

迁移学习算法在医疗卫生实践中的应用*

武胜勇^{1,2} 郭轶斌¹ 程义¹ 朱荣慧¹ 罗泉¹ 吴骋^{1△}

【摘要】 在医疗科研工作中,高质量样本获取一直是决定研究质量的关键因素之一。尤其在开展针对罕见病或特殊人群的研究时,常会面临由于样本量严重不足导致机器学习算法以及传统统计方法难以达到应有统计效能的情况。迁移学习作为机器学习领域中专注于解决小样本问题的算法之一,目前已在医疗相关科研工作中有了较多的实际应用。本文重点综述近几年迁移学习在医疗科研图像识别、自然语言处理以及结构化数据分析中的应用,以期对研究者在今后科研工作中的应用选择提供参考。

【关键词】 迁移学习 机器学习 医疗卫生事业 自然语言处理 计算机视觉

【中图分类号】 R195.1 **【文献标识码】** A **DOI** 10.11783/j.issn.1002-3674.2024.05.034

近年来随着机器学习在医疗卫生实践中应用不断加深,相关算法的具体应用越来越普遍^[1]。但无论是传统统计学方法,还是机器学习算法,其模型的训练效果很大程度上取决于所获取样本的质量和数量^[2],丰富且高质量的研究样本是提升模型训练效果及外推性能的基本要求。在医学科研及卫生实践中由于具有极强的专业性,样本中的类别标签(金标准)常较难获得,其标注往往会耗费科研工作人员大量时间。因此,高质量样本的获取很多时候成为科研过程中的瓶颈,这一问题在罕见病等样本量较少的研究领域尤为突出。

针对高质量样本不足的问题,目前的解决思路主要有三种:首先是采用不同算法在有限样本中提高模型效果,但易产生过拟合问题;其次是降低对样本的质量要求,纳入部分质量较低样本,但其预测精度不能得到保证;第三是采用迁移学习(transfer learning)算法来弥补样本缺乏的不足。迁移学习是指利用已有知识提升对未知知识获取能力的过程,主要目标为将模型在源域(source domain)中所学习的共性特征尽可能准确地应用到目标域(target domain)上以探索目标域的个性特征,进而提升训练精度、降低所需样本量并节约训练时间^[3]。近年来,随着迁移学习算法研究的不断加深,其在医学研究中的应用正在不断增加,尤其在小样本学习(few-shot learning)^[4]的应用中,迁移学习作为近年来新兴的算法受到了越来越多研究者的关注^[5]。

本文综述了在医疗卫生领域中较为常见的迁移学习算法应用场景,梳理应用案例及局限性,展望迁移学

习的应用方向,以期对相关领域的科研工作者提供参考。

图像识别

图像识别作为迁移学习应用的传统领域,在迁移学习进入医学领域早期即得到了广泛应用,2008年 Bi 等^[6]利用迁移学习算法对肺癌预后与心壁运动进行学习,取得了较好效果。此后,迁移学习算法广泛应用于医学图像识别中,目前其在影像学和组织学读片中已经有了较为普及的应用。近年来,迁移学习算法在眼底镜、内镜等图像识别领域的应用也逐步兴起。

1. 影像学应用

影像学辅助诊断作为迁移学习在图像识别中应用的主要方向,在脑部^[7]、乳腺^[8]、肺部^[9]及腹部^[10-11]影像等领域中均取得了较好的效果,目前在医疗卫生实践中其主要应用于疾病诊断、病灶识别及预后分析等任务。

在疾病诊断方面,Hon 等^[12]采用卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)算法,利用 OASIS MRI 数据集进行预训练对权重进行初始化,在训练样本仅有其他算法 10% 的情况下,得到了与其他深度学习算法相近甚至更好的阿尔茨海默症诊断效能。Dhungel 等^[13]在乳腺肿瘤诊断、Cheplygina 等^[14]在 COPD 诊断、Meng 等^[15]在肝纤维化诊断中均取得了较好的性能。

在病灶识别方面,Alex 等^[16]采用预训练-微调(pre-train and fine-tune)的方式,在高级别脑胶质瘤图像中进行预训练,后在低级别脑胶质瘤数据集中进行模型微调,取得了较好的训练效果,能够准确定位病灶。利用迁移学习算法,Ciampi 等^[9]开展的针对平片下肺结节的识别以及 Azizi 等^[17]针对 MRI 下前列腺癌浸润的识别也取得了较好效果。

* 基金项目:国家自然科学基金(82373687);海军军医大学“深蓝”工程“领航”人才培养对象(吴骋)

1. 海军军医大学卫生勤务学系军队卫生统计学教研室(2000433)

2. 中国人民解放军 32090 部队

△通信作者:吴骋,E-mail: wucheng_wu@126com

在预后分析方面, Huynh 等^[8]使用患者 MRI 影像数据, 采用 CNN 算法在非医疗图像上进行预训练, 提取兴趣区域 (regions of interests, ROIs) 后, 在患者 MRI 图像上进行训练, 对乳腺癌患者化疗后复发情况进行预测, 取得了较好训练效果。

2. 组织学应用

除在医学影像学的使用外, 辅助病理学读片也是迁移学习应用于图像分析相对成熟的领域之一, 目前其主要应用于细胞类型识别、图像分割及部分亚细胞结构识别等任务。

在组织学应用中, 恶性肿瘤细胞识别以及组织结构图像分割是目前较为常见的应用。Kandemir 等^[18]通过乳腺癌及食管癌数据集互相进行迁移, 两个方向的模型训练均达到了预期的精度, 优于常规模型。Spanhol 等^[19]采用 CNN 迁移学习算法对乳腺癌病理识别、Huang 等^[20]采用领域自适应算法 (domain adaptation, DA) 进行的公共数据库数据向上皮细胞与瘤体识别模型迁移以及 Gadermayr 等^[21]采用 DA 算法对肾脏病理切片中肾小球进行识别, 也取得了较好效果。

除细胞层面的识别或分割任务外, 目前亚细胞结构识别领域迁移学习算法也已经有了较多实践, 尤其在线粒体分割任务中已取得了较好的效果。Becker 等^[22]及 Chacón 等^[23]均在不同细胞的显微镜与电子显微镜中实现了线粒体分割, 降低了后续科研工作中图形标注的工作量, 一定程度上减轻了科研工作者的读片负担。

3. 其他应用

除上述影像学及病理学图像识别实例应用外, 迁移学习还在如生物标志物研究^[24]、内镜图片识别^[25]、皮肤图片识别^[26-27]及 MRI 影像识别^[28]上均有相应的应用, 受限于文章篇幅, 本文不再赘述。

自然语言处理

自然语言处理 (natural language processing, NLP) 是迁移学习应用的又一大领域, 可用于医学文本数据结构化及文本信息提取与分析。

1. 文本数据结构化

通过 NLP 技术对相关文本资料进行标注, 可以有效地提升研究效率。El-Allaly 等^[29]的一项基于 CNN 的研究, 通过迁移学习技术, 在非结构化文本中对药物不良事件的关系进行提取, 减轻了标签标注的压力, 节约了研究所需要的人力成本。

Yeung 等^[30]开展的一项针对代谢组学文献进行文本挖掘的研究中, 采用长短期记忆网络进行迁移学习, 高效且准确地完成了代谢物的提取, 为后续信息检索、文献分类等任务提供了数据支持。

2. 文本信息分析

近年来, 部分学者开始探索通过 NLP 技术对既往文献进行研究, 进而对科研实际问题进行探索的尝试。Wang 等^[31]通过 NLP 技术, 采用 RoBERTa 预训练方法对 I 型主要组织相容性复合物 (major histocompatibility complex, MHC) 与多肽的亲合力进行预测, 其 AUC 高于其他算法, 可以准确预测多肽-MHC 结合亲合力。为今后通过与 MHC 亲合力高低对潜在癌症免疫治疗靶点进行筛选提供了一条新思路。

3. 其他应用

除常规对语义进行分析的任务外, 医学领域 NLP 还衍生出了类似情绪分析^[32]的数据处理方式。Liu 等^[33]在一项针对阿尔茨海默症患者的研究中, 利用迁移学习技术, 在大型文本标注数据库上进行预训练, 后将模型迁移至一个包含少量患者与正常人语言的小型数据集上进行模型训练。通过患者语言变化对患者可能出现的潜在认知障碍进行预测, 其最终准确率达到 88%, 为阿尔茨海默症诊断提供了新思路。

结构化数据应用

除图像识别和 NLP 等在其他研究领域已相对成熟的应用方式之外, 基于医疗实践的特殊性, 迁移学习还在医疗卫生领域发展出了其独特应用方式, 如新药开发、生物信息分析以及医学信息资源收集等方面。

1. 新药开发

随着深度迁移学习 (deep transfer learning, DTL) 引入新药开发领域, 迁移学习在药物研发中的应用正在逐渐增加。目前其主要应用于药物分子特性和活性预测等方面^[34]。

药物分子特性和活性预测作为最常见的应用领域之一, 其主要预测内容包括分子的生理性质、物理化学性质以及量子力学性质, 而目前也已经有了相应的公共数据库用于模型的预训练。Korotcov 等^[35]在 8 个不同数据集上分别对深度迁移学习与其他 5 种机器学习算法进行了比较, 经综合评价, 迁移学习的表现性能优于其他机器学习算法。

此外, 通过生成模型构建类药分子的计算机辅助药物设计 (computer aided drug design), 目前已成为从头药物设计 (de novo drug design) 的重要辅助方式。Segler 等^[36]采用长短期记忆网络, 利用药物化学数据库 (ChEMBL) 中的分子结构数据预训练模型, 后针对金黄色葡萄球菌和恶性疟原虫进行类药分子设计, 有效地减少了可能出现的调试错误并加快了类药分子的构建。

2. 生物信息分析

生物信息分析是近几年较为流行的研究方向之一, 其主要研究方法包括对 DNA、RNA、蛋白质和代谢

物进行定量和定性分析,通过一定的规则将生物信息数据进行可视化分析等。目前随着相应生信分析数据库的不断完善,相关研究也在不断深入。但与临床研究相似,实际科研过程中存在公共数据有限或实验数据不足的情况,相应的分析因此难以开展。Shen 等^[37] 在一项针对 DNA-蛋白质结合特异性的研究中,基于自注意力机制算法(self-attention module)提出来自注意力机制残差网络(self-attention residual net-

work, SAResNet) 这一新的迁移学习算法,有效提升了预训练的网络学习能力以及收敛速度,并在 690 个数据集上进行了验证,其平均 AUC 达到了 92.0%,比次优算法高 4.4%,有效提升了预测效果。

除影像学及 NLP 上的应用外,迁移学习还在基因组学研究^[38] 及药物反应预测^[39] 等领域有应用,有兴趣的读者可以自行阅读相关文献,相关应用汇总见表 1。

表 1 常见迁移算法应用领域

应用类别	作者	发表年份	算法应用	实现功能
图像识别	Hon 等 ^[12]	2017	CNN	MR 图像诊断阿尔茨海默症
	Dhungel 等 ^[13]	2017	深度学习	X 线图像乳腺肿瘤诊断
	Cheplygina 等 ^[14]	2018	多示例学习	CT 图像 COPD 诊断
	Meng 等 ^[15]	2017	全连接网络	超声图像肝纤维化诊断
	Alex 等 ^[16]	2017	预训练-微调	MR 图像低级别脑胶质瘤灶标记
	Ciompi 等 ^[9]	2015	CNN	CT 图像肺结节识别
	Azizi 等 ^[17]	2017	DA	MR 图像前列腺癌浸润的识别
	Huynh 等 ^[8]	2017	CNN	MR 图像乳腺癌药物反应预测
	Kandemir 等 ^[18]	2015	贝叶斯模型	病理图像肿瘤组织识别
	Spanhol 等 ^[19]	2017	CNN	乳腺癌病理识别
	Huang 等 ^[20]	2017	DA	图像上皮细胞与瘤体识别
	Gadermayr 等 ^[21]	2016	DA	肾脏病理切片肾小球识别
	Becker 等 ^[22]	2015	DA	细胞器分割
	Chacón 等 ^[23]	2016	DA	细胞器分割
	AGARWAL ^[24]	2021	CNN	生物标志物研究
	OZYORUK 等 ^[25]	2021	深度学习	内镜图片识别
	ELMAHDY ^[26]	2017	CNN	皮肤图片识别
	MENEGOLA ^[27]	2017	深度学习	皮肤图片识别
	VAN ^[28]	2014	支持向量机	MR 图像颈动脉斑块识别
	自然语言处理	El-Allaly 等 ^[29]	2022	CNN
Yeung 等 ^[30]		2022	LSTM	代谢组学文献文本挖掘
Wang 等 ^[31]		2022	RoBERTa	MHC 与多肽的亲合力预测
Liu 等 ^[33]		2022	预训练-微调	阿尔茨海默症潜在认知障碍预测
结构化数据应用	Korotcov 等 ^[35]	2017	深度迁移学习	药物分子特性和活性预测
	Segler 等 ^[36]	2018	LSTM	类药分子生成
	Shen 等 ^[37]	2021	自注意力机制残差网络	DNA-蛋白质结合特异性研究
	XU 等 ^[38]	2021	深度神经网络	基因组学研究
	WU 等 ^[39]	2020	深度学习	药物反应预测

讨论

迁移学习作为近些年新兴的机器学习算法,较好地解决了训练样本不足的问题,为当前很多研究提供了新思路。但其作为目前较新的机器学习算法研究方向,其本身也存在一定的局限性。

1. 源域数据要求较高

迁移学习能够在小样本数据上展现较好的预测效果,归根结底是基于模型在源域数据上准确的特征获取,而源域与目标域的关联性则是准确获取特征的基础。在实际情况中,受限于实际问题及研究者对所研究问题的理解,源域数据的获取和选择可能存在一定困难,而低质量或低样本量的源域数据,也会导致目标

域预测效果的下降,一定程度上限制了迁移学习算法的实际应用。近年来兴起的领域泛化(domain generalization)研究旨在降低源域与目标域数据分布差异对特征迁移带来的影响,已取得较多成果,相信在未来这一问题将会逐步解决。

2. 算法应用存在门槛

目前迁移学习算法研究处于井喷期,新算法层出不穷,但其研究仍局限在计算机科学内部。由于技术迭代速度快,出于确保研究创新性的考虑,很多新算法的相关文章会首先以会议论文的形式发表,而会议多为计算机相关学术会议,其研究重心与医学研究存在分歧。同时,迁移学习算法实际应用过程中仍旧对编程能力有较高的要求。为推进迁移学习乃至整个机器学习的在医学研究中的应用,我们应该加快对使用者友好算法的研究,并推荐医疗人员学习相关的基础知识,对模型实际使用进行培训,从而更好的利用迁移学习算法进行临床研究,在模型辅助下做出临床决策。

3. 机器学习共性问题难以避免

迁移学习作为机器学习的一个领域,目前其多数算法仍旧被认为是“黑箱”,尤其部分基于深度学习的算法,其最终模型存在复杂的内部结构及庞大的参数及超参数设置,这保证了模型的预测精度,但也使得不同变量之间以及变量与结局之间的关系难以解释^[40]。在其他领域对迁移学习进行应用时,算法预测精度为评价模型的唯一指标,因此只要确保模型预测结果足够精确,就能够完成模型任务。而医学问题的研究需要对数据背后隐藏的关系和其作用机制进行探索,模型的不可解释性导致了迁移学习算法在医学问题中的应用受限,针对此问题,算法的可解释性已成为机器学习算法的研究方向之一。

展 望

研究样本不足是限制机器学习算法应用的瓶颈之一,迁移学习的应用为解决这一问题提供了新方法和新思路。它使得研究者可以在所研究目标样本量受限的前提下尽可能训练出贴合实际的模型,进而为科研或临床工作提供建议。为以罕见问题、罕见病或特殊人群等作为研究对象的科学研究提供了一条切实可行的道路。近年来,随着相关研究的深入以及使用者友好算法的不断出现,不少医疗工作者也开始使用迁移学习算法,在自身研究方向上获得成果。

目前迁移学习已经逐步应用于医学研究的各个领域,尤其在图像识别领域已取得了较多成果。近年来随着相关算法研究的不断深入,迁移学习也迎来了井喷式的快速发展。针对前文所提的领域泛化问题,目前也提出了基于数据分布、解耦、集成模型、数据生成及元学习的领域泛化方法,而不同领域的研究又有其

具体的解决方案,由于文章篇幅限制,目前不再赘述。

未来的医学研究者将更注重多模态数据的获取,其数据结构也将更加复杂,从而对研究方法及研究者数据处理能力的要求也更高。迁移学习在处理小样本数据中具有传统算法和普通机器学习算法所不具备的优势,正逐步成为医疗研究中不可或缺的一部分,未来也将在医疗科研中发挥更大的作用。

参 考 文 献

- [1] 许思特,张天天,盛韬,等. 基于决策树和主动学习的护理住院费用监管方法实证研究[J]. 中国卫生统计,2022,39(1): 109-114.
- [2] 刘薇,吴军,曹颖姝,等. 多分类结局指标中两类别占比之比的统计推断方法[J]. 中国卫生统计,2017,34(3): 374-377.
- [3] 刘鑫鹏,栾悉道,谢毓湘,等. 迁移学习研究和算法综述[J]. 长沙大学学报,2018,32(5): 5.
- [4] Lake BM, Salakhutdinov R, Tenenbaum JB. One-shot learning by inverting a compositional causal process[C]. Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems~ Volume 2,2013 : 2526-2534.
- [5] 赵凯琳,靳小龙,王元卓. 小样本学习研究综述[J]. 软件学报,2021,32(2): 349-369.
- [6] Bi J, Xiong T, Yu S, et al. An Improved Multi-task Learning Approach with Applications in Medical Diagnosis[C]. Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases,2008 : 117-132.
- [7] Wachinger C, Reuter M. Domain adaptation for Alzheimer's disease diagnostics[J]. NeuroImage,2016,139: 470-479.
- [8] Huynh BQ, Antropova N, Giger ML. Comparison of breast DCE-MRI contrast time points for predicting response to neoadjuvant chemotherapy using deep convolutional neural network features with transfer learning[C]. Medical imaging 2017: computer-aided diagnosis,2017 : 101340U.
- [9] Ciompi F, De HB, Van RSJ, et al. Automatic classification of pulmonary peri-fissural nodules in computed tomography using an ensemble of 2D views and a convolutional neural network out-of-the-box[J]. Medical image analysis,2015,26(1): 195-202.
- [10] Cha KH, Hadjiiski L, Chan HP, et al. Bladder Cancer Treatment Response Assessment in CT using Radiomics with Deep-Learning [J]. Scientific Reports,2017, 7(1): 8738.
- [11] 钟碧霞,周冠群,许文琪,等. 基于深度学习的结肠癌病理图片分类研究[J]. 中国卫生统计,2021,38(3): 363-367.
- [12] Hon M, Khan NM. Towards Alzheimer's Disease Classification through Transfer Learning[C]. 2017 IEEE International conference on bioinformatics and biomedicine (BIBM),2017 : 1166-1169.
- [13] Dhungel N, Carneiro G, Bradley AP. A deep learning approach for the analysis of masses in mammograms with minimal user intervention[J]. Medical image analysis,2017,37: 114-128.
- [14] Cheplygina V, Pena IP, Pedersen JH, et al. Transfer learning for multicenter classification of chronic obstructive pulmonary disease [J]. IEEE journal of biomedical health informatics,2018,22(5): 1486-1496.
- [15] Meng D, Zhang L, Cao G, et al. Liver fibrosis classification based on transfer learning and FCNet for ultrasound images[J]. IEEE Access,2017, 5: 5804-5810.

- [16] Alex V, Vaidhya K, Thirunavukkarasu S, et al. Semisupervised learning using denoising autoencoders for brain lesion detection and segmentation[J]. *Journal of Medical Imaging*, 2017, 4(4): 041311.
- [17] Azizi S, Mousavi P, Yan P, et al. Transfer learning from RF to B-mode temporal enhanced ultrasound features for prostate cancer detection[J]. *International journal of computer assisted radiology*, 2017, 12(7): 1111-1121.
- [18] Kandemir M. Asymmetric transfer learning with deep gaussian processes[C]. *International Conference on International*, 2015: 730-738.
- [19] Spanhol FA, Oliveira LS, Cavalin PR, et al. Deep features for breast cancer histopathological image classification[C]. *2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2017: 1868-1873.
- [20] Huang Y, Zheng H, Liu C, et al. Epithelium-stroma classification via convolutional neural networks and unsupervised domain adaptation in histopathological images[J]. *IEEE journal of biomedical health informatics*, 2017, 21(6): 1625-1632.
- [21] Gadermayr M, Strauch M, Klinkhammer BM, et al. Domain adaptive classification for compensating variability in histopathological whole slide images[C]. *International Conference on Image Analysis and Recognition*, 2016: 616-622.
- [22] Becker C, Christoudias CM, Fua P. Domain adaptation for microscopy imaging[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2015, 34(5): 1125-1139.
- [23] Bermúdez-Chacón R, Becker C, Salzmann M, et al. Scalable unsupervised domain adaptation for electron microscopy[C]. *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2016: 326-334.
- [24] Agarwal D, Marques G, De LTDI, et al. Transfer Learning for Alzheimer's Disease through Neuroimaging Biomarkers; A Systematic Review[J]. *Sensors(Basel)*, 2021, 21(21): 7259.
- [25] Ozyoruk KB, Gokceler GI, Bobrow TL, et al. EndoSLAM dataset and an unsupervised monocular visual odometry and depth estimation approach for endoscopic videos[J]. *Med Image Anal*, 2021, 71: 102058.
- [26] Elmahdy MS, Abdeldayem SS, Yassine IA. Low quality dermal image classification using transfer learning[C]. *2017 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI)*, 2017: 373-376.
- [27] Menegola A, Fornaciali M, Pires R, et al. Knowledge transfer for melanoma screening with deep learning[C]. *2017 IEEE 14th international symposium on biomedical imaging (ISBI 2017)*, 2017: 297-300.
- [28] Van EA, Van DAC, Truijman MT, et al. Multi-center MRI carotid plaque component segmentation using feature normalization and transfer learning[J]. *IEEE transactions on medical imaging*, 2014, 34(6): 1294-1305.
- [29] El-Allaly ED, Sarrouti M, En-Nahnah N, et al. An attentive joint model with transformer-based weighted graph convolutional network for extracting adverse drug event relation[J]. *J Biomed Inform*, 2022, 125: 103968.
- [30] Yeung CS, Beck T, Posma JM. MetaboListem and TABoLiSTM: Two Deep Learning Algorithms for Metabolite Named Entity Recognition[J]. *Metabolites*, 2022, 12(4): 276.
- [31] Wang F, Wang H, Wang L, et al. MHCroBERTa: pan-specific peptide-MHC class I binding prediction through transfer learning with label-agnostic protein sequences[J]. *Brief Bioinform*, 2022, 23(3): bbab595.
- [32] Pradhan R, Sharma DK. An ensemble deep learning classifier for sentiment analysis on code-mix Hindi-English data[J]. *Soft comput*, 2022, : 1-18.
- [33] Liu N, Luo K, Yuan Z, et al. A Transfer Learning Method for Detecting Alzheimer's Disease Based on Speech and Natural Language Processing[J]. *Front Public Health*, 2022, 10: 772592.
- [34] Cai C, Wang S, Xu Y, et al. Transfer Learning for Drug Discovery[J]. *J Med Chem*, 2020, 63(16): 8683-8694.
- [35] Korotcov A, Tkachenko V, Russo DP, et al. Comparison of Deep Learning With Multiple Machine Learning Methods and Metrics Using Diverse Drug Discovery Data Sets[J]. *Mol Pharm*, 2017, 14(12): 4462-4475.
- [36] Segler MHS, Kogej T, Tyrchan C, et al. Generating Focused Molecule Libraries for Drug Discovery with Recurrent Neural Networks[J]. *ACS Cent Sci*, 2018, 4(1): 120-131.
- [37] Shen LC, Liu Y, Song J, et al. SAResNet: self-attention residual network for predicting DNA-protein binding[J]. *Brief Bioinform*, 2021, 22(5): bbab101.
- [38] Xu F, Wang S, Dai X, et al. Ensemble learning models that predict surface protein abundance from single-cell multimodal omics data[J]. *Methods*, 2021, 189: 65-73.
- [39] Wu Z, Lawrence PJ, Ma A, et al. Single-Cell techniques and deep learning in predicting drug response[J]. *Trends in Pharmacological Sciences*, 2020, 41(12): 1050-1065.
- [40] 武胜勇, 何倩, 郭轶斌, 等. 机器学习算法在脑卒中诊治中的应用现状及展望[J]. *中国卫生统计*, 2021, 38(3): 464-467.

(责任编辑:张悦)