

ОБЗОРИ
REVIEWS

ИЗКУСТВЕН ИНТЕЛЕКТ (AI) И КАПИЛЯРОСКОПИЯ: НОВИ ХОРИЗОНТИ

Ж. Дончева-Дилова¹, Н. Стоилов², Вл. Бояджиева²

¹УМБАЛ „Св. Ив. Рилски“, Катедра по професионални заболявания, Медицински университет – София

²УМБАЛ „Св. Ив. Рилски“, Катедра по вътрешни болести, Медицински университет – София

Резюме. Капиляроскопията на нокътната гънка (NFC) е утвърден високоспециализиран неинвазивен метод за оценка на микроциркулацията и „златен стандарт“ в ревматологичната практика за разграничаване на първичен от вторичен феномен на Рейно (RP). Чрез анализ на капилярните структури в областта на нокътните гънки клиницистите могат да идентифицират различни модели (склеродермен, склеродермоподобен, неспецифичен). Въпреки клиничната значимост интерпретацията на изображенията е предизвикателство поради субективност и необходимост от значителен опит на изследващия. През последните години изкуственият интелект (AI) предлага нови решения чрез автоматизирано разпознаване и анализ на капилярни структури. Машинното обучение и детайлна оценка (“machine learning” и “deep learning”) показват висока ефективност при откриване на абнормности, класификация на капилярни модели и прогнозиране на риска от системна склероза. Проекти като CAPI-Detect и редица други модели на machine learning, deep learning и невронни мрежи (DenseNet-121, EfficientNet-B0, ResNet-34, NFC-Net) демонстрират, че AI може да идентифицира нови количествени параметри, които не са достъпни при традиционната визуална оценка, и да повиши обективността и възпроизводимостта на резултатите до 90%. Повечето проучвания в тази насока се фокусират върху капиляроскопските модели на системна склероза (Ssc), но пилотни проучвания при ювенилен дерматомиозит, захарен диабет и хипертония допълнително подчертават приложимостта на тези технологии. Някои AI модели дори разграничават онихомикоза, псориазис на ноктите и субунгвален меланом. Моделите за машинно обучение и детайлна оценка, които използват образи (Vision Transformer, ViT), изглежда, представляват допълнителна валидна система за ранно и бързо разчитане на NFC изображения и морфологични биомаркери при Ssc, като интегрират валидирани от EULAR алгоритми за разграничаване на склеродермичния от несклеродермичния модел с изкуствения интелект. Освен в диагностиката AI има потенциал и в проследяването на заболяването, мониториране на терапевтичния отговор и разработване на персонализирани стратегии за лечение. Обработката на цифрови изображения посредством валидирани алгоритми за машинно самообучение, невронни мрежи и др. е в синхрон с приоритетите на Националната здравна стратегия 2030 за дигитализация и развитие на електронното здравеопазване (Политика 2.5). Предвижда се изграждането на Национална дигитална платформа за медицинска диагностика, която да подпомогне всички медицински специалности. Тази платформа ще бъде интегрирана с Националната здравноинформационна система и електронното пациентско досие, като основната цел е да се повиши качеството на здравните услуги. Интегрирането на AI в медицинската практика открива нови възможности, които да подкрепят ранната диагностика и по-доброто управление на пациентите с микроангиопатия, подпомагайки ранната диагностика и предотвратяване на усложненията с цел осигуряване на по-добро качество на живот и работоспособност.

Ключови думи: изкуствен интелект, машинно обучение, капиляроскопия

ВЪВЕДЕНИЕ

Капиляроскопията като основен диагностичен метод

Видеокапиляроскопията на нокътното ложе (NVC) е изключително полезен, неинвазивен и надежден диагностичен метод за анализ на микроваскуларни промени при феномен на Рейно и множество ревматични заболявания, както и при оценката на тяхната активност и прогноза [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9]. Феноменът на Рейно (RP) е най-честият клиничен аспект на микроваскуларното засягане и е ключова характеристика на няколко системни заболявания, сред които системна склероза (SSc), смесено заболяване на съединителната тъкан (MCTD), системен лупус еритематозус (SLE), дерматомиозит (DM), полимиозит (PM) и антифосфолипиден синдром (APS) [2, 3, 4, 6].

Основните капиляроскопски параметри, които се анализират, са брой и форма на капилярите [10, 11], подреждане, капилярни диаметри (на артериалното, венозното рамо и на апикалната капилярна бримка) [10, 12]. Оценява се наличието на дилатирани (диаметър на артериалното рамо над 15 μm или диаметър на венозното рамо над 20 μm) [13] и гигантски капиляри (диаметър над 50 μm) [13, 14], аваскуларни зони (дистанция между съседни капилярни бримки по-голяма от 500 μm за дисталната редица капиляри и над 300 μm за проксимална редица), наличие на хеморагии, неоангиогенеза (новосформирани съдове) [13]. При здрави лица броят на капилярните бримки е от 7 до 16 за милиметър, като преобладаващият брой са с форма на фиба за коса с конвексна апикална част [13]. Хеморагиите могат да бъдат израз на локална травма, като в този случай не са асоциирани с гигантски капиляри или неоангиогенеза. При старо травматично увреждане е възможно да се наблюдават единични новосформирани съдове (неоангиогенеза) при непроменена капилярна плътност и подреждане на капилярите [10, 15]. Субпапиларният плексус, от който произхождат капилярите на нокътната гънка, е видим при около 30% от здравите лица [10, 11]. Вариациите във формата на капилярите при здрави индивиди включват капиляри с нагънати рамена, които не се пресичат помежду си и капиляри, чиито рамена се пресичат на едно или две места [8]. Сигурни признаци за микроангиопатия, които не се откриват при здрави лица, са гигантските капиляри и аваскуларните зони, както и неоангиогенеза в комбинация с ниска капилярна плътност [10, 15, 16].

Видеокапиляроскопията понастоящем е широко прилагана в диференциалната диагноза на първичен и вторичен ФР при ревматични заболявания [10, 11, 12, 13, 14]. Най-добре проучени са т. нар. „склеродермен“ и „склеродермоподобен“ тип капиляроскопски находки. „Склеродермният“ тип капиляроскопска картина се характеризира с наличието на гигантски капиляри, хеморагии, нарушение в подреждането, аваскуларни зони и неоангиогенеза. За началния стадий на „склеродермния“ тип микроангиопатия е характерна появата на гигантски капиляри и единични хеморагии при запазено подреждане на капилярите, без аваскуларни зони. В т. нар. „активна“ фаза са налице голям брой гигантски капиляри и хеморагии, умерена загуба на капиляри и нарушение в подреждането. В „късната“ фаза се установяват обширни аваскуларни зони и авансирало нарушение в подреждането, както и множество разклонени капиляри, които са израз на неоангиогенеза [17, 18]. „Склеродермоподобен“ тип капиляроскопска находка се наблюдава при част от пациентите с други системни заболявания на съединителната тъкан (недиференцирани колагенози, синдроми на припокриване, дерматомиозит и др.) [10, 19, 20, 21, 22, 23].

Неспецифични промени се наблюдават основно при пациенти със системен лупус еритематозус, ревматоиден артрит, синдром на Sjögren. Тези промени включват дилатирани, удължени капиляри, проминиращ субпапиларен плексус, хеморагии, криволичещи капиляри с променена морфология [10, 24, 25, 26, 27].

Приложение на изкуствения интелект в медицината

Изкуственият интелект се отнася до област от компютърната наука, посветена на създаването на системи, които могат да изпълняват задачи, изискващи човешка интелигентност [28, 29].

AI използва структурирана методология за интегриране на външни данни, като прилага сложни алгоритми и дава прогнози за конкретни сценарии [29, 30]. Този систематичен процес включва усъвършенствани техники като изкуствени невронни мрежи и дълбоко обучение. Основен принцип е събирането на данните и предварителната им обработка, обучение на модела, ревизиране на резултатите чрез кръстосана валидация, избор на най-добрия модел и интегрирането му със системи като настолни приложения или вградени устройства и хардуер [29].

AI в здравеопазването включва използването на изчислителни алгоритми, предназначени за анализ на сложни медицински данни (медицински записи на пациенти, медицински изображения, геномни секвенции и др.), с цел извличане на значими модели, правене на прогнози и подпомагане на медицинските специалисти при клинично вземане на решения [28].

Различните подполета на AI включват:

а) **Machine learning (ML)** – AI системите да се учат от големи набори от данни, без да бъдат експлицитно програмирани [28]. ML използва набори от данни за обучение и за извличане на корелации между променливи, като не разчита на предварително определени стъпка по стъпка процеси [29].

б) **Deep learning networks (DLN)** – Мрежите за дълбоко обучение са вдъхновени от невронните мрежи на човешкия мозък. Могат да анализират задачи, свързани със сложни представяния на данни и йерархично обучение на характеристики [28]. Това подполе на AI е с широк обхват и позволява диагностиката на изображения. Контролираното обучение се фокусира върху установяването на връзка между входа и желаните изходи чрез използване на предоставените входни данни и съответните им правилни изходи. Алгоритъмът се обучава чрез сравняване на реалния си изход с правилните изходи, което му позволява да идентифицира грешки и го прави полезен за задачи като класификация и предсказване [29].

в) **Natural language processing (NLP)** – обработката на естествен език позволява извличане на информация от медицински текстове или литература и обобщаване и автоматизиране на медицинска кодировка [28, 29].

г) **Expert systems** – интегрират специфични за домейна знания и логическо мислене, за да предоставят диагностична помощ, препоръки за лечение и персонализирани здравни интервенции въз основа на установени медицински насоки [28].

Възможности на AI при анализ на капилярскопските изображения

Нокътната капилярскопия (NFC) има диагностична, както и прогностична стойност, особено при заболявания на съединителната тъкан (особено системна склероза) [28, 31, 32] и заболявания, свързани с начина на живот (включително диабет и артериална хипертония) [28, 33]. Въпреки това качественият и количественият анализ изискват висококачествени NFC изображения и са времево интензивни. Изкуственият

интелект се оказва полезен за преодоляване на тези трудности [28, 31, 32, 33].

През последните години AI предлага нови решения чрез автоматизирано разпознаване и анализ на капилярни структури. Машинното обучение и детайлна оценка ("machine learning" и "deep learning") показват висока ефективност при откриване на абнормности, класификация на капилярни модели и прогнозиране на риска от системна склероза. Проекти като CAPI-Detect и редица други модели на machine learning, deep learning и невронни мрежи (DenseNet-121, EfficientNet-B0, ResNet-34, NFC-Net) могат да идентифицират количествени параметри и да повишат обективността и възпроизводимостта на резултатите до 90%.

За анализ на капилярскопски изображения основно се използват 3 вида модели:

- **Модел за откриване на обекти**, който да локализира кръвоносните капиляри в изображението. Трябва да знаем колко капиляри има и къде се намират. Моделът отчита и наличието на хеморагии.

- **Модел за класификация на изображения** според морфологията.

- **Модел за откриване на ключови точки**, за да могат да се измерят диаметърът на артериоларно, венозно рамо и апикална бримка [34].

Capillary.io е web базирана платформа за автоматизиран капилярскопски анализ. Системата подобрява процеса на интерпретация на изображенията, спестява време и изчислява мигновено параметрите, когато са налични всички необходими данни. Трябва да се отбележи, че никоя AI система не е перфектна и не може да работи със 100% точност, затова лекарят има възможност да коригира неправилни прогнози, направени от AI модела. Но платформата е полезна при интерпретация на резултатите, тъй като качеството на изображенията може да варира в зависимост от уменията на самия лекар и използвания микроскоп [35].

Платформата е разработена на базата на два големи проекта – CAPI-SCORE и CAPI-DETECT.

CAPI-SCORE [35] е количествен алгоритъм, който автоматично класифицира NVC модели при пациенти със склеродермия или системни заболявания. Основна цел е да се преодолее субективността при "ръчна" оценка от капилярскопистите. Събрани са общо 1040 капилярскопии от пациенти в девет испански и колумбийски болници. Общият брой на анализирани изображения е 25 798, а общият брой на анализирани

капиляри при ръчна оценка е 310 277. При 912 от 1040 е постигнат консенсус. От тях 851 са избрани за „златен стандарт“ за софтуерен анализ, след като предварително са били оценени «ръчно» от трима опитни капиляроскописти според критериите на EULAR за нормално, неспецифично, SSc-early; SSc-active; SSc-late. Алгоритъмът използва количествени метрики (плътност на капилярите (капиляри/mm); процент на абнормни капиляри (неправилна форма); процент на гигантски капиляри; нагънатост; микрохеморагии). CAPI-score се базира на предложения от EULAR “Fast track” алгоритъм. Променливите, оценени от софтуера, са плътност на капилярите и процент на гигантските капиляри, хеморагии, усуквания и аномални капиляри, като последните се определят като разклонени, храстовидни или завити капиляри, често произхождащи от един нормален капиляр. Резултатите показват точност ~ 0.88 при разграничаване на склеродермен и несклеродермен модел; приблизително ~ 0.82 при класификацията на ранна, активна и късна фаза и ~ 0.73 при разграничаване между „нормален“ и „неспецифичен“ модел. Когато анализът е ограничен само до NVC, при които изследователите са достигнали пълен консенсус, точността на алгоритъма се подобрява. Авторите посочват необходимостта от по-големи и многоцентрови кохорти за бъдещо валидиране, както и потенциално интегриране с методи за машинно обучение (ML), за да се повиши още точността и приложимостта в клинични условия [35].

CAPI-DETECT е следващата стъпка при разработването на автоматизирани системи за изучаване на капилярни изображения, улесняващи идентифицирането и класифицирането на аномалии [36]. Използван е софтуер, базиран на дълбоко обучение (ML), обучен с над 2500 ръчно означени изображения, и е създаден алгоритъм (CAPI-Detect), разграничаващ три модела: SSc и не-SSc модели, модел за класификация на SSc като ранна, активна и късна фаза според класификацията на Кутоло и нормални, и неспецифични модели. Капиляроскопските изображения са предварително валидирани чрез сравнение на предсказанията на алгоритъма с анотации, получени чрез консенсус на трима или повече от пет обучени капиляроскописти върху изображения от над 1000 пациенти с RP. Алгоритъмът има за цел да постигне точност, сравнима с тази на опитен капиляроскопист и да подпомогне рутинната клинична практика при определяне на моделите на капиляроскопиите въз основа на количествени

метрики. Направени са капиляроскопски изображения на пациенти със SSc или RP в девет испански и американски болници. Общо 1724 капиляроскопии (от пациенти с RP или SSc) са анализирани случайно и на сляпо от трима до четирима обучени капиляроскописти. Капиляроскопиите с частичен (1490) и пълен (515) консенсус са използвани за обучение на модели за класификация, базирани на машинно обучение, с използване на софтуера CatBoost, включващ 24 променливи, свързани с архитектурата на капилярите, извлечени чрез автоматизиран анализ на NVC изображенията. На случаен принцип 298 капиляроскопии (20% от всички) са избрани за валидиращи (т.е. не са предоставени за обучение на модела, а са предназначени за оценка на валидността на финалните модели). CAPI-DETECT постига точност 0,973 за различаването на SSc от не-SSc; 0,934 при разграничаването на SSc модели (ранна, активна и късна фаза) и 0,837 между нормални и неспецифични модели. Авторите също така отбеляват подобрене на общата точност на CAPI-Detect спрямо CAPI-Score, особено при класифициране на нормални срещу неспецифични модели. Gema M Lledó-Ibáñez и сътр. посочват, че едно от ключовите предимства на CAPI-Detect е подпомагане на лекарите, спестявайки време, като предостави вероятностни и безпристрастни оценки, специфични за всеки модел на базата на количествен анализ на структурата, формата, размера и плътността на капилярите. Като недостатък авторският колектив посочва, че обучението на модела е основано на субективно класифицирани капиляроскопии и че клиничната значимост на неспецифични модели, които не са SSc, остава несигурна [36].

Други подобни модели за интерпретация на капиляроскопски изображения, използващи AI, базиран на ML и DL, са разработени в цял свят.

Международен авторски колектив (Omar S. Etmam и сътр.) прави литературен обзор с цел да систематизира всички изследвания, които използват алгоритми на изкуствен интелект за анализ на капиляроскопски изображения. Прегледани са няколко бази данни (PubMed, including MEDLINE, EMBASE, CINAHL, Web of Science) по ключови думи като “artificial intelligence”, “machine learning”, “deep learning” и “nailfold capillaroscopy”. Намерени са 105 проучвания, но само 10 от тях са включени и анализирани на базата на изключващи критерии. В 8 от 10 проучвания супервизираното дълбоко обучение (deep learning) е основен подход, а най-често разглежданото за-

боляване е системна склероза (6/10 проучвания). Данните варират значително: от 50 изображения от 50 участници до 17 126 изображения от 289 участници. Само два от посочените алгоритми имат не само диагностична, но и прогностична стойност. AI има значителен потенциал да подпомогне (или автоматизира) анализа на нокътните капиляроскопски изображения, като предложи инструмент за подпомагане на диагностиката и в някои случаи прогнозата. При всички проучвания е видно, че прецизността и точността се подобряват след предварителен «ръчен» анализ. Авторите подчертават, че настоящите изследвания са хетерогенни в дизайн, размер и начин на етикетиране и че липсват големи, мултицентрови валидации, необходими, преди този подход да се използва рутинно в клиничната практика [37].

Най-много проучвания има в областта на ревматологията и по-конкретно за системна склероза (SSc) [31, 35, 36, 37, 38, 39], въпреки че някои проучвания съобщават за приложение на AI при интерпретация на капиляроскопски изображения на пациенти с дерматомиозит [40], артериална хипертония и захарен диабет [37] и в областта на дерматологията при диагностика на нокътни заболявания като онихомикоза, псориазис на ноктите, субунгвален меланом [28].

Garaïman A и сътр. оценяват ефективността и надеждността на дълбок учебен модел, базиран на трансформър за визуално разпознаване (ViT), като готово решение за идентифициране на специфични признаци на микроангиопатия в капиляроскопски изображения при пациенти със SSc. Анализът на ViT е сравнен с анализа на практикуващи ревматолози. Избраните параметри за оценка са разширени капиляри, гигантски капиляри, загуба на капиляри, микрохеморагии, както и наличието на склеродермен модел. Анализирани са 17 126 капиляроскопски изображения от 234 пациенти от EUSTAR и 55 пациенти от VEDOSS. Резултатите показват до 84,5% точност при интерпретация от AI модела. Според авторите ViT е добре представящ се и лесно достъпен инструмент за оценка на модели на микроангиопатия върху NFC изображения и може да подпомогне ревматолозите, но въпреки това при поставяне на окончателна диагноза е необходима преценката на опитен капиляроскопист [31].

Ebadi Jalal и сътр. разработват и оценяват автоматичен дълбок обучителен модел (DL) за откриване на абнормни капилярни изображения, чрез използване на невронна мрежа (EfficientNet-B0) и каскадно трансферно обучение (cascade

transfer learning) [38]. Събрани са 288 капиляроскопски изображения от 225 участници в болница в Тихуана, Мексико. Трима интернисти са сортирали и етикетирали изображенията като нормални (16 изображения, 6%) или патологични (272 капиляроскопии, 94%). Направена е само по 1 снимка на 1 пръст (показалеца). Базовата архитектура за обучителен модел е EfficientNet-B0, предварително обучен на ImageNet. Използвано е каскадно трансферно обучение (cascade transfer learning) — първо с домейн-специфични класове (напр. dermatomycosis, tortuosity) (Dataset A), а след това фино настройване за целевата задача нормални vs патологични (Dataset B). Според авторите този модел с каскадно трансферно обучение постига «перфектни» резултати в акуратност, прецизност и др. именно поради малкия размер на тестовия набор. В бъдеще авторите препоръчват валидиране върху по-големи, разнообразни бази данни и разширяване на задачата към класификация на различни видове патологии, не само нормално vs патологично [38].

Lutfi Ozturk и сътр. проучват как AI (базиран на машинно и дълбоко обучение) може да анализира изображения от нокътна капилярскопия за диагностика и класификация при системна склероза и свързани състояния в рамките на френското проспективно многоцентрово наблюдателно проучване SCLEROCAP. Анализирани са изображения от 100 пациенти със SSc. След предварителна ръчна оценка от опитни капиляроскописти, изображенията са разделени на тренировъчен набор (70%) и валидационен набор (30%). При дълбокото обучение са тествани три предварително обучени модела от библиотеката TIMM (ResNet-18, DenseNet-121 и VGG-16) върху необработени NC изображения. С машинно обучение, представянето варира от 0.60 до 0.73 за всяка променлива. С дълбоко обучение се постига минимална точност от 0.87, като моделът DenseNet-121 дава най-добри резултати. Авторите препоръчват валидация на модела върху по-големи кохорти [39].

Едно проучване съобщава за потенциала на изкуствения интелект да различава деца с ювенилен дерматомиозит (JDM) от здрави контролни групи на базата на анализ на капиляроскопски изображения (Kassani P.H. и сътр.). Използвани са 1120 изображения от 111 деца с активен JDM (диагностицирани между 1990 и 2020 г.) и 321 изображения от 31 здрави контроли. Използван е deep learning невронен модел (NFC-Net), който е обучен да разграничава случаи с JDM и контро-

ли и да прогнозира активност на заболяването (активно срещу неактивно). Моделът NFC-Net показва висока производителност при разграничаване на JDM от здравите контроли с точност = 0,91, чувствителност = 0,85, специфичност = 0,90, прецизност = 0,95 и AUROC = 0,93. При предсказване на активността (активно срещу неактивно заболяване) резултатите са по-умерени (AUROC = 0,75; точност = 0,74). Авторите подчертават нуждата от по-големи, проспективни и разнообразни кохорти, за да се валидира приложимостта на модела в клинична практика [40].

Полско пилотно проучване има за цел да валидира софтуер за автоматично броене на капиляри и класификация на изображения от нокътна капиляроскопия като „нормални“ или „патологични“ [41]. Използвани са 200 капиляроскопски изображения – 100 от пациенти със системна склероза или заболявания от спектъра на склеродермията и 100 от здрави лица (контроли). Всяко изображение е анализирано ръчно и описано с помощта на работен софтуер. Използван е модел на изкуствен интелект за класификация и броене на капиляри, валидиран чрез кръстосана проверка. Използвана е ResNet-34 (deep residual network, дълбока невронна мрежа) за задачата за класификация (нормално vs патологично). За задачата за броене на капиляри е използван алгоритъм YOLOv3 / Darknet за обектно откриване на капиляри. Параметрите за оценка са чувствителност (sensitivity), специфичност (specificity), и точност при броене (precision) на капиляри. Резултатите, получени при обучение на невронната мрежа, са сравнени с резултатите, получени при ръчен анализ. Чувствителността на автоматичния инструмент спрямо ръчната оценка при класификацията на правилни и патологични изображения е 89,0%, а специфичността – 89,4% за тренировъчната група, при валидиране – съответно 89,0% и 86,9%. Според авторите софтуерът може да бъде полезен инструмент за бърза класификация на нормален и променен капиляроскопски модел, независимо от опита на изследващия. Като предимство авторите посочват, че моделът не се ограничава само до разграничаване на SSc. Възможността за бърз анализ на голям брой капиляроскопски изображения и получаване на детайлен числов резултат ще разшири изследванията върху други заболявания [41].

В Националната здравна стратегия 2030 на Р. България също е предвидена цифровата трансформация в сектор здравеопазване, базирана

на развитие на безжичните комуникационни мрежи (4G/5G), облачните технологии и внедряването на високоскоростни оптични мрежи за пренос на данни [42].

Предвижда се до 2030 г. изграждането на Национална дигитална платформа за медицинска диагностика. Целта е да обхване цифровата образна диагностика във всички медицински специалности и да се създаде възможност за генериране на база данни цифрови изображения и нейната вторична обработка посредством валидирани алгоритми за машинно самообучение (ML), невронни мрежи и др. Тази платформа ще бъде интегрирана с Националната здравно-информационна система (НЗИС) и електронното пациентско досие. Националната дигитална платформа за медицинска диагностика ще бъде предназначена за всички здравни направления, с акцент върху онкология, диагностична радиология, патология и др. [42].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Приложението на AI предлага нови решения и подпомага анализирането на капиляроскопските изображения при медицински специалисти с по-малък опит в областта. Въпреки навлизането на AI в медицината, приложението на различните модели все още не е част от ежедневната клинична практика поради органичен набор от данни, разнопосочност на изследванията, малък брой кохорти, фокусиране върху определени патерни и заболявания („склеродермен тип“, SSc). Използваните на този етап алгоритми показват висока точност при разграничаване между SSc (вкл. подтиповете) и склеродермоподобен модел, макар че точността за "нормален vs неспецифичен" е сравнително по-ниска. Чувствителността и специфичността на автоматичния инструмент при класификацията на правилни и патологични изображения се подобрява значително след съпоставяне с "ръчна оценка", извършена от опитен капиляроскопист.

В бъдеще се препоръчва валидиране на AI моделите върху по-големи и разнородни бази данни и разширяване на задачата към класификация на различни видове патологии, не само нормално vs патологично. Интегрирането на AI в медицинската практика може да подпомогне ранната диагностика, да предотврати усложненията и да осигури по-добро качество на живот и работоспособност на пациентите с микроангиопатия.