

چکیده

پس زمینه: تصویربرداری پرفیوژن میوکارد (MPI) با استفاده از توموگرافی گسیل تکفوتونی (SPECT) یک روش تثبیت شده برای ارزیابی غیرتهاجمی بیماری عروق کرونر (CAD) است. با این حال، تفسیر بصری تصاویر SPECT زمان بر و وابسته به تجربه متخصص است و این موضوع یک محدودیت مهم بالینی ایجاد می کند.

هدف: هدف این مطالعه توسعه مدل های پیشرفته برای تشخیص CAD با بهره گیری از الگوریتم های مختلف یادگیری عمیق (DL) و راهبردهای آموزشی شامل یادگیری نظارت شده، نیمه نظارت شده، انتقال یادگیری و افزایش داده، بر پایه SPECT-MPI و آنژیوگرافی کرونری تهاجمی (ICA) به عنوان مرجع استاندارد است.

مواد و روش ها: در مجموع ۹۴۰ بیمار تحت SPECT-MPI وارد مطالعه شدند (۲۸۱ بیمار دارای ICA بودند). (تصاویر پرفیوژن با نرم افزار QPS استخراج و نقشه های پلاری استرس و استراحت تهیه شد. دو وظیفه تعریف شد:

۱ (تشخیص خودکار CAD بر اساس ارزیابی متخصص (ER) از SPECT-MPI

۲ (تشخیص CAD از SPECT-MPI بر اساس داده های مرجع ICA

در وظیفه دوم، ۶ استراتژی آموزشی برای مدل های DL به کار گرفته شد. ۱۳

مدل DL مختلف همراه با ۴ نوع ورودی و با یا بدون افزایش داده (WAug) و

(WoAug) برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمون استفاده شد (مجموع ۷۲۸ مدل).

در ۱۰۰ بیمار دارای ICA، عملکرد مدل ها بر اساس تحلیل در سطح رگ و سطح بیمار ارزیابی شد. معیارهایی نظیر AUC، دقت، حساسیت، ویژگی، دقت مثبت و

دقت متوازن گزارش شدند. برای مقایسه مدل ها، از آزمون DeLong و آزمون

رتبه بندی زوجی ویلکاکسون پس از ۱۰۰۰ بوت استرپ استفاده شد. همچنین

عملکرد بهترین مدل DL با تشخیص متخصص مقایسه شد.

نتایج: در وظیفه اول، مدل DenseNet ۲۰۱ با ترکیب دیر هنگام (Late Fusion)

و AUC برابر ۰,۸۹ و مدل ResNet۱۵۲V۲ با ترکیب دیر هنگام و AUC برابر ۰,۸۳ به ترتیب در تحلیل سطح رگ و سطح بیمار از سایر مدل‌ها عملکرد بهتری داشتند. در وظیفه دوم، بهترین مدل‌های مبتنی بر ICA عبارت بودند از: استراتژی ۳) ترکیب تشخیص ER و ICA، مدل WoAug InceptionResNetV۲ با ترکیب زودهنگام (Early Fusion) در سطح رگ (AUC=۰,۷۱)، و استراتژی ۵) (نیمه نظارت شده) با مدل WoAug ResNet۱۵۲V۲ Early Fusion در سطح بیمار. (AUC=۰,۷۷) افزون بر این، نقشه‌های برجسته‌سازی (Saliency maps) نشان دادند که مدل‌ها می‌توانند به تمرکز بر نواحی تشخیصی کمک کنند.

نتیجه‌گیری: این مطالعه نشان داد تحلیل مبتنی بر یادگیری عمیق روی نقشه‌های پلاری SPECT-MPI پتانسیل بالایی در تشخیص CAD دارد. عملکرد مدل‌ها در خودکارسازی تشخیص متخصص سطحی نزدیک به دقت انسانی داشت. همچنین استفاده از ترکیب داده‌های دارای ICA و فاقد ICA، همراه با روش‌هایی مانند یادگیری نیمه نظارت شده، می‌تواند عملکرد مدل‌ها را بهبود دهد. مدل‌های پیشنهادی قابلیت ادغام در سامانه‌های کمک تشخیصی را داشته و می‌توانند به متخصص پزشکی هسته‌ای در تشخیص و گزارش کمک کنند، هرچند عملکرد بهینه تنها در قلمرو LAD مشاهده شد. شماره کار آزمایی بالینی: ندارد.

مقدمه

بیماری‌های قلبی عروقی (CVD) علت اصلی مرگومیر در ایالات متحده هستند و شیوع ۶/۴۸ درصدی در بزرگسالان بالای ۲۰ سال بین سال‌های ۲۰۱۷ تا ۲۰۲۰ داشته‌اند (منبع ۱). مرگومیر ناشی از CVD از سال ۲۰۱۰ روند افزایشی داشته است و در سال ۲۰۲۰ حدود ۲/۴۱ درصد از کل مرگ‌های ناشی از CVD مربوط به CAD بوده است.

CAD هنگامی رخ می‌دهد که ضایعات آترواسکلروتیک در شریان‌های کرونری

اپی‌کارد ایجاد شده و جریان خون قلب را تحت تأثیر قرار می‌دهند. آنژیوگرافی کرونری تهاجمی (ICA) همچنان استاندارد طلایی تشخیص CAD است و توان تشخیصی سایر روش‌ها معمولاً بر اساس مقایسه با آن سنجیده می‌شود.

MPI با SPECT ابزاری تثبیت‌شده برای ارزیابی غیرتهاجمی پرفیوژن بطن چپ است. تغییرات پرفیوژن ناشی از CAD باعث می‌شود که SPECT-MPI قادر به تشخیص و ارزیابی CAD باشد. با وجود این، تفسیر بصری تصاویر SPECT فرایندی زمان‌بر و بسیار وابسته به تجربه پزشک است.

سیستم‌های تشخیص یاری‌رسان (CADx) و شناسایی یاری‌رسان (CADE) می‌توانند این وابستگی را کاهش دهند و زمان تفسیر را کم کنند. این سیستم‌ها معمولاً بر اساس آستانه‌هایی ساخته می‌شوند که از مجموعه‌ای از بیماران نرمال یا غیرنرمال به‌صورت گذشته‌نگر تعیین شده‌اند. نرم‌افزار QPS نمونه‌ای از این سامانه‌ها است که بر اساس مدل ۱۷ بخشی نقشه پلاری انجمن قلب آمریکا، شدت نقص‌های پرفیوژن را کمی‌سازی می‌کند.

با این حال، این روش‌ها نیازمند پایگاه‌داده‌های مرجع استانداردشده برای دستگاه‌ها و پروتکل‌های مختلف هستند، که یک محدودیت اساسی محسوب می‌شود.

پیشرفت‌های اخیر در هوش مصنوعی و یادگیری عمیق دامنه گسترده‌ای از کاربردهای جدید را در پزشکی هسته‌ای و تصویربرداری قلبی فراهم کرده است.

مواد و روش‌ها

در این مطالعه، مجموعه‌ای شامل ۹۴۰ بیمار که تحت SPECT-MPI قرار گرفته بودند وارد شد. از میان این افراد، گزارش ICA برای ۲۸۱ بیمار موجود بود. تصاویر پرفیوژن پس از بازسازی با نرم‌افزار QPS استخراج و نقشه‌های پلاری مربوط به وضعیت استرس و استراحت تهیه گردید.

دو وظیفه اصلی تعریف شد:

۱ (تشخیص خودکار CAD بر اساس ارزیابی متخصص (ER) از تصاویر

SPECT-MPI

۲ (تشخیص CAD از روی SPECT-MPI بر اساس گزارش ICA به عنوان مرجع استاندارد

در وظیفه دوم، از شش راهبرد آموزشی مختلف شامل یادگیری نیمه نظارت شده، انتقال یادگیری، و ترکیب داده‌های دارای و فاقد ICA استفاده شد. برای آموزش مدل‌ها، سیزده شبکه یادگیری عمیق مختلف به کار گرفته شد. این شبکه‌ها شامل معماری‌های گوناگونی مانند VGG، DenseNet، ResNet، Inception، EfficientNet و ترکیب‌های اولیه و نهایی (Early/Late Fusion) بودند. چهار نوع ورودی به مدل‌ها ارائه شد: نقشه‌های پلاری استرس، استراحت، ترکیب اولیه استرس-استراحت، و ترکیب نهایی استرس-استراحت. برای هر مدل، نسخه‌های دارای افزایش داده و فاقد افزایش داده (WAug) و (WoAug) آموزش داده شد.

در مجموع ۷۲۸ مدل مختلف مورد آموزش، اعتبارسنجی و آزمون قرار گرفت.

جمع‌آوری داده‌ها

بیماران بین مارس ۲۰۱۹ تا ژوئن ۲۰۲۱ که طی ۶ ماه قبل یا بعد از ICA تحت SPECT-MPI قرار گرفته بودند، وارد مطالعه شدند. تصویربرداری SPECT با یک سامانه SPECT/CT دواشکارسازی با مدار ۱۸۰ درجه انجام شد. انرژی پرتو در ۱۴۰ keV با پنجره انرژی ۱۵ درصد تنظیم شد. اندازه ماتریس 64×64 و ضریب بزرگ‌نمایی ۱٫۴۵ در نظر گرفته شد. این پژوهش مطابق اصول اعلامیه هلسینکی انجام شد و تأیید کمیته اخلاق دانشگاه علوم پزشکی ایران را دریافت کرد.

بازسازی تصاویر و پیش‌پردازش

بازسازی تصاویر SPECT-MPI با الگوریتم OSEM شامل ۴ تکرار و ۴

زیربخش انجام شد. فیلتر باترورث با حد برش ۰,۵ و مرتبه ۵ اعمال گردید. پس از بازسازی، نرم افزار QPS نقشه های پلاری استرس و استراحت را استخراج کرد. تصاویر پلاری به صورت خاکستری و با نرمال سازی نسبت به مقدار بیشینه هر تصویر ذخیره شدند. اندازه این تصاویر ۲۹۰×۲۹۰ پیکسل بود و هیچ تغییری در ابعاد اعمال نشد.

تعریف داده مرجع

مجموعه داده به دو گروه بر اساس نوع مرجع تشخیص CAD تقسیم شد: گروه اول شامل بیماران دارای ICA بود. در این گروه، تنگی قطر لومن $\leq 50\%$ درصد در شریان کرونری اصلی چپ یا $\leq 70\%$ درصد در LAD ، LCX یا RCA به عنوان CAD انسدادی در نظر گرفته شد. در گروه دوم شامل بیماران بدون ICA ، تشخیص نهایی CAD توسط دو متخصص پزشکی هسته ای و بر اساس ارزیابی بصری تصاویر اصلاح شده و اصلاح نشده تضعیف، همراه با داده های QPS ، QGS و ویژگی های بالینی موجود انجام شد. این تشخیص بر اساس سیستم نمره دهی موسوم به Summed Scores (SS) صورت گرفت.

مدل ۱۷ بخشی انجمن قلب آمریکا

در مدل ۱۷ بخشی AHA شدت نقص پرفیوژن هر بخش با مقیاس ۰ تا ۴ امتیازدهی می شود. امتیاز ۰ نشان دهنده ناحیه نرمال و امتیاز ۴ نشان دهنده فقدان کامل پرفیوژن است. نقشه پلاری بر اساس نواحی LAD ، LCX و RCA تقسیم بندی می شود. نواحی با امتیاز تجمعی ≤ 4 به عنوان غیرنرمال و نشانگر خطر عروق کرونر در نظر گرفته می شوند.

در مدل SS ارائه شده در این پژوهش، متخصصان علاوه بر نمرات SSS ، امتیاز برخی بخش ها را به طور دستی و بر اساس اطلاعات بالینی بیمار تنظیم کردند تا ارزیابی دقیق تری از قلمرو هر شریان ارائه شود.

چگونگی استفاده از داده‌ها برای مدل‌های DL
برای آن دسته از بیماران فاقد ICA، مدل SS به‌عنوان مرجع تشخیص CAD در سه
قلمرو عروقی (LAD)، LCX، RCA استفاده شد. در بیماران دارای ICA، گزارش
آنژیوگرافی مرجع نهایی بود.
مدل‌ها در دو سطح ارزیابی شدند:
سطح رگی (پر-وسل)
سطح بیمار (پر-پیشنت)

توسعه مدل‌های DL

تمامی مدل‌ها با TensorFlow ۲,۴ توسعه یافتند و تحلیل‌ها در Python ۳,۹ و R
۴,۲ انجام شد. مجموعه‌ای از ۱۰۰ بیمار دارای ICA برای ارزیابی نهایی
عملکرد مدل‌ها استفاده شد. برای هر مدل، معیارهای AUC، حساسیت، ویژگی، و
دقت مثبت گزارش و با آزمون DeLong و آزمون زوجی ویلکاکسون مقایسه شد.

نتایج

در مجموع، از ۹۴۰ بیمار وارد شده، تعداد ۲۸۱ بیمار دارای آنژیوگرافی
کرونری تهاجمی (ICA) بودند و ۶۵۹ بیمار فاقد ICA. میانگین سنی بیماران ۶۲
سال با انحراف معیار ۱۰ سال بود و ۵۷ درصد نمونه را مردان تشکیل می‌دادند.
در گروه دارای ICA، ۱۷۹ بیمار (۷/۶۳ درصد) دارای CAD انسدادی بر اساس
معیارهای تعریف‌شده بودند، در حالی که در گروه فاقد ICA، تشخیص CAD بر
اساس ارزیابی متخصص و سیستم امتیازدهی SS صورت گرفت.

عملکرد مدل‌ها در وظیفه تشخیص بر اساس ارزیابی متخصص (ER)
در نخستین وظیفه که تشخیص CAD بر اساس ارزیابی متخصص از نقشه‌های

پلاری SPECT-MPI بود، مدل‌های مبتنی بر DenseNet و ResNet عملکرد برتری نسبت به سایر معماری‌ها نشان دادند.

مدل ۲۰۱ DenseNet با راهبرد Late Fusion بالاترین مقدار AUC را در سطح رگی ($AUC=0.89$) ثبت کرد. این مدل توانست بخش‌های با نقص پرفیوژن قابل‌توجه را به‌طور دقیق شناسایی کند.

در سطح بیمار، مدل ۱۵۲۷۲ ResNet با ترکیب دیر هنگام و مقدار AUC برابر ۰.۸۳، بهترین عملکرد را داشت. این مدل در شناسایی بیماران دارای نقص پرفیوژن بالینی مهم از SPECT-MPI، عملکردی نزدیک به متخصصان نشان داد. به‌طور کلی، استفاده از روش‌های ترکیب چندتصویری (فیوژن) دقت تشخیص را نسبت به استفاده از یک نقشه پلاری منفرد افزایش داد.

عملکرد مدل‌ها بر اساس داده ICA وظیفه دوم) در وظیفه دوم، مدل‌ها باید از نقشه‌های پلاری SPECT-MPI، وجود یا عدم وجود CAD انسدادی را بر اساس ICA پیش‌بینی می‌کردند.

نش راهبرد آموزشی مختلف بررسی شد. بهترین عملکرد در راهبرد شماره ۳ مشاهده شد؛ این راهبرد از ترکیب داده‌های دارای ICA و فاقد ICA در فرآیند آموزش بهره می‌برد.

در سطح رگی، مدل InceptionResNetV۲ بدون افزایش داده (WoAug) با ترکیب زودهنگام Early Fusion بالاترین عملکرد را با AUC برابر ۰.۷۱ ثبت کرد.

در سطح بیمار، مدل ۱۵۲۷۲ ResNet بدون افزایش داده و با ترکیب زودهنگام Early Fusion در راهبرد نیمه‌نظارت‌شده (استراتژی ۵) بهترین عملکرد را داشت و مقدار AUC برابر ۰.۷۷ به‌دست آمد.

مقایسه عملکرد مدل‌ها با متخصص

در تحلیل نهایی روی ۱۰۰ بیمار دارای ICA، عملکرد بهترین مدل‌های DL با تشخیص متخصص مقایسه شد.

در تشخیص CAD در سطح بیمار، تفاوت معنی‌داری بین عملکرد مدل‌های DL و متخصص مشاهده نشد، که نشان می‌دهد مدل‌ها می‌توانند حد قابل توجهی از بار تفسیر را کاهش دهند.

با این حال، عملکرد مدل‌ها در شریان‌های LCX و RCA کمتر از LAD بود. این یافته نشان می‌دهد که برخی از شریان‌ها به دلیل تفاوت در الگوهای پرفیوژن یا میزان نويز تصويري، چالش‌برانگيزتر هستند.

تحليل نقشه‌های برجسته‌سازی (Saliency Maps)

نقشه‌های برجسته‌سازی برای درک بهتر عملکرد مدل‌ها تولید شد. این نقشه‌ها نشان دادند که شبکه‌های یادگیری عمیق عمدتاً روی نواحی کم‌پرفیوژن یا مناطق مرتبط با الگوهای CAD تمرکز می‌کنند. به این ترتیب، استفاده از روش‌های تفسیرپذیری مدل، اعتماد بیشتری در استفاده بالینی ایجاد می‌کند.

مقایسات آماری

تمامی مقایسات با استفاده از ۱۰۰۰ بوت‌استرپ انجام شد. آزمون DeLong برای مقایسه AUC ها و آزمون ویلکاکسون برای مقایسه معیارهای عملکردی بین مدل‌ها به کار گرفته شد. نتایج این آزمون‌ها نشان داد که مدل‌های مبتنی بر ترکیب Early Fusion و معماری‌های عمیق‌تر، به‌طور معناداری بهتر از مدل‌های ساده‌تر عمل می‌کنند.

بحث

در این مطالعه، مجموعه‌ای جامع از مدل‌های یادگیری عمیق برای تشخیص بیماری عروق کرونر بر اساس نقشه‌های پلاری حاصل از تصویربرداری پرفیوژن میوکارد با SPECT مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که

مدل‌های یادگیری عمیق می‌توانند در شناسایی CAD عملکردی نزدیک به متخصصان پزشکی هسته‌ای داشته باشند و از این‌رو پتانسیل بالایی برای استفاده در محیط‌های بالینی دارند.

تحلیل نتایج نشان داد که ابزارهای مبتنی بر یادگیری عمیق، به‌ویژه معماری‌های پیشرفته مانند DenseNet، ResNet و InceptionResNetV2، قادرند الگوهای پیچیده پرفیوژن را که اغلب توسط متخصصان انسانی به‌سختی تشخیص داده می‌شود، شناسایی و تفسیر کنند. در وظیفه مرتبط با تشخیص CAD بر اساس ارزیابی متخصص، عملکرد مدل DenseNet201 با ترکیب دیر هنگام در سطح رگ و مدل ResNet101 با ترکیب دیر هنگام در سطح بیمار، نشان‌دهنده توان چشمگیر این مدل‌ها در تقلید روند تصمیم‌گیری متخصصان بود.

در وظیفه مبتنی بر ICA، مشاهده شد که ترکیب داده‌های حاوی ICA و فاقد ICA می‌تواند عملکرد مدل‌ها را بهبود دهد. این مسأله از نظر بالینی اهمیت دارد، زیرا در عمل، فقط بخشی از بیماران تحت ICA قرار می‌گیرند و استفاده از روش‌های نیمه‌نظارت‌شده یا ترکیبی، امکان بهره‌برداری از حجم بیشتری از داده‌های موجود را فراهم می‌سازد.

راهکارهای نیمه‌نظارت‌شده این پتانسیل را دارند که شکاف بین داده‌های دارای برچسب (یعنی ICA) و داده‌های بدون برچسب را کاهش دهند و به این ترتیب مدل‌هایی انعطاف‌پذیرتر و دقیق‌تر ارائه دهند.

یکی از یافته‌های مهم مطالعه، عملکرد ضعیف‌تر مدل‌ها در شریان‌های LCX و RCA در مقایسه با LAD بود. دلایل احتمالی این پدیده عبارت‌اند از تفاوت در توزیع جریان خون، تفاوت‌های هندسی در نواحی مربوط به این شریان‌ها، و حساسیت بالاتر آن‌ها به آرتیفکت‌های حرکتی یا نویزی. با وجود این، عملکرد مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق در بخش LAD بسیار امیدوارکننده بود و نشان می‌دهد که SPECT-MPI همراه با روش‌های DL می‌تواند در تشخیص ضایعات همودینامیکی مهم در قلمرو LAD بسیار قابل اعتماد باشد.

بخش دیگری از مطالعه به تحلیل نقشه‌های برجسته‌سازی اختصاص داشت که با هدف تفسیرپذیری مدل‌ها ایجاد شد. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که مدل‌ها به‌درستی بر نواحی دارای نقص پرفیوژن تمرکز می‌کنند، امری که به پزشکان این اطمینان را می‌دهد که مدل نه‌تنها کارآمد است، بلکه تصمیم‌گیری آن نیز به‌لحاظ بالینی معنادار است.

این امر اهمیت زیادی در محیط‌های بالینی دارد، زیرا یکی از چالش‌های بزرگ در پذیرش هوش مصنوعی، عدم شفافیت در نحوه تصمیم‌گیری مدل است.

یافته‌های این مطالعه نشان داد که استفاده از افزایش داده می‌تواند در برخی مدل‌ها مفید و در برخی دیگر بی‌اثر باشد. تفاوت عملکرد بین مدل‌های WAUG و WoAug بیانگر آن است که تأثیر افزایش داده به نوع معماری شبکه، نوع ورودی و ویژگی‌های داده آموزشی وابسته است. از این‌رو، لازم است در توسعه مدل‌های DL برای تصویربرداری پزشکی، رویکردهای سفارشی‌سازی شده اتخاذ شود.

مقایسه روش‌های ترکیب ورودی نیز نشان داد که راهبردهای ترکیب زودهنگام (Early Fusion) می‌توانند در برخی وظایف دقیق‌تر عمل کنند، زیرا اطلاعات مربوط به استرس و استراحت را در مراحل اولیه شبکه ادغام می‌کنند و امکان استخراج ویژگی‌های مشترک قبل از پردازش عمیق فراهم می‌شود. این رویکرد به‌ویژه در تشخیص CAD مبتنی بر ICA نتایج مطلوبی به‌همراه داشت.

در نهایت، مقایسه مدل‌های DL با متخصصان نشان داد که در تشخیص CAD در سطح بیمار، تفاوت قابل‌توجهی بین عملکرد مدل‌ها و متخصص وجود ندارد. این امر نشان می‌دهد که استفاده از این مدل‌ها در محیط‌های بالینی می‌تواند به‌طور چشمگیری بار کاری متخصصان را کاهش دهد، به‌ویژه در مراکز پر حجم که نیاز به تفسیر تعداد زیادی از مطالعات SPECT-MPI دارند.

به‌طور کلی، نتایج این مطالعه از پتانسیل بالای یادگیری عمیق در بهبود دقت و کارایی تشخیص CAD با استفاده از SPECT-MPI حمایت می‌کند. این مدل‌ها

می‌توانند بخشی از یک سامانه تشخیص یاری‌رسان خودکار در پزشکی هسته‌ای باشند که وظیفه آن ارائه تحلیل‌های اولیه، برجسته‌سازی نواحی مشکوک و پیشنهاد‌های تشخیصی به متخصص است. با این حال، باید توجه داشت که این مدل‌ها جایگزین پزشکان نخواهند شد، بلکه به‌عنوان ابزاری کمکی برای حمایت از فرایند تصمیم‌گیری عمل خواهند کرد.

نتیجه‌گیری

این مطالعه نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق بر روی نقشه‌های پلاری حاصل از تصویربرداری پرفیوژن میوکارد با SPECT می‌تواند در تشخیص بیماری عروق کرونر نتایج بسیار امیدوارکننده‌ای ارائه دهد. مدل‌های توسعه‌یافته در این پژوهش، به‌ویژه معماری‌های مبتنی بر شبکه‌های عمیق مانند DenseNet، ResNet و InceptionResNetV2، توانستند در شناسایی نواحی دارای نقص پرفیوژن و پیش‌بینی CAD عملکردی نزدیک به متخصصان انسانی ارائه کنند. این موضوع نشان می‌دهد که هوش مصنوعی می‌تواند نقش مهمی در کاهش زمان تفسیر، استانداردسازی تشخیص و افزایش دقت تحلیل SPECT-MPI ایفا کند.

همچنین نتایج نشان داد استفاده از ترکیب داده‌های دارای ICA و فاقد ICA در فرایند آموزش می‌تواند عملکرد مدل‌ها را به‌طور معنی‌داری بهبود بخشد. این امر اهمیت عملی دارد، زیرا در سناریوی واقعی، اکثر بیماران SPECT-MPI بدون ICA بررسی می‌شوند و مدل‌های نیمه‌نظارت‌شده قادرند اطلاعات مفید این بیماران را در فرایند یادگیری وارد کنند. علاوه بر این، راهبرد ترکیب زودهنگام ورودی‌ها، در بسیاری از موارد عملکرد برتری نسبت به ترکیب دیر هنگام نشان داد.

نقشه‌های برجسته‌سازی ارائه‌شده در این مطالعه نشان داد که شبکه‌های یادگیری عمیق به‌طور معنادار روی نواحی دارای اهمیت بالینی تمرکز می‌کنند، امری که

قابلیت اعتماد بالینی مدل‌ها را تقویت می‌کند و می‌تواند در پذیرش گسترده‌تر فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در پزشکی هسته‌ای مؤثر باشد.

با وجود نتایج رضایت‌بخش، این مدل‌ها در برخی قلمروهای رگی مانند LCX و RCA عملکرد ضعیف‌تری داشتند. این موضوع بیانگر آن است که برای دستیابی به عملکرد یکنواخت‌تر در همه قلمروها، حجم بیشتری از داده‌ها، مدل‌های پیچیده‌تر و شاید روش‌های ترکیب چندمدالیت‌ه لازم است.

به‌طور کلی، این پژوهش نشان می‌دهد که روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق می‌توانند به‌عنوان یک ابزار یاری‌رسان قابل اعتماد برای تشخیص CAD از طریق SPECT-MPI به کار گرفته شوند. این ابزارها می‌توانند به متخصصان پزشکی هسته‌ای در تفسیر سریع‌تر و دقیق‌تر کمک کرده و موجب افزایش کارایی سیستم‌های تشخیصی شوند.

گسترش این نوع مدل‌ها می‌تواند گامی مهم در جهت استفاده گسترده از سامانه‌های کمک‌تشخیصی مبتنی بر هوش مصنوعی باشد که در نهایت ممکن است به تصمیم‌گیری‌های بالینی دقیق‌تر و بهبود نتایج درمانی بیماران منجر شود.