نقش هوش مصنوعی در بیماری گلوکوم: *یک مقاله مروری*

زکیه واحدیان اردکانی، مهران زارعی قنواتی، حمید ریاضی اصفهانی، سید مهدی طباطبائی*، محمد رضا مهرابی بهار، صادق غفاریان، احمد معصومی

مرکز تحقیقات چشم پزشکی، بیمارستان فارابی، دانشگاه علوم پزشکی تهران، ایران.

*نویسنده مسئول: تهران، میدان قزوین، بیمارستان فارابی.
تلفن: ۰۲۱-۵۵۵۲۱۱۱۳
E-mail: Meh.Tabatabaei@gmail.com

دریافت: ۱۴۰۳/۱۱/۲۳ ویرایش: ۱۴۰۳/۱۱/۲۹ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۲/۲۷ آنلاین: ۱۴۰۴/۰۱/۱۶

چکیده

هوش مصنوعی به‌عنوان ابزاری تحول‌آفرین در حوزه مراقبت‌های بهداشتی شناخته شده است و چشم‌پزشکی به دلیل وجود تصویربرداری‌های متنوع یکی از پیشروترین رشته‌ها در بهره‌گیری از این فناوری محسوب می‌شود. در میان بیماری‌های چشمی، گلوکوم به‌دلیل ماهیت مزمن و پیشرونده و نیز نیاز به ارزیابی‌های ساختاری و عملکردی پیچیده، بستری مناسب برای توسعه و به‌کارگیری ابزارهای مبتنی بر هوش مصنوعی فراهم کرده است. در این مقاله مروری، جدیدترین کاربردهای هوش مصنوعی در حوزه گلوکوم با تمرکز بر جنبه‌های تشخیص، پایش روند پیشرفت بیماری، و کمک به تصمیم‌گیری‌های بالینی بررسی شده است. الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری ماشین و یادگیری عمیق توانسته‌اند با دقت بالایی داده‌های حاصل از تصویربرداری فوندوس، Optical Coherence و آزمون‌های میدان بینایی را تحلیل کرده و تغییرات مرتبط با گلوکوم را تشخیص دهند. این فناوری‌ها علاوه‌بر افزایش دقت تشخیص، می‌توانند ابزارهایی موثر برای غربالگری در مقیاس وسیع، به‌ویژه در مناطق با دسترسی محدود به متخصصان چشم‌پزشکی باشند. همچنین، استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی در ردیابی تغییرات تدریجی ساختاری یا عملکردی چشم، امکان پیش‌بینی خطر پیشرفت بیماری و شخصی‌سازی برنامه درمانی را فراهم می‌سازد. با وجود این پیشرفت‌ها، چالش‌هایی همچون عدم‌تعمیم‌پذیری مدل‌ها به جمعیت‌ها و دستگاه‌های مختلف، کمبود داده‌های با کیفیت و قابل‌اعتماد و عدم‌شفافیت در فرآیند تصمیم‌گیری الگوریتم‌ها (پدیده جعبه سیاه) همچنان مانع از پذیرش گسترده این فناوری در عمل بالینی شده‌اند. این مقاله با مرور انتقادی بر دستاوردها و محدودیت‌های فعلی، مسیرهایی برای تحقیقات آینده و اجرای موثر و اخلاق‌مدار هوش مصنوعی در مراقبت از بیماران مبتلابه گلوکوم پیشنهاد می‌دهد.

کلمات کلیدی: هوش مصنوعی، یادگیری عمیق، گلوکوم، یادگیری ماشین.

گلوکوم به‌عنوان علت اصلی نابینایی برگشت‌ناپذیر در سراسر جهان، بیش از ۹۰ میلیون نفر را تحت تاثیر قرار می‌دهد و پیش‌بینی می‌شود شیوع آن در دهه‌های آینده به‌طور قابل‌توجهی افزایش یابد.[۱-۳] این بیماری با نوروپاتی اپتیک و کاهش پیشرونده میدان بینایی مشخص می‌شود و تشخیص و مدیریت زودهنگام آن برای جلوگیری از نابینایی ضروری است.[۴] تشخیص شامل ترکیبی از ارزیابی‌های بالینی، روش‌های تصویربرداری مانند عکسبرداری از فوندوس و (Optical Coherence Tomography, OCT) و آزمایش میدان بینایی است.[۵] با این‌حال، اتکا به تفسیر ذهنی بالینی باعث ایجاد تغییرات و تاخیر در مدیریت بیماری می‌شود.[۶] هوش مصنوعی راهکاری امیدوارکننده برای غلبه بر این محدودیت‌ها با خودکارسازی و بهبود فرآیندهای تشخیصی و پیش‌آگهی ارائه می‌دهد.[۷]

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2026-06-17]

هوش مصنوعی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق برای پردازش مجموعه داده‌های بزرگ، شناسایی الگوها و تولید پیش‌بینی‌های با دقت بالا استفاده می‌کند.[۷] این مدل‌ها به ویژه در چشم‌پزشکی ارزشمند هستند، جایی که داده‌های تصویربرداری و عملکردی نقش اصلی را ایفا می‌کنند. این مطالعه مروری در مورد نقش هوش مصنوعی در گلوکوم بحث می‌کند و کاربردهای آن را در تشخیص، تحلیل پیشرفت و بهینه‌سازی فرآیندهای درمانی مورد بحث قرار می‌دهد. چالش‌ها و جهت‌گیری‌های آینده ادغام هوش مصنوعی در بالین نیز مورد بررسی قرار می‌گیرد.

کاربردهای هوش مصنوعی در گلوکوم، ابزارهای تشخیصی مبتنی بر هوش مصنوعی از داده‌های تصویربرداری مانند عکس‌های فوندوس، اسکن‌های (Optical coherence tomography, OCT) و معیارهای میدان بینائی استفاده می‌کنند. یادگیری عمیق (Deep learning, DL)، زیرمجموعه‌ای از هوش مصنوعی، عملکرد قابل‌توجهی در تشخیص تغییرات ناشی از گلوکوم نشان داده است. به‌عنوان مثال:

عکسبرداری از فوندوس، شبکه‌های عصبی کانولوشنال (Convolutional neural network, CNN) تصاویر دیسک اپتیک و نواحی پری‌پاپیلاری را برای علائم اولیه گلوکوم تجزیه‌وتحلیل می‌کنند.[۸-۱۲] معماری‌های پیشرفته، از جمله DenseNet و ترانسفورماتورهای بینایی (Vision transformers, ViT)، دقت و تعمیم‌پذیری بهبودیافته‌ای را نسبت به مدل‌های سنتی نشان می‌دهند.[۱۳و۱۴] رویکردهای CNN فیوژن با ترکیب نقاط قوت چندین معماری، تشخیص را بهبود می‌بخشند.[۱۵]

OCT، مدل‌هایی که از اسکن‌های لایه فیبر عصبی شبکیه بدون تقسیم‌بندی استفاده می‌کنند، از رویکردهای سنتی مبتنی بر تقسیم‌بندی بهتر عمل می‌کنند.[۱۰و۱۶و۱۷] روش‌های جدید هندسی یادگیری عمیق با استخراج نقاط ساختاری از داده‌های سه‌بعدی مانند لامینا کریبوسا، زاویه اتاق قدامی و مناطق دیسک اپتیک، دقت تشخیصی را بهبود می‌بخشند.[۱۸-۲۱] همچنین استفاده از هوش مصنوعی موجب افتراق لایه‌های مختلف شبکیه و اندازه‌گیری‌های دقیق‌تر می‌شود.[۲۲-۲۴]

رویکردهای چندوجهی، با ترکیب داده‌هایی از تصاویر فوندوس، OCT، میدان بینائی و سوابق بالینی، مدل‌های چندوجهی با ادغام اطلاعات ساختاری و عملکردی به دقت تشخیصی بالاتری دست می‌یابند.[۲۵و۲۶] تکنیک‌هایی مانند CNN های احتمالی و FusionNet با بهره‌برداری از منابع داده مکمل، پیش‌بینی‌ها را بهینه می‌کنند.[۱۵]

ارزیابی پیشرفت بیماری، ردیابی پیشرفت گلوکوم برای تنظیم مداخلات درمانی بسیار مهم است. مدل‌های هوش مصنوعی با تجزیه‌وتحلیل تصویربرداری طولی و داده‌های بالینی، تخریب میدان بینایی و لایه فیبر عصبی شبکیه را پیش‌بینی می‌کنند.

تخمین میدان بینایی، مطالعات نشان می‌دهند که مدل‌های هوش مصنوعی آموزش‌دیده بر روی داده‌های لایه فیبر عصبی شبکیه، معیارهای میدان بینائی مانند انحراف میانگین و انحراف کل را با دقت تخمین می‌زنند.[۲۷] الگوریتم‌هایی که داده‌های خام OCT را ادغام می‌کنند، خطاهای پیش‌بینی را نسبت به روش‌های سنتی به‌طور قابل‌توجهی کاهش می‌دهند.[۲۸-۳۱]

ابزارهای پیش آگهی، هوش مصنوعی می‌تواند روند بیماری را پیش‌بینی و بیمارانی را که درحال یا در معرض خطر پیشرفت سریع هستند، شناسایی کند. این مدل‌ها از ارزیابی های تصاویر OCT و میدان بینایی در طول زمان استفاده می کنند.[۳۲-۳۵] یکی از مواردی که ارزیابی پیشرفت در بیماران مبتلابه گلوکوم را با دشواری مواجه می‌کند نبود معیار منسجم و هماهنگ برای تعریف پیشرفت بیماری است.[۳۶-۳۹]

داده‌سازی با استفاده از هوش مصنوعی، با توجه به کمبود داده‌ها و اطلاعات در بیماران مبتلابه گلوکوم می‌توان برای آموزش و آماده سازی مدل‌ها از داده‌های مصنوعی استفاده کرد. یک مطالعه در این زمینه مدلی را معرفی کرد که در آن استفاده از OCT های ساختگی برای تشخیص گلوکوم دقتی مشابه استفاده از OCT واقعی داشت.[۴۰]

بهینه‌سازی جریان کار کلینیک، هوش مصنوعی می‌تواند با خودکارسازی وظایف تکراری، بهبود غربالگری بیمار و ساده‌سازی تصمیم‌گیری، جریان کار کلینیک را بهینه کند. مثلا: ۱- ابزارهای غربالگری خودکار، بار کاری بالینی را با پیش‌ارزیابی تصاویر برای ویژگی‌های احتمالی گلوکوم کاهش می‌دهند.[۴۱و۴۲] ۲- سیستم‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری مبتنی بر هوش مصنوعی، موارد پرخطر را اولویت‌بندی می‌کنند و اطمینان حاصل می‌کنند که منابع به‌طور کارآمد تخصیص داده شده و مداخلات به موقع انجام می‌شوند.[۴۳-۴۵] ۳- در مواردی که منابع محدود هستند، با فعال کردن تشخیص با استفاده از دستگاه‌های تصویربرداری قابل حمل و مقرون به صرفه که مبتنی بر

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2026-06-17]

هوش مصنوعی هستند، دسترسی به مراقبت از گلوکوم را گسترش می‌یابد.[٨و٤٦و٤٧]

چالش‌های ادغام هوش مصنوعی، با وجود پتانسیل زیاد، چندین مانع بر سر راه پذیرش گسترده هوش مصنوعی در مراقبت از گلوکوم وجود دارد.[٤٨]

کمبود و کیفیت داده، مجموعه داده‌های باکیفیت و دارای حاشیه‌نویسی برای آموزش مدل‌های قوی هوش مصنوعی ضروری هستند. با این‌حال، در دسترس بودن محدود و تنوع در ویژگی‌های مجموعه داده‌ها، تعمیم‌پذیری مدل را محدود می‌کند. برای رفع این چالش‌ها، تلاش‌های مشترکی برای ایجاد مجموعه داده‌های استاندارد و پروتکل‌های اشتراک‌گذاری داده‌ها لازم است.[١٤و٤٩]

قابلیت تفسیر، پزشکان به مدل‌های شفاف هوش مصنوعی نیاز دارند تا فرآیندهای تصمیم‌گیری را درک کنند و اعتماد و پذیرش را تقویت کنند. روش‌های هوش مصنوعی قابل توضیح، مانند نقشه‌های برجستگی و مکانیسم‌های توجه، برای رفع این نیاز در حال بررسی هستند.[٥٠و٥١]

ملاحظات نظارتی و اخلاقی، تضمین حریم خصوصی بیمار و اخذ مجوزهای نظارتی برای کاربرد بالینی ضروری است. ملاحظات اخلاقی همچنین شامل دسترسی برابر به فناوری‌های هوش مصنوعی و اجتناب از عواقب ناخواسته ناشی از خطاهای الگوریتمی است.[٤٨]

جهت‌گیری‌های آینده، برای تحقق پتانسیل کامل هوش مصنوعی در مدیریت گلوکوم، تحقیقات آینده باید بر موارد زیر تمرکز کنند:

استانداردسازی داده‌ها، توسعه پروتکل‌های استاندارد برای جمع‌آوری و Labeling داده‌ها به منظور بهبود آموزش مدل و مقایسه عملکرد از جمله مواردی است که باید در پژوهش‌های آینده مورد توجه قرار بگیرد. ابتکاراتی مانند چالش STAGE با هدف ترویج شفافیت و مقایسه‌پذیری بین مدل‌های هوش مصنوعی انجام می‌شود.[٤٨]

بهبود تعمیم‌پذیری ایجاد مدل‌هایی که به طور ثابت در جمعیت‌های متنوع و روش‌های تصویربرداری مختلف عمل می‌کنند. داده‌های مصنوعی و رویکردهای انتقال یادگیری راه‌حل‌های امیدوارکننده‌ای برای رسیدگی به ناهمگونی مجموعه داده‌ها ارائه می‌دهند.[٥٢و٥٣]

تقویت قابلیت تفسیر، ادغام روش‌های هوش مصنوعی قابل تفسیر برای بهبود اعتماد پزشک و تسهیل ادغام در جریان‌های کاری موجود باید مد نظر قرار بگیرد.[٥٤و٥٥] ابزارهای بصری تعاملی و رابط‌های کاربری دوستانه پزشک می‌توانند بیشتر از این هدف پشتیبانی کنند.

اکتشاف مدالیته‌های جدید، بهره‌برداری از فناوری‌های نوظهور مانند آنژیوگرافی OCT، اسکن‌های سه‌بعدی OCT و مدل‌های مولد برای گسترش قابلیت‌های هوش مصنوعی در مطالعات آینده بیشتر مورد توجه قرار خواهند گرفت.[٥٥-٥٧] ادغام داده‌های چندوجهی و طولی پیش‌بینی‌ها را دقیق‌تر کرده و بینش‌های عمیق‌تری در مورد پاتوفیزیولوژی گلوکوم ارائه می‌دهد.

نتیجه گیری، هوش مصنوعی با ارائه ابزارهایی برای تشخیص زودهنگام، نظارت بر پیشرفت و بهینه‌سازی جریان کار، درحال متحول کردن مراقبت از گلوکوم است. درحالی‌که پیشرفت قابل‌توجهی حاصل شده است، رسیدگی به چالش‌های مربوط به داده‌ها، قابلیت تفسیر و ادغام بالینی ضروری است. تلاش‌های مشترک بین محققان، پزشکان و سیاست‌گزاران برای انتقال پیشرفت‌های هوش مصنوعی به نتایج بهتر بیمار و سیستم‌های مراقبت بهداشتی پایدار ضروری است.

References

1. Quigley HA, Broman AT. The number of people with glaucoma worldwide in 2010 and 2020. *Br J Ophthalmol*. 2006;90(3):262-267. doi:10.1136/bjo.2005.081224.
2. Allison K, Patel D, Alabi O. Epidemiology of Glaucoma: The Past, Present, and Predictions for the Future. *Cureus*. 2020;12(11):e11686. doi:10.7759/cureus.11686.
3. Tham YC, Li X, Wong TY, Quigley HA, Aung T, Cheng CY. Global prevalence of glaucoma and projections of glaucoma burden through 2040: a systematic review and meta-analysis. *Ophthalmology*. 2014;121(11):2081-2090. doi:10.1016/j. ophtha. 2014.05.013.
4. Lucy KA, Wollstein G. Structural and Functional Evaluations for the Early Detection of Glaucoma. *Expert Rev Ophthalmol*. 2016;11(5):367-376. doi:10.1080/17469899.2016.1229599.
5. Huang X, Islam MR, Akter S, et al. Artificial intelligence in glaucoma: opportunities, challenges, and future directions. *Biomed Eng Online*. 2023;22(1):126. doi:10.1186/s12938-023-01187-8.
6. Bartz-Schmidt KU, Thumann G, Jonescu-Cuypers CP, Krieglstein GK. Quantitative morphologic and functional evaluation of the optic nerve head in chronic open-angle glaucoma. *Surv Ophthalmol*. 1999;44 Suppl 1:S41-53. doi:10.1016/s0039-6257(99)00076-4.

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2026-06-17]

7. Yousefi S. Clinical Applications of Artificial Intelligence in Glaucoma. *J Ophthalmic Vis Res*. 2023;18(1):97-112. doi:10.18502/jovr.v18i1.12730.
8. Chen D, Ran Ran A, Fang Tan T, et al. Applications of Artificial Intelligence and Deep Learning in Glaucoma. *Asia-Pac J Ophthalmol Phila Pa*. 2023;12(1):80-93. doi:10.1097/APO .0000000000000596.
9. Wu JH, Nishida T, Weinreb RN, Lin JW. Performances of Machine Learning in Detecting Glaucoma Using Fundus and Retinal Optical Coherence Tomography Images: A Meta-Analysis. *Am J Ophthalmol*. 2022;237:1-12. doi:10.1016/j.ajo.2021.12.008.
10. Chaurasia AK, Greatbatch CJ, Hewitt AW. Diagnostic Accuracy of Artificial Intelligence in Glaucoma Screening and Clinical Practice. *J Glaucoma*. 2022;31(5):285-299. doi:10.1097/IJG .0000000000002015.
11. Pandey PU, Ballios BG, Christakis PG, et al. Ensemble of deep convolutional neural networks is more accurate and reliable than board-certified ophthalmologists at detecting multiple diseases in retinal fundus photographs. *Br J Ophthalmol*. 2024;108(3):417-423. doi:10.1136/bjo-2022-322183.
12. Camara J, Neto A, Pires IM, Villasana MV, Zdravevski E, Cunha A. Literature Review on Artificial Intelligence Methods for Glaucoma Screening, Segmentation, and Classification. *J Imaging*. 2022;8(2):19. doi:10.3390/jimaging8020019.
13. Akbar S, Hassan SA, Shoukat A, Alyami J, Bahaj SA. Detection of microscopic glaucoma through fundus images using deep transfer learning approach. *Microsc Res Tech*. 2022;85(6):2259-2276. doi:10.1002/jemt.24083.
14. Fan R, Alipour K, Bowd C, et al. Detecting Glaucoma from Fundus Photographs Using Deep Learning without Convolutions: Transformer for Improved Generalization. *Ophthalmol Sci*. 2023;3(1):100233. doi:10.1016/j.xops.2022.100233.
15. Xiong J, Li F, Song D, et al. Multimodal Machine Learning Using Visual Fields and Peripapillary Circular OCT Scans in Detection of Glaucomatous Optic Neuropathy. *Ophthalmology*. 2022;129(2):171-180. doi:10.1016/j.ophtha.2021.07.032.
16. Al-Aswad LA, Ramachandran R, Schuman JS, Medeiros F, Eydelman MB, Collaborative Community for Ophthalmic Imaging Executive Committee and Glaucoma Workgroup. Artificial Intelligence for Glaucoma: Creating and Implementing Artificial Intelligence for Disease Detection and Progression. *Ophthalmol Glaucoma*. 2022;5(5):e16-e25. doi:10.1016/j.ogla.2022.02.010.
17. Gutierrez A, Chen TC. Artificial intelligence in glaucoma: posterior segment optical coherence tomography. *Curr Opin Ophthalmol*. 2023;34(3):245-254. doi:10.1097/ICU. 0000000000000934.
18. Braeu FA, Thiéry AH, Tun TA, et al. Geometric Deep Learning to Identify the Critical 3D Structural Features of the Optic Nerve Head for Glaucoma Diagnosis. *Am J Ophthalmol*. 2023;250:38-48. doi:10.1016/j.ajo.2023.01.008.
19. Thiéry AH, Braeu F, Tun TA, Aung T, Girard MJA. Medical Application of Geometric Deep Learning for the Diagnosis of Glaucoma. *Transl Vis Sci Technol*. 2023;12(2):23. doi:10.1167/tvst.12.2.23.
20. Noury E, Mannil SS, Chang RT, et al. Deep Learning for Glaucoma Detection and Identification of Novel Diagnostic Areas in Diverse Real-World Datasets. *Transl Vis Sci Technol*. 2022;11(5):11. doi:10.1167/tvst.11.5.11.
21. Eslami Y, Mousavi Kouzahkanan Z, Farzinvash Z, et al. Deep Learning-Based Classification of Subtypes of Primary Angle-Closure Disease With Anterior Segment Optical Coherence Tomography. *J Glaucoma*. 2023;32(6):540-547. doi:10.1097/IJG. 0000000000002194.
22. Saeidian J, Azimi H, Azimi Z, et al. Segmentation of choroidal area in optical coherence tomography images using a transfer learning-based conventional neural network: a focus on diabetic retinopathy and a literature review. *BMC Med Imaging*. 2024;24(1):281. doi:10.1186/s12880-024-01459-2.
23. Mirshahi R, Anvari P, Riazi-Esfahani H, Sardarinia M, Naseripour M, Falavarjani KG. Foveal avascular zone segmentation in optical coherence tomography angiography images using a deep learning approach. *Sci Rep*. 2021;11(1):1031. doi:10.1038/s41598-020-80058-x.
24. Riazi-Esfahani H, Jafari B, Azimi H, et al. Assessment of area and structural irregularity of retinal layers in diabetic retinopathy using machine learning and image processing techniques. *Sci Rep*. 2024;14(1):4013. doi:10.1038/s41598-024-54535-6.
25. Huang X, Sun J, Gupta K, et al. Detecting glaucoma from multi-modal data using probabilistic deep learning. *Front Med*. 2022;9:923096. doi:10.3389/fmed.2022.923096.
26. Akter N, Fletcher J, Perry S, Simunovic MP, Briggs N, Roy M. Glaucoma diagnosis using multi-feature analysis and a deep learning technique. *Sci Rep*. 2022;12(1):8064. doi:10.1038/s 41598-022-12147-y.
27. Wong D, Chua J, Bujor I, et al. Comparison of machine learning approaches for structure-function modeling in glaucoma. *Ann N Y Acad Sci*. 2022;1515(1):237-248. doi:10.1111/nyas.14844.
28. Hemelings R, Elen B, Barbosa-Breda J, et al. Pointwise Visual Field Estimation From Optical Coherence Tomography in Glaucoma Using Deep Learning. *Transl Vis Sci Technol*. 2022;11(8):22. doi:10.1167/tvst.11.8.22.
29. Kihara Y, Montesano G, Chen A, et al. Policy-Driven, Multimodal Deep Learning for Predicting Visual Fields from the Optic Disc and OCT Imaging. *Ophthalmology*. 2022;129(7):781-791. doi:10.1016/j.ophtha.2022.02.017.
30. Lazaridis G, Montesano G, Afgeh SS, et al. Predicting Visual Fields From Optical Coherence Tomography via an Ensemble of Deep Representation Learners. *Am J Ophthalmol*. 2022;238:52-65. doi:10.1016/j.ajo.2021.12.020.
31. Chen Z, Shemuelian E, Wollstein G, Wang Y, Ishikawa H, Schuman JS. Segmentation-Free OCT-Volume-Based Deep Learning Model Improves Pointwise Visual Field Sensitivity Estimation. *Transl Vis Sci Technol*. 2023;12(6):28. doi:10.1167/tvst.12.6.28.
32. Mariottoni EB, Datta S, Shigueoka LS, et al. Deep Learning-Assisted Detection of Glaucoma Progression in Spectral-Domain OCT. *Ophthalmol Glaucoma*. 2023;6(3):228-238. doi:10.1016/j .ogla.2022.11.004.
33. Sabharwal J, Hou K, Herbert P, et al. A deep learning model incorporating spatial and temporal information successfully detects visual field worsening using a consensus based approach. *Sci Rep*. 2023;13(1):1041. doi:10.1038/s41598-023-28003-6.
34. Hou K, Bradley C, Herbert P, et al. Predicting Visual Field Worsening with Longitudinal OCT Data Using a Gated Transformer Network. *Ophthalmology*. 2023;130(8):854-862. doi:10.1016/j.ophtha.2023.03.019.
35. Yousefi S, Pasquale LR, Boland MV, Johnson CA. Machine-Identified Patterns of Visual Field Loss and an Association with Rapid Progression in the Ocular Hypertension Treatment Study. *Ophthalmology*. 2022;129(12):1402-1411. doi:10.1016/j.ophtha .2022.07.001.
36. Ederer F, Gaasterland DE, Sullivan EK, AGIS Investigators. The Advanced Glaucoma Intervention Study (AGIS): 1. Study design and methods and baseline characteristics of study patients. *Control Clin Trials*. 1994;15(4):299-325. doi:10.1016/0197-2456(94) 90046-9.
37. Musch DC, Lichter PR, Guire KE, Standardi CL. The Collaborative Initial Glaucoma Treatment Study: study design, methods, and baseline characteristics of enrolled patients. *Ophthalmology*. 1999;106(4):653-662. doi:10.1016/s0161-6420 (99)90147-1.
38. Kass MA, Heuer DK, Higginbotham EJ, et al. The Ocular Hypertension Treatment Study: a randomized trial determines that topical ocular hypotensive medication delays or prevents the onset of primary open-angle glaucoma. *Arch Ophthalmol Chic Ill 1960*. 2002;120(6):701-713; discussion 829-830. doi:10.1001/archopht .120.6.701.
39. Garway-Heath DF, Crabb DP, Bunce C, et al. Latanoprost for open-angle glaucoma (UKGTS): a randomised, multicentre, placebo-controlled trial. *Lancet Lond Engl*. 2015;385(9975):1295-1304. doi:10.1016/S0140-6736(14)62111-5.

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2026-06-17]

40. Sreejith Kumar AJ, Chong RS, Crowston JG, et al. Evaluation of Generative Adversarial Networks for High-Resolution Synthetic Image Generation of Circumpapillary Optical Coherence Tomography Images for Glaucoma. *JAMA Ophthalmol*. 2022;140(10):974-981. doi:10.1001/jamaophthalmol.2022.3375.
41. Rao DP, Shroff S, Savoy FM, et al. Evaluation of an offline, artificial intelligence system for referable glaucoma screening using a smartphone-based fundus camera: a prospective study. *Eye Lond Engl*. 2024;38(6):1104-1111. doi:10.1038/s41433-023-02826-z.
42. da Costa DR, Medeiros FA. Big data for imaging assessment in glaucoma. *Taiwan J Ophthalmol*. 2024;14(3):299-318. doi: 10.4103/tjo.TJO-D-24-00079.
43. Mursch-Edlmayr AS, Ng WS, Diniz-Filho A, et al. Artificial intelligence algorithms to diagnose glaucoma and detect glaucoma progression: translation to clinical practice. *Transl Vis Sci Technol*. 2020;9(2):55-55.
44. Mayro EL, Wang M, Elze T, Pasquale LR. The impact of artificial intelligence in the diagnosis and management of glaucoma. *Eye*. 2020;34(1):1-11.
45. Tonti E, Tonti S, Mancini F, et al. Artificial intelligence and advanced technology in glaucoma: A review. *J Pers Med*. 2024;14(10):1062.
46. Brandão-de-Resende C, Alcântara L de AR de, Vasconcelos-Santos DV, Diniz-Filho A. Glaucoma and Telemedicine. *J Glaucoma*. 2023;32(5):327-332. doi:10.1097/IJG.0000000000002200.
47. Gan K, Liu Y, Stagg B, Rathi S, Pasquale LR, Damji K. Telemedicine for Glaucoma: Guidelines and Recommendations. *Telemed J E-Health Off J Am Telemed Assoc*. 2020;26(4):551-555. doi:10.1089/tmj.2020.0009.
48. Correia Barão R, Hemelings R, Abegão Pinto L, Pazos M, Stalmans I. Artificial intelligence for glaucoma: state of the art and future perspectives. *Curr Opin Ophthalmol*. 2024;35(2):104-110. doi:10.1097/ICU.0000000000001022.
49. Hemelings R, Elen B, Schuster AK, et al. A generalizable deep learning regression model for automated glaucoma screening from fundus images. *NPJ Digit Med*. 2023;6(1):112. doi:10.1038/s41746-023-00857-0.
50. Sudhan MB, Sinthuja M, Pravinth Raja S, et al. Segmentation and Classification of Glaucoma Using U-Net with Deep Learning Model. *J Healthc Eng*. 2022;2022:1601354. doi:10.1155/2022/1601354.
51. Keel S, Wu J, Lee PY, Scheetz J, He M. Visualizing Deep Learning Models for the Detection of Referable Diabetic Retinopathy and Glaucoma. *JAMA Ophthalmol*. 2019;137(3):288-292. doi:10.1001/jamaophthalmol.2018.6035.
52. Ting DSW, Peng L, Varadarajan AV, et al. Deep learning in ophthalmology: The technical and clinical considerations. *Prog Retin Eye Res*. 2019;72:100759. doi:10.1016/j.preteyeres.2019.04.003.
53. Asaoka R, Murata H, Hirasawa K, et al. Using Deep Learning and Transfer Learning to Accurately Diagnose Early-Onset Glaucoma From Macular Optical Coherence Tomography Images. *Am J Ophthalmol*. 2019;198:136-145. doi:10.1016/j.ajo.2018.10.007.
54. Lu DW, Hsu WW, Huang YC, et al. Visual interpretability of deep learning models in glaucoma detection using color fundus images. In: *2022 IET International Conference on Engineering Technologies and Applications (IET-ICETA)*. IEEE; 2022:1-2. Accessed January 24, 2025. https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9971605/.
55. Wen JC, Lee CS, Keane PA, et al. Forecasting future Humphrey visual fields using deep learning. *PloS One*. 2019;14(4):e0214875.
56. Yousefi S, Kiwaki T, Zheng Y, et al. Detection of Longitudinal Visual Field Progression in Glaucoma Using Machine Learning. *Am J Ophthalmol*. 2018;193:71-79. doi:10.1016/j.ajo.2018.06.007.
57. Kazemian P, Lavieri MS, Van Oyen MP, Andrews C, Stein JD. Personalized Prediction of Glaucoma Progression Under Different Target Intraocular Pressure Levels Using Filtered Forecasting Methods. *Ophthalmology*. 2018;125(4):569-577. doi:10.1016/j.ophtha.2017.10.033.

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2026-06-17]

TUMJ Tehran University Medical Journal, April 2025; Vol. 83, No. 1: 12-17 Review Article

The role of artificial intelligence in glaucoma: *a review article*

Zakieh Vahedian Ardakani M.D.
Mehran Zarei-Ghanavati M.D.
Hamid Riazi-Esfahani M.D.
Seyed Mehdi Tabatabaei M.D.*
Mohammad Reza Mehrabi Bahar M.D.
Sadegh Ghafarian M.D.
Ahmad Masoomi M.D.

Ophthalmology Research Center, Farabi Hospital, Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran.

*Corresponding author: Farabi Eye Hospital, Qazvin Square, Tehran, Iran.
Tel: +98-21-55410520
E-mail: Meh.Tabatabaei@gmail.com

Abstract

Received: 11 Feb. 2025 Revised: 17 Feb. 2025 Accepted: 17 Mar. 2025 Available online: 5 Apr. 2025

Artificial intelligence (AI) has emerged as a transformative force in modern medicine, with ophthalmology standing at the forefront of its clinical integration. Among ophthalmic disorders, glaucoma—a leading cause of irreversible blindness worldwide—presents unique opportunities and challenges for AI-based solutions due to its chronic, progressive nature and reliance on multimodal data, including structural and functional assessments. This review article offers a comprehensive synthesis of the current and emerging roles of AI in the detection, monitoring, and management of glaucoma. AI algorithms, particularly deep learning and machine learning models, have demonstrated exceptional capabilities in interpreting fundus photographs, optical coherence tomography (OCT) images, and visual field data to identify glaucomatous damage. These systems often approach or even exceed the diagnostic performance of human experts. Moreover, AI has shown significant promise in facilitating large-scale population-based screening, improving early detection rates, and addressing disparities in access to subspecialty care, particularly in low-resource and remote settings. In the monitoring of disease progression, AI tools are being developed to detect subtle structural or functional changes over time, predict future visual outcomes, and support more precise and individualized treatment decisions. Despite these advancements, the widespread clinical adoption of AI in glaucoma care faces several critical barriers. Key limitations include poor generalizability of models across diverse populations, imaging devices, and clinical settings; scarcity of well-annotated, high-quality, and demographically representative datasets; and a lack of transparency and interpretability in algorithmic decision-making—commonly referred to as the "black box" problem. Ethical concerns, regulatory uncertainty, integration challenges within existing healthcare infrastructures, and medico-legal accountability also require thoughtful resolution before AI can be reliably deployed in clinical practice. This review critically evaluates the strengths, limitations, and real-world potential of AI technologies in glaucoma. It provides clinicians, researchers, and healthcare policymakers with a balanced and up-to-date perspective, highlighting promising avenues for future research, including explainable AI, federated learning, multi-modal data integration, and longitudinal validation studies. By fostering a deeper understanding of both the opportunities and challenges associated with AI, this article aims to guide the responsible, equitable, and evidence-based integration of AI into comprehensive glaucoma care.

Keywords: artificial intelligence, deep leaning, glaucoma, machine learning.

Copyright © 2025 Vahedian Ardakani et al. Published by Tehran University of Medical Sciences.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-Non-Commercial 4.0 International license (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/). Non-commercial uses of the work are permitted, provided the original work is properly cited.

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2026-06-17]