

Comparison of the Diagnostic Performance of Artificial Intelligence-Based Models and Endoscopists for the Diagnosis of Colorectal Cancer Using Colonoscopy: a Systematic Review

Sadaf Ghajarieh Sepanloo¹, Akram Pourshams²,
Zahra Momayezsanat^{3*}, Nasim Ebadati Nakhjiri⁴, Parisa Navid⁵

¹ Digestive Diseases Research Center, Digestive Diseases Research Institute, Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

² Digestive Diseases Research Institute, Shariati Hospital, Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

³ Digestive Diseases Research Institute, Shariati Hospital, Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

⁴ Department of Family Medicine, School of Medicine, Ziaecian Hospital, Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

⁵ Digestive Diseases Research Institute, Department of Gastroenterology and Hepatology, Shariati Hospital, Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

ABSTRACT

Background:

Colorectal cancer is known as one of the most common cancers with a high mortality rate. Early diagnosis of the disease helps to reduce mortality. Regarding the rapid development of artificial intelligence (AI) models for the diagnosis of different cancers, this study compares the diagnostic performance of AI models with the ability of experts or non-expert endoscopists to diagnose cancerous polyps.

Materials and Methods:

The present study was conducted as a systematic review in PubMed, Scopus, and Web of Science databases, as well as those studies that were designed according to the research question and referenced methods to compare the performance of endoscopists and AI models. Data extraction was done by two researchers, and the criteria for comparison were accuracy, sensitivity, specificity, and positive and negative predictive values.

Results:

Out of the total 838 articles obtained from the database search, 112 duplicates and 683 irrelevant records were excluded. Besides, 35 records were removed after content analysis, and finally, nine articles remained for data extraction. Based on the results, AI-based models can improve the diagnostic performance of less experienced experts. However, by considering quantitative performance indicators such as accuracy, sensitivity, and specificity, the performance of experienced endoscopists was significantly higher than AI models and the less experienced experts.

Conclusion:

AI-based models can be suitable for improving the diagnostic performance of endoscopists; however, the focus of using these models should be on helping less experienced ones.

Keywords: Artificial intelligence, Colonoscopy, Colorectal cancer, Diagnosis

Please cite this paper as :

Sepanloo GS, Pourshams A, Momayezsanat Z, Ebadati Nakhjiri N, Navid P. Comparison of the Diagnostic Performance of Artificial Intelligence-Based Models and Endoscopists for the Diagnosis of Colorectal Cancer Using Colonoscopy: a Systematic Review. *Govaresh* 2024; 29:134-145.

*Corresponding author:

Zahra Momayezsanat, MD

Digestive Diseases Research Institute, Shariati Hospital,

Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

Tel : + 98 21 82415118

Fax : + 98 21 82415118

Email: zahramomayezsanat29@gmail.com

Received: 05 Jul. 2024

Revised: 10 Sep. 2024

Accepted: 11 Sep. 2024

مقایسه عملکرد تشخیصی مدل های بر پایه هوش مصنوعی و متخصصین اندوسکوپی برای تشخیص سرطان کلورکتال با استفاده از کلونوسکوپی: یک مطالعه مرور نظام مند

صدف قاجاریه سپانلو^۱، اکرم پور شمس^۲، زهرا ممیز صنعت^{۳*}، نسیم عبادتی نخجیری^۴، پریسا نوید^۵

^۱ مرکز تحقیقات بیماری های گوارش، پژوهشکده بیماری های گوارش و کبد، دانشگاه علوم پزشکی تهران، تهران، ایران
^۲ پژوهشکده بیماری های گوارشی، بیمارستان شریعتی، دانشگاه علوم پزشکی تهران، تهران، ایران
^۳ پژوهشکده بیماری های گوارشی، بیمارستان شریعتی، دانشگاه علوم پزشکی تهران، تهران، ایران
^۴ گروه پزشکی خانواده، دانشکده پزشکی، بیمارستان ضیائیان، دانشگاه علوم پزشکی تهران، تهران، ایران
^۵ انستیتو تحقیقات بیماری های گوارشی، دپارتمان گوارش و هپاتولوژی، بیمارستان شریعتی، دانشگاه علوم پزشکی تهران، تهران، ایران

چکیده

زمینه و هدف:

سرطان کلورکتال به عنوان یکی از سرطان های شایع و با نرخ بالای مرگ و میر شناخته می شود. تشخیص زودهنگام این بیماری کمک مضاعفی به کاهش مرگ و میر می کند. با توجه به گسترش کاربرد روش های هوش مصنوعی (AI) در تشخیص سرطان های مختلف، این مطالعه به مقایسه عملکرد تشخیصی مدل های هوش مصنوعی با توانایی متخصصین (با تجربه و تازه کار) در تشخیص پلیپ های سرطانی پرداخته است.

روش بررسی:

مطالعه حاضر به صورت یک مرور نظام مند در پایگاه داده پابمد، اسکوپوس و web of science انجام شد و در آن مقالاتی که متناسب با سوال پژوهش طراحی شده بودند و دارای روش های رفرنس برای مقایسه عملکرد متخصصین اندوسکوپی و مدل های هوش مصنوعی بودند، وارد مطالعه می شدند. استخراج داده ها توسط دو محقق انجام شد و معیارهای مد نظر برای انجام مقایسه شامل صحت، حساسیت، ویژگی، ارزش اخباری مثبت و منفی بودند.

یافته ها:

از کل ۸۳۸ مقاله بدست آمده از جستجوی پایگاه های داده، ۱۱۲ مورد تکراری، ۶۸۳ رکورد با بررسی عنوان و چکیده و ۳۵ مورد پس از تحلیل محتوای مقالات حذف شدند و ۹ مقاله به منظور استخراج داده ها باقی ماند. بر اساس نتایج، مدل های بر پایه AI می توانند موجب بهبود عملکرد تشخیصی متخصصین شود، به خصوص در مورد متخصصین کم تجربه. با اینحال، با در نظر گرفتن شاخص های کمی عملکرد مثل دقت، حساسیت و ویژگی، عملکرد متخصصین مجرب نسبت به مدل های هوش مصنوعی و متخصصین کم تجربه به طور قابل ملاحظه ای بهتر بود.

نتیجه گیری:

مدل های بر پایه AI می توانند پشتیبان مناسبی جهت بهبود عملکرد تشخیصی متخصصین باشند، با این حال تمرکز بر به کارگیری این مدل ها می بایست برای کمک به متخصصان کم تجربه باشد.

کلیدواژه: هوش مصنوعی، کلونوسکوپی، سرطان کلورکتال، تشخیص بیماری

گوارش / دوره ۲۹، شماره ۳ / پاییز ۱۴۰۳-۱۳۴-۱۴۵.

*نویسنده مسئول: زهرا ممیز صنعت

آدرس: پژوهشکده بیماری های گوارشی، بیمارستان شریعتی، دانشگاه علوم

پزشکی تهران، تهران، ایران،

تلفن: ۰۲۱-۸۲۴۱۵۱۱۸

نمبر: ۰۲۱-۱۸۲۴۱۵۱۱۸

پست الکترونیک: msanat67@gmail.com

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۴/۱۵

تاریخ اصلاح نهایی: ۱۴۰۳/۰۶/۲۰

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۶/۲۱

مقدمه

سرطان کلورکتال (CRC) یک بیماری شایع در سراسر دنیا است که در سال ۲۰۲۰ تعداد مبتلایان جدید آن (بروز) نزدیک به ۲ میلیون نفر بود که حدود ۱۰ درصد از کل نئوپلاسم ها را شامل می شد و سومین سرطان شایع دنیا محسوب می شد. با اینحال از نظر نرخ مرگ و میر (۱۲ در ۱۰۰ هزار نفر در مردان)، پس از سرطان ریه بیشترین نرخ مرگ و میر را در بین سرطان ها دارد (۱).

طی ده های اخیر، روند بیماری در کشورهای توسعه یافته تقریباً ثابت مانده است، با این وجود، نرخ مرگ و میر این بیماری همچنان نرخ بالایی

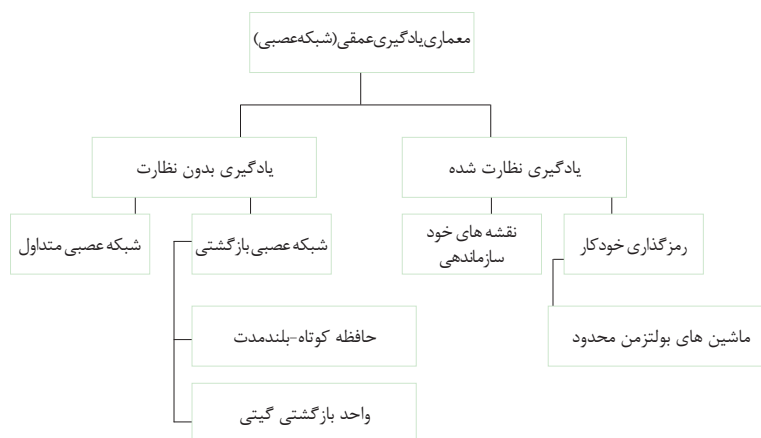
برای تشخیص آدنوم های ۱۰ میلی متری و بزرگتر دارد و برای آدنوم های ۶ میلی متری یا بیشتر، حساسیت بین ۷۵ تا ۹۳ درصد دارد (۵). کولونوسکوپی غربالگری با تشخیص زودهنگام و حذف ضایعات پره نئوپلاستیک و نئوپلاستیک منجر به کاهش ۷۰ درصدی مرگ و میرهای مرتبط با CRC می شود (۸). از اینرو مجامع بین المللی مرتبط با تشخیص سرطان، تست کولونوسکوپی را به عنوان یک تست غربالگری بسیار با اهمیت برای تشخیص اولیه سرطان و پولیپ های سرطانی معرفی کرده اند (۹). با اینحال، یکی از مشکلات این روش، نیاز به زمان زیاد و نیاز به نیروی متخصص با تجربه به منظور تشخیص سرطان کلورکتال می باشد. به عنوان یک روش جایگزین، طی سال های اخیر فناوری و تکنولوژی در فرآیندهای تشخیصی گنجانده شده است که به سیستم های رایانه محور (computer-aided systems) شناخته می شوند (۱۰). طراحی و معماری برنامه های رایانه ای محور مثل شبکه عصبی عمیق، روش های نوین در علوم کامپیوتر به شمار نمی روند، اما با کاربردهای جدید توانسته اند در خدمت سایر علوم قرار گیرند. این معماری ها در کل به دو روش یادگیری نظارت شده^۲ و بدون نظارت^۳ طبقه بندی می شوند. با اینحال در زیربنای تمام این معماری های یادگیری عمیق، شبکه عصبی مصنوعی^۴ است. یادگیری نظارت شده به فضای مسئله ای اشاره دارد که در آن هدف مورد پیش بینی به وضوح در داده هایی که برای آموزش استفاده می شود مشخص می شود. اما در یادگیری بدون نظارت، هیچ گونه لیبل گذاری بر روی داده ها انجام نمی شود. روش های معماری مورد استفاده در برنامه های رایانه ای محور مثل شبکه عصبی عمیق در شکل ۱ توصیف شده است.

است. در کشورهای در حال توسعه این نرخ طی سال های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۹ افزایش یافته است. در سال ۲۰۱۹، سرطان کلورکتال سومین علت مرگ ناشی از سرطان در کشورهای با درآمد متوسط-بالا، چهارمین علت اصلی در کشورهای با درآمد متوسط-پایین و پنجمین علت اصلی مرگ در کشورهایی با درآمد پایین بوده است (۲، ۳).

در خصوص این بیماری تخمین زده شده که تا سال ۲۰۳۵، نرخ بیماری در کشورهای توسعه یافته ثابت می ماند، و میزان مرگ و میر به دلیل اعمال برنامه های تشخیص زودهنگام در حال اجرا، مشارکت فعال جمعیت و اولویت بندی آموزش در این زمینه کاهش یابد. با این وجود، انتظار می رود، در کشورهای با درآمد پایین، نرخ مرگ و میر به دلیل تشخیص دیر هنگام، دسترسی محدود به درمان و نبود برنامه های غربالگری، همچنان روند بیماری افزایشی باشد (۴).

خطر ابتلا به CRC در جمعیت های مختلف یکسان نیست و با عواملی مانند سابقه خانوادگی، سبک زندگی و عادات غذایی ممکن است تغییر کند، اما مهمترین عامل وجود یا عدم وجود پولیپ است. در نتیجه با اصلاح رژیم غذایی و سبک زندگی و همچنین تشخیص زودهنگام و درمان به موقع می توان از CRC جلوگیری کرد. مطالعات مختلف نشان داده اند که تست های غربالگری، تشخیص ضایعات پیش ساز را در مراحل اولیه تسهیل می کند که در نهایت باعث کاهش بروز CRC و مرگ و میر می شود (۵-۷).

کولونوسکوپی روش استاندارد طلایی برای تشخیص بیماری های روده بزرگ (کولون) و رکتوم است. سازمان جهانی گوارش^۱ اعلام کرده است که حساسیت کولونوسکوپی برای تشخیص پولیپ و سرطان کولون ۹۵ درصد است. همچنین کولونوسکوپی حساسیتی بین ۸۹ تا ۹۸ درصد



شکل ۱. روش های معماری در یادگیری عمیق و شبکه عصبی

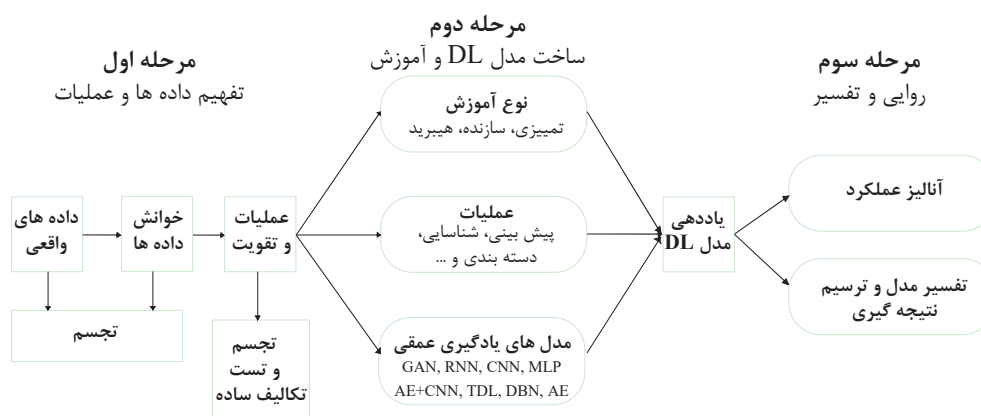
¹The World Gastroenterology Organization

²Supervised learning

³Unsupervised learning

⁴Artificial neural network (ANN)

یک گردش کار معمولی یادگیری عمقی برای حل مشکلات واقعی، آموزش مدل (۳) اعتبار سنجی و تفسیر DL است (شکل ۲). شامل سه مرحله متوالی (۱) درک داده ها و پیش پردازش (۲) ساخت و



شکل ۲. فرایند گردش داده ها در یک مدل یادگیری عمقی به منظور حل مسئله

کولورکتال را گرفت و از هدر رفت هزینه ای بالغ بر ۲۹۰ میلیون دلار جلوگیری می شود (۱۸).

در حال حاضر یکی از سوالاتی که به طور جدی ذهن محققان را درگیر کرده، مقایسه عملکرد روش های هوش مصنوعی با عملکرد متخصص اندوسکوپی می باشد. عملکرد هوش مصنوعی در تجزیه و تحلیل اطلاعات مستخرج از کلونوسکوپی در مطالعات مختلف در سطوح مختلفی گزارش شده است، با اینحال مطالعات در خصوص مقایسه عملکرد هوش مصنوعی با عملکرد متخصصین اندوسکوپی محدود است. از اینرو مطالعه حاضر به صورت یک مرور نظام مند به بررسی عملکرد هوش مصنوعی در مقایسه با متخصص اندوسکوپی در خصوص تشخیص سرطان کولورکتال پرداخته است. این مطالعه یک بروزرسانی در خصوص یافته های محققان طی سال های اخیر است که هدف آن کاهش ابهامات در خصوص به کارگیری روش های رایانه محور در علوم بالینی می باشد.

روش بررسی

مطالعه حاضر یک بررسی سیستماتیک با هدف مقایسه عملکرد روش های تشخیصی با هوش مصنوعی با توانمندی تشخیصی متخصصان اندوسکوپی بود. به منظور یافتن مقالات مرتبط، سه پایگاه شامل Pubmed، Scopus و Web of Science مورد استفاده قرار گرفتند. بازه زمانی جستجو ۲۶ دسامبر ۲۰۱۳ تا ۲۶ دسامبر ۲۰۲۳ بود. لیست کلید واژه های مورد استفاده در جدول ۱ قابل مشاهده است. مقالات مرتبط با سرطان کولورکتال استخراج شدند و با توجه به معیارهای ورود و خروج، مقالات اصلی جداسازی شدند.

معیارهای ورود و خروج

در این مرور نظام مند مطالعاتی که در آنها محققان به بررسی بدخیمی، پولیپ و زائده های مرتبط با سرطان کولورکتال با استفاده از عکس های

در مورد CRD ها، این بدخیمی ها از جهش های پولیپ ایجاد می شوند. سیستم های تشخیص به کمک کامپیوتر می توانند با غربالگری کلونوسکوپی زود هنگام میزان تشخیص پولیپ و آدنوم را به میزان قابل توجهی بهبود بخشند و در نتیجه احتمال جهش به CRC را کاهش دهند (۱۱). یادگیری ماشینی و تجزیه و تحلیل بیوانفورماتیک می تواند به غربالگری و شناسایی نشانگرهای زیستی CRC بیشتر کمک کند تا مبنایی برای غربالگری های غیرتهاجمی فراهم شود. شبکه های عصبی می توانند به خوانش تصاویر بافت های هیستوپاتولوژیک کمک کنند. مطالعات مختلف نشان داده اند که سیستم های تشخیصی مبتنی بر هوش مصنوعی می توانند خوانایی تصاویر پزشکی را به میزان قابل توجهی بهبود بخشند و به پزشکان کمک کنند تا تصمیمات تشخیصی و درمانی دقیق تری بگیرند (۱۲). علاوه بر این، سیستم های جراحی رباتیک مانند داوینچی با توجه به عملکرد دقیق، امروزه بیشتر برای درمان بیماران CRC استفاده می شوند (۱۳). استفاده از هوش مصنوعی در کمورادپوتراپی نئوادجوانت، اثربخشی درمان CRC را بهبود بخشیده است (۱۴). علاوه بر این، هوش مصنوعی که با یادگیری عمیق در تحقیقات توالی یابی ژنی استفاده می شود می تواند گزینه های درمانی جدید و مناسب را بهتر ارائه کند. همه این موارد نشان داده است که هوش مصنوعی چشم انداز امیدوارکننده ای در شناسایی، غربالگری و درمان CRC بوجود آورده است (۱۵). ادغام هوش مصنوعی و ابزارهای آن با روش های شناخته شده غربالگری و تشخیص CRC می تواند دقت تشخیصی را افزایش دهد و به طور بالقوه مرگ و میر مربوط به CRC را کاهش دهد. علاوه بر این، با تمییز سریع بین تومورهای نئوپلاستیک و خوش خیم، هوش مصنوعی می تواند نیاز به مداخلات برای حذف غیرضروری تومورهای غیرنئوپلاستیک را کاهش دهد و هزینه کلی، زمان عمل و عوارض مرتبط را کاهش دهد (۱۶، ۱۷). به طوریکه که تخمین زده شده با استفاده از سیستم های کلونوسکوپی با کمک هوش مصنوعی، می تواند جلو ابتلای حدود ۷۱۹۴ نفر به سرطان

PICO	#1 AND #2 AND #3	Strategy
P	"Colorectal cancer*" OR "Colorectal tumor" OR "Colorectal neoplasm*" OR "Colorectal Carcinoma"	#1
I	"Machine Learning" OR "Artificial Intelligence" OR "Computational Intelligence" OR "Machine Intelligence" OR "Computer Reasoning" OR "Computer Vision System*" OR "Knowledge Acquisition" OR "Knowledge Representation*"	#2
O	"Diagnosis"	#3

اکسل انجام شد که شامل داده های اصلی مطالعه (عنوان، نویسنده، سال انتشار، پیوند به متن کامل) و معیارهای مقایسه ای عملکرد تشخیصی شامل صحت، نرخ به خاطر آوری یا حساسیت، اختصاص مندی، دقت یا ارزش تشخیصی مثبت و ارزش تشخیصی منفی بود.

یافته ها:

از کل پایگاه های داده ۸۳۸ مقاله، شامل ۲۸۱ مقاله از پایمد، ۵۰۷ مقاله از اسکوپوس و ۵۰ مقاله از Web of Science استخراج شدند. موارد تکراری (۱۱۲ مقاله) با استفاده از نرم افزار Endnote مشخص شده و از لیست مقالات خارج شدند و پس از حذف موارد تکراری ۷۲۶ مقاله باقی ماند. استخراج مقالات توسط دو پژوهشگر انجام شد و در نهایت ۴۴ مقاله به منظور بررسی محتوایی انتخاب شدند. پس از بررسی محتوا، ۹ مقاله باقی ماند و اطلاعات آنها استخراج گردید. شکل ۳ نشان دهنده روند استخراج مقالات می باشد.

همانطوریکه در شکل ۳ قابل ملاحظه است، متغیرهای استخراج شده در خصوص روش های هوش مصنوعی، تعداد بیماران مورد مطالعه و تعداد عکس/پلیپی که مورد استفاده برای آموزش و تست نرم افزارهای هوش مصنوعی استفاده شده اند، گزارش شده است. در اکثر مقالات استخراج شده، عکس هایی از پلیپ های نئوپلازی/غیر نئوپلازی و نئوپلازی/هایپرپلازی به منظور تست و آموزش مدل های هوش مصنوعی استفاده شده اند. برخی مقالات هم از عکس زخم ها استفاده کرده بودند و در مدل های نهایی آن مطالعات، سنجش شاخص های عملکردی نیز بر پایه شناسایی زخم ها استفاده شده بودند. اکثر بیمارانی که در مطالعات وارد شده بودند، سالمندان بودند و اغلب میانگین سن شرکت کنندگان بالای ۵۰ سال بود (جدول ۲).

کلونوسکوپی پرداخته بودند و عملکرد آنها با روش های تشخیصی هوش مصنوعی مقایسه شده بودند، وارد مطالعه شدند. این مطالعات شامل پژوهش های اصیل، مطالعات مقایسه ای، short communication بودند. همچنین مطالعاتی که در آنها از یک روش استاندارد به عنوان روش رفرنس برای مقایسه عملکرد متخصص کلونوسکوپی و روش های هوش مصنوعی استفاده شده بود، وارد شدند. شاخص های موردقبول به منظور مقایسه عملکرد روش های هوش مصنوعی و توانایی تشخیصی متخصص کلونوسکوپی شامل صحت، نرخ به خاطر آوری یا حساسیت^۵، ویژگی^۶، دقت یا ارزش تشخیصی مثبت^۷ و ارزش تشخیصی منفی^۸ بودند. در مقابل مطالعات مرور سیستماتیک و متآنالیز، نامه به سردبیر، مطالعاتی که در آنها کاربرد هوش مصنوعی در ارزیابی نتایج حاصل از بیوپسی، فاکتورهای زیستی برداشت شده در زمان کلونوسکوپی و داده های ثانویه استفاده شده بود، از مطالعه خارج شدند. همچنین مطالعاتی که در آنها از روش های هوش مصنوعی برای تشخیص متاستاز، تشخیص سایر سرطان ها یا طبقه بندی محل سرطان های گوارشی استفاده شده بود، از مطالعه کنار گذاشته شدند.

روش استخراج داده ها

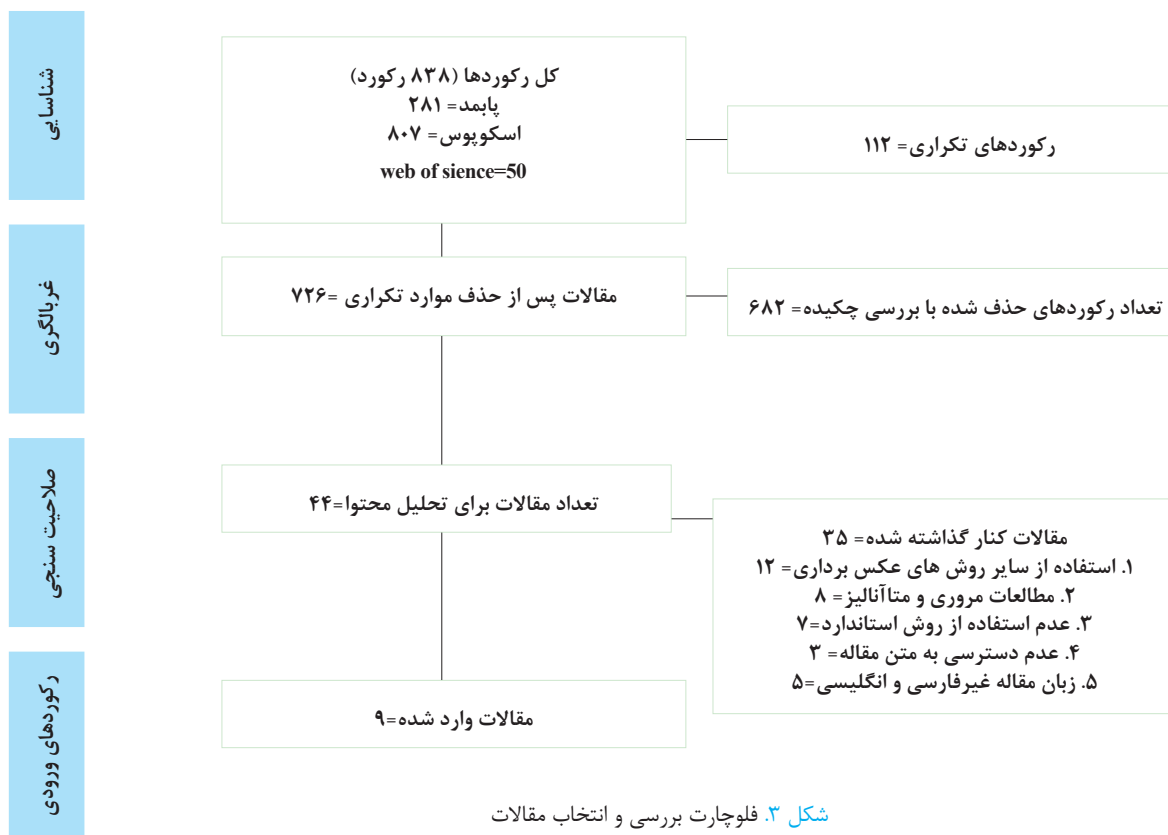
استخراج داده ها با استفاده از یک الگوی استاندارد بر اساس الگوی استخراج کاکرین برای ارزیابی انجام شد. اطلاعات استخراج شده در فهرست داده ها شامل: نویسندگان، پایگاه داده، مجله، تاریخ انتشار، نوع مقاله، DOI، عنوان اصلی، چکیده کامل مقاله، روش شناسی کاربردی و نتایج بودند. دو نویسنده چکیده ها، عنوان، یا هر دو پیشینه بازایی شده را غربالگری کردند و متن کامل مقالات مرتبط بالقوه را به صورت مستقل از هم بررسی کردند. در مواردی که اختلاف بین نویسندگان وجود داشت، با مشاوره گروه پژوهش، تصمیم گیری در خصوص ورود یا خروج مطالعه اتخاذ شد. پس از غربالگری چکیده ها، غربالگری متن کامل بر روی صفحه

^۵Recall rate or sensitivity

^۶Specificity

^۷Positive predictive value or precision

^۸Negative predictive value



جدول ۲. مشخصات مقالات استخراج شده

نویسنده/سال	مدل هوش مصنوعی	نمونه های مورد آزمایش	سن بیماران	مجموعه آموزش (عکس/پلیپ/زخم)	مجموعه تست (عکس/پلیپ/زخم)
چن و همکاران (۲۰۱۸)	تشخیص با کمک کامپیوتر به روش شبکه عصبی عمقی ^۹ (DNN-CAD)	۱۹۳ بیمار		۲۸۴ پولیت کلورکتال	۱۴۷۶ عکس پلیپ نئوپلازی و ۶۸۱ پلیپ هایپرپلازی
دوسانتوس و همکاران (۲۰۲۳)	سیستم کدای ^{۱۰}	۵۲ بیمار	۸۹-۳۳		۱۱۰ زخم دیسپلازی و ۳۰ زخم غیردیسپلازی
حسن و همکاران (۲۰۲۲)	کد ایکس (CADx) ^{۱۱}	۵۱۰ بیمار		۶۴۴۵ عکس از ۹۵۷ پلیپ	۲۶۴۱۵ عکس از ۴۰۵ پلیپ
راندونوتی (۲۰۲۲)	CAD-EYE	۳۸۹ بیمار	۶۳.۷		۱۰۳۱ پلیپ

⁹ Computer-aided diagnosis with a deep neural network

¹⁰ Computer-aided diagnosis (CADx) mode of the CAD EYE system

¹¹ Computer-aided diagnosis

ادامه جدول ۲. مشخصات مقالات استخراج شده

نویسنده/سال	مدل هوش مصنوعی	نمونه های مورد آزمایش	سن بیماران	مجموعه آموزش (عکس/ پلیپ/زخم)	مجموعه تست (عکس/ پلیپ/ زخم)
تاونک (۲۰۱۹)	CAD	۲۶ بیمار	۶۴٫۵ (۵۲-۸۲)	۱۸۹ عکس از پلیپ نئوپلازی، ۵۳ عکس از پلیپ های هایپرپلازی و ۴۰ عکس نرمال	۶۳ نئوپلازی و ۶۲ غیر نئوپلازی
ویت (۲۰۲۱)	CADx و CADe و ¹² WLI و ¹³ LCI			۲۳۴ پلیپ	۱۵۷۲ پلیپ
زاو (۲۰۲۰)	CRCNet	۱۲۱۷۹ مجموعه آموزش و ۲۲۶۳ نفر مجموعه تست از ۳ مرکز درمانی ^{۱۴}	۵۷٫۹ سال	۴۶۴۱۰۵ عکس	۸۴۶۱۵ عکس
جین (۲۰۲۰)	CNN ¹⁵	۱۳۷۹ بیمار مجموعه آموزش و ۳۰۰ بیمار مجموعه تست	۵۸٫۹ سال	۱۱۰۰ عکس از پلیپ های آدنوماتوس و ۱۰۵۰ عکس پلیپ های هایپرپلازیا	۳۰۰ عکس شامل ۱۸۰ عکس پلیپ آدنوماتوس و ۱۲۰ پلیپ هایپرپلازیا
کادر (۲۰۲۳)	CNN	۲۳۰ بیمار		۱۹۷ پلیپ	۲۲۲ پلیپ

جدول ۳. اطلاعات استخراجی در خصوص روش رفرنس، متخصصین مورد مطالعه و مقایسه عملکرد متخصصین اندوسکوپی با روش های هوش مصنوعی

نویسنده اول/رفرنس	روش تشخیص رفرنس	متخصصین مورد ارزیابی	روش های مقایسه	صحت	حساسیت	اختصاص مندی	ارزش تشخیصی مثبت (دقت)	ارزش تشخیصی منفی
چن (۱۹)	عکس های هیستولوژی مورد تایید توسط ۳ پاتولوژیست	دو متخصص با تجربه و ۳ نفر تازه کار	DNN-CAD	۹۰٫۱	۹۶٫۳	۷۸٫۱	۸۹٫۶	۹۱٫۵
			متخصصین	۸۸٫۷۵	۹۷٫۶	۷۱٫۳۵	۸۷٫۰۵	۹۳٫۸۵
			تازه کار	۸۴٫۵	۸۹٫۲	۷۵٫۲۵	۸۷٫۸	۷۹٫۸۷
دوسانتوس (۲۰)	نتایج پاتولوژی	متخصص اندوسکوپی با تجربه	هوش مصنوعی	۸۱٫۸	۷۶٫۳	۹۶٫۷	۹۸٫۴	۶۰٫۴
			متخصص	۹۳٫۶	۹۲٫۵	۹۶٫۷	۹۸٫۷	۸۲٫۹
حسن (۲۱)	استاندارد هیستولوژی	متخصص اندوسکوپی با تجربه	هوش مصنوعی	۹۱٫۸	۸۲	۹۳٫۲	۶۵٫۳	۹۷٫۶
			متخصص	۹۶٫۱	۸۱٫۲	۹۸	۸۳٫۹	۹۷٫۶
راندونوتی (۲۲)	استاندارد هیستولوژی	متخصص با تجربه و تازه کار	متخصص با تجربه	۹۱٫۴	۹۰٫۶	۹۲٫۱	۹۰	۹۲٫۵
			متخصص با تجربه با کمک هوش مصنوعی	۹۱٫۹	۹۰٫۱	۹۳٫۳	۹۱٫۳	۹۲٫۴
			متخصص تازه کار	۸۲٫۷	۸۱٫۸	۸۳٫۳	۷۹٫۱	۸۵٫۶
			متخصص تازه کار با کمک هوش مصنوعی	۸۲٫۳	۸۶٫۲	۷۹٫۵	۷۵٫۷	۸۸٫۶

¹² White-light imaging

¹³ Linked color imaging

¹⁴ Tianjin Cancer Hospital, Tianjin First Central Hospital and Tianjin General Hospital

¹⁵ Convolutional neural network

ادامه جدول ۳. اطلاعات استخراجی در خصوص روش رفرنس، متخصصین مورد مطالعه و مقایسه عملکرد متخصصین اندوسکوپی با روش های هوش مصنوعی

ارزش تشخیصی منفی	ارزش تشخیصی مثبت (دقت)	اختصاص مندی	حساسیت	صحت	روش های مقایسه	متخصصین مورد ارزیابی	روش تشخیص رفرنس	نویسنده اول / رفرنس
-	-	۹۳,۵	۹۴,۸	۹۴,۲	هوش مصنوعی	دو متخصص با تجربه و ۵ متخصص کم تجربه	شاخص هیستوپاتولوژی	تاونگ (۲۳)
-	-	۹۷,۸	۹۶,۳۵	۹۷,۱	متخصصین با تجربه			
-	-	۸۵,۴	۶۰,۲	۷۲,۶	متخصصین کم تجربه			
		۹۰,۶	۹۲,۹	۹۱,۷	CADe (WLI)	سه متخصص با تجربه و دو متخصص کم تجربه	شاخص هیستولوژی	ویت (۲۴)
		۹۴,۲	۹۵,۱	۹۴,۶	متخصص با تجربه در مقایسه با CADe (WLI)			
		۷۶,۲	۹۴,۸	۸۵,۴	متخصص کم تجربه به همراه CADe (WLI)			
		۹۴,۹	۹۴,۱	۹۴,۷	CADe (LCI)			
		۹۵,۶	۹۵,۸	۹۵,۷	متخصص با تجربه در مقایسه با CADe (LCI)			
		۷۹,۷	۹۶,۴	۸۷,۸	متخصص کم تجربه به همراه CADe (LCI)			
		۷۸,۹	۸۶,۳	۸۴,۲	CADx (WLI)			
		۸۲,۵	۷۲,۳	۷۵,۲	متخصص با تجربه در مقایسه با CADx (WLI)			
		۷۵,۴	۷۸,۶	۷۷,۷	متخصص کم تجربه به همراه CADx (WLI)			
		۷۹,۴	۸۵	۸۳,۶	CADx (LCI)			
		۸۰,۴	۷۹	۷۹,۳	متخصص با تجربه در مقایسه با CADx (LCI)			
		۶۲,۷	۸۶	۸۰,۱	متخصص کم تجربه به همراه CADx (LCI)			
۸۸	۸۴,۲	۹۱,۲	۸۴,۹	۸۲,۴	متخصصین اندوسکوپی مرکز Tianjin Cancer Hospital	۵ متخصص اندوسکوپی از هر ۳ مرکز درمانی	نتایج آزمایشات پاتولوژیک	ژاو (۲۵)
۹۳	۸۰,۵	۸۵,۳	۹۰,۴	۸۷,۳	CRCNet			
۹۴,۱	۸۳,۸	۹۲	۸۶,۷	۹۲,۸	متخصصین اندوسکوپی مرکز Tianjin First Central Hospital			
۹۶,۷	۷۹,۲	۸۹	۹۳,۳	۹۰,۳	CRCNet			
۹۶,۷	۷۹,۲	۸۹	۹۳,۳	۹۰,۳	متخصصین اندوسکوپی مرکز Tianjin General Hospital			
۹۷	۹۴,۱	۹۸	۹۱,۴	۹۶,۳	CRCNet			

ادامه جدول ۳. اطلاعات استخراجی در خصوص روش رفرنس، متخصصین مورد مطالعه و مقایسه عملکرد متخصصین اندوسکوپی با روش های هوش مصنوعی

نویسنده اول/رفرنس	روش تشخیص رفرنس	متخصصین مورد ارزیابی	روش های مقایسه	صحت	حساسیت	اختصاص مندی	ارزش تشخیصی مثبت (دقت)	ارزش تشخیصی منفی
جین (۲۶)	نتایج هیستولوژی	۷ متخصص کم تجربه، ۴ متخصص مجرب و ۱۱ متخصص باتجربه با استفاده از عکس های NBI	متخصص تازه کار بدون هوش مصنوعی	۷۳٫۸	۷۰٫۴	۵۸٫۷		
			متخصص با تجربه بدون هوش مصنوعی	۸۳٫۸	۸۳	۸۲٫۵		
			متخصص با تجربه کار با NBI بدون هوش مصنوعی	۸۷٫۶	۹۱٫۴	۸۱٫۸		
			متخصص تازه کار با هوش مصنوعی	۸۵٫۶	۸۸٫۱	۸۱٫۹۱		
			متخصص با تجربه با هوش مصنوعی	۸۹	۸۷٫۲۲	۹۱٫۶۷		
			متخصص با تجربه کار با NBI با هوش مصنوعی	۹۰	۹۰٫۱	۹۰٫۱۵		
کادر (۲۷)	نتایج هیستولوژی	۳ متخصص با تجربه و ۳ متخصص کم تجربه	متخصص با تجربه	۸۲٫۶				
			متخصص کم تجربه	۷۵٫۴				
			CNN	۸۹٫۲				

بدخیمی، نه تنها زمان پروسیجر کلونوسکوپی را افزایش می دهد، بلکه باعث تحمیل هزینه اضافی و مشکلات مربوط به خون ریزی شود (۲۹). تشخیص دقیقی که بتواند پلیپ های آدنوم را از هایپرپلازی جدا کند در نهایت منجر به افزایش هزینه-اثربخشی کلونوسکوپی می شود (۱۸). حذف آدنوم کلورکتال به عنوان یک استراتژی کلیدی برای پیشگیری از CRC با کاهش خطر ابتلا به این نئوپلاسم شناخته می شود. کلونوسکوپی هم در تشخیص و هم در درمان به شدت به اپراتور وابسته است. هدف اولیه از به کارگیری AI در کلونوسکوپی بهبود عملکرد متخصص اندوسکوپی کم تجربه و کمک به آنها برای دستیابی به نتایج قابل قبول، مشابه با فرد با تجربه است (۳۳-۳۰).

مدل هایی که بر پایه هوش مصنوعی هستند به روش های مختلف می توانند صحت، حساسیت و ویژگی و دقت در خصوص تشخیص پولیپ را بهبود دهند و در شناسایی الگوهای مویرگی و ریزساختاری مخاط به خوبی عمل کنند. زمانی که یک زخم کلورکتال به صورت یک پلیپ نئوپلاستیک است، تظاهر بیرونی ایجاد میکند و تراکم در مویرگ ها ایجاد می کند. با این وجود مویرگ های اپیتلیوم یک پلیپ هایپرپلاستیک قابل رویت نیستند (۳۳، ۳۴).

مدل هایی که در این مطالعه بیشتر به کار رفته بودند شامل CADx، DNN-CAD، CNN، CAD-EYE، CADE، طور خلاصه، شبکه های عصبی عمیق بر پایه کامپیوتر (DNN-CAD)، الگوها یا بی نظمی های جزئی را در تصاویر پزشکی شناسایی میکند که تشخیص آنها برای متخصص دشوار است. روش CAD مبتنی بر DNN

در جدول ۳ اطلاعات بدست آمده از مطالعات وارد شده در خصوص مقایسه عملکرد متخصصین باتجربه و تازه کار و در نهایت مقایسه عملکرد متخصصین با روش های هوش مصنوعی بیان شده است. بر اساس نتایج استخراج شده، بیشترین روش رفرنس به منظور مقایسه عملکرد روش های مورد اشاره، آزمایشات هیستوپاتولوژی به عنوان روش رفرنس یا gold standard مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین شاخص های نشان دهنده عملکرد روش های مورد مطالعه شامل صحت، حساسیت، ویژگی یا ویژگی، ارزش اخباری مثبت و منفی بودند. در مقایسه بین روش هوش مصنوعی با عملکرد متخصصین با تجربه و تازه کار، در اکثر مطالعات عملکرد پزشک متخصص با تجربه نسبت به هوش مصنوعی بهتر بود و از صحت بالاتر و میزان حساسیت و ویژگی بیشتری برخوردار بود (۲۰، ۲۱، ۲۵-۲۳). در دو مطالعه عملکرد هوش مصنوعی از متخصصین بهتر ثبت شده بود (۱۹، ۲۷). با اینحال، روش های هوش مصنوعی در اکثر موارد شاخص های عملکردی بهتری نسبت به متخصص تازه کار داشتند. با اینحال، استفاده از هوش مصنوعی به منظور کمک به متخصص موجب بهبود عملکرد متخصصین شده است (۲۲، ۲۴).

بحث:

حذف پلیپ های نئوپلاستیک به طور قابل ملاحظه ای ریسک ایجاد سرطان کلورکتال را کاهش می دهد (۲۸). مشاهدات متخصصان اندوسکوپی و تمییز بین نئوپلازی و هایپرپلازی پلیپ های کلورکتال بسیار با اهمیت است چرا که زخم های هایپرپلاستیک بدون پتانسیل

۹۳.۱٪ در مقابل ۸۶.۸٪ و ارزش اخباری منفی ۹۲.۴٪ در مقابل ۸۱.۱٪ ثبت گردید (۲۰). همچنین چهار مطالعه دیگر از این یافته ها حمایت کردند و نتایج مشابهی را نشان داد (۲۱، ۲۵-۲۳).

یکی از متغیرهای مهم در بهبود قدرت تشخیصی ابزار نوری در کلونوسکوپی، اندازه (قطر) پلیپ می باشد. به طور بدیهی، هر چه قطر پلیپ کوچکتر باشد، میزان صحت، حساسیت و دقت روش های تشخیصی توسط متخصصین یا روش های برپایه هوش مصنوعی کاهش می یابد. در این موارد، روش های هوش مصنوعی می توانند با بهبود کیفیت تصاویر، توانایی تشخیص برای محققان را بهبود دهند (۳۹، ۴۲). در مقالات مورد بررسی، گزارش شده بود که روش های AI بر عملکرد متخصصین تاثیر مثبت می گذارند، به خصوص برای متخصصین کم تجربه. به طور مثال در مطالعه جین و همکاران، بدون استفاده از AI، صحت، حساسیت و ویژگی متخصصین کم تجربه در تشخیص پلیپ به ترتیب ۷۳.۸٪، ۷۰.۴٪ و ۵۸.۷٪ بود که با کمک AI این مقادیر به ۸۵.۶٪، ۸۸.۱٪ و ۸۱.۹۱٪ افزایش پیدا کرد. این ارتقا عملکرد در خصوص متخصصین با تجربه نیز گزارش شده اما مقادیر آن به طور قابل ملاحظه ای از روش های چشمی بدون استفاده از AI بیشتر نبود. علاوه بر AI، روش های عکسبرداری به روز نیز در ارتقا عملکرد متخصصین کلونوسکوپی تاثیر بسزایی دارد و روش هایی که در آن کیفیت عکس بهبود پیدا کرده اند، در هر دو گروه متخصصین کم تجربه و با مجرب تاثیر مثبتی داشته است (۳۹).

محدودیت

در مطالعه حاضر با وجود توجه ویژه به عملکرد متخصصین و مقایسه آن با روش های هوش مصنوعی، بررسی تاثیر اندازه پلیپ، تاثیر روش های بر پایه بیان ژن و همچنین روش های بهبود کیفیت عکس های کلونوسکوپی جزو اهداف این پژوهش نبودند که می توانند در مطالعات بعدی مورد بررسی قرار گیرند. محدودیت قابل توجه دیگری که در این مطالعه قابل مشاهده بود، در نظر نگرفتن زمان تشخیص بود که این پارامتر یک مسئله حیاتی در مبحث تشخیص پلیپ به شمار می رود و در مطالعات آتی می تواند یکی از پارامترهای اساسی به کار رفته به منظور مقایسه عملکرد متخصص اندوسکوپی و روش ها و مدل های هوش مصنوعی باشد.

نتیجه گیری:

بررسی حاضر نشان داد که روش های AI روش های مناسبی جهت بهبود عملکرد تشخیصی متخصصین، به خصوص افراد کم تجربه می باشد. این روش ها به طور قابل ملاحظه ای می توانند میزان صحت، حساسیت، ویژگی و دقت در تشخیص پلیپ های کولورکتال را بهبود دهند. به نظر می رسد، روش های AI، راهکاری مناسب برای کمک به متخصصین کم تجربه برای شناسایی و افتراق بهتر پلیپ ها بوده و در نهایت منجر به بهبود غربالگری بیماران مشکوک به سرطان کولورکتال خواهد شد. علاوه بر این، عملکرد متخصصین مجرب در مقایسه با روش های AI به طور قابل ملاحظه ای در بیشتر مطالعات بهتر بود و به کارگیری روش های AI

برای رادیولوژیست ها و پزشکان با ارائه جزئیات بیشتر و افزایش دقت تشخیصی مفید است. الگوریتم های DNN-CAD به طور موثر برای بازسازی و بهبود تصاویر در زمینه تشخیص سرطان کولورکتال به کار می روند (۳۵). روش های CADx به روش هایی اطلاق می شود که در آن از سیستم های کامپیوتری برای بهبود وضوح نوری عکس ها استفاده می شود که به اپراتور یا نرم افزار کمک میکند بتواند جزئیات بیشتری را مشاهده کند. در مقابل روش CADE به منظور بهبود در تشخیص بافت زخم (lesion) طراحی شده است که با استفاده از روش های هوش مصنوعی برآمدگی ها و تورم ها را بهتر هیالیت می کند و آن را برای متخصص مشخص می کند. به خصوص در زخم های با قطر کم این روش بسیار کارآمد خواهد بود (۳۶). CAD EYE نیز یک روش بر پایه یادگیری عمیق یا ماشینی است که به منظور بهبود بهبود تشخیص و شناسایی در زمان کلونوسکوپی است. این روش در زمان کلونوسکوپی پلیپ را با تفاوت رنگ نشان داده و مکان دقیق پلیپ را بدون نیاز به بزرگنمایی مشخص می کند (۳۷). CNN دسته ای از شبکه های عصبی عمیق است که اغلب برای تجزیه و تحلیل تصاویر بصری استفاده می شود. در این روش از الگوی سلسله مراتبی استفاده می شود، که داده ها با حالت های مختلف به یکدیگر مرتبط می شوند تا در نهایت یک الگوی واحد ایجاد کنند. در مدل های تشخیص سرطان کولورکتال از مدل های شبیه ساز CNN و LSTM برای شناسایی بافت تومور آسیب دیده استفاده می شود. به این صورت که داده های مربوط به سرطان به مراحل تومور (T)، گره (N)، متاستاز (M) طبقه بندی می شوند. مراحل بر اساس شباهت در انواع بافت های متعدد طبقه بندی می شوند. ترکیب این تومورها زمینه یا یک لایه را فراهم می کند. سپس مدل CNN برای پیش بینی شباهت تومور آموزش داده می شود و LSTM^{۱۶} به شناسایی کمک می کند. معماری اصلی CNN دارای پنج لایه است: ورودی، پیچیدگی، غیرخطی بودن (ReLU)، ادغام، و لایه طبقه بندی و بر اساس این لایه ها در نهایت تشخیص انجام می گیرد (۳۸).

در تشخیص پلیپ، اغلب متخصصان با تجربه به دلیل مشاهده کیس های فراوان و پوزچر کلونوسکوپی عملکرد بهتر نسبت به همکاران کم تجربه شان عملکرد بهتری دارند. علاوه بر این متخصص با تجربه نسبت به هوش مصنوعی نیز قدرت تشخیص بهتری دارد و شاخص های عملکرد تشخیصی بهتری را اغلب ثبت می کنند (۳۹). مشابه یافته های مطالعه حاضر، تیچندروف^{۱۷} و همکاران نشان دادند که نتایج مربوط به شاخص های عملکردی متخصصان با تجربه شامل صحت (۹۱.۹٪ در مقابل ۸۶.۲٪) و ویژگی (۸۵.۷٪ در مقابل ۶۱.۲٪)، نسبت به الگوریتم های بر پایه AI بهتر عمل می کنند. با اینحال نتایج مربوط به حساسیت مشابه بود (۴۰). با این وجود در بررسی های انجام شده توسط کادر و چن عملکرد بهتر هوش مصنوعی نسبت به متخصص اندوسکوپی ثبت شده بود اما این تفاوت عملکرد در مطالعه چن و همکاران قابل ملاحظه نبود (۲۷).

گروس^{۱۸} و همکاران نیز عملکرد بهتر متخصصین با تجربه نسبت به افراد کم تجربه را به روشنی ثبت کردند. با اینحال نتایج مربوط به مقایسه عملکرد متخصصین کم تجربه و روش های AI نشان دهنده برتری روش های AI می باشد (۴۱). به طور مشابه دوسانتوس و همکاران عملکرد روش های AI در مقابل توانایی تشخیصی متخصصین کم تجربه را بررسی کردند که حساسیت ۹۵٪ روش AI در مقایسه با ۸۶٪ متخصصین، صحت

¹⁶ Long Short Term Memory

¹⁷ Tischendorf

¹⁸ Gross

این سوال نبود و مطالعات آتی می توانند بر مقایسه عملکرد روش های مختلف هوش مصنوعی نیز تمرکز کنند.

سیاسگزاری:

نویسندگان این مقاله تشکر فراوان خود را دانشگاه علوم پزشکی تهران به جهت حمایت های مادی و معنوی، ابراز می دارند.

برای متخصصین مجرب تاثیر چشم گیری نداشت که این نشان دهنده اهمیت تجربه کاری طولانی مدت در بهبود عملکرد فردی متخصصین می باشد. از اینرو متخصصین با سابقه کمتر را علاوه بر حضور در پروسه های درمانی واقعی، با استفاده از شبیه سازهای کامپیوتری بهتر آموزش داد و توانایی آنها در تشخیص موارد را بهبود داد. در مورد مقایسه کمی عملکرد روش های مختلف بر پایه AI، اطلاعات موجود در مطالعه حاضر جوابگوی

REFERENCES:

1. Tanaka LF, Figueroa SH, Popova V, Klug SJ, Buttman-Schweiger N. The rising incidence of early-onset colorectal cancer. *Dtsch Arztebl Int.* 2023;120(5):59.
2. World Health Organization. *World health statistics 2020.* 2020.
3. Liu L, Villavicencio F, Yeung D, Perin J, Lopez G, Strong KL, et al. National, regional, and global causes of mortality in 5–19-year-olds from 2000 to 2019: a systematic analysis. *Lancet Glob Health.* 2022;10(3):337-47.
4. Araghi M, Soerjomataram I, Jenkins M, Brierley J, Morris E, Bray F, et al. Global trends in colorectal cancer mortality: projections to the year 2035. *Int J Cancer.* 2019;144(12):2992-3000.
5. Winawer S, Classen M, Lambert R, Fried M, Dite P, Goh K, et al. Colorectal cancer screening world gastroenterology organisation/international digestive cancer alliance practice guidelines. *S Afr Gastroenterol Rev.* 2008;6(1):13-20.
6. Wolf AM, Fonham ET, Church TR, Flowers CR, Guerra CE, LaMonte SJ, et al. Colorectal cancer screening for average-risk adults: 2018 guideline update from the American Cancer Society. *CA Cancer J Clin.* 2018;68(4):250-81.
7. Perisetti A, Khan H, George NE, Yendala R, Rafiq A, Blakeley S, et al. Colorectal cancer screening use among insured adults: Is out-of-pocket cost a barrier to routine screening? *World J Gastrointest Pharmacol Ther.* 2018;9(4):31.
8. Murphy CC, Zaki TA. Changing epidemiology of colorectal cancer—birth cohort effects and emerging risk factors. *Nat Rev Gastroenterol Hepatol.* 2024;21(1):25-34.
9. Emile SH, Barsom SH, Wexner SD. An updated review of the methods, guidelines of, and controversies on screening for colorectal cancer. *Am J Surg.* 2022;224(1): 339-347.
10. Viscaino M, Bustos JT, Muñoz P, Cheein CA, Cheein FA. Artificial intelligence for the early detection of colorectal cancer: A comprehensive review of its advantages and misconceptions. *World J Gastroenterol.* 2021;27(38):6399.
11. Weiss JB, Cetel NS, Weiss DE. Colorectal cancer screening: colonoscopy has disadvantages. *Cleve Clin J Med.* 2019;86(12):774-6.
12. Tsigelny IF. Artificial intelligence in drug combination therapy. *Brief Bioinform.* 2019;20(4):1434-48.
13. Park S-H, Park H-M, Baek K-R, Ahn H-M, Lee IY, Son GM. Artificial intelligence based real-time microcirculation analysis system for laparoscopic colorectal surgery. *World J Gastroenterol.* 2020;26(44):6945.
14. Liu X, Zhang D, Liu Z, Li Z, Xie P, Sun K, et al. Deep learning radiomics-based prediction of distant metastasis in patients with locally advanced rectal cancer after neoadjuvant chemoradiotherapy: A multicentre study. *EBioMedicine.* 2021;69.
15. Yin Z, Yao C, Zhang L, Qi S. Application of artificial intelligence in diagnosis and treatment of colorectal cancer: A novel Prospect. *Front Med (Lausanne).* 2023;10:1128084.
16. Ruffle JK, Farmer AD, Aziz Q. Artificial intelligence-assisted gastroenterology—promises and pitfalls. *Am J Gastroenterol.* 2019;114(3):422-8.
17. Goyal H, Mann R, Gandhi Z, Perisetti A, Ali A, Aman Ali K, et al. Scope of Artificial Intelligence in Screening and Diagnosis of Colorectal Cancer. *J Clin Med.* 2020; 9(10):3313.
18. Areia M, Mori Y, Correale L, Repici A, Bretthauer M, Sharma P, et al. Cost-effectiveness of artificial intelligence for screening colonoscopy: a modelling study. *Lancet Glob Health.* 2022;4(6):e436-e44.
19. Chen PJ, Lin MC, Lai MJ, Lin JC, Lu HH, Tseng VS. Accurate Classification of Diminutive Colorectal Polyps Using Computer-Aided Analysis. *Gastroenterology.* 2018;154(3):568-75.
20. Dos Santos CEO, Malaman D, Sanmartin IDA, Leão ABS, Leão GS, Pereira-Lima JC. Performance of artificial intelligence in the characterization of colorectal lesions. *Saudi J Gastroenterol.* 2023;29(4):219-24.
21. Hassan C, Balsamo G, Lorenzetti R, Zullo A, Antonelli G. Artificial Intelligence Allows Leaving-In-Situ Colorectal Polyps. *Clin Gastroenterol Hepatol.* 2022;20(11):2505-13. e4.
22. Rondonotti E, Hassan C, Tamanini G, Antonelli G, Andrisani G, Leonetti G, et al. Artificial intelligence-assisted optical diagnosis for the resect-and-discard strategy in clinical practice: the Artificial intelligence BLI Characterization (ABC) study. *Endoscopy.* 2023;55(1):14-22.
23. Taunk P, Atkinson CD, Lichtenstein D, Rodriguez-Diaz E, Singh SK. Computer-assisted assessment of colonic polyp histopathology using probe-based confocal laser endomicroscopy. *Int J Colorectal Dis.* 2019;34(12):2043-51.
24. Weigt J, Repici A, Antonelli G, Affi A, Kliegis L, Correale L, et al. Performance of a new integrated computer-assisted system (CADE/CADx) for detection and characterization of colorectal neoplasia. *Endoscopy.* 2022;54(2):180-4.
25. Zhou D, Tian F, Tian X, Sun L, Huang X, Zhao F, et al. Diagnostic evaluation of a deep learning model for optical diagnosis of colorectal cancer. *Nat Commun.* 2020;11(1):2961.
26. Jin EH, Lee D, Bae JH, Kang HY, Kwak MS, Seo JY, et al. Improved Accuracy in Optical Diagnosis of Colorectal

- Polyps Using Convolutional Neural Networks with Visual Explanations. *Gastroenterology*. 2020;158(8):2169-79.e8.
27. Kader R, Cid-Mejias A, Brandao P, Islam S, Hebbar S, Puyal JG, et al. Polyp characterization using deep learning and a publicly accessible polyp video database. *Dig Endosc*. 2023;35(5):645-55.
 28. He X, Hang D, Wu K, Naylor J, Drew DA, Giovannucci EL, et al. Long-term risk of colorectal cancer after removal of conventional adenomas and serrated polyps. *Gastroenterology*. 2020;158(4):852-61. e4.
 29. Dayyeh BKA, Thosani N, Konda V, Wallace MB, Rex DK, Chauhan SS, et al. ASGE Technology Committee systematic review and meta-analysis assessing the ASGE PIVI thresholds for adopting real-time endoscopic assessment of the histology of diminutive colorectal polyps. *Gastrointest Endosc*. 2015;81(3):502. e1-. e16.
 30. Hossain MS, Karuniawati H, Jairoun AA, Urbi Z, Ooi DJ, John A, et al. Colorectal cancer: a review of carcinogenesis, global epidemiology, current challenges, risk factors, preventive and treatment strategies. *Cancers*. 2022;14(7):1732.
 31. Rex DK. Colonoscopy: the current king of the hill in the USA. *Dig Dis Sci*. 2015;60:639-46.
 32. Shaukat A, Robert M, Mary H. Improving Quality and Outcomes in Colonoscopy. *Gastroenterol Hepatol*. 2022;18(4):219.
 33. Su M-Y, Hsu C-M, Ho Y-P, Chen P-C, Lin C-J, Chiu C-T. Comparative study of conventional colonoscopy, chromoendoscopy, and narrow-band imaging systems in differential diagnosis of neoplastic and nonneoplastic colonic polyps. *Official journal of the American College of Gastroenterology | ACG*. 2006;101(12):2711-6.
 34. Huynh TM, Le QD, Le NQ, Le HM, Quach DT. Utility of narrow-band imaging with or without dual focus magnification in neoplastic prediction of small colorectal polyps: a Vietnamese experience. *Clin Endosc*. 2023;56(4):479.
 35. Mall PK, Singh PK, Srivastav S, Narayan V, Paprzycki M, Jaworska T, et al. A comprehensive review of deep neural networks for medical image processing: Recent developments and future opportunities. *Healthc Inform*. 2023;4:100216.
 36. Weigt J, Repici A, Antonelli G, Afifi A, Kliegis L, Correale L, et al. Performance of a new integrated computer-assisted system (CADe/CADx) for detection and characterization of colorectal neoplasia. *Endoscopy*. 2022;54(02):180-4.
 37. Neumann H, Kreft A, Sivanathan V, Rahman F, Galle PR. Evaluation of novel LCI CAD EYE system for real time detection of colon polyps. *PLoS One*. 16(8): e0255955.
 38. Karthikeyan A, Jothilakshmi S, Suthir S. Colorectal cancer detection based on convolutional neural networks (CNN) and ranking algorithm. *Meas: Sens*. 2024;31:100976.
 39. Gimeno-García AZ, Hernández-Pérez A, Nicolás-Pérez D, Hernández-Guerra M. Artificial intelligence applied to colonoscopy: is it time to take a step forward? *Cancers*. 2023;15(8):2193.
 40. Tischendorf J, Gross S, Winograd R, Hecker H, Auer R, Behrens A, et al. Computer-aided classification of colorectal polyps based on vascular patterns: a pilot study. *Endoscopy*. 2010:203-7.
 41. Gross S, Trautwein C, Behrens A, Winograd R, Palm S, Lutz HH, et al. Computer-based classification of small colorectal polyps by using narrow-band imaging with optical magnification. *Gastrointest Endosc*. 2011;74(6):1354-9.
 42. Yao L, Zhang L, Liu J, Zhou W, He C, Zhang J, et al. Effect of an artificial intelligence-based quality improvement system on efficacy of a computer-aided detection system in colonoscopy: a four-group parallel study. *Endoscopy*. 2022;54(08):757-68.