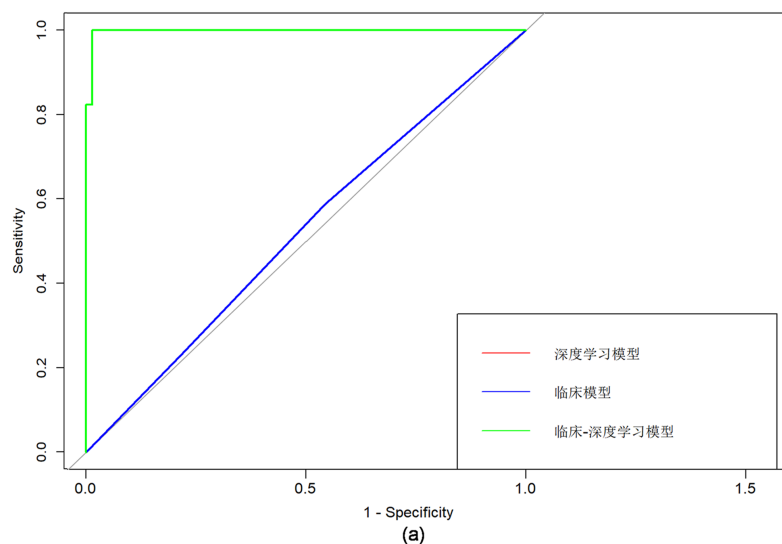
变量	单因素分析		多因素分析	
	OR (95%CI)	P value	OR (95%CI)	P value
年龄	0.906 (0.256~3.200)	0.878		
性别	1.416 (0.875~2.292)	0.157		
组织学分级	1.909 (0.568~6.420)	0.296		
T 分期	1.462 (0.341~6.274)	0.609		
肿瘤大小	1.209 (0.881~1.659)	0.239		
肿瘤数量	5.907 (2.030~17.189)	0.001	5.907 (2.030~17.189)	0.001
肿瘤边界	1.214 (0.376~3.921)	0.745		
钙化	NA	1.000		

3.3. 预测膀胱癌术后复发模型的性能比较

临床模型、深度学习模型与临床-深度学习模型的 ROC 曲线见图 1 和表 3。从图 1 和表 3 可得知，临床-深度学习模型的性能最好，训练集的 AUC 为 0.997 (95%CI: 0.991~1.000)，验证集的 AUC 为 0.787 (95%CI: 0.607~0.968)，证明了模型在区分能力上具有较高的稳定性(图 1)。图 2 展示了用于预测非浸润性膀胱癌的校准曲线。决策曲线分析(DCA)表明，临床-深度学习模型有较好的临床净获益(图 3)。

Table 3. Comparison of the performance of different models**表 3.** 不同模型的性能比较

模型	训练集(n = 85)	外部验证集(n = 41)
	AUC (95%CI)	AUC (95%CI)
临床模型	0.479 (0.325~0.632)	0.717 (0.551~0.883)
深度学习模型	0.997 (0.991~1.000)	0.736 (0.526~0.945)
临床-深度学习模型	0.997 (0.991~1.000)	0.787 (0.607~0.968)



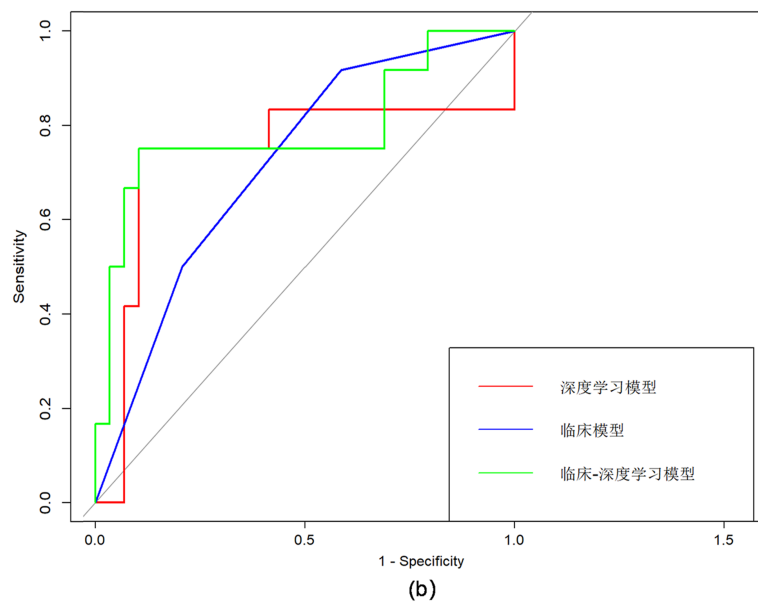


Figure 1. ROC curves of the training and validation sets. (a) Training set; (b) Validation set

图 1. 训练集和验证集的 ROC 曲线。(a) 训练集, (b) 验证集

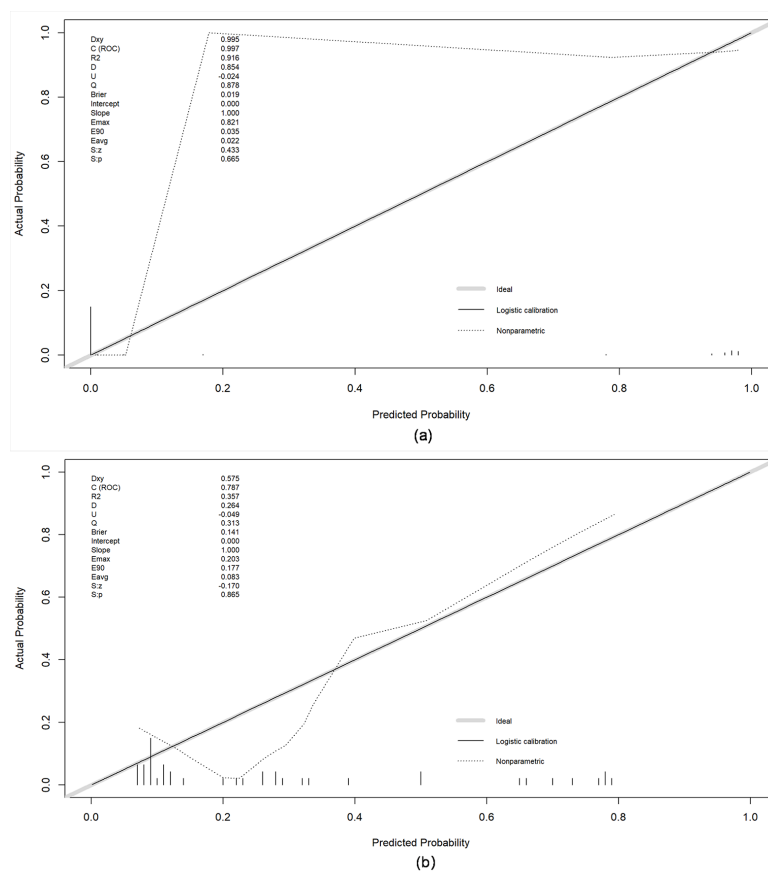


Figure 2. Calibration curves of the training and validation sets. (a) Training set; (b) Validation set

图 2. 训练集和验证集的校准曲线。(a) 训练集, (b) 验证集

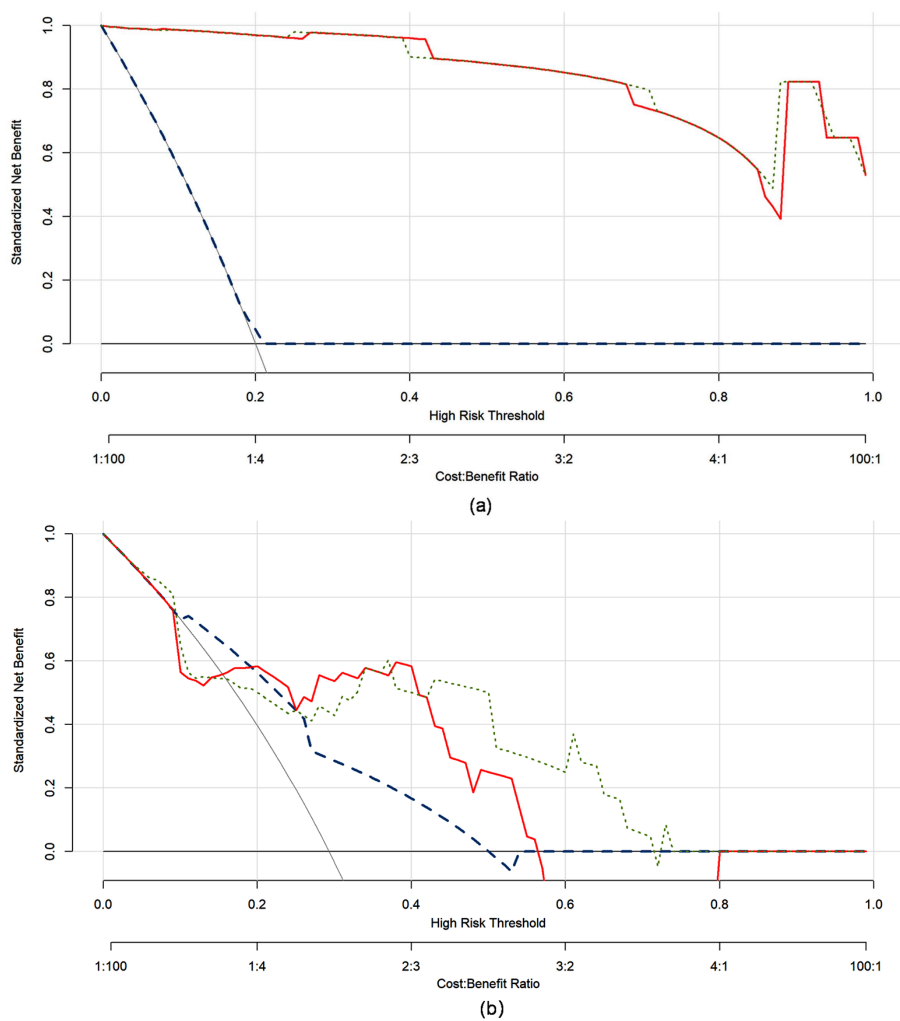


Figure 3. DCA curves of the training and validation sets. (a) Training set; (b) Validation set
图 3. 训练集和验证集的 DCA 曲线。(a) 训练集, (b) 验证集

4. 讨论

在本研究中, 基于三期增强 CT 图像构建了临床-深度学习模型, 其在预测非肌层浸润性膀胱癌复发风险方面具有较好的表现, 验证集的 AUC 为 0.787 (95%CI: 0.607~0.968), 此外, 校准曲线反映了模型预测的可靠性, 并且具有较好的临床净获益。

近年来, 许多研究者开发了用于预测非浸润性膀胱癌术后复发的模型[5][6]。EORTC [7]是目前广泛认可的临床预后模型。然而, 这些提出的预测模型仅在有限的低维度临床数据上进行了测试, 这导致了其表现欠佳。既往尚无研究记载使用端到端 Transformer 模型非浸润性膀胱癌预测复发的方法。使用 Transformer 进行端到端的监督训练, 显著简化了整个训练流程。由于未复发患者比例较小, 本研究采用了损失函数来增加未复发组的权重。结果表明该模型在临床环境中具有潜在的应用价值。

大多数指南建议对非浸润性膀胱癌进行早期风险分层监测, 因为这能使医生及时调整治疗方案, 从而改善患者预后。对于高复发风险的患者, 可以给予更积极的管理(例如更早的膀胱镜检查计划、更密集的随访以及辅助膀胱灌注治疗), 而其余患者则可以进行简单的随访。

本研究存在一些局限性。首先, 容易受到选择偏倚和固有偏倚的影响。此外, 模型验证主要基于单

中心数据，未来需引入来自不同医疗机构的外部数据集进行多中心验证，以全面评估模型在不同设备与人群中的真实泛化能力。其次，模型依赖于人工输入来完成特定子任务，例如由专家在放射影像中勾画病灶的边界框。未来的研究将纳入自动勾画技术[8]，以最大程度地减少对人工输入的依赖，并向完全自主的端到端系统迈进。

5. 结论

综上所述，本研究开发并验证了一个基于多期增强 CT 的临床-深度学习模型，有效预测了非浸润性膀胱癌患者的术后复发，并可能对该人群个性化治疗策略的制定做出重要贡献。

声明

这项回顾性研究严格按照《赫尔辛基宣言》的伦理准则进行，豁免了知情同意要求，研究获得了青岛大学附属医院伦理委员会批准(批件号：QYFY WZLL 28166)。

参考文献

- [1] Dobruch, J. and Oszczudłowski, M. (2021) Bladder Cancer: Current Challenges and Future Directions. *Medicina*, **57**, Article 749. <https://doi.org/10.3390/medicina57080749>
- [2] Babjuk, M., Burger, M., Compérat, E.M., Gontero, P., Mostafid, A.H., Palou, J., *et al.* (2019) European Association of Urology Guidelines on Non-Muscle-Invasive Bladder Cancer (TaT1 and Carcinoma *in Situ*)—2019 Update. *European Urology*, **76**, 639-657. <https://doi.org/10.1016/j.eururo.2019.08.016>
- [3] Jobczyk, M., Stawiski, K., Fendler, W. and Róžański, W. (2020) Validation of EORTC, CUETO, and EAU Risk Stratification in Prediction of Recurrence, Progression, and Death of Patients with Initially Non-Muscle-Invasive Bladder Cancer (NMIBC): A Cohort Analysis. *Cancer Medicine*, **9**, 4014-4025. <https://doi.org/10.1002/cam4.3007>
- [4] Kim, H.S., Jeong, C.W., Kwak, C., Kim, H.H. and Ku, J.H. (2019) Novel Nomograms to Predict Recurrence and Progression in Primary Non-Muscle-Invasive Bladder Cancer: Validation of Predictive Efficacy in Comparison with European Organization of Research and Treatment of Cancer Scoring System. *World Journal of Urology*, **37**, 1867-1877. <https://doi.org/10.1007/s00345-018-2581-3>
- [5] Lenis, A.T., Lec, P.M., Chamie, K. and MSHS, M. (2020) Bladder Cancer. *JAMA*, **324**, 1980-1991. <https://doi.org/10.1001/jama.2020.17598>
- [6] Fernandez-Gomez, J., Madero, R., Solsona, E., Unda, M., Martinez-Piñeiro, L., Gonzalez, M., *et al.* (2009) Predicting Nonmuscle Invasive Bladder Cancer Recurrence and Progression in Patients Treated with Bacillus Calmette-Guerin: The CUETO Scoring Model. *Journal of Urology*, **182**, 2195-2203. <https://doi.org/10.1016/j.juro.2009.07.016>
- [7] Sylvester, R.J., van der Meijden, A.P.M., Oosterlinck, W., Witjes, J.A., Bouffieux, C., Denis, L., *et al.* (2006) Predicting Recurrence and Progression in Individual Patients with Stage Ta T1 Bladder Cancer Using EORTC Risk Tables: A Combined Analysis of 2596 Patients from Seven EORTC Trials. *European Urology*, **49**, 466-477. <https://doi.org/10.1016/j.eururo.2005.12.031>
- [8] Diallo, A.B., Nguifo, E.M., Dhifli, W., Azizi, E., Prabhakaran, S. and Tansey, W. (2019) Selected Papers from the Workshop on Computational Biology: Joint with the International Joint Conference on Artificial Intelligence and the International Conference on Machine Learning, 2018. *Journal of Computational Biology*, **26**, 507-508. <https://doi.org/10.1089/cmb.2019.29020.abd>