

• 适宜技术 •

人工智能骨龄评测模型在儿童青少年的临床适用性

李少维¹, 何金水², 韩梅敏¹, 刘博文³, 张东旭³

1. 厦门市湖里区妇幼保健院儿童保健科, 福建 厦门 361001; 2. 福建医科大学附属漳州市医院儿科;

3. 厦门大学分子疫苗学与分子诊断学国家重点实验室

摘要: **目的** 探讨基于北美数据集自主研发的人工智能骨龄评测模型对儿童青少年的临床适用性。**方法** 根据 Greulich-Pyle 骨龄计算方法(G-P 法),使用 2017 年北美放射学会(RSNA)公开的骨龄数据集——14 236 张左手腕 DR 平片,构建基于深度学习的儿童骨龄人工智能评测模型(AIBAA-GP)。回顾收集 2018 年 9 月—2022 年 9 月因家长自愿要求评测骨龄而来厦门市湖里区妇幼保健院拍摄左手腕部 DR 平片的患儿影像学资料。选择符合条件的 1 709 张,男童 867 张,女童 842 张,使用 AIBAA-GP 模型评测骨龄。评测的骨龄结果与生活年龄进行分析比较,测试完成后获得该模型在不同年龄段的结果差异。**结果** AIBAA-GP 算法模型在 1 709 张 DR 平片的测评结果显示,骨龄评估结果与实际年龄间差异有统计学意义($P<0.05$),分别为男童 4、5、6、7 岁组及女童 3、4、5 岁组,差异均值均在 1.6 岁以内。若按各年龄组骨龄评估结果与实际年龄间差异的均值进行相应调整,可将上述各组骨龄评估值分别上调 -1.16、-1.14、-1.35、-1.29 岁及 1.59、-1.52、-1.06 岁;男女童生活年龄与计算机预测骨龄显著相关(男 $r=0.952$,女 $r=0.885$)。**结论** 基于北美人群数据集构建的 AIBAA-GP 算法模型在小部分年龄段适用于我国儿童青少年,需对大部分年龄段评估结果进行微调后方可应用于临床辅助诊断。

关键词: 人工智能; 骨龄测评; 青少年; 适用性

中图分类号:R179

文献标识码:A

文章编号:1008-6579(2025)08-0924-05

doi:10.11852/zgetbjzz2024-0806

Clinical applicability of artificial intelligence bone age assessment model in children and adolescents

LI Shaowei¹, HE Jinshui², HAN Meimin¹, LIU Bowen³, ZHANG Dongxu³

1. Department of Child Health Care, Huli District Maternal and Child Health Hospital, Xiamen, Fujian 361001, China;

2. Department of Pediatrics, Zhangzhou Hospital Affiliated to Fujian Medical University;

3. State Key Laboratory of Molecular Vaccinology and Molecular Diagnostics, Xiamen University

Corresponding author: HE Jinshui, E-mail: dragonet945@163.com

Abstract: **Objective** To explore the clinical applicability of a self-developed artificial intelligence bone age assessment model based on a North American dataset for children and adolescents. **Methods** Based on the Greulich-Pyle (G-P) bone age assessment method, a deep learning-based artificial intelligence bone age assessment model (AIBAA-GP) was constructed using 14 236 left-hand wrist DR images from the 2017 Radiological Society of North America (RSNA) public bone age dataset. Retrospective collection of imaging data from children who underwent left-hand wrist DR imaging at Xiamen Huli District Maternal and Child Health Hospital between September 2018 and September 2022, due to parental requests for bone age assessment, was conducted. A total of 1 709 eligible images were selected, including 867 images of boys and 842 images of girls. The AIBAA-GP model was used to assess bone age. The assessed bone age results were compared with chronological age, and the model's performance across different age groups was evaluated. **Results** The assessment results of AIBAA-GP model on the 1709 DR images showed statistically significant differences between bone age and chronological age ($P<0.05$) for boys aged 4, 5, 6, and 7 years and girls aged 3, 4, and 5 years, with mean differences within 1.6 years. By adjusting the mean differences between bone age and chronological age for each age group, the bone age assessment values for the aforementioned groups could be adjusted by -1.16, -1.14, -1.35, -1.29 years for boys and 1.59, -1.52, -1.06 years for girls, respectively. Chronological age was significantly correlated with computer-predicted bone age for boys ($r=0.952$) and girls ($r=0.885$). **Conclusions** The AIBAA-GP algorithm model, based on a

基金编号:博士工作室攀登课题(A)(PDA202105)

作者简介:李少维(1986—),男,硕士学位,主要研究方向为儿科、儿童保健、生长发育。

通信作者:何金水, E-mail: dragonet945@163.com

North American population dataset, is applicable to a small portion of age groups in Chinese children and adolescents. However, adjustments are required for most age groups before it can be applied in clinical auxiliary diagnosis.

Keywords: artificial intelligence; bone age assessment; adolescent; applicability

骨龄是衡量骨骼成熟度的关键定量指标,通常通过观察儿童手腕骨的发育特征来计算。手腕骨的发育是一个连续变化的过程,在不同发育阶段具有特定的标志性特征,这些特征可用于准确评估骨龄^[1]。准确骨龄评估对小儿内分泌科医生的临床工作至关重要,它不仅能预测成年身高,还能辅助诊断矮小症、性早熟等内分泌疾病,并用于监测生长激素治疗后的骨骼发育情况^[2-5]。然而,由于种族、地理位置和社会经济地位的差异,骨骼的成熟程度存在显著差异^[6]。理想情况下,应根据具体国家或地区建立相应的骨龄参考标准。因此,北美地区数据集训练的人工智能骨龄评估模型在我国临床应用中的适用性尚不明确。近年来,一些研究采用卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)等深度学习技术,开发了高效的骨龄评估模型^[7]。这些模型能够快速、客观地分析大量 X 光片,显著提高评估效率,同时减少人为误差^[8]。此外,AI (artificial intelligence)模型还能通过持续学习逐步提高其评估的准确性和适应性。由于计算机辅助诊断在分析同一张 X 光图像时,每次测量都能得到相同的骨龄结果,因此计算机模型能够消除人为误差。在中国儿童中的应用准确性取决于模型的数据集、图像识别算法与中国儿童手腕骨骼发育的一致性^[9]。为此,本研究拟使用国内样本,进一步评估基于北美数据集训练的 AIBAA-GP 模型在中国儿童青少年骨龄评估中的临床适用性。

1 对象和方法

1.1 对象 本研究的对象选自 2018 年 9 月—2022 年 9 月因家长自愿要求评测骨龄而在厦门市某医院影像科拍摄左手腕部 X 线正位片的患儿。研究样本纳入标准:1) 患儿年龄范围为 3~18 岁的男童及女童;2) 包含左手掌骨、指骨、腕骨以及尺桡骨远侧骨干 3~4 cm 的正位 DR 片;3) 手部拍摄体位及投射点正确,无骨骼缺失的 DICOM (digital imaging and communications in medicine) 格式图像。排除标准:患有各种脏器疾病;患有矮小症或性早熟等生长发育异常者;服用过影响骨骼发育药物者及体校的儿童;质量较差的 X 线片。最终入选 1 709 例样本,男童 867 张,女童 842 张。AI 在儿科影像中的应用需关注伦理问题^[7],本研究征得患儿及家属知

情同意,并签署知情同意书;且获医院伦理委员会批准同意(批号:2024KYZ271)。

1.2 检查方法 采用 Philips 数字 X 光机拍摄,摄片时除包括左手诸骨外,还包括尺桡骨远端 3~4 cm。受试者左手掌心轻压拍摄平台,中指轴与前臂轴成直线,五指自然分开,拇指与手掌面呈约 30°角,中心线垂直第三掌骨头,管片距 70~90 cm。如果受试者不能自主正确放置时,使用绷带适当固定。

1.3 人工智能骨龄评测模型 Liu 等^[10]开发的轻量级模型进一步提升了骨龄评估效率。本研究自主构建的 AIBAA-GP 算法模型的骨龄评测结果与 RSNA 数据集提供的金标准结果的平均绝对误差为 0.52 岁,具有良好的测评效能。Chen 等^[6]通过比较 GP 和 TW3 方法,验证了深度学习模型在中国儿童中的适用性。通过批量导入待评估的 X 线片(DICOM 格式),其可自动获取图片中待评估对象的性别、年龄、出生日期、摄片日期等信息,3~5 s 便可自动完成一份样本的测评。由于缺少基于 TW3 法标注的样本作为训练集,因此本研究仅使用 G-P 法骨龄,暂时没有涉及 TW3 骨龄这一内容。

1.4 统计学方法 采用 SPSS 25.0 软件进行统计分析,对计算机评估的骨龄结果进行分年龄描述性分析。符合正态分布的数据用 $\bar{x} \pm s$ 表示,与生活年龄之间的差异用均值的曲线图反映,与生活年龄之间进行配对 *t* 检验,对部分不满足配对 *t* 检验要求的年龄段采用秩和检验,不同测评骨龄与生活年龄之间的相关性采用 Pearson 相关分析。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 计算机 AI 骨龄评估结果与生活年龄的比较

计算机 AI 骨龄评估结果与儿童生活年龄间差异有统计学意义($P < 0.05$)。见表 1。计算机 AI 骨龄评估结果与 3~14 岁儿童生活年龄的差异用均值的折线图表示,差异均值均在 1.6 岁以内。见图 1。

2.2 AIBAA-GP 模型在中国儿童青少年人群的调整方案 本研究根据各年龄组骨龄评估值与实际年龄的差异均值,需对男童 4~7 岁组及女童 3~5 岁组的 AI 评估结果分别进行 -1.16~-1.29 岁和 -1.06~1.59 岁的校正。见表 2。如 AIBAA-GP 模型对于男童 5 岁组评估结果与实际年龄差异的平

表 1 AI 骨龄评估结果与生活年龄的比较结果 ($\bar{x} \pm s$)

Tab. 1 Comparison of AI bone age assessment results with living age ($\bar{x} \pm s$)

年龄(岁)	男生				女生			
	例数	生活年龄	预测骨龄	Z 值	例数	生活年龄	预测骨龄	Z 值
2	4	2.4±0.4	1.2±0.5	7.199 ^a	5	2.6±0.1	4.7±0.8	-2.032 ^a
3	131	3.4±0.3	2.5±0.6	18.644 ^a	66	3.4±0.3	5.0±1.1	11.968 ^a
4	108	4.4±0.3	3.3±0.7	17.202 ^a	74	4.4±0.3	5.9±1.0	13.405 ^a
5	98	5.4±0.3	4.0±0.8	8.444 ^a	91	5.5±0.3	6.5±0.8	7.661 ^a
6	100	6.4±0.3	5.1±1.1	13.386 ^a	91	6.4±0.3	7.3±0.7	12.091 ^a
7	79	7.5±0.3	6.2±1.2	6.663 ^a	119	7.5±0.3	7.8±0.7	5.623 ^a
8	66	8.4±0.3	7.6±1.6	4.157 ^a	111	8.4±0.3	8.1±1.0	-4.38 ^a
9	58	9.5±0.3	9.0±1.8	2.018 ^a	98	9.5±0.3	9.0±1.3	-3.639 ^a
10	62	10.5±0.3	10.1±1.8	1.881	76	10.4±0.3	9.9±1.8	-2.673 ^a
11	72	11.4±0.3	11.7±1.3	-1.932	46	11.5±0.3	11.1±1.4	-1.591
12	38	12.4±0.3	12.7±1.4	-1.469	31	12.4±0.3	13.1±1.2	2.988 ^a
13	25	13.4±0.3	14.4±1.7	-2.922 ^a	13	13.4±0.3	13.8±1.1	1.334
14	17	14.4±0.2	15.2±1.6	-2.149 ^a	13	14.4±0.3	14.7±0.8	1.611
15	3	15.5±0.0	17.2±0.3	-8.980 ^a	6	15.3±0.3	14.8±0.5	-2.245 ^a
16	1	—	—	—	1	—	—	—
17	3	17.3±0.1	17.2±0.3	0.658	1	—	—	—
18	2	18.2±0.1	17.8±0.4	—	—	—	—	—

注:^a $P<0.05$ 。

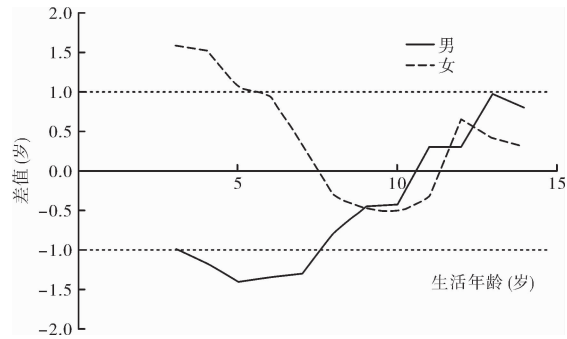


图 1 AI 评估结果与生活年龄差异曲线图 (3~14 岁)

Fig. 1 AI evaluation results and age difference curve (3 - 14 years old)

均值为-1.14 岁,那么在实际临床工作中可将 5 岁组 AI 评估结果相应调整-1.14 岁。表 2 即为 AI 骨龄评估结果调整方案。

表 2 AI 评估结果调整方法

Tab. 2 Adjustment method for AI evaluation results

性别	年龄(岁)	调整方法(岁)
男	4.00~<5.00	-1.16
	5.00~<6.00	-1.41
	6.00~<7.00	-1.35
	7.00~<8.00	-1.29
女	3.00~<4.00	1.59
	4.00~<5.00	-1.52
	5.00~<6.00	-1.06

注:以 AI 评测骨龄与生活年龄差值平均数 ≥ 1.0 岁为界值进行结果调整。

2.3 AIBAA-GP 模型预测的骨龄与生活年龄的相关性分析 生活年龄与 AI 预测骨龄结果显著相关(男 $r=0.952$,女 $r=0.885$, $P<0.05$)。

3 讨论

3.1 骨龄评估的重要性 测定骨龄是目前临床衡量个体生长水平较为准确的方法之一,常用于评估儿童和青少年实际生活年龄,诊断儿童内分泌疾病以及监测生长发育异常的治疗情况、规划骨科手术时间等。较为常用的测定骨龄方法主要有图谱法和计分法,均以骨发育成熟度指征为基础,前者快速、简单,但组内、组间结果差异较大,准确性较差;后者准确性较好,但测评所需时间较长,临床应用受到一定限制^[11-12]。结合不同临床需求,现已报道多种测定骨龄自动评测的计算机模型,但均需要进行相应临床验证和评估^[13]。本研究在临床环境下验证基于深度学习的人工智能骨龄评测模型临床适用性。由于医师的专业程度不同,根据主观技术衡量骨龄更有可能在不同医师之间出现评测差异。然而,目前的研究通过使用自动骨龄分析 AI 模型克服了这一缺点,消除了观察者的可变性,并具有节省大量时间的优点。

3.2 AI 技术在骨龄评估中的应用 有学者对 AI 方法评估骨龄进行了探索,显示深度学习技术较传统机器学习方法在骨龄评估方面更有潜力^[14]。Zhang 等^[7]提出了一种基于迁移学习的骨龄评估方

法,适用于数据有限的研究场景。本研究新建立的 AIBAA-GP 算法模型完全消除了人工评测过程中的主观差异性且准确性高,该算法在北美放射学会提供的样本中测试后体现了良好的稳定性和准确性^[8]。在中国人群样本的测试结果显示:AIBAA-GP 算法模型在小部分年龄段适用于我国儿童青少年,需对大部分年龄段评估结果进行微调后可应用于临床辅助诊断^[15]。

3.3 传统骨龄方法的局限性 目前已经开发了多种方法来确定骨龄。其中,有两种方法基于左手腕 X 射线照片被广泛使用,即 Greulich-Pyle(G&P)以及 Tanner-Whitehouse(TW)方法。GP 方法基于将儿童的手部射线照片与 GP 图集提供的标准图像相匹配;因此,该方法比较了手的一般成熟状态。提供 GP 标准图集的人群最初是 1938 年社会经济地位良好的北美白种人。之所以指定良好的社会经济地位,是因为招募的儿童在经济和教育方面都高于平均水平(无身体、心理、营养和环境对成长不利的因素)。与 GP 图谱不同,TW 方法对每个手部和手腕骨的骨骼成熟度进行评估和评分。Harpenden 纵向增长研究提供的数据使 TW 方法得以发展。2001 年,由于记录的长期变化,TW3 方法取代了 TW1 和 TW2 方法,形成 TW3 方法的样本数据收集自 20 世纪 80 年代和 90 年代,平均社会经济地位的欧美高加索儿童^[16]。在引入 G-P 和 TW3 标准后,国际上进行了大量调查,以确定这些标准与不同人群的相关程度。越来越多的研究得出结论,认为上述方法不适合特定的民族群体,特别是社会经济生活水平普遍提高的人群^[17]。而且有研究发现,种族差异对骨龄的影响不容忽视。对居住在同一地区的两个不同民族的研究表明,骨龄评估方法可能会显示不同的结果^[18]。研究表明,GP 图谱适用于所有年龄的高加索女童,但不适用于 13 岁之前的男童,而在同一地区的亚洲人中,GP 图谱适用于任何年龄的女童,但仅适用于 7~13.3 岁之间的男童^[19]。Wang 等^[5]得出结论,亚洲儿童比高加索儿童成熟得更快,特别是女童在 10~13 岁之间,男童在 11~15 岁之间。一项荟萃发现,与 GP 标准相比,非洲女性的骨龄明显推迟,而亚洲男性的骨龄提前。综上所述,在评估骨龄时,必须考虑人群中的这些变化。所以,本研究观察到的生活年龄与 AI 模型测定的 GP 骨龄之间存在差异,但这并不是 AI 模型本身的缺点,而是其所依赖的参考人群标准之间的差异导致的。

3.4 研究局限性及未来改进方向 首先,本临床样本数据来源局限在福建东南地区,我国地域辽阔,对

于不同地区的人群,有必要进一步研究出骨龄评价时的调整系数,建议从其他医疗中心收集更多的图像,以减少偏差。为了使骨龄评估结果更加准确,建议在临床使用过程中,各地先采用本研究建立的方法学,根据当地人群样本的比对结果获得调整的方案,即可适用于具体的临床辅助诊断。其次,样本排除了某些年龄组,纳入的数据年龄主要集中在 3~15 岁,其他年龄段的数据较少,虽然这种构成比符合实际临床状况,但对于训练骨龄评价系统的普适性是不足的。最后,本研究所用的样本未记录儿童的身高、体重和青春期;据报道,体质量指数影响骨骼成熟率^[20];超重和肥胖儿童的患病率正在上升,儿童超重/肥胖与骨龄的进展有关,也应在骨龄评估的研究中予以考虑。相比之下,来自低社会经济群体的个体更可能饮食不良、体重较轻,更可能出现生长迟缓,以上这些因素均有可能对儿童骨骼成熟产生影响。

本研究评估了基于北美数据集训练的 AIBAA-GP 人工智能骨龄评测模型在中国(厦门)儿童青少年中的临床适用性。结果表明,该模型在部分年龄段表现出较好的预测准确性,但在大多数年龄段仍需进行调整以适应中国儿童的骨骼发育特点。这一发现突显了在跨文化背景下使用 AI 模型时,进行本土化验证和调整的重要性。未来的研究应进一步扩大样本范围,并考虑其他影响骨龄评估的因素,如身高、体重和青春期发育情况,以提高 AI 模型在中国人群中的适用性和准确性。

参考文献

- [1] Dallora AL, Anderberg P, Kvist O, et al. Bone age assessment with various machine learning techniques: A systematic literature review and meta-analysis[J]. PLoS ONE, 2019, 14(7):e220242.
- [2] Larson DB, Chen MC, Lungren MP, et al. Performance of a deep-learning neural network model in assessing skeletal maturity on pediatric hand radiographs[J]. Radiology, 2018, 287(1):313-322.
- [3] Li S, Liu B, Li S, et al. A deep learning-based computer-aided diagnosis method of X-ray images for bone age assessment[J]. Complex Intell Syst, 2022, 8(3):1929-1939.
- [4] Kim JR, Shim WH, Yoon HM, et al. Artificial intelligence for pediatric bone age assessment: A systematic review on accuracy and clinical feasibility[J]. Pediatr Radiol, 2021, 51(5):789-798.
- [5] Wang Y, Zhang J, Shen Y, et al. Ethnic-specific adjustments improve AI-based bone age assessment in multiracial cohorts[J]. Sci Rep, 2023, 13(1):45-67.
- [6] Chen X, Liu Z, Zhang L, et al. Deep learning models for

- bone age prediction: A comparative study of GP and TW3 methods in Chinese children [J]. *Front Pediatr*, 2022, 10:901234.
- [7] Zhang H, Li Q, Wang M, et al. A transfer learning approach for bone age assessment using small-scale datasets[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2021, 25(9):3421-3430.
- [8] Satoh M. Advances in automated bone age assessment: Integrating AI with population-specific standards. [J]. *Clin Pediatr Endocrinol*, 2020, 29(4):143-152.
- [9] Cole TJ, Rousham EK, Hawley NL. Secular trends and ethnic variations in skeletal maturation: Implication for clinical practice[J]. *Arch Dis Child*, 2020, 105(2):138-143.
- [10] Liu B, Zhang A, Gertych A. Real-time bone age assessment using lightweight convolutional neural networks[J]. *Med Image Anal*, 2023, 85:102756.
- [11] Khan CE. Artificial intelligence in radiology: Challenges and opportunities[J]. *Radiol Artif Intell*, 2019, 1(1):e184001.
- [12] Dahlberg PS, Mosdøl A, Ding Y. Global disparities in skeletal maturation: A meta-analysis of Greulich-Pyle atlas applicability[J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(1):2936-2948.
- [13] Lee H, Tajmir S, Do S. Deep learning for automated pediatric bone age assessment: From research to clinical deployment[J]. *J Digit Imaging*, 2020, 33(4):427-441.
- [14] Zhou T, Wang J, Chen Y. Impact of socioeconomic factors on skeletal maturation in Chinese adolescents: A cross-sectional study[J]. *BMC Pediatr*, 2023, 23(1):189.
- [15] Joon S, Sung S, Kim Y. TW3-based AI system for bone age assessment: Validation in multiethnic cohorts [J]. *IEEE Access*, 2021, 9:13456-13465.
- [16] Cai ZW, Wang M, Xiong A. Modernizing bone age assessment: A hybrid model combining deep learning and traditional methods[J]. *J Med Syst*, 2020, 44(12):213.
- [17] Mutasa S, Chang PD, Ruzal-Shapiro C. Machine learning for pediatric radiology: Current applications and future directions[J]. *Pediatr Radiol*, 2021, 51(6):987-995.
- [18] Duren DL, Sherwood RJ. Secular trends in skeletal maturation: A global perspective[J]. *Clin Orthop Relat Res*, 2022, 480(8):2559-2567.
- [19] Zhang L, Gertych A. Ethical considerations in AI-driven medical diagnostics: A focus on pediatric imaging[J]. *Artif Intell Med*, 2023, 136:102478.
- [20] Kim JR, Lee YS, Yu J. Comparative analysis of bone age assessment methods in Korean children: AI vs. traditional approaches[J]. *Korean J Radiol*, 2022, 23(1):201-205.
- 收稿日期:2024-08-05 修回日期:2025-03-06 本文编辑:王悦

(上接第 923 页)

- Jiang ZH, Zhuang JL, Jiang TA, et al. Prevalence and influencing factors of reduced visual acuity among young children in Changning District, Shanghai[J]. *Shanghai Journal of Preventive Medicine*, 2024, 36(2):157-162. (in Chinese)
- [12] 孙佳丽,覃建,田丽娜,等.郑州市金水区中小学生视力不良现状及影响因素[J]. *华南预防医学*, 2021, 47(6): 811-813,816.
- Sun JL, Tan J, Tian LN, et al. Current status and influencing factors of poor vision among primary and secondary school students in Jinshui District, Zhengzhou City, China [J]. *South Chin J Prev Med*, 2021, 47(6): 811-813,816. (in Chinese)
- [13] Yang GY, Huang LH, Schmid KL, et al. Associations between screen exposure in early life and myopia amongst Chinese preschoolers[J]. *Int J Environ Res Public Health*, 2020, 17(3): 1056-1056.
- [14] 曾承超. 学龄前儿童发生视力发育异常的影响因素相关性分析[J]. *慢性病学杂志*, 2023, 24(11): 1649-1652.
- Zeng CC, Correlation analysis of factors influencing the occurrence of abnormal visual development in preschool children[J]. *Chronic Pathematology J*, 2023, 24(11): 1649-1652. (in Chinese)
- [15] 张美,洪流. 大连市近年学龄前视力低常儿童屈光状态分布和弱视发生状况及其影响因素分析[J]. *中国现代医学杂志*, 2023, 33(23): 33-37.
- Zhang M, Hong L. The distribution of refractive status and the prevalence of amblyopia among preschool children with low vision in Dalian in recent years and their influencing factors[J]. *Chin J Mod Med*, 2023, 33(23): 33-37. (in Chinese)
- [16] 芦颖,段文秀. 学龄前儿童眼屈光状态筛查和屈光异常的影响因素分析[J]. *基层医学论坛*, 2023, 27(19): 10-12.
- Lu Y, Duan WX. Screening of eye refractive status in preschool children and analysis of refractive anomalies and their influencing factors[J]. *Medical Forum*, 2023, 27(19): 10-12. (in Chinese)
- [17] He X, Sankaridurg P, Xiong S, et al. Prevalence of myopia and high myopia, and the association with education: Shanghai Child and Adolescent Large-scale Eye Study (SCALE): A cross-sectional study[J]. *BMJ Open*, 2021, 11(12):e048450.
- 收稿日期:2024-09-06 修回日期:2025-01-21 本文编辑:雷晓梅