

بررسی تکنیک‌های هوش مصنوعی به منظور مدیریت بیماری آب مروارید: مرور نظام‌مند

زهرا کرباسی^۱، میکائیل متقی‌نیکو^۲، مریم زحمت‌کشان^{۳*}

چکیده

زمینه و هدف: آب مروارید به‌عنوان عامل ۵۱ درصد نابینایی در سطح جهان شناخته شده است. به‌دنبال نتایج امیدوارکننده‌ی اولیه سیستم‌های هوش مصنوعی در بیماری‌های چشمی، الگوریتم‌های هوش مصنوعی در تشخیص آب مروارید، درجه‌بندی شدت آب مروارید، محاسبات مربوط به لنزهای داخل چشمی و حتی به‌عنوان ابزار کمکی در جراحی آب مروارید کاربرد دارد. این مطالعه به‌صورت یک مرور سیستماتیک به بررسی تکنیک‌های هوش مصنوعی در مدیریت بیماری آب مروارید پرداخته است. **روش بررسی:** این مطالعه، مرور سیستماتیک با هدف بررسی تکنیک‌های هوش مصنوعی به‌منظور مدیریت بیماری آب مروارید تا تاریخ ۲۰ آبان ۱۴۰۲ و بر اساس دستورالعمل پریزما انجام شد. تمام مقالات مرتبط منتشرشده به زبان انگلیسی و از طریق جستجوی سیستماتیک در پایگاه‌های اطلاعاتی آنلاین Scopus، PubMed و Web of Science استخراج شد. **یافته‌ها:** در جستجوی اولیه در پایگاه‌های اطلاعاتی ۱۹۲ رکورد شناسایی شد و در نهایت ۲۳ مقاله جهت بررسی وارد مطالعه شدند. نتایج نشان داد که الگوریتم‌های شبکه عصبی پیچشی (۶ مقاله)، شبکه عصبی بازگشتی (۱ مقاله)، شبکه پیچشی عمیق (۱ مقاله)، ماشین‌بردار (۲ مقاله)، یادگیری انتقالی (۱ مقاله)، درخت تصمیم (۴ مقاله)، جنگل تصادفی (۴ مقاله)، رگرسیون لجستیک (۳ مقاله)، الگوریتم‌های بیز (۳ مقاله)، XGBoost (۳ مقاله) و الگوریتم خوشه‌بندی K نزدیک‌ترین همسایه (۲ مقاله) از تکنیک‌ها و الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی و یادگیری ماشین بودند که از آن‌ها به‌صورت ترکیبی در مطالعات به‌منظور تشخیص (۷۰٪)، مدیریت (۱۷٪) و پیش‌بینی بیماری آب مروارید (۱۳٪) استفاده نموده بودند.

نتیجه‌گیری: تکنیک‌ها و الگوریتم‌های مختلف هوش مصنوعی و یادگیری ماشین می‌توانند در تشخیص، درجه‌بندی، مدیریت و پیش‌بینی آب مروارید با دقت بالا عمل کرده و مؤثر باشند. در این مطالعه، تکنیک‌های یادگیری عمیق و شبکه عصبی پیچشی بیشترین سهم را در تشخیص آب مروارید داشته‌اند. در مدیریت آب مروارید تکنیک‌های یادگیری عمیق، درخت تصمیم و الگوریتم بیزی دخیل بودند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند رگرسیون لجستیک، جنگل تصادفی، شبکه عصبی مصنوعی، درخت تصمیم، K نزدیک‌ترین همسایه، XGBoost و تقویت سازگار نیز در پیش‌بینی آب مروارید نقش داشتند. همان‌طور که پیش‌بینی و تشخیص زودهنگام و مراجعه به‌موقع می‌تواند عوارض بیماری در آینده را کاهش دهد، به‌کارگیری سیستم‌های مبتنی بر مدل‌های هوش مصنوعی که دقت قابل‌قبولی دارند، می‌توانند در جهت پشتیبانی از فرایند تصمیم‌گیری پزشکان و مدیریت این بیماری مؤثر واقع گردند.

واژه‌های کلیدی: هوش مصنوعی، آب مروارید، الگوریتم

دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۱/۱۹

پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۶/۱۰

* نویسنده مسئول:

مریم زحمت‌کشان؛

مرکز تحقیقات بیماری‌های غیرواگیر دانشگاه

علوم پزشکی فسا

Email:

m.zahmatkeshan@fums.ac.ir

۱ استادیار گروه علوم اطلاعات سلامت، دانشکده مدیریت و اطلاع‌رسانی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی کرمان، کرمان، ایران

۲ دانشجوی کارشناسی ارشد پرستاری، کمیته تحقیقات دانشجویی، دانشگاه علوم پزشکی فسا، فسا، ایران

۳ استادیار گروه فناوری اطلاعات سلامت، مرکز تحقیقات بیماری‌های غیرواگیر، دانشگاه علوم پزشکی فسا، فسا، ایران

مقدمه

آب مروارید، که کدر شدن عدسی کریستالی است، شایع‌ترین بیماری چشمی است که ۵۱ درصد از کل بیماری‌های چشمی را در ایالات متحد آمریکا به خود اختصاص می‌دهد (۱). آب مروارید به‌عنوان یکی از عوامل اصلی نابینایی در جهان محسوب می‌شود (۲). براساس گزارش سازمان جهانی بهداشت این بیماری عامل ۵۱ درصد نابینایی در سطح جهان است (۳). تنها در ایالات متحد آمریکا- جایی که آب مروارید در مراحل نسبتاً اولیه و قبل از بروز اختلالات بینایی قابل توجه درمان می‌شود- بیش از ۲۰ میلیون نفر آب مروارید می‌گیرند که تقریباً ۳ میلیون عمل جراحی سالانه با هزینه ۳/۴ میلیارد دلار برای مراکز درمانی و پزشکی انجام می‌شود (۴). همچنین براساس گزارش موسسه ملی چشم آمریکا، ۲۴/۴ میلیون آمریکایی به آب مروارید مبتلا هستند و تخمین زده می‌شود که تعداد افراد مبتلا به آب مروارید تا سال ۲۰۳۰ به ۳۸/۷ میلیون نفر افزایش یابد (۵). در سراسر جهان، در سال ۲۰۱۰، تقریباً ۱۵۰ میلیون نفر به‌دلیل آب مروارید دچار اختلال بینایی شدید شدند که شیوع واقعی آن احتمالاً بسیار بیشتر است (۶). علاوه بر این، شیوع ۲۲/۹-۰/۳۲ در ۱۰۰۰۰ کودک برای آب مروارید کودکان ذکر شده است (۷). این بیماری که می‌تواند به‌طور چشمگیری کیفیت زندگی بیماران را کاهش دهد (۸) و بر تمام جنبه‌های زندگی تأثیر بگذارد (۹)، همچنان یکی از مسایل اساسی در حوزه‌ی بهداشت عمومی چشم پزشکی در کشورهای توسعه‌یافته و در حال توسعه به‌شمار می‌رود (۸). عوامل خطر اصلی این بیماری سن (۱۰) و ابتلا به دیابت است به طوری که بیماران مبتلا به دیابت ۲ تا ۵ برابر بیشتر در معرض ابتلا به آب مروارید می‌باشند (۱۱). برخی از عوامل ژنتیکی و محیطی مانند سیگار کشیدن، قرار گرفتن در معرض اشعه ماورای بنفش و برخی بیماری‌ها مانند یوئیت، داروهای کاهش‌دهنده فشار چشم، ضربه، استفاده از استروئیدها و مشاغل خاص، خطر ابتلا به بیماری را افزایش می‌دهند (۱۲ و ۱۳). نکته‌ی مهم این است که بخش قابل‌توجهی از این موارد تشخیص داده نشده باقی می‌مانند (۱۴ و ۱۵). آب مروارید یکی از آن دسته از اختلالات چشمی است که در صورت عدم درمان صحیح و سریع منجر به نابینایی می‌شود (۹). آب مروارید یک بیماری پیش‌رونده است و تشخیص زودهنگام آن برای پیشگیری از نابینایی حیاتی است (۱). به‌طور کلی رویکرد مرسوم تشخیص آب مروارید که به تخصص چشم پزشک نیاز

دارد، دسترسی به غربالگری بسیار محدودی دارد. از این‌رو، نیاز ضروری به روش‌های جدید برای رسیدگی به محدودیت‌های موجود و متحول کردن رویکردها در تشخیص آب مروارید وجود دارد (۱۶).

غربالگری منظم و درمان به‌موقع، نقش مهمی در رسیدگی به پیشرفت و اختلال بینایی ناشی از آب مروارید، عامل اصلی نابینایی در بسیاری از کشورها، ایفا می‌کند. با وجود پتانسیل پیشگیری و درمان موفقیت‌آمیز، بیماران اغلب به‌دلیل ماهیت تدریجی و نسبتاً بدون علامت آب مروارید مراجعه به پزشک را به تأخیر می‌اندازند (۱۷). روش‌های هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و داده‌کاوی به‌طور گسترده در پیش‌بینی‌ها، به‌ویژه در تشخیص پزشکی که یکی از مشکلات عمده در برنامه‌های کاربردی پزشکی است، استفاده می‌شوند (۱۸). این مدل‌های تشخیص هوش مصنوعی می‌تواند در مدیریت بیماران مؤثر باشد (۱۹). هوش مصنوعی به سیستم‌هایی اطلاق می‌شود که قادرند رفتارهایی را نمایش دهند که به رفتارهای هوشمندانه انسانی شباهت دارند؛ از جمله درک شرایط پیچیده، شبیه‌سازی فرایندهای فکری و شیوه‌های استدلالی انسان و پاسخ مؤثر به آن، یادگیری و توانایی جذب دانش و استدلال برای حل مسایل و همچنین یادگیری از تجربه‌ها (۲۰). به‌طور کلی، این اصطلاح برای توصیف ابزاری استفاده می‌شود که قادر به ارائه دلیل برای یک پدیده خاص، توسعه استراتژی‌ها، قضاوت درباره موقعیت‌ها و داشتن توانایی یادگیری به کار می‌رود (۲۱). استفاده از سیستم‌ها و الگوریتم‌های هوش مصنوعی در بیماری‌های چشمی مختلف، از قبیل تشخیص آب مروارید (۲۲)، درجه‌بندی آب مروارید (۲۳)، محاسبات مربوط به لنزهای داخل چشمی (IOL) (۲۴ و ۲۵) و حتی به‌عنوان ابزار کمکی در جراحی آب مروارید (۲۶ و ۲۷) نتایج امیدوارکننده‌ای به همراه داشته است.

نتیجه‌ی مطالعه‌ی Gutierrez و همکاران با هدف بررسی کاربرد هوش مصنوعی در مدیریت آب مروارید نشان داد که هوش مصنوعی می‌تواند مزایای بلندمدتی از جمله ارتقای مراقبت‌های بهداشتی، دسترسی، مقیاس‌پذیری و همچنین کاهش هزینه‌ها را به همراه داشته باشد (۲۱). همچنین نتایج مطالعه‌ی Tabuchi و همکاران نشان داد که هوش مصنوعی می‌تواند به‌عنوان یک شاخص جدید برای شناسایی خطرات جراحی در حین عمل آب مروارید مؤثر باشد (۲۸). نتایج مطالعه‌ی دیگری که توسط Lanza و همکاران با هدف ارزیابی عوامل دخیل در عوارض جراحی آب مروارید با استفاده از هوش مصنوعی انجام شد، نشان داد که هوش مصنوعی می‌تواند

روش بررسی

این مطالعه مرور سیستماتیک با هدف بررسی تکنیک‌های هوش مصنوعی به منظور مدیریت بیماری آب مروارید تا تاریخ ۲۰ آبان ۱۴۰۲ و براساس دستورالعمل پریزما (PRISMA: Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Analyses) (۳۰) انجام شد. تمام مقالات مرتبط منتشر شده به زبان انگلیسی از طریق جستجوی سیستماتیک در پایگاه‌های اطلاعاتی آنلاین PubMed، Scopus و Web of science استخراج شد. در استراتژی جستجو از ترکیب کلیدواژه‌های انگلیسی Machine learning، Data mining، Artificial intelligence، Deep learning و Cataract همان‌طور که در جدول ۱ نشان داده شده است، استفاده شد.

برای جلوگیری از عوارض و پیش‌بینی زمان واقعی جراحی مورد استفاده قرار بگیرد و مؤثر واقع شود (۲۹).
به نظر می‌رسد که هوش مصنوعی به دلیل توانایی منحصر به فرد خود در درونی کردن داده‌های گسترده و تجزیه و تحلیل مقادیر زیادی از پارامترها در این زمینه امیدوارکننده باشد، حتی زمانی که تعداد پارامترها در مقایسه با روش‌های آماری سنتی از مشاهدات بیشتر است.
بر اساس آنچه گفته شد، تکنیک‌های هوش مصنوعی می‌تواند نقش مؤثری در مدیریت آب مروارید ایفا کند. بنابراین مطالعه‌ی حاضر به صورت یک مرور سیستماتیک به بررسی تکنیک‌های هوش مصنوعی به منظور مدیریت بیماری آب مروارید پرداخته است.

جدول ۱: استراتژی جستجو در پایگاه‌های اطلاعاتی

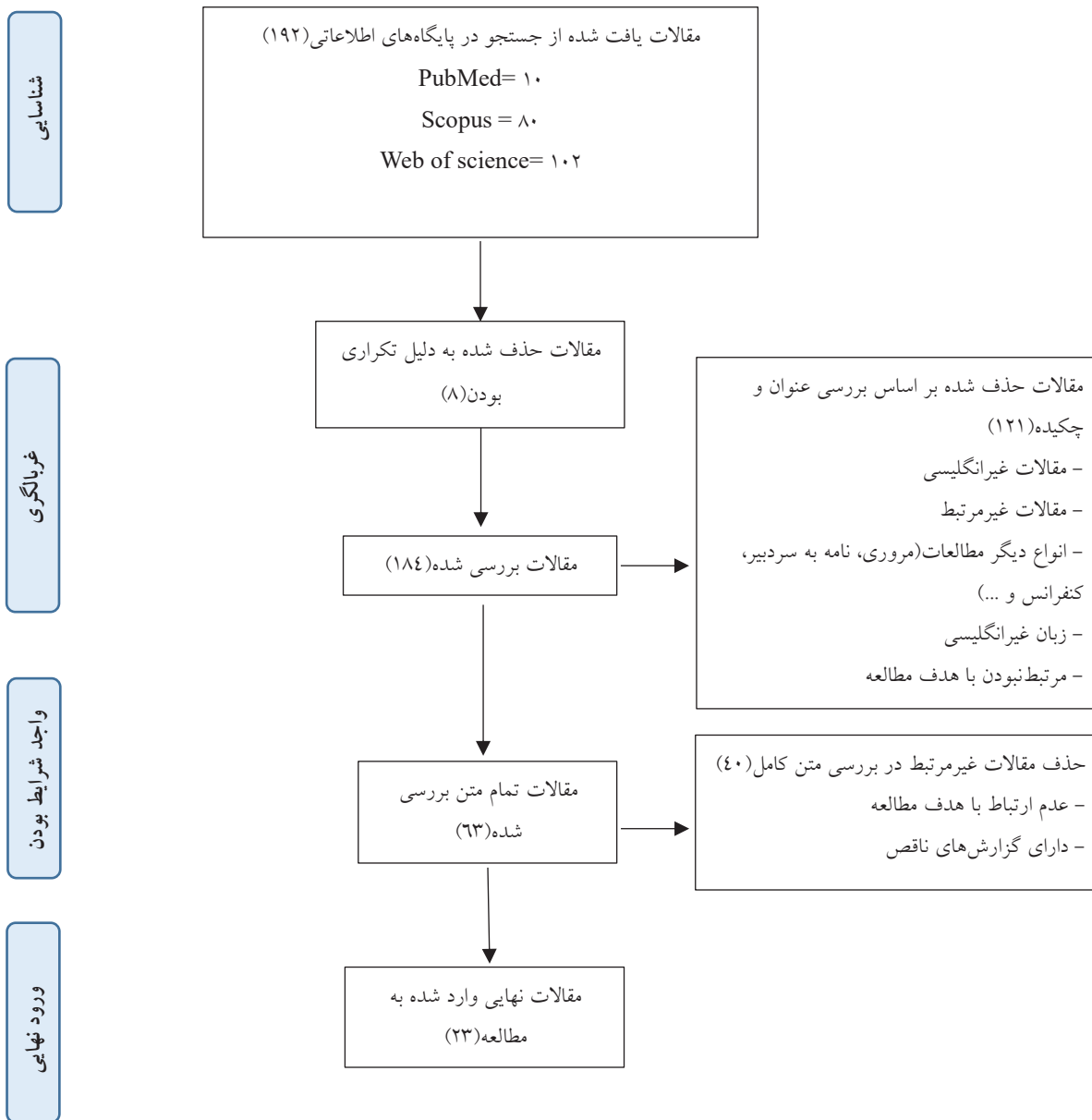
پایگاه اطلاعاتی	استراتژی جستجو
PubMed	(((((artificial intelligence[Title]) OR (AI[Title])) OR (data mining[Title])) OR (machine learning[Title])) OR (deep learning[Title])) AND (Cataracts[Title])) AND (("1900/01/01"[Date - Publication]: "2023/11/11"[Date - Publication]))
Web of Science	(((((TI=(artificial intelligence)) OR TI=(AI)) OR TI=(data mining)) OR TI=(machine learning)) OR TI=(deep learning)) AND TI=(Cataracts)) AND DOP=(1900-01-01/2023-11-11))
Scopus	TITLE (artificial AND intelligence) OR TITLE (ai) OR TITLE (data AND mining) OR TITLE (machine AND learning) OR TITLE (deep AND learning) AND TITLE (cataracts) AND PUBYEAR < 2024

دو محقق مستقل استخراج و برای بخش نتایج، استفاده گردید. داده‌ها به صورت توصیفی تجزیه و تحلیل گردید.

یافته‌ها

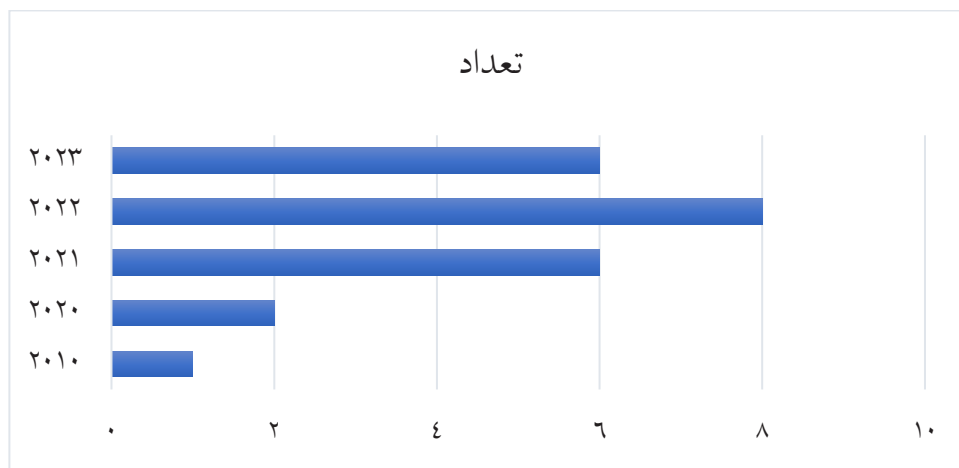
بر اساس شکل ۱، در جستجوی اولیه در پایگاه‌های اطلاعاتی، ۱۹۲ رکورد شناسایی شد. بعد از حذف مقالات تکراری، ۱۸۴ مقاله وارد مرحله‌ی بعدی شدند. ۱۶۱ مقاله به دلیل واجد شرایط نبودن (مقالات غیر انگلیسی، مقالات غیر مرتبط، عدم دسترسی به متن کامل مقالات، انواع دیگر مطالعات مانند مروری، نامه به سردبیر، کنفرانس‌ها و مقالات با گزارشات ناقص) از مطالعه حذف شدند و در نهایت ۲۳ مقاله جهت بررسی وارد مطالعه شدند.

دو محقق به صورت مستقل عناوین و چکیده‌ها را بررسی کردند و سپس متون کامل بر اساس معیارهای ورود شامل مقالات منتشر شده به زبان انگلیسی و مقالات مرتبط با هدف مطالعه بررسی و ارزیابی شدند. هرگونه اختلاف نظر بین محققان توسط محقق سوم برای رفع تناقضات بررسی شد. معیارهای خروج شامل مقالات غیر انگلیسی زبان، مقالاتی که با هدف مطالعه هم‌راستا نبودند، مقالات غیراصیل از جمله مقالات مروری، مرور نظام‌مند، نامه به سردبیر، چکیده‌ها و عدم دسترسی به متن کامل مقالات بودند. در این مطالعه از فرم‌های استخراج داده برای خلاصه کردن اطلاعات مربوط به نویسندگان، سال انتشار، هدف مطالعه، تکنیک مورد استفاده، معیار ارزیابی مدل و مقدار نتیجه، عملکرد هوش مصنوعی و نتیجه‌گیری استفاده شد. این اطلاعات توسط



شکل ۱: فرایند انتخاب مقالات براساس دستورالعمل پریزما

همچنین توزیع مقالات بررسی شده براساس سال انتشار در شکل ۲ آرایه شده است.



شکل ۲: توزیع مقالات بررسی شده براساس سال انتشار

بر اساس یافته‌ها، انتشار مقالات در بازه زمانی سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۳ و بیشترین تعداد مقالات در سال ۲۰۲۲ منتشر شده بودند (شکل ۲). ویژگی‌ها و یافته‌های مطالعات وارد شده در این مرور نظام‌مند در جدول ۲ ذکر شده است.

جدول ۲: خلاصه یافته‌های مطالعات بررسی شده

نویسندگان / سال	هدف مطالعه	تکنیک مورد استفاده	معیار ارزیابی مدل	نتیجه ارزیابی مدل	عملکرد هوش مصنوعی	نتیجه‌گیری
Gan و همکاران، (۳۱)۲۰۲۳	ارایه دو پلتفرم هوش مصنوعی برای دستیابی به تشخیص دقیق آب مروارید با استفاده از تصاویر	یادگیری انتقالی عمیق (DTL) NaiveBayes SVM ExtraTrees XGBoost LightGBM GradientBoosting MLP	Accuracy ROC curves AUC و confusion matrix five-fold cross-validation	در پلتفرم تقسیم‌بندی خودکار DTL، دقت مدل در مجموعه آموزشی و مجموعه تست به ترتیب ۹۴/۵۹ یا ۸۴/۵۰ درصد بود. در پلتفرم تقسیم‌بندی دستی DTL، دقت مدل در مجموعه آموزشی و مجموعه تست ۹۷/۴ یا ۹۰/۰۰ درصد بود. نتیجه‌ی AUC همچنین نشان داد که عملکرد مدل SVM در هر دو پلتفرم بهترین بود. در پلتفرم تقسیم‌بندی خودکار DTL، میانگین AUC میکرو و کلان مدل SVM هر دو در مجموعه آزمایشی ۹۶ درصد بود. در پلتفرم بخش‌بندی دستی DTL، میانگین AUC میکرو و کلان مدل SVM هر دو ۹۷ درصد. در مجموعه آزمایشی بودند و در هر دو پلتفرم، AUC برای هر طبقه‌بندی بیش از ۹۰٪ در مجموعه آزمایشی بود.	تشخیص	با اعتبارسنجی متقاطع پنج برابری (five-fold cross-validation)، نتیجه‌ی دقت طبقه‌بندی نشان داد که دقت مدل SVM در هر دو پلتفرم تقسیم‌بندی خودکار DTL یا پلتفرم تقسیم‌بندی دستی DTL بهترین بود. پلتفرم تقسیم‌بندی خودکار حاصل می‌تواند آب مروارید را سریع‌تر درجه‌بندی کند، در حالی که پلتفرم تقسیم‌بندی دستی حاصل می‌تواند آب مروارید را با دقت بیشتری درجه‌بندی کند.
Khan و همکاران، (۳۲)۲۰۲۳	تشخیص بیماری بر اساس تصاویر آب مروارید با استفاده از یادگیری انجمنی (Federated Learning)	یادگیری عمیق شبکه عصبی عمیق CD-FL (VGG-16)	Accuracy Precision Recall F1-score	نتیجه تجربی اثربخشی تکنیک مبتنی بر یادگیری انجمنی (FL) را بر روی یک شبکه عصبی عمیق (DNN) نشان داد که به دقت ۹۵/۲۸ درصد رسید. این آزمایش نشان داد که مدل یادگیری FL پیشنهادی بهتر از سایر روش‌های سنتی عمل می‌کند.	تشخیص	مدل یادگیری انجمنی VGG16 پیشنهادی روی دو کلانیت آموزش داده شد و دقت پایان سرور مجموع ۹۵/۲۸ بود.
Vasan و همکاران، (۳۳)۲۰۲۳	ارزیابی دقت یک برنامه کاربردی هوشمند مبتنی بر هوش مصنوعی جهت تشخیص و درجه‌بندی آب مروارید با استفاده از تصاویر گرفته شده با گوشی هوشمند و مقایسه با تشخیص‌های مبتنی بر لامپ شکاف توسط چشم پزشکان آموزش دیده	شبکه‌های عصبی پیچشی یادگیری عمیق	ROC curves Accuracy Sensitivity specificity	در تشخیص آب مروارید، برنامه کاربردی هوشمند (e-Paarvai) حساسیت بالا (۹۶٪) اما ویژگی پایین (۲۵٪)، دقت کلی ۸۸٪ PPV و ۹۲/۳٪ NPV را نشان داد. از نظر درجه‌بندی آب مروارید، دقت برنامه در تشخیص آب مروارید نابالغ (۱۸۷۵ چشم، ۹۴/۲٪) بالا بود، اما دقت آن در تشخیص آب مروارید بالغ ضعیف بود.	تشخیص	در تشخیص آب مروارید، این برنامه حساسیت بالا (۹۶٪) اما ویژگی کم (۲۵٪)، دقت کلی ۸۸٪، را نشان داد. ادغام این برنامه‌های توسعه موجود می‌تواند نرخ تشخیص مورد را افزایش دهد.



<p>در مقایسه‌ی بین سیستم و متخصصان آب مروارید، عملکرد بهتری در سیستم تشخیص آب مروارید با اختلال بینایی مشاهده شد ($P < 0.05$). یافته‌ی اصلی این بود که سیستم مبتنی بر یک شبکه عصبی کانولوشنال می‌تواند بین آب مرواریدهای غیرآب مروارید، آب مروارید کم خفیف و آب مروارید کم بینایی تمایز قایل شود و الگوریتم DenseNet121 بهترین عملکرد را داشت. در مجموعه داده‌های تست داخلی و دو خارجی، AUC های سیستم بر اساس بهترین الگوریتم به ترتیب ۰/۹۳۸-۰/۹۶۶، ۰/۹۹۸-۰/۹۹۹ و ۰/۹۷۷-۰/۹۳۷ بود که قابلیت تعمیم گسترده سیستم را نشان داد.</p>	<p>تشخیص</p>	<p>AUC بهترین الگوریتم (DenseNet121) در مجموعه داده تست داخلی در تشخیص غیر آب مروارید. بهترین الگوریتم به AUC ۰/۹۹۹، حساسیت ۹۸/۳٪ و ویژگی ۹۸/۸٪ رسید. بهترین الگوریتم آب مروارید خفیف را از آب مروارید غیرآب مروارید و آب مروارید کم بینا با AUC ۰/۹۵۸، حساسیت ۸۳/۲٪ و ویژگی ۹۴/۱٪ تشخیص داد. بهترین الگوریتم آب مروارید با اختلال بینایی را از آب مروارید غیرآب مروارید و آب مروارید خفیف با AUC ۰/۹۵۶، حساسیت ۸۴/۷٪ و ویژگی ۹۳/۱٪ تشخیص داد. بر اساس استاندارد مرجع مجموعه داده تست داخلی، ضریب کاپا بدون وزن کوهن بهترین الگوریتم، DenseNet121، ۰/۸۴۵ بود. در مجموعه داده ZEHHZ، دقت بهترین الگوریتم (DenseNet121) در تشخیص آب مرواریدهای غیر آب مروارید، آب مروارید خفیف و آب مروارید با اختلال بینایی به ترتیب ۹۷/۳٪، ۸۵/۵٪ و ۸۸/۲٪ بود. در مجموعه داده NEH، دقت بهترین الگوریتم در تشخیص آب مروارید غیرآب مروارید، آب مروارید خفیف و آب مروارید با اختلال بینایی به ترتیب ۹۸/۷٪، ۸۹/۷٪ و ۹۱٪ بود. بر اساس استانداردهای مرجع مجموعه داده‌های ZEHHZ و NEH، ضرایب کاپا بدون وزن کوهن بهترین الگوریتم، DenseNet121، به ترتیب ۰/۷۶۲ و ۰/۸۴۵ بود.</p>	<p>sensitivity, specificity, and accuracy ROC curve AUC</p>	<p>الگوریتم یادگیری‌های عمیق (DenseNet121 and Inception V3 (ResNet50</p>	<p>توسعه‌ی یک سیستم یادگیری عمیق مبتنی بر عملکرد بینایی با استفاده از تصاویر فوندوس برای تشخیص آب مروارید</p>	<p>Xie و همکاران، (۳۴)۲۰۲۳</p>
---	--------------	---	---	--	---	---------------------------------------

سیستم پیشنهادی می‌تواند با اختلاف قابل توجهی در مقایسه با سایر متدهای موجود از قبیل standard SVM, AlexNet-softmax, VGGNetsoftmax, ResNet-softmax عمل کند و به دقت ۹۳/۱۰ درصد دست یابد. روش پیشنهادی به دلیل لایه‌های کمتر، پارامترها و هسته‌های کوچکتر برای آموزش و آزمایش مدل CNN در مقایسه با سایر روش‌های DL زمان محاسبات کمتری دارد. روش پیشنهادی می‌تواند هزینه‌ها را کاهش داده و فرایند تشخیص و درجه‌بندی آب مروارید را ساده‌تر کند، که برای ساکنان روستایی که دسترسی به چشم پزشکان واجد شرایط را ندارند، مفید است.

تشخیص

Accuracy=۹۳/۱۰
Precision=۹۳/۰۹
Sensitivity=۹۳/۱۳
Specificity=۹۷/۷۱
F1-score=۹۳/۰۸

Accuracy
Precision
Sensitivity
Specificity
F1-score

یادگیری‌های عمیق

ارایه یک روش خودکار برای تشخیص و طبقه‌بندی آب مروارید در مراحل اولیه با ترکیب یک مدل یادگیری عمیق با طیف تبدیل Fourier دو بعدی تصاویر فوندوس (DFT)

Yadav S Yadav و JKPS، (۳۵)۲۰۲۳

نتایج نشان داد که رگرسیون لجستیک برای پیش‌بینی آب مروارید مرتبط با سن بهترین است. هر دو مدل با استفاده از سه روش یادگیری ماشین نظارت شده شامل LRM، ANN و RF برآزش شدند. هر دو LRM، بر اساس SNPs و Haplotypes در پیش‌بینی آب مروارید بهترین بودند؛ زیرا مقادیر AUC آن‌ها بالاترین بود، یعنی ۰/۸۶۵ و ۰/۸۷۰. مدل LRM بر اساس عوامل جمعیت‌شناختی و هاپلوتیپ‌ها به‌عنوان بهترین مدل انتخابی برای پیش‌بینی آب مروارید وابسته به سن در نظر گرفته شد.

پیش‌بینی

نتایج، نشان می‌دهد که مقادیر AUC برای مدل‌های مبتنی بر LR بالاترین است و پس از آن RF و ANN در پایان قرار دارند. علاوه بر این، مقادیر AUC مدل‌های RF بیشتر از مدل‌های مبتنی بر ANN است، که نشان می‌دهد که مدل‌های RF بهتر از مدل‌های ANN هستند. منحنی‌های ROC برای هر دو مدل بر اساس رگرسیون لجستیک تقریباً یکسان است. علاوه بر این، مدل‌های RF به مدل‌های LR نزدیک‌تر هستند. هر دو مدل رویکرد RF منحنی‌های ROC مشابهی را ارائه می‌دهند.

AUC
ROC
10-fold cv
Sensitivity
Specificity

یادگیری ماشین نظارت شده شامل رگرسیون لجستیک، جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی

مقایسه‌ی الگوریتم طبقه‌بندی یادگیری ماشین نظارت شده شامل رگرسیون لجستیک، جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی نقش پلی‌مورفیسم‌های تک نوکلئوتیدی (SNPs) ژن GJA8 با آب مروارید وابسته به سن

Zafar و همکاران، ۲۰۲۳ (۳۶)

برای NS، با درجه‌بندی NS در مقیاس ۰/۹ تا ۷/۱، میانگین MSE برای ۱۰ مدل یادگیری عمیق ۰/۲۳ بود (انحراف استاندارد [SD]، ۰/۰۱). برای CLO، با درجه‌بندی CLO به‌عنوان درصد، میانگین (SD ۱۳/۱، MSE ۱/۶) بود. برای PSC، با درجه‌بندی PSC به‌عنوان درصد، میانگین (SD ۱۶/۶، MSE ۲/۴) بود. SDهای کوچک سطح بالایی از سازگاری را بین ۱۰ مدل آموزش دیده برای هر کار پیشنهاد کردند. برای کورتیکال و PSC، ۲ متغیر ثانویه (COL-center و PSC-center) به‌ترتیب دارای میانگین (SD ۵۳/۷، MSE ۴/۹) و (SD ۶/۵) ۵۱/۹ بودند.

Standard Deviation (SD)
Mean Squared Error (MSE)

یادگیری عمیق

توسعه‌ی مدل‌های یادگیری عمیق برای انجام تشخیص خودکار و طبقه‌بندی کمی آب مروارید مربوط به سن از تصاویر بخش قدامی.

Keenan و همکاران، ۲۰۲۲ (۳۷)

مدل DeepLensNet طبقه‌بندی خودکار و کمی شدت آب مروارید را برای هر ۳ نوع آب مروارید مرتبط با سن انجام داد. دقت ۲ نوع رایج (NS و CLO) در تشخیص بالا بود.

تشخیص

نرخ احراز هویت در اولین تلاش و پس از تلاش‌های مکرر به ترتیب برای تشخیص چهره ۹۲٪ و ۹۶٫۳٪، برای تأیید جانی ۸۸٫۹٪ و ۹۸٫۲٪ و برای تأیید پارامتر IOL ۶۷/۴٪ و ۸۸/۹٪ بود. پس از احراز هویت، هم نرخ رد کاذب و هم نرخ پذیرش نادرست برای هر سه پارامتر ۰٪ بود. یک سیستم مبتنی بر هوش مصنوعی برای مدیریت ایمنی قبل از عمل در جراحی آب مروارید واقعی با نرخ احراز هویت قابل قبول و دقت بسیار بالا پیاده‌سازی شد.

مدیریت

نرخ تأیید نهایی برای تأیید تشخیص چهره، تأیید جانی (چشم راست و چپ) و تأیید پارامتر IOL به ترتیب ۹۶٫۳٪، ۹۸٫۲٪ و ۸۸٫۹٪ بود. پس از احراز هویت، هم نرخ رد کاذب و هم نرخ پذیرش نادرست برای هر سه پارامتر ۰٪ بود.

Authentication Rate
False Rejection Rate
False Acceptance Rate

یادگیری عمیق

ارایه سیستم مبتنی بر یادگیری عمیق برای مدیریت ایمنی قبل از عمل در جراحی آب مروارید با استفاده از تصویر

Kiuchi و همکاران، ۲۰۲۲ (۳۸)



به دلیل وجود یک لایه متراکم، شبکه CNN به دقت، نوع آب مروراید را تشخیص می‌دهد. همچنین، مدل BE-ResNet101 پیشنهادی، درجه آب مروراید را با کاهش مسئله تخریب تشخیص داد. این مدل درجات را به صورت خفیف، شدید و متوسط طبقه‌بندی نمود. بنابراین نتایج به دست آمده و تحلیل مقایسه‌ای نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی برای تشخیص و طبقه‌بندی آب مروراید بسیار مناسب است.

تشخیص

مدل پیشنهادی CNN+BE-ResNet101 متراکم به نتایج عملکرد خوبی با دقت ۹۸/۸۷، حساسیت ۹۸/۲۸، ویژگی ۹۹/۶۶، ضریب کاپا ۹۷/۸۳ و F1-score ۹۵/۶۸ و Youden ۹۵/۰۴ درصد دست یافت.

Accuracy
Sensitivity
Specificity
Precision
F1-score
Youden Index
Kappa
ROC curve
and AUC

تشخیص و طبقه‌بندی آب مروراید با استفاده از هوش مصنوعی (مدل بهینه‌سازی عمیق کانولوشن برگشتی شبکه بهینه آکویلا (Deep OCRN_IAO) با استفاده از تصویر

Saju و Rajesh
(۳۹)۲۰۲۲

این سیستم مبتنی بر یادگیری عمیق با موفقیت اندازه‌گیری و تشخیص دقیق آب مروراید و درجه‌بندی آن را انجام داد.

تشخیص

عملکرد کلی تشخیصی AUC ۰/۹۹۹۲ و ۰/۹۹۹۴، حساسیت ۹۸/۸۲٪ و ۹۸/۵۱٪، ویژگی ۹۶/۰۲٪ و ۹۲/۳۱٪، و دقت ۹۸/۸۲٪ و ۹۸/۵۱٪ به ترتیب برای آزمایش‌ها و NC-lamp (روی تصاویر) نشان داد. این سیستم عملکرد تشخیصی بالایی را برای تصاویر نورپردازی مجدد CO و PSC نشان داد (AUC)، ۰/۹۶۸۰ و ۰/۹۶۶۵، حساسیت، ۹۶/۹۴٪ و ۹۲/۱۳٪، ویژگی، ۹۶/۷۸٪ و ۸۹/۳۶٪، و دقت، ۹۶/۲۱٪ و ۹۲/۱۷٪ برای CO و PSC به ترتیب.

ROC curve
AUC
Sensitivity
Specificity
Accuracy

شبکه عصبی پیچشی یادگیری عمیق

توسعه و اعتبارسنجی یک پلتفرم هوش مصنوعی مبتنی بر یادگیری عمیق خودکار برای تشخیص و درجه‌بندی آب مروراید با استفاده از تصویر

Son و همکاران
(۴۰)۲۰۲۲

یافته‌ها نشان داد که این الگوریتم مبتنی بر عکس شبکه‌ای ممکن است به عنوان یک جایگزین ساده، خودکار و بالقوه کم هزینه برای غربالگری آب مروراید قابل توجه بصری در میان سالمندان استفاده شود.

تشخیص

در مجموعه تست داخلی (SIMES)، سطح زیر منحنی مشخصه عملکرد گیرنده ۹۶/۶٪ (AUROC) بود. مجموعه تست خارجی انجام شده AUROCs (SINDI و BES)، ۹۶/۵-۹۱/۶٪ را نشان داد. در یک مجموعه آزمایشی جداگانه از ۱۸۶ چشم، عملکرد الگوریتم را با ارزیابی ۴ چشم پزشک مقایسه شد. الگوریتم اگر کمی برتر نباشد (حساسیت ۹۳/۳٪ در مقابل ۹۶/۶-۵۱/۷٪ توسط چشم پزشکان و ویژگی ۹۹٪ در مقابل ۹۷/۹-۹۰/۷٪ توسط چشم پزشکان) عملکرد مشابهی داشت.

AUROC
Sensitivity
Specificity

شبکه عصبی پیچشی عمیق یادگیری عمیق

توسعه و اعتبارسنجی یک الگوریتم یادگیری عمیق مبتنی بر تصویر شبکه‌ای برای تشخیص خودکار آب مروراید

Tham و همکاران
(۴۱)۲۰۲۲

در اعتبارسنجی مجموعه داده‌های داخلی و خارجی، مدل هوش مصنوعی Antiinterference، عملکرد قوی در تشخیص آب مروراید نشان داد به طوری که می‌تواند غربالگری دقیق آب مروراید را حتی با تداخل تصاویر بی کیفیت انجام دهد.

تشخیص

در اعتبارسنجی داخلی و خارجی، مدل هوش مصنوعی Antiinterference عملکرد قوی در تشخیص آب مروراید نشان داد (سه طبقه‌بندی با ۹۱٪ AUCs > ۸۴٪ ACCs، ۷۱٪ SENs، و ۸۹٪ SPEs) در مقایسه با مدلی که بر روی برچسب کلاس باینری آموزش داده شده بود، مدل آب مروراید ضد تداخل عملکرد خود را ۱۰٪ بهبود بخشید.

Accuracy (ACCs)
sensitivity (SENs)
Specificity (SPEs)
AUCs

شبکه‌های عصبی پیچشی یادگیری عمیق

توسعه و تأیید یک مدل هوش مصنوعی ضد تداخل (Antiinterference) برای تشخیص سریع و کارآمد آب مروراید بر اساس تصاویر فوندوس

Wu و همکاران
(۴۲)۲۰۲۲

<p>روش پیشنهادی میزان دقت قابل ستایش ۹۶/۲۵٪ را در طبقه‌بندی و درجه‌بندی آب مروارید چهار مرحله‌ای نشان داد که از روش‌های موجود بهتر عمل کرد.</p>	<p>روش پیشنهادی ۹۶/۲۵٪ دقت طبقه‌بندی ۴- کلاس را به‌دست آورد.</p>	<p>ماشین‌بردار پشتیبان، بیزهای ساده و درخت تصمیم</p>	<p>یک استراتژی تشخیصی به کمک رایانه برای تشخیص و درجه‌بندی آب مروارید، با استفاده از تصاویر فوندوس شبکیه</p>	<p>Yadav و JKPS .Yadav S (۴۳)۲۰۲۲</p>
<p>این مطالعه یک ابزار تشخیصی خودکار برای آب مروارید در تصاویر SS-OCT ایجاد کرد. نقشه‌های احتمالی آب مروارید بر روی تصاویر ابزار دیگری را برای کمک به پزشک در تشخیص و برنامه‌ریزی جراحی آن فراهم می‌کند. حساسیت و ویژگی برای تشخیص آب مروارید به ترتیب ۹۴/۴ و ۹۴/۷ درصد بود.</p>	<p>تشخیص در مجموعه اعتبارسنجی، ROC ۰/۹۸ AUC با آستانه CF (Cataract Fraction) بهبوده ۰/۱۴ بود. با استفاده از این آستانه، حساسیت و ویژگی برای تشخیص آب مروارید به ترتیب ۹۴/۴ و ۹۴/۷ درصد بود.</p>	<p>AUC ROC Sensitivity Specificity شبکه عصبی پیچشی</p>	<p>توسعه و اعتبارسنجی یک مدل یادگیری عمیق برای تشخیص و محلی‌سازی آب مروارید بر روی تصاویر توموگرافی</p>	<p>Zeboulon و همکاران، (۴۴)۲۰۲۲</p>
<p>سیستم پیشنهادی با دقت تشخیص ۹۷/۹۴ درصد برای درجه‌بندی بیماری آب مروارید دست یافت.</p>	<p>تشخیص مشاهده شد که حساسیت برای دو معماری برابر است، در حالی که دقت برای معماری ۰/۹۹ VGGNet و با معماری ۰/۹۶ DenseNet است. علاوه بر این، f-score برای معماری ۰/۹۸ VGGNet و برای معماری ۰/۹۷ DenseNet است. مقدار کاپا برای معماری ۰/۸۷ VGGNet و برای معماری ۰/۷۳ DenseNet است. متریک حساسیت برای هر دو معماری به طور یکسان به دست آمد. هنگامی که مقادیر دقت و f-score برای دو معماری ارزیابی شدند، مشاهده شد که معماری VGGNet در معماری DenseNet در تشخیص آب مروارید از تصاویر شبکیه موفق‌تر است. در حالی که مقدار کاپا، که یکی دیگر از معیارهای مهم است، «تطابق قابل‌توجهی» برای DenseNet است، این مقدار «تقریباً مطابقت کامل» برای VGGNet است.</p>	<p>Accuracy, Sensitivity, Precision ,f-score ,Kappa Error ROC curves یادگیری عمیق معماری VGGNet و DenseNet</p>	<p>ارایه سیستم تشخیصی خودکار آب مروارید با استفاده از معماری‌های یادگیری عمیق مبتنی بر تصویر</p>	<p>Acar و همکاران، (۴۵)۲۰۲۱</p>
<p>همه مدل‌ها دقت پیش‌بینی را بهتر از شانس براساس سطح زیرمنحنی مشخصه‌ی عملکرد گیرنده نشان دادند. مدل‌های ساده‌تر مانند رگرسیون لجستیک تقریباً به خوبی مدل‌های پیچیده‌تر یادگیری ماشینی عمل می‌کنند.</p>	<p>پیش‌بینی دستاوردهای مدل‌های پیش‌بینی در شناسایی بیماران داری انکسار، از ۷/۸ درصد (افزایش از ۱۵۰۰ به ۱۶۱۷ بیمار) تا ۷۴ درصد (افزایش از ۲۵۰ به ۴۳۵ بیمار) متغیر است. قابل توجه است که عملکرد هر شش مدل در نمونه آزمایشی تفاوت چندانی ندارد: هم برای PE و هم SICS AUC برای شش مدل از ۰/۶۱ تا ۰/۶۵ متغیر است.</p>	<p>AUC ROC curve رگرسیون لجستیک، درخت تصمیم، درخت تصمیم هرس شده، جنگل تصادفی، الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه و شبکه عصبی</p>	<p>توسعه‌ی مدل‌های پیش‌بینی‌کننده برای شناسایی بیماران جراحی آب مروارید دارای انکسار در معاینه‌ی چهار هفته‌ای پس از عمل بر اساس تصویر</p>	<p>Gupta و همکاران، (۴۶)۲۰۲۱</p>



<p>این مطالعه یک سیستم تشخیصی و استراتژی تقسیم‌بندی لنز را برای آب مروارید نوزادان ارائه کرد.</p>	<p>تشخیص</p> <p>برای پارتیشن‌بندی لنزهای معمولی و غیرعادی، Faster R-CNN به ترتیب به میانگین تقاطع ۰/۹۱۰۷ و ۰/۹۴۱۹ دست یافت و میانگین دقت آن‌ها هر دو <math> >۹۵\% </math> است. در مقایسه با تبدیل Hough، دقت، ویژگی و حساسیت سریع‌تر R-CNN برای درجه‌بندی ناحیه کدورت به ترتیب ۵/۳۱، ۸/۰۹ و ۳/۲۹ درصد بهبود یافته است. بهبودهای مشابهی در درجه‌بندی دیگر چگالی کدورت و مکان ارائه شد.</p>	<p>ROC curve AUC accuracy, specificity, sensitivity</p>	<p>یادگیری عمیق شبکه عصبی پیچشی (R-CNN) و تبدیل هاف (Hough transform)</p>	<p>بهبود تعمیم‌پذیری تشخیص آب مروارید نوزادان از طریق یادگیری عمیق و مجموعه داده‌های چند مرکزی بر اساس تصویر</p> <p>Jiang و همکاران، (۲۰۲۱) (۴۷)</p>
<p>روش پیشنهادی با دقت متوسط ۹۹/۱۳٪ از روش‌های تشخیص پیشرفته‌ی آب مروارید بهتر عمل کرد. مدل می‌تواند آب مروارید را بدون توجه به خفیف یا شدید بودن با موفقیت تشخیص دهد. دو نتیجه طبقه‌بندی اشتباه نشان داد که آن‌ها به اشتباه با تفاوت جزئی در امتیازات طبقه‌بندی شده‌اند.</p>	<p>تشخیص</p> <p>مدل از نظر دقت (۹۹/۱۳٪)، یادآوری Precision (۹۹/۰۸٪)، MCC (۹۹/۰۷٪)، ویژگی (۹۹/۱۷٪)، F1-score (۹۹/۰۷٪) و بهتر از روش‌های تشخیص آب مروارید پیشرفته عمل کرد. امتیاز AUC ۰/۹۹۰۱ است که تقریباً کامل است.</p>	<p>Accuracy, Precision Recall Sensitivity, Specicity F1-score MCC Matthews) Correlation (Coefficient</p>	<p>یادگیری عمیق شبکه عصبی پیچشی</p>	<p>ارایه یک شبکه عصبی عمیق جدید، به نام CataractNet، برای تشخیص خودکار آب مروارید در تصاویر فوندوس</p> <p>Junayed و همکاران، (۲۰۲۱) (۴۸)</p>
<p>با توجه به تجزیه و تحلیل هوش مصنوعی، ویژگی‌های قبل از عمل دخیل در طغیان عوارض مشخص شدند. درخت طبقه‌بندی نشان داد که چشم‌هایی با هم‌بودی چشمی، BCVA کمتر، آستیگماتیسم بالاتر و آن‌هایی که عوارض حین عمل را تجربه کرده‌اند، بعد از عمل ایجاد می‌شوند. درخت تصمیم با دقت ۷۱/۵٪ نسبت به سایر الگوریتم‌ها (Naive Bayes, SVM, NN) بهتر عمل نمود.</p>	<p>مدیریت</p> <p>درخت تصمیم با دقت ۷۱/۵٪ نسبت به سایر الگوریتم‌ها (Naive Bayes, SVM, NN) بهتر عمل نمود.</p>	<p>Accuracy</p>	<p>درخت تصمیم</p>	<p>استفاده از هوش مصنوعی، به ویژه درخت تصمیم، برای ارزیابی هر دو ویژگی چشمی و سیستمیک درگیر در شروع عوارض ناشی از جراحی آب مروارید در یک بیمارستان آموزشی با استفاده از تصاویر چشم</p> <p>Lanza و همکاران، (۲۰۲۱) (۴۹)</p>
<p>مدل‌های یادگیری ماشینی توانستند DoF خوب پس از عمل را در بین بیماران آب مروارید دریافت‌کننده‌ی لنز چشمی Tecnis Symphony پیش‌بینی کنند. دقت مدل بالای ۷۰ درصد بود. الگوریتم Apriori و ویژگی قبل از عمل را شناسایی کرد که به شدت با DoF پس از عمل مرتبط بود.</p>	<p>پیش‌بینی</p> <p>مدل XGBoost بهترین دقت پیش‌بینی را در مقایسه با مدل‌های RF، LASSO و MLR ایجاد کرد. عملکرد کلی بهترین برازش مدل XGBoost به شرح زیر بود: دقت = ۷۰/۳٪، $AUC = ۸۰/۲\%$ حساسیت = ۶۵/۵٪ و ویژگی = ۸۷/۵٪.</p>	<p>ROC curve AUC accuracy, specificity, sensitivity</p>	<p>Extreme Gradient Boost (XG Boost), random forest (RF) LASSO penalized regression, Multivariable logistic regression (MLR)</p>	<p>پیش‌بینی DoF (depth of focus) با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشینی پس از جراحی آب مروارید با کاشت Tecnis Symphony و تعیین عوامل تأثیر مرتبط با استفاده از اطلاعات پرونده پزشکی بیماران</p> <p>Liu و همکاران، (۲۰۲۱) (۵۰)</p>

مدل‌های شناسایی توانستند به‌طور دقیق بیماران مبتلا به آب مروارید مادرزادی را از کودکان سالم متمایز کنند و مدل‌های پیش‌بینی CC در بیماران دوطرفه بهتر از موارد یک‌طرفه عمل نمودند و RF بهتر از Ada عمل کرد. علاوه بر این، سابقه خانوادگی CC، سطح تحصیلات پایین والدین و بیماری همراه به عنوان سه عامل اصلی مرتبط با تشخیص دوطرفه و یک‌طرفه‌ی CC شناسایی شدند.

پیش‌بینی

مدل‌های شناسایی CC در هر دو اعتبار متقاطع 4-fold (مساحت زیر منحنی $AUC=0/91$) در موارد دوطرفه، $0/82$ در موارد یک‌طرفه تبعیض بالایی نشان دادند. و اعتبار خارجی ($AUC=0/93 \pm 0/05$) در موارد دوطرفه، $0/86 \pm 0/01$ در موارد یک‌طرفه) و عملکرد پایداری در تست‌های بالینی به دست آورد ($AUC=0/94-0/96$) در چهار زیر گروه توسط (RF).

Accuracy
Sensitivity
Specificity
False negative rate
False positive rate

یادگیری ماشین
روش‌های جنگل تصادفی
و تقویت سازگار
(adaptive boosting)

شناسایی عوامل
خطر / مرتبط
غیر تصویربرداری
و ارزش
پیش‌بینی‌کننده‌ی
آن‌ها در تشخیص
زودهنگام CC با
استفاده از یک مدل
جدید مبتنی بر
هوش مصنوعی

Lin
و همکاران،
(51)2020

با استفاده از ماژول پیش‌بینی، عامل (agent) مطالعه‌ی VAO را با حساسیت $0/94$ درصد و ویژگی $93/5$ درصد و IOP بالا با حساسیت $96/4$ درصد و ویژگی $94/1$ درصد را برای مجموعه داده‌ی چندمنبعی پیش‌بینی کرد. با استفاده از ماژول بهداشت از راه دور، عامل (agent) مطالعه پیشنهادها، مداخله‌های $94/5$ درصد و ویژگی $95/9$ درصد برای مجموعه داده‌ی چندمنبعی ارائه کرد. مطالعه AUCهای $0/944$ ، $0/961$ و $0/981$ برای تشخیص VAO، IOP بالا و مداخله به‌ترتیب برای مجموعه داده‌ی چند منبعی داشت.

مدیریت

نتایج نشان داد که سیستم ارائه شده بتواند تشخیص و رسیدگی به عوارض در مراحل اولیه و کاهش بار اجتماعی- اقتصادی بیماران را در مقایسه با پیگیری‌های حضوری مرسوم دارد.

Accuracy
Sensitivity
Specificity
AUCs

الگوریتم‌های بی‌زی و
یادگیری عمیق

مدیریت آب
مروارید مادرزادی
با پیش‌بینی فردی و
محاسبات از راه دور
با هوش مصنوعی با
استفاده از تصاویر

Long
و همکاران،
(52)2020

پردازش تصاویر و الگوریتم خوشه‌بندی K-means فازی بر روی تصاویر نوری خام اعمال می‌شود تا ویژگی‌های مخصوص سه کلاس طبقه‌بندی شوند. سپس از الگوریتم پس انتشار (BPA) برای طبقه‌بندی استفاده شد. در این کار از 140 تصویر نوری متعلق به سه کلاس استفاده شده است. طبقه‌بندی‌کننده‌ی ANN میانگین نرخ $93/3$ درصد را در تشخیص تصاویر نوری طبیعی، آب مروارید و پس از آب مروارید نشان داد. سیستم پیشنهادی 98% حساسیت و 100% ویژگی را نشان داد که نشان می‌دهد که نتایج از نظر بالینی قابل توجه هستند. این سیستم همچنین می‌تواند برای آزمایش اثربخشی عمل آب مروارید با آزمایش تصاویر نوری پس از جراحی آب مروارید استفاده شود.

تشخیص

سیستم پیشنهادی 98% حساسیت و 100% ویژگی را نشان داد.

sensitivity
specificity

الگوریتم پس انتشار خطا
الگوریتم خوشه‌بندی
K-mean

ارایه سیستمی برای
تشخیص آب مروارید
و آزمایش اثربخشی
جراحی پس از آب
مروارید با استفاده
از تکنیک‌های
هوش مصنوعی با
استفاده از تصاویر
چشم

Acharya
و همکاران،
(53)2010

یادگیری انتقالی Transfer Learning
 الگوریتم پس انتشار خطا Backpropagation
 شبکه‌های عصبی پیچشی بازگشتی Recurrent Neural Network (RNN)
 یادگیری عمیق Deep learning
 درخت تصمیم Decision Tree
 جنگل تصادفی Random Forest
 الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه k-nearest neighbors
 شبکه عصبی Neural Networks – ANN
 شبکه عصبی پیچشی convolutional neural network (CNN)
 تبدیل هاف Hough transform
 ماشین بردار پشتیبان (Support vector machines - SVM)

نتایج بررسی مطالعات نشان داد که الگوریتم‌های شبکه عصبی پیچشی (۶ مقاله)، شبکه عصبی بازگشتی (۱ مقاله)، شبکه پیچشی عمیق (۱ مقاله)، ماشین بردار (۲ مقاله)، یادگیری انتقالی (۱ مقاله)، درخت تصمیم (۴ مقاله)، جنگل تصادفی (۴ مقاله)، رگرسیون لجستیک (۳ مقاله)، الگوریتم‌های بیز (۳ مقاله)، XGBoost (۳ مقاله) و الگوریتم خوشه‌بندی K نزدیک‌ترین همسایه (۲ مقاله) از تکنیک‌ها و الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی و یادگیری ماشین بودند که از آن‌ها به صورت ترکیبی در مطالعات، استفاده شده بود. این تکنیک‌ها در تشخیص (۷۰٪)، مدیریت (۱۷٪) و پیش‌بینی بیماری آب مروارید (۱۳٪) با دقت بالا عمل کرده و مؤثر بودند. در این میان تکنیک‌های یادگیری عمیق و شبکه عصبی پیچشی بیشترین سهم را در تشخیص آب مروارید داشته‌اند. در مدیریت آب مروارید تکنیک‌های یادگیری عمیق، درخت تصمیم و الگوریتم بیزی دخیل بودند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند رگرسیون لجستیک، جنگل تصادفی، شبکه عصبی مصنوعی، درخت تصمیم، K نزدیک‌ترین همسایه، XGBoost و تقویت سازگار نیز در پیش‌بینی آب مروارید استفاده گردیده بودند. همچنین نتایج نشان داد که نوع داده‌های به کار گرفته شده در ۸۷٪ موارد (۲۰ مطالعه) تصاویر بودند. سه مطالعه به بررسی عوامل غیرتصویری و ژن‌های مرتبط با آب مروارید و پرونده بیمار پرداخته بودند که به منظور پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفتند. جزئیات مطالعات بررسی شده در جدول ۲ ارائه گردیده است.

بحث

در این مطالعه، کاربرد تکنیک‌های هوش مصنوعی در بیماری آب مروارید بررسی شد. مطالعه حاضر در مجموع، ۲۳ مقاله را بررسی و ارزیابی نمود. این مقالات به کاربرد تکنیک‌های هوش مصنوعی در تشخیص، پیش‌بینی و مدیریت بیماری آب مروارید با استفاده از تکنیک‌ها و الگوریتم‌های شبکه

عصبی مصنوعی شامل شبکه عصبی پیچشی، شبکه عصبی بازگشتی، شبکه پیچشی عمیق، ماشین بردار و یادگیری انتقالی و سایر الگوریتم‌ها پرداخته بودند همان‌طور که نتایج مطالعه حاضر نشان داده از انواع تکنیک‌های شبکه عصبی مصنوعی بیشتر در تشخیص آب مروارید استفاده شده که در مطالعات مختلف دیگر نیز به اثربخشی شبکه عصبی در تشخیص و طبقه‌بندی کدورت‌های لنز اشاره شده است (۵۷-۵۴). در این مطالعه از ۸ مطالعه‌ای که از تکنیک شبکه عصبی پیچشی استفاده نمودند، ۷ مطالعه (۸۸٪) به منظور غربالگری و تشخیص و ۲ مطالعه (۲۵٪) برای درجه‌بندی شدت آب مروارید استفاده شده بودند. یادگیری عمیق به تفسیر خودکار روش‌های مختلف تصویربرداری شبکه‌ای از جمله عکاسی فوندوس و توموگرافی انسجام نوری کمک کرده است. شبکه‌های عصبی پیچشی نشان‌دهنده‌ی کلاس اولیه شبکه‌های عصبی عمیق هستند که در تحلیل‌های تصویری اعمال می‌شوند و برای کمک به تشخیص اختلالات چشمی پیکربندی شده‌اند (۵۸). مدل شبکه عصبی پیچشی نقشی اساسی در استخراج ویژگی‌های برجسته ایفا می‌کند (۱۷) و توسعه‌ی فناوری تشخیص تصاویر پزشکی را ارتقا داده است (۵۹). فناوری پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی پیچشی، ابزار مؤثری برای غربالگری اولیه آب مروارید ارائه می‌کنند. بیماران می‌توانند به طور مستقل سلامت چشم خود را با گرفتن تصاویری از خود و تسهیل مداخلات اولیه و مشاوره پزشکی ارزیابی کنند که در افزایش ارزیابی اولیه آب مروارید، امکان تشخیص زودهنگام و دسترسی به موقع به مراقبت‌های مناسب را نوید می‌دهد (۱۷). توانایی سیستم مطالعه‌ی بیماری چشم مرتبط با سن (AREDS) برای رتبه‌بندی تصاویر آب مروارید بر اساس شدت آن‌ها، نه تنها معیارهای کمی را ارائه می‌دهد، بلکه فرایند تصمیم‌گیری برای استراتژی‌های درمانی مناسب را تسهیل می‌کند. علاوه بر این، ادغام مکانیسم‌های استخراج ویژگی مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی،

و رویکرد شبکه عصبی، شکل ریاضی مختصری دارد و مزایای بسیاری را نشان می‌دهد. علاوه بر این، ماشین بردار پشتیبان می‌تواند به‌طور مؤثر مسایل غیرخطی و دارای ابعاد زیاد را با تعداد نمونه کم حل کند (۷۰). ماشین بردار پشتیبان یک الگوریتم یادگیری ماشینی زیر نظر است که می‌تواند با نمونه‌های آموزشی کوچک نتایج مؤثری ارائه دهد، خروجی یادگیری آن قوی است و دقت پیش‌بینی بالایی دارد (۹).

Askarian و همکاران یک رویکرد کارآمد برای شناسایی بیماری آب مروارید با اتخاذ ویژگی‌های درخشندگی (luminance-based) تصاویر با استفاده از گوشی هوشمند پیشنهاد نمودند که تصاویر چشم گرفته‌شده توسط گوشی هوشمند برای استخراج لنز برش داده شدند و تصاویر برای حذف پس‌زمینه و نویز نامربوط با استفاده از فیلتر وسط و تبدیل حوزه پیش‌پردازش شدند. سپس، یک تغییر روشنایی جدید از الگوریتم روشنایی پیکسل برای استخراج ویژگی‌های تصویر لنز معرفی شد. ویژگی‌های درخشندگی و بافت انواع مختلف تصاویر بیماری آب مروارید با استفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان به‌عنوان روش طبقه‌بندی، چشم‌های آب مرواریدی شناسایی شدند (۱).

Marouf و همکاران برای رویکرد پیش‌بینی کلی هنگام استفاده از روش‌های یادگیری ماشین، روش‌های کلاسیک مناسبی مانند درخت تصمیم، جنگل تصادفی، بیز ساده، رگرسیون لجستیک، k نزدیک‌ترین همسایه و ماشین بردار پشتیبان را انتخاب نمودند و تجزیه و تحلیل علامتی از علائم برجسته هریک از پنج بیماری چشم انجام دادند. با مقایسه‌ی روش‌ها، شاخص‌های عملکرد سنتی مانند دقت، صحت و حساسیت اتخاذ شد. در نهایت، ماشین بردار پشتیبان از سایر مدل‌ها بهتر عمل کرد و بالاترین دقت (۹۹/۱۱٪) را برای اعتبارسنجی متقاطع ۱۰ برابری به دست آورد (۷۱).

علاوه بر این، استفاده از معماری‌های پیشرفته مانند DenseNet, ResNet, یا Inception چشم‌اندازهایی را برای اصلاح نمایش ویژگی و یادگیری سلسله مراتبی ارائه می‌دهد و تشخیص الگوهای ظریف و روابط پیچیده درون تصاویر آب مروارید را تسهیل می‌کند. تنظیم دقیق مدل‌های از پیش آموزش دیده در مجموعه داده‌های حجیم و ناهمگن می‌تواند محدودیت‌های قابل انتساب را بیشتر برطرف کند (۷۳ و ۷۲). در مطالعه‌ی حاضر در دو مطالعه از تکنیک‌های VGGNet و DenseNet (۴۵) و ResNe50 و DenseNet121 (۳۴) در تشخیص و درجه‌بندی آب مروارید استفاده شد. Li و همکاران یک سیستم

قابلیت‌های متمایز سیستم را با گرفتن عکس افزایش می‌دهد (۵۵). یافته‌ها نتایج امیدوارکننده‌ای را نشان می‌دهند که نویدبخش خودکارسازی و ساده‌سازی ارزیابی شدت آب مروارید است و توانمندی پزشکان با اطلاعات حیاتی برای تصمیم‌گیری آگاهانه و مراقبت بهینه از بیمار را افزایش می‌دهد (۵۵). مطالعات Khan و همکاران، Kokil و Pratap پتانسیل هوش مصنوعی در دستیابی به دقت استثنایی در تشخیص آب مروارید با استفاده از تکنیک شبکه‌های عصبی پیچشی را نشان می‌دهند (۶۰ و ۳۲). مطالعات مشابه دیگری به نقش اساسی تکنیک شبکه‌های عصبی پیچشی در غربالگری و تشخیص آب مروارید اشاره دارند (۶۱ و ۵۶ و ۵۲ و ۲۶). تکنیک شبکه‌های عصبی پیچشی در درجه‌بندی شدت آب مروارید نیز نقش بسزایی ایفا می‌کند که مطالعات دیگر (۶۴-۶۲) نیز از تکنیک شبکه‌های عصبی پیچشی برای همین منظور استفاده کردند. Ran و همکاران (۶۱) نیز از ترکیب شبکه‌های عصبی پیچشی و جنگل تصادفی برای درجه‌بندی شدت آب مروارید استفاده نمودند.

تکنیک ماشین بردار پشتیبان نیز از دیگر تکنیک‌های هوش مصنوعی است که به‌منظور تشخیص و درجه‌بندی کاتاراکت از آن بهره برده شده است. هم‌راستا با نتایج این مطالعه، مطالعات Mahesh-Kumar و Gunasundari, Yang و همکاران (۶۶ و ۶۵) در تشخیص، مطالعات Li و همکاران, Yang و همکاران و Kokil و Pratap (۶۷ و ۶۶ و ۶۰) در درجه‌بندی و مطالعات Carmona-Gonzalez و Sramka, Palomino-Bautista و همکاران, Yu و همکاران (۶۹ و ۶۸ و ۲۴) نیز از تکنیک ماشین بردار پشتیبان در شناسایی و مدیریت کاتاراکت مادرزادی استفاده نمودند.

همسو با مطالعه‌ی حاضر، Yang و همکاران (۶۶) در تشخیص و درجه‌بندی و Xu و همکاران (۲۳) در درجه‌بندی از شبکه‌های عصبی پیچشی برگشتی استفاده کرده بودند. نتایج مطالعه‌ی Sramka و همکاران (۶۸) نیز نشان داد که شبکه‌های عصبی پیچشی برگشتی پتانسیل قوی برای بهبود محاسبات لنز داخل چشمی دارند. بهینه‌سازی و دقت بیشتر محاسبات لنز داخل چشمی بالینی خطر عمل مجدد بعدی یا اصلاحات لیزر انکساری احتمالی و خطر عوارض مرتبط و همچنین بهبود راحتی برای بیمار را کاهش می‌دهد (۶۸).

در مقایسه با شبکه عصبی سنتی، ماشین بردار پشتیبان یک راه‌حل جدید در زمینه‌های یادگیری ماشین است. این تکنیک در مقایسه با روش‌های پرکاربرد برای مسایل رگرسیون مانند: رگرسیون خطی تک بعدی، رگرسیون خطی چندگانه



یادگیری عمیق را با استفاده از داده‌های آموزشی از پایگاه داده بالینی مرکز چشم پکن توسعه دادند که از تکنیک‌های ResNet-18 و ResNet-50 استفاده نمودند (۷۴). Hossain و همکاران با پیشنهاد یک سیستم پیچیده که از شبکه‌های عصبی پیچشی و شبکه‌های ResNets استفاده نمودند، سهم قابل توجهی در زمینه‌ی تشخیص آب مروارید داشته‌اند. کار آن‌ها بر دستیابی به دقت بالا در طبقه‌بندی سطوح شدت آب مروارید متمرکز بود (۷۵). در روشی مشابه، Zhang و همکاران یک روش تشخیص آب مروارید با استفاده از یک رویکرد مجموعه‌ای ارایه کرده‌اند که تصاویر اولتراسوند را برای افزایش دقت که از روش‌های یادگیری عمیق جایگزین با دقت قابل توجه ۹۷/۵٪ پیشی می‌گیرد، استفاده شده است (۷۶). در مطالعه‌ی حاضر دو مطالعه نشان دادند که رگرسیون لجستیک نسبت به سایر تکنیک‌ها به خوبی توانسته به‌عنوان یک پیش‌بینی‌کننده برای شناسایی بیماران جراحی آب مروارید عمل کند (۳۶ و ۴۶).

در این مطالعه، سه مقاله از تکنیک‌هایی مانند جنگل تصادفی در پیش‌بینی کاتاراکت استفاده کرده بودند (۳۶ و ۴۶ و ۵۱). جنگل تصادفی یک الگوریتم یادگیری مجموعه‌ی عالی است که بسیاری از درخت‌های تصمیم را با نمونه‌های جزئی و ویژگی‌های جزئی که به‌طور تصادفی از کل مجموعه داده انتخاب می‌شوند ترکیب می‌کند. در نهایت، برچسب یک نمونه آزمایش با رأی‌گیری توسط همه درختان تصمیم جنگل تصادفی تعیین می‌شود. بنابراین، می‌توان از مشکل بیش از حد برآزش به‌طور مؤثر اجتناب کرد (۷۷ و ۷۸). در این رابطه Lin و همکاران و Long و همکاران (۵۱ و ۵۲) در شناسایی و مدیریت کاتاراکت مادرزادی از این تکنیک استفاده نمودند. Zhang و همکاران از استخراج قوانین جنگل و انجمن تصادفی برای ساخت یک سیستم پیش‌بینی خودکار عوارض برای بیماران آب مروارید اطفال استفاده کردند تا بیماران با درجات مختلف عوارض زودتر هشدار داده و درمان شوند (۷۹). Xiong و همکاران نیز راهی برای درجه‌بندی آب مروارید به پنج درجه کشف کردند و با درخت تصمیم ۸۱/۱ درصد دقت را به دست آوردند (۷۸). استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی در تشخیص و درجه‌بندی آب مروارید از اهمیت بالایی برخوردار است. تا به امروز، مدل‌های هوش مصنوعی برای غربالگری و تشخیص آب مروارید (۵۶ و ۵۴ و ۲۳)، بهینه‌سازی محاسبه‌ی قدرت لنز داخل چشمی برای جراحی آب مروارید (۸۲-۸۰ و ۲۶)، طبقه‌بندی مراحل جراحی آب مروارید از ویدئوها (۸۴ و ۸۳ و ۲۶) و پیش‌بینی زمان‌بندی عمل جراحی برای بهینه‌سازی گردش‌های کاری اتاق عمل (۲۹) استفاده شده

است. بنابراین با توجه به برگشت پذیر بودن آب مروارید به‌عنوان شایع‌ترین علت اختلال بینایی (۸۵) و پیشرفت‌های قابل توجه هوش مصنوعی در پیش‌بینی، تشخیص، ارزیابی، درمان و مدیریت، می‌توان از این ابزار (۲۰) در چشم پزشکی بهره‌ی فراوان برد.

از جمله محدودیت این مطالعه می‌توان به شامل نشدن مقالاتی که به متن کامل آن دسترسی نداشته اشاره نمود. همچنین در این مطالعه مقالات غیرانگلیسی مورد بررسی قرار نگرفته است. محدودیتی که برای هر مرور سیستماتیک اعمال می‌شود، این است که ممکن است نتوان هر مطالعه‌ی مرتبط را پیدا کرد. این موضوع در طول فرایند بررسی همتایان، زمانی که مطالعه‌ی مرتبط دیگری فاش شد، برای پژوهشگران مطالعه‌ی پیش‌رو مشخص شد.

نتیجه‌گیری

تکنیک‌ها و الگوریتم‌های مختلف هوش مصنوعی و یادگیری ماشین مانند شبکه عصبی پیچشی، درخت تصمیم، جنگل تصادفی، رگرسیون لجستیک، الگوریتم‌های بیز، XGBoost، خوشه‌بندی K نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار و یادگیری انتقالی در تشخیص (۷۰٪) مدیریت (۱۷٪) و پیش‌بینی بیماری آب مروارید (۱۳٪) با دقت بالا عمل کرده و مؤثر بودند. در این میان تکنیک‌های یادگیری عمیق و شبکه عصبی پیچشی بیشترین سهم را در تشخیص آب مروارید داشته‌اند. در مدیریت آب مروارید تکنیک‌های یادگیری عمیق، درخت تصمیم و الگوریتم بیزی دخیل بودند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند رگرسیون لجستیک، جنگل تصادفی، شبکه عصبی مصنوعی، درخت تصمیم، K نزدیک‌ترین همسایه، XGBoost و تقویت سازگار نیز در پیش‌بینی آب مروارید استفاده شده بودند. همان‌طور که پیش‌بینی و تشخیص زود هنگام و مراجعه به‌موقع می‌تواند عوارض بیماری در آینده را کاهش دهد، به‌کارگیری سیستم‌های مبتنی بر مدل‌های هوش مصنوعی که دقت قابل‌قبولی دارند، می‌تواند در جهت پشتیبانی از فرایند تصمیم‌گیری پزشکان و مدیریت این بیماری مؤثر واقع گردند. تکنیک‌ها و الگوریتم‌های هوش مصنوعی از طریق کاربردهای متعدد خود می‌توانند شکاف مراقبت‌های بهداشتی بین مناطق شهری و روستایی بیشتر را برای بیماران و همچنین ارائه‌دهندگان مراقبت‌های بهداشتی پر کند. هوش مصنوعی دارای پتانسیل ویژه‌ای برای تغییر این زمینه است و انتظار می‌رود در آینده‌ی نزدیک، هوش مصنوعی به انواع بیماری‌های چشمی از جمله آب مروارید که مهم‌ترین

کاربردی ساده مبتنی بر هوش مصنوعی برای گوشی های هوشمند می تواند کمک بزرگی باشد به ارایه دهندگان مراقبت های بهداشتی اولیه در مناطق روستایی، جایی که منابع کمیاب است.

عامل نابینایی در سراسر جهان است، پاسخ دهد. کشورهای در حال توسعه، که در آنها توزیع مراقبت های بهداشتی عادلانه نیست، می توانند تا حد زیادی از چنین کاربردهای گسترده ی هوش مصنوعی بهره مند شوند. حتی برنامه های

References

1. Askarian B, Ho P & Chong JW. Detecting cataract using smartphones. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine* 2021; 9(1): 3800110.
2. Ang MJ & Afshari NA. Cataract and systemic disease: A review. *Clinical and Experimental Ophthalmology* 2021; 49(2): 118-27.
3. Lim JC, Caballero-Arredondo M, Braakhuis AJ & Donaldson PJ. Vitamin C and the lens: New insights into delaying the onset of cataract. *Nutrients* 2020; 12(10): 3142.
4. Congdon N, O-Colmain B, Klaver C, Klein R, Munoz B, Friedman DS, et al. Causes and prevalence of visual impairment among adults in the United States. *Archives of Ophthalmology (Chicago, Ill: 1960)* 2004; 122(4): 477-85.
5. National Institutes of Health (NIH). Eye disease statistics. Available at: https://www.nei.nih.gov/sites/default/files/2019-04/NEI_Eye_Disease_Statistics_Factsheet_2014_V10.pdf. 2014.
6. Foster A. Vision 2020: The cataract challenge. *Community Eye Health* 2000; 13(34): 17-9.
7. Sheeladevi S, Lawrenson JG, Fielder AR & Suttle CM. Global prevalence of childhood cataract: A systematic review. *Eye (Lond)* 2016; 30(9): 1160-9.
8. Cedrone C, Culasso F, Cesareo M, Mancino R, Ricci F, Cupo G, et al. Prevalence and incidence of age-related cataract in a population sample from Priverno, Italy. *Ophthalmic Epidemiology* 1999; 6(2): 95-103.
9. Tawfik HR, Birry RA & Saad AA. Early recognition and grading of cataract using a combined log Gabor/discrete wavelet transform with ANN and SVM. *International Journal of Computer and Information Engineering* 2018; 12(12): 1038-43.
10. Delbarre M & Froussart-Maille F. Signs, symptoms, and clinical forms of cataract in adults. *Journal Francais D-Ophtalmologie* 2020; 43(7): 653-9.
11. Klein BE, Klein R, Wang Q & Moss SE. Older-onset diabetes and lens opacities. The beaver dam eye study. *Ophthalmic Epidemiology* 1995; 2(1): 49-55.
12. Yu JM, Yang DQ, Wang H, Xu J, Gao Q, Hu LW, et al. Prevalence and risk factors of lens opacities in rural populations living at two different altitudes in China. *International Journal Ophthalmology* 2016; 9(4): 610-6.
13. Mahdi AM, Rabiou M, Gilbert C, Sivasubramaniam S, Murthy GV, Ezelum C, et al. Prevalence and risk factors for lens opacities in Nigeria: Results of the national blindness and low vision survey. *Investigative Ophthalmology and Visual Science* 2014; 55(4): 2642-51.
14. Chua J, Lim B, Fenwick EK, Gan AT, Tan AG, Lamoureux E, et al. Prevalence, risk factors, and impact of undiagnosed visually significant cataract: The singapore epidemiology of eye diseases study. *PLoS One* 2017; 12(1): e0170804.
15. Keel S, Mc-Guinness MB, Foreman J, Taylor HR & Dirani M. The prevalence of visually significant cataract in the Australian national eye health survey. *Eye (Lond)* 2019; 33(6): 957-64.
16. Goh JHL, Lim ZW, Fang X, Anees A, Nusinovici S, Rim TH, et al. Artificial intelligence for cataract detection and management. *Asia-Pacific Journal of Ophthalmology (Philadelphia, Pa.)* 2020; 9(2): 88-95.

17. Ganokratanaa T, Ketcham M & Pramkeaw P. Advancements in cataract detection: The systematic development of lenet-convolutional neural network models. *Journal of Imaging* 2023; 9(10): 197.
18. Yazdani A, Safaei AA, Safdari R & Zahmatkeshan M. Diagnosis of breast cancer using decision tree, artificial neural network and naive bayes to provide a native model for fars province. *Journal of Payavard Salamat* 2019; 13(3): 241-50[Article in Persian].
19. Yazdani A, Zahmatkeshan M, Ravangard R, Sharifian R & Shirdeli M. Supervised machine learning approach to COVID-19 detection based on clinical data. *Medical Journal of the Islamic Republic of Iran* 2022; 36(1): 110.
20. Keskinbora K & Guven F. Artificial intelligence and ophthalmology. *Turkish Journal of Ophthalmology* 2020; 50(1): 37-43.
21. Gutierrez L, Lim JS, Foo LL, Ng WY, Yip M, Lim GYS, et al. Application of artificial intelligence in cataract management: Current and future directions. *Eye and Vision* 2022; 9(1): 3.
22. Hu S, Luan X, Wu H, Wang X, Yan C, Wang J, et al. ACCV: Automatic classification algorithm of cataract video based on deep learning. *BioMedical Engineering OnLine* 2021; 20(1): 78.
23. Xu X, Zhang L, Li J, Guan Y & Zhang L. A hybrid global-local representation CNN model for automatic cataract grading. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics* 2020; 24(2): 556-67.
24. Carmona-Gonzalez D & Palomino-Bautista C. Accuracy of a new intraocular lens power calculation method based on artificial intelligence. *Eye (Lond)* 2021; 35(2): 517-22.
25. Nemeth G, Kemeny-Beke A & Jr LM. Comparison of accuracy of different intraocular lens power calculation methods using artificial intelligence. *European Journal of Ophthalmology* 2022; 32(1): 235-41.
26. Lecuyer G, Ragot M, Martin N, Launay L & Jannin P. Assisted phase and step annotation for surgical videos. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery* 2020; 15(4): 673-80.
27. Wu D, Xiang Y, Wu X, Yu T, Huang X, Zou Y, et al. Artificial intelligence-tutoring problem-based learning in ophthalmology clerkship. *Annals of Translational Medicine* 2020; 8(11): 700.
28. Tabuchi H, Morita S, Miki M, Deguchi H & Kamiura N. Real-time artificial intelligence evaluation of cataract surgery: A preliminary study on demonstration experiment. *Taiwan Journal of Ophthalmology* 2022; 12(2): 147-54.
29. Lanza M, Koprowski R, Boccia R, Krysik K, Sbordone S, Tartaglione A, et al. Application of artificial intelligence in the analysis of features affecting cataract surgery complications in a teaching hospital. *Frontiers in Medicine* 2020; 7(1): 607870.
30. Page MJ, Mc-Kenzie JE, Bossuyt PM, Boutron I, Hoffmann TC, Mulrow CD, et al. The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *British Medical Journal* 2021; 372(71): 1-9.
31. Gan F, Liu H, Qin WG & Zhou SL. Application of artificial intelligence for automatic cataract staging based on anterior segment images: Comparing automatic segmentation approaches to manual segmentation. *Frontiers in Neuroscience* 2023; 17(1): 1182388.
32. Khan AA, Alsubai S, Wechtaisong C, Almadhor A, Kryvinska N, Hejaili AA, et al. CD-FL: Cataract images based disease detection using federated learning. *Computer Systems Science and Engineering* 2023; 47(2): 1733-50.
33. Vasan CS, Gupta S, Shekhar M, Nagu K, Balakrishnan L, Ravindran RD, et al. Accuracy of an artificial intelligence-based mobile application for detecting cataracts: Results from a field study. *Indian Journal of Ophthalmology* 2023; 71(8): 2984-9.
34. Xie H, Li Z, Wu C, Zhao Y, Lin C, Wang Z, et al. Deep learning for detecting visually impaired cataracts using fundus images. *Frontiers in Cell and Developmental Biology* 2023; 11(1): 1197239.

35. Yadav S & Yadav JKPS. Automatic cataract severity detection and grading using deep learning. *Journal of Sensors* 2023; 2023(1): 2973836.
36. Zafar S, Khurram H, Kamran M, Fatima M, Parvaiz A & Shaikh RS. Potential of GJA8 gene variants in predicting age-related cataract: A comparison of supervised machine learning methods. *PloS One* 2023; 18(8): e0286243.
37. Keenan TDL, Chen QY, Agron E, Tham YC, Goh JHL, Lei XF, et al. DeepLensNet: Deep learning automated diagnosis and quantitative classification of cataract type and severity. *Ophthalmology* 2022; 129(5): 571-84.
38. Kiuchi G, Tanabe M, Nagata K, Ishitobi N, Tabuchi H & Oshika T. Deep learning-based system for preoperative safety management in cataract surgery. *Journal of Clinical Medicine* 2022; 11(18): 5397.
39. Saju B & Rajesh R. Eye-vision net: Cataract detection and classification in retinal and slit lamp images using deep network. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)* 2022; 13(12): 211-21.
40. Son KY, Ko J, Kim E, Lee SY, Kim MJ, Han J, et al. Deep learning-based cataract detection and grading from slit-lamp and retro-illumination photographs: Model development and validation study. *Ophthalmology Science* 2022; 2(2): 100147.
41. Tham YC, Goh JHL, Anees A, Lei XF, Rim TH, Chee ML, et al. Detecting visually significant cataract using retinal photograph-based deep learning. *Nature Aging* 2022; 2(3): 264-71.
42. Wu X, Xu D, Ma T, Li ZH, Ye Z, Wang F, et al. Artificial intelligence model for antiinterference cataract automatic diagnosis: A diagnostic accuracy study. *Frontiers in Cell and Developmental Biology* 2022; 10(1): 906042.
43. Yadav JKPS & Yadav S. Computer-aided diagnosis of cataract severity using retinal fundus images and deep learning. *Computational Intelligence* 2022; 38(4): 1450-73.
44. Zeboulon P, Panthier C, Rouger H, Bijon J, Ghazal W & Gatinel D. Development and validation of a pixel wise deep learning model to detect cataract on swept-source optical coherence tomography images. *Journal of Optometry* 2022; 15(S 1): S43-S9.
45. Acar E, Turk O, Ertugrul O & Aldemir E. Employing deep learning architectures for image-based automatic cataract diagnosis. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences* 2021; 29(1): 2649-62.
46. Gupta S, Schneider MJ, Vardhan SA & Ravilla T. Use of predictive models to identify patients who are likely to benefit from refraction at a follow-up visit after cataract surgery. *Indian Journal of Ophthalmology* 2021; 69(10): 2695-701.
47. Jiang J, Lei S, Zhu M, Li R, Yue J, Chen J, et al. Improving the generalizability of infantile cataracts detection via deep learning-based lens partition strategy and multicenter datasets. *Frontiers in Medicine* 2021; 8(1): 664023.
48. Junayed MS, Islam MB, Sadeghzadeh A & Rahman S. CataractNet: An automated cataract detection system using deep learning for fundus images. *IEEE Access* 2021; 9(1): 128799-808.
49. Lanza M, Koprowski R, Boccia R, Ruggiero A, De-Rosa L, Tortori A, et al. Classification tree to analyze factors connected with post operative complications of cataract surgery in a teaching hospital. *Journal of Clinical Medicine* 2021; 10(22): 5399.
50. Liu Y, Wei D, Bai T, Luo J, Wood J, Vashisht A, et al. Using machine learning to predict post-operative depth of focus after cataract surgery with implantation of tecnis symfony. *European Journal of Ophthalmology* 2021; 31(6): 2938-46.
51. Lin D, Chen J, Lin Z, Li X, Zhang K, Wu X, et al. A practical model for the identification of congenital cataracts using machine learning. *eBioMedicine* 2020; 51(1): 102621.
52. Long EP, Chen JJ, Wu XH, Liu ZZ, Wang LM, Jiang JW, et al. Artificial intelligence manages congenital cataract with individualized prediction and telehealth computing. *Nature Partner Journals* 2020; 3(1): 112.

53. Acharya RU, Yu W, Zhu K, Nayak J, Lim TC & Chan JY. Identification of cataract and post-cataract surgery optical images using artificial intelligence techniques. *Journal of Medical Systems* 2010; 34(1): 619-28.
54. Gao X, Lin S & Wong TY. Automatic feature learning to grade nuclear cataracts based on deep learning. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering* 2015; 62(11): 2693-701.
55. Kim D, Jun TJ, Eom Y, Kim C & Kim D. Tournament based ranking CNN for the cataract grading, Berlin, Germany: 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2019.
56. Li W, Yang Y, Zhang K, Long E, He L, Zhang L, et al. Dense anatomical annotation of slit-lamp images improves the performance of deep learning for the diagnosis of ophthalmic disorders. *Nature Biomedical Engineering* 2020; 4(8): 767-77.
57. Wu X, Huang Y, Liu Z, Lai W, Long E, Zhang K, et al. Universal artificial intelligence platform for collaborative management of cataracts. *The British Journal of Ophthalmology* 2019; 103(11): 1553-60.
58. Ahmad BU, Kim JE & Rahimy E. Fundamentals of artificial intelligence for ophthalmologists. *Current Opinion in Ophthalmology* 2020; 31(5): 303-11.
59. Han Q, Qian X, Xu H, Wu K, Meng L, Qiu Z, et al. DM-CNN: Dynamic multi-scale convolutional neural network with uncertainty quantification for medical image classification. *Computers in Biology and Medicine* 2024; 168(1): 107758.
60. Pratap T & Kokil P. Efficient network selection for computer-aided cataract diagnosis under noisy environment. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 2021; 200(1): 105927.
61. Ran J, Niu K, He Z, Zhang H & Song H. Cataract detection and grading based on combination of deep convolutional neural network and random forests, Guiyang, China: IEEE International Conference on Network Infrastructure and Digital Content (IC-NIDC), 2018.
62. Dong Y, Zhang Q, Qiao Z & Yang J. Classification of cataract fundus image based on deep learning, Beijing, China: IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST), 2017.
63. Liu X, Jiang J, Zhang K, Long E, Cui J, Zhu M, et al. Localization and diagnosis framework for pediatric cataracts based on slit-lamp images using deep features of a convolutional neural network. *PloS One* 2017; 12(3): e0168606.
64. Xu Y, Gao X, Lin S, Wong DW, Liu J, Xu D, et al. Automatic grading of nuclear cataracts from slit-lamp lens images using group sparsity regression. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* 2013; 16(Pt 2): 468-75.
65. Mahesh-Kumar SV & Gunasundari R. Computer-aided diagnosis of anterior segment eye abnormalities using visible wavelength image analysis based machine learning. *Journal of Medical Systems* 2018; 42(7): 128.
66. Yang JJ, Li J, Shen R, Zeng Y, He J, Bi J, et al. Exploiting ensemble learning for automatic cataract detection and grading. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 2016; 124(1): 45-57.
67. Li H, Lim JH, Liu J, Wong DWK, Tan NM & Lu S. An automatic diagnosis system of nuclear cataract using slit-lamp images, Minneapolis, MN, USA: Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2009.
68. Sramka M, Slovak M, Tuckova J & Stodulka P. Improving clinical refractive results of cataract surgery by machine learning. *Peer Journal* 2019; 7(1): e7202.
69. Yu F, Croso GS, Kim TS, Song Z, Parker F, Hager GD, et al. Assessment of automated identification of phases in videos of cataract surgery using machine learning and deep learning techniques. *Journal of American Medical Association Network Open* 2019; 2(4): e191860.

70. Chen Y, Yang Y, Liu C, Li C & Li L. A hybrid application algorithm based on the support vector machine and artificial intelligence: An example of electric load forecasting. *Applied Mathematical Modelling* 2015; 39(9): 2617-32.
71. Marouf AA, Mottalib MM, Alhajj R, Rokne J & Jafarullah O. An efficient approach to predict eye diseases from symptoms using machine learning and ranker-based feature selection methods. *Bioengineering (Basel)* 2022; 10(1): 25.
72. Heidari M, Mirniaharikandehei S, Zargari-Khuzani A, Danala G, Qiu Y & Zheng B. Improving the performance of CNN to predict the likelihood of COVID-19 using chest X-ray images with preprocessing algorithms. *International Journal of Medical Informatics* 2020; 144(1): 104284.
73. Szegedy C, Vanhoucke V, Ioffe S, Shlens J & Wojna Z. Rethinking the inception architecture for computer vision, Las Vegas, NV, USA: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.
74. Li J, Xu X, Guan Y, Imran A, Liu B & Zhang L. Automatic cataract diagnosis by image-based interpretability, Miyazaki, Japan: IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2018.
75. Hossain MR, Afroze S, Siddique N & Hoque MM. Automatic detection of eye cataract using deep convolution neural networks (DCNNs), Dhaka, Bangladesh: IEEE Region 10 Symposium (TENSYP), 2020.
76. Zhang X, Lv J, Zheng H & Sang Y. Attention-based multi-model ensemble for automatic cataract detection in b-scan eye ultrasound images, Glasgow, UK: IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2020.
77. Qian C, Wang L, Gao Y, Yousuf A, Yang X, Oto A, et al. In vivo MRI based prostate cancer localization with random forests and auto-context model. *Computerized Medical Imaging and Graphics* 2016; 52(1): 44-57.
78. Xiong L, Li H & Xu L. An Approach to evaluate blurriness in retinal images with vitreous opacity for cataract diagnosis. *Journal of Healthcare Engineering* 2017; 2017(1): 5645498.
79. Zhang K, Liu X, Jiang J, Li W, Wang S, Liu L, et al. Prediction of postoperative complications of pediatric cataract patients using data mining. *Journal of Translational Medicine* 2019; 17(2): 1-10.
80. Debellemanniere G, Dubois M, Gauvin M, Wallerstein A, Brenner LF, Rampat R, et al. The PEARL-DGS formula: The development of an open-source machine learning-based thick IOL calculation formula. *American Journal of Ophthalmology* 2021; 232(1): 58-69.
81. Ladas J, Ladas D, Lin SR, Devgan U, Siddiqui AA & Jun AS. Improvement of multiple generations of intraocular lens calculation formulae with a novel approach using artificial intelligence. *Translational Vision Science and Technology* 2021; 10(3): 7.
82. Tessler M, Cohen S, Wang L, Koch DD, Zadok D & Abulafia A. Evaluating the prediction accuracy of the Hill-RBF 3.0 formula using a heteroscedastic statistical method. *Journal of Cataract and Refractive Surgery* 2022; 48(1): 37-43.
83. Al-Hajj H, Lamard M, Conze PH, Cochener B & Quellec G. Monitoring tool usage in surgery videos using boosted convolutional and recurrent neural networks. *Medical Image Analysis* 2018; 47(1): 203-18.
84. Yu KH, Beam AL & Kohane IS. Artificial intelligence in healthcare. *Nature Biomedical Engineering* 2018; 2(10): 719-31.
85. Rao GN, Khanna R & Payal A. The global burden of cataract. *Current Opinion in Ophthalmology* 2011; 22(1): 4-9.



Investigation of Artificial Intelligence Techniques for the Management of Cataract Disease: A Systematic Review

Zahra Karbasi¹ (Ph.D.), Michael Motaghi Niko² (B.S.), Maryam Zahmatkeshan^{3*} (Ph.D.)

¹ Assistant Professor, Department of Health Information Sciences, Faculty of Management and Medical Information Sciences, Kerman University of Medical Sciences, Kerman, Iran

² Master of Sciences Student in Nursing, Student Research Committee, Fasa University of Medical Sciences, Fasa, Iran

³ Assistant Professor, Department of Health Information Technology, Noncommunicable Diseases Research Center, Fasa University of Medical Sciences, Fasa, Iran

Abstract

Received: 7 Apr. 2024

Accepted: 31 Aug. 2024

Background and Aim: Cataracts are recognized as the cause of 51% of blindness worldwide. Following the promising initial results of artificial intelligence systems in eye diseases, AI algorithms have been applied in the diagnosis of cataracts, grading the severity of cataracts, intraocular lens calculations, and even as an assistive tool in cataract surgery. This study presents a systematic review of AI techniques in the management of cataract disease.

Materials and Methods: This systematic review study was conducted to investigate artificial intelligence techniques to manage cataract disease until November 11, 2023, and based on PRISMA guidelines. We retrieved all relevant articles published in English through a systematic search of PubMed, Scopus, and Web of Science online databases.

Results: In our initial search, 192 records were identified in the databases, and eventually, 23 articles were selected for review. The results indicated that convolutional neural network algorithms (6 articles), recurrent neural networks (1 article), deep convolutional networks (1 article), support vector machines (2 articles), transfer learning (1 article), decision trees (4 articles), random forests (4 articles), logistic regression (3 articles), Bayesian algorithms (3 articles), XGBoost (3 articles), and K-nearest neighbors clustering algorithms (2 articles) were the artificial neural network and machine learning techniques and algorithms utilized. These techniques were employed in the studies for the diagnosis (70%), management (17%), and prediction (13%) of cataract disease.

Conclusion: Various artificial intelligence and machine learning techniques and algorithms can be effective and efficient in diagnosing, grading, managing, and predicting cataracts with high accuracy. In this study, deep learning techniques and convolutional neural networks have made the greatest contribution to cataract diagnosis. Deep learning techniques, decision trees, and Bayesian algorithms were involved in cataract management. Machine learning algorithms such as logistic regression, random forest, artificial neural network, decision tree, K1-nearest neighbor, XGBoost, and adaptive boosting also played a role in cataract prediction. Just as early prediction, diagnosis, and timely referral can reduce future complications of the disease, the use of systems based on artificial intelligence models that have acceptable accuracy can be effective in supporting the decision-making process of physicians and managing this disease.

Keywords: Artificial Intelligence, Cataract, Algorithms

* Corresponding Author:
Zahmatkeshan M
Email:
m.zahmatkeshan@fums.ac.ir