



Model przewidywania długości osiowej oparty na danych z badań przesiewowych dna oka u dzieci w wieku szkolnym

Zixun Wang^{a,2}, Hua Rong^{a,2}, Jingtao Yu^a, Yifan Zhou^a, Xueshuo Xie^{b,c}, Weiping Lin^a,
Zhiqing Li^a, Hua Yan^{d,*}, Bei Du^{a,**}, Ruihua Wei^{a,1,***} 

^a Tianjin Key Laboratory of Retinal Functions and Diseases, Tianjin Branch of National Clinical Research Center for Ocular Disease, Eye Institute and School of Optometry, Tianjin Medical University Eye Hospital, Tianjin, Chiny

^b Laboratorium Haihe ITAI, Tianjin, Chiny

^c Uniwersytet Nankai, Tianjin, Chiny

^d Oddział Okulistyki, Szpital Ogólny Uniwersytetu Medycznego w Tianjin, Tianjin, Chiny

INFORMACJE ARTYKUŁU

Słowa kluczowe:

Długość osiowa
Kolorowa fotografia dna oka
Prognoza
Głębokie uczenie się
Dzieci w wieku szkolnym

STRESZCZENIE

W ramach niniejszego badania opracowano modele głębokiego uczenia (DL) w celu przewidywania długości osiowej (AL) u dzieci w wieku szkolnym od 6 do 10 lat na podstawie zdjęć dna oka (CFP) z minimalnymi nieprawidłowościami, oceniając jednocześnie wpływ uwzględnienia wieku, dioptrii sferycznej (DS) i płci. Po ocenie jakości 5460 początkowych CFP od 3840 dzieci wykorzystano 3840 obrazów od 2779 dzieci i podzielono je na zestawy szkoleniowe (70%), walidacyjne (20%) i testowe (10%). Jako podstawową architekturę wykorzystano ResNet101, z dodatkowymi parametrami klinicznymi zintegrowanymi z warstwą w pełni połączoną w celu ciągłego przewidywania AL. Do interpretacji modelu wykorzystano mapy cieplne wygenerowane przez Grad-CAM. Analiza porównawcza wykazała, że DS i wiek osiągnęły umiarkowaną dokładność prognozowania ($R^2 = 0,37$), model oparty wyłącznie na CFP wykazał znacznie lepszą wydajność ($R^2 = 0,70$), a połączenie CFP z DS i wiekiem jeszcze bardziej poprawiło dokładność ($R^2 = 0,75$). Jednak włączenie płci wraz z CFP, DS i wiekiem znacznie zmniejszyło skuteczność ($R^2 = 0,41$). Mapy cieplne ujawniły, że obszary krytyczne dla prognozowania AL anatomicznie odpowiadały naczyniom siatkówki i bezpośrednim tkankom okołonaczyniowym. Wyniki te łącznie wskazują, że DL może wykorzystywać niemal normalne CFP do prognozowania AL u dzieci, z selektywnym wzmocnieniem przez wiek i DS, ale z pogorszeniem, gdy uwzględnione są zmienne katagoryczne (takie jak płeć). Subtelne zmiany w naczyniach krwionośnych dna oka mogą pomóc DL w identyfikacji przyczyny zmian CFP wraz z AL.

1. Wprowadzenie

Na całym świecie krótkowzroczność jest jedną z głównych przyczyn upośledzenia wzroku i ślepoty. Niekorygowana wada refrakcji pozostaje główną przyczyną upośledzenia wzroku zarówno wśród dzieci, jak i dorosłych na całym świecie (Burton i in., 2021). Do 2050 r. około 50% światowej populacji będzie miało krótkowzroczność, a 10% z tej grupy będzie miało wysoką krótkowzroczność. Tendencja ta wykazuje tendencję wzrostową (Holden i in., 2016). Jednocześnie upośledzenie wzroku stanowi również znaczne obciążenie finansowe na całym świecie, powodując szacunkową roczną stratę w globalnej produktywności w wysokości 411 miliardów dolarów (Bullimore i in., 2021). Krótkowzroczność, zwłaszcza wysoka,

jest silnie związane ze znacznym ryzykiem powikłań, które mogą prowadzić do ślepoty i upośledzenia wzroku (Vision Loss Expert Group, 2021). Powikłania patologicznej krótkowzroczności obejmują wysoką neowaskularyzację naczyniówki, zanik naczyniówki siatkówki, rozwarstwienie siatkówki, rozdarcie plamki żółtej, a nawet odwarstwienie siatkówki (Vision Loss Expert Group, 2021). Wczesne monitorowanie dna oka u pacjentów z krótkowzrocznością i nastolatków ułatwia wykrywanie zmian w dnie oka, umożliwiając wczesną profilaktykę i interwencję (Nasseri et al., 2024).

Długość osiowa (AL) jest wskaźnikiem wielkości gałki ocznej (Kakita et al., 2011). Stała się ona kluczowym czynnikiem prognostycznym postępu i kontroli krótkowzroczności u dzieci, gdzie wczesna interwencja ukierunkowana na nadmierną długość osiową

* Autor korespondencyjny.

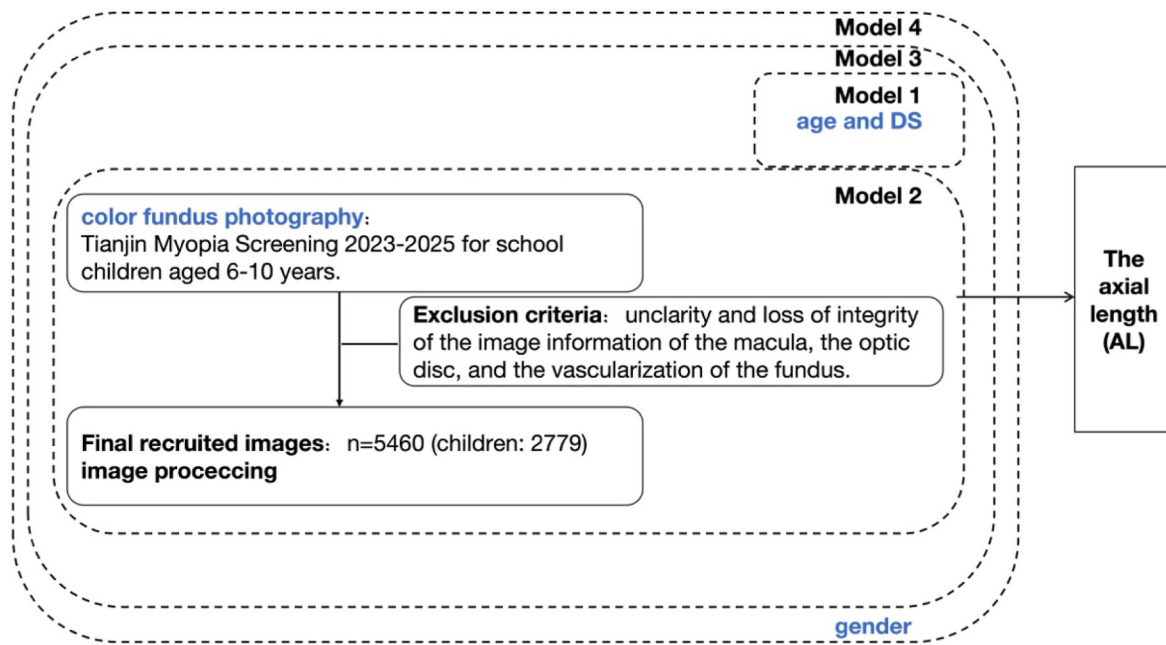
** Autor korespondencyjny.

*** Autor korespondencyjny.

Adresy e-mail: phuayan2000@163.com (H. Yan), dubei1982@126.com (B. Du), rwei@tmu.edu.cn (R. Wei).

¹ Wnieśli równy wkład w niniejszą pracę i obaj zostali uznani za autorów korespondencyjnych.

² W równym stopniu przyczynili się do powstania niniejszego artykułu jako pierwsi autorzy.



Ryc. 1. Proces projektowania modeli i wyboru CFP. Kryteria wykluczenia obejmują wszelkie choroby siatkówki lub naczyńiówki obserwowane w CFP oraz pacjentów z innymi chorobami powierzchni oka. Powyższy proces wykluczenia został przeprowadzony przez trzech doświadczonych okulistów. Model 1 zawierał dane strukturalne (wiek i DS), natomiast model 2 obejmował wyłącznie CFP. Model 3 obejmował CFP, wiek i DS. Model 4 obejmował płeć, wiek, CFP i DS. Wszystkie wyniki są AL.

Wydłużenie jest niezbędne do zapobiegania wysokiej krótkowzroczności i związanym z nią powikłaniom, takim jak tylne staphylooma twardówki (Li et al., 2024). Co istotne, wydłużenie długości osiowej oka powoduje zarówno zmiany refrakcyjne, jak i wyraźne zmiany morfologiczne w dnie oka. Oczy o dłuższej długości osiowej często wykazują dostrzegalne nieprawidłowości na kolorowych zdjęciach dna oka (CFP), takie jak mozaikowość dna oka (FT), zanik okołotarczowy (PPA), rozlane lub plamiste zaniki naczyńiówki i siatkówki (Hayashi et al., 2010), a także zmiany wokół nerwu wzrokowego i wyprostowanie naczyń siatkówki. Te ustalone powiązania morfometryczne między długością osiową gałki ocznej a strukturą dna oka stanowią biologiczną podstawę do korelacji długości osiowej gałki ocznej z cechami uchwyconymi na kolorowych zdjęciach dna oka.

Głębokie uczenie się (DL), a w szczególności konwolucyjne sieci neuronowe (CNN), jest coraz częściej stosowane do analizy CFP w zadaniach związanych z krótkowzrocznością (Qian i in., 2024; Meng i in., 2024; Prashar i Tay, 2024). Ponieważ metody DL i sztucznej inteligencji (AI) są nadal łączone z CFP i innymi danymi, dane przesiewowe mogą być wykorzystywane do klasyfikacji i przeprowadzania uczenia nadzorowanego (Liu i in., 2022; Wang i in., 2024). DL doskonale sprawdza się w identyfikowaniu subtelnych, złożonych wzorców w obrazach, które mogą umknąć konwencjonalnej analizie. Na przykład Wei i in. wykorzystali metodę wspomaganą AI do ilościowego określenia obszarów makronaczyniowych naczyńiówki w CFP i stwierdzili istotną korelację z AL (Wei i in., 2023). W badaniach analizowano również uwzględnienie czynników demograficznych, takich jak wiek i płeć, wraz z danymi CFP w celu zwiększenia dokładności prognozowania parametrów okulistycznych, w tym AL (Yamashita i in., 2020; Zhu i in., 2022). Jednak pomimo tych postępów nie przeprowadzono żadnych badań dotyczących opracowania modeli CNN do przewidywania długości osiowej gałki ocznej przy użyciu CFP uzyskanych podczas rutynowych badań przesiewowych w kierunku krótkowzroczności u dzieci w wieku szkolnym – populacji, w której wczesne monitorowanie długości osiowej gałki ocznej ma ogromne znaczenie, ale narzędzia takie jak biometrii optyczne są często niedostępne w warunkach badań przesiewowych (Cao i in., 2023; Zhang i in., 2024; Gu i in., 2024).

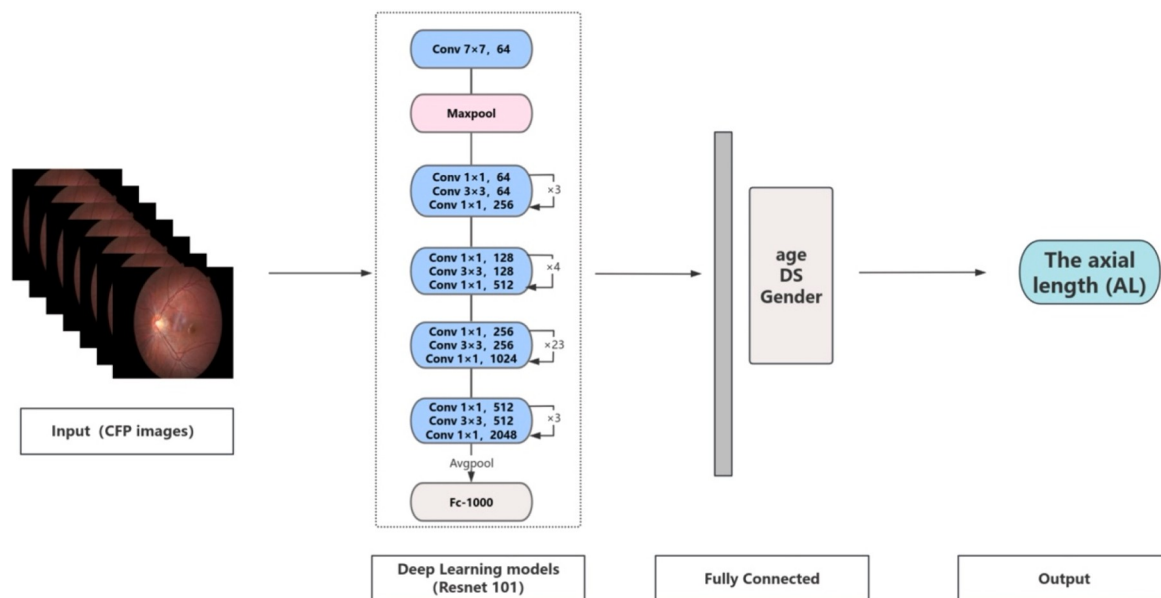
Głównym celem niniejszego badania było zatem opracowanie modelu opartego na sieci CNN do przewidywania długości osiowej gałki ocznej u dzieci w wieku 6–10 lat, wykorzystując CFP i podstawowe informacje, takie jak wiek i/lub płeć, a wyniki zostały wykorzystane do zbadania korelacji między długością osiową gałki ocznej, płcią i cechami związanymi z wiekiem, poszerzając w ten sposób rolę normalnej struktury dna oka w przewidywaniu wartości długości osiowej gałki ocznej w rozwoju krótkowzroczności oraz odkrywając więcej informacji dotyczących oka, które mogą być zawarte w CFP.

2. Metody

2.1. Gromadzenie i wstępne przetwarzanie danych

Projekt modeli i wybór CFP przedstawiono na rys. 1. Badanie zostało zatwierdzone przez Komisję Etyczną Szpitala Okulistycznego Uniwersytetu Medycznego w Tianjin i przeprowadzone zgodnie z zasadami określonymi w Deklaracji Helsińskiej (2024KY-67). Pacjenci z podstawowymi informacjami dotyczącymi refrakcji i CFP zostali wybrani z badania przesiewowego w kierunku krótkowzroczności w Tianjin w latach 2023–2025, obejmującego dzieci w wieku szkolnym od 6 do 10 lat. W badaniu uwzględniono dzieci stosujące środki kontroli krótkowzroczności, w tym soczewki ortokorekcyjne lub okulary defokusowe, ponieważ model koncentruje się przede wszystkim na strukturalnym związku między dnem oka a długością osiową. Pomiar refrakcji przeprowadzono po cykloplegii wywołanej trzema kroplami 1% chlorowodoru cyklopletolanu podawanymi w odstępach 5-minutowych, a pomiary wykonano 30 minut po podaniu ostatniej kropli (Hu et al., 2025). Zakres SE do włączenia wybrano od -10D do +10D, aby zapewnić maksymalne pokrycie wad refrakcji u dzieci. Kryteria wykluczenia obejmują wszelkie choroby siatkówki lub naczyńiówki widoczne w CFP, a także pacjentów z innymi chorobami oczu wpływającymi na powierzchnię oka. CFP jest uwzględnione w celu wizualizacji tarczy nerwu wzrokowego i centralnego obszaru plamki żółtej. W przypadku 7680 zdjęć dna oka trzech doświadczonych okulistów dokonano przeglądu obrazów w celu zapewnienia klarowności i integralności informacji dotyczących plamki żółtej, tarczy nerwu wzrokowego i naczyń krwionośnych. Ostatecznie uwzględniono 5460 CFP z 5460 oczu 2779 pacjentów. Te 5460 obrazów obejmowało centralną plamkę żółtą i tarczę nerwu wzrokowego wszystkich oczu. Następnie w raporcie z badań przesiewowych wyodrębniono dane dotyczące wieku, płci, refrakcji po cykloplegii i długości osiowej gałki ocznej (AL) tych dzieci. Do wszystkich pomiarów AL użyto biometru optycznego Lenstar LS-900 (Haag-Streit AG, Koeniz, Szwajcaria). Wszystkie zdjęcia CFP zostały zbadane przy użyciu aparatu do fotografowania dna oka 45° (Canon Inc., 9-1, Kanagawa, Japonia). Pomiar refrakcji po cykloplegii przeprowadzono za pomocą autorefraktometru (FKR-800, Topcon, Tokio, Japonia).

W naszym modelu wykorzystaliśmy dwa źródła danych wejściowych: dane ustrukturyzowane (wiek, płeć, i refrakcja po cykloplegii) oraz CFP. Jeśli chodzi o informacje dotyczące płci, mężczyzn oznaczyliśmy jako 0, a kobiety jako 1 jako wartości wejściowe specyficzne dla płci. Wcześniejsze badania podkreślały znaczenie wieku w przewidywaniu długości osiowej gałki ocznej, dlatego uwzględniliśmy wiek jako czynnik (Che-Ning et al., 2024). Ponadto włączyliśmy stopnie dioptrii sferycznej (DS) jako jedno z danych wejściowych. Jeśli chodzi o



Rys. 2. Proces tworzenia modelu. Dane wejściowe obrazu zostały wstępnie przetworzone i wstępnie wytrenowane za pomocą modelu głębokiego uczenia „Resnet101”. Trening przeprowadzono przez 100 epok na systemie z obsługą GPU, wykorzystując bibliotekę nn. Równoległość danych dla treningu z wieloma procesorami GPU. W każdej epoce model był poddawany zarówno treningowi, jak i walidacji. Proces treningu obejmował propagację do przodu, obliczanie strat, propagację wsteczną i aktualizację optymalizacji. Strata walidacyjna była obliczana na końcu każdej epoki, a model o najlepszej wydajności był zapisywany do późniejszej oceny.

W przypadku CFP przetworzyliśmy obrazy o rozdzielczości 2736×1824 pikseli i zmieniliśmy ich rozmiar do 224×224 pikseli, aby można je było wprowadzić do modelu. Obrazy zostały zmienione do rozmiaru 224×224 pikseli w celu ujednolicenia danych wejściowych dla wstępnie wytrenowanego modelu ResNet101, zapewniając wydajną ekstrakcję cech przy zachowaniu integralności diagnostycznej. Aby zweryfikować i porównać skuteczność predykcyjną CFP dla AL oraz ustalić, czy uwzględnienie dodatkowych niezbędnych informacji może jeszcze bardziej poprawić predykcję, skonstruowaliśmy cztery modele. Model 1 zawierał dane strukturalne (wiek i DS), natomiast model 2 zawierał wyłącznie CFP. Model 3 zawierał CFP, wiek i DS. Model 4 zawierał płęć, wiek, CFP i DS. Wyniki dotyczą wyłącznie AL.

2.2. Opracowanie modelu

Architektura rozwoju modelu została przedstawiona na rys. 2. Opracowano model regresji oparty na głębokim uczeniu się przy użyciu ResNet101 w celu przewidywania AL na podstawie obrazów dna oka. Zbiór danych podzielono na zestawy szkoleniowe, walidacyjne i testowe w stosunku 7:2:1. Zbiór danych został przekształcony (przekształcenie obrazu na tensor, skalowanie wartości pikseli do $[0, 1]$, jeśli przekraczają 1, oraz normalizacja przy użyciu średniej i odchylenia standardowego ImageNet (dla wstępnie wytrenowanych modeli)) i załadowany przy użyciu DataLoader PyTorch z rozmiarem partii 192 w celu wydajnego przetwarzania partii. Model ResNet101 został zainicjowany wstępnie wyszkolonymi wagami, a jego warstwa w pełni połączona była stopniowo dodawana w celu włączenia dodatkowych funkcji. (Wstępnie wytrenowane wagi dla ResNet-101 (10,48550/arXiv 0,1512,03385) pochodziły z model zoo PyTorch (torchvision.models), które zostały pierwotnie wytrenowane na zbiorze danych ImageNet-1k (ILSVRC 2012).) Wagi te są domyślnymi wagami dostarczonymi przez PyTorch, gdy używane jest pre-trained = True. Model 2 wykorzystywał wyłącznie dane obrazowe jako dane wejściowe, przewidując AL wyłącznie na podstawie obrazów dna oka. W modelu 3 wprowadzono DS i wiek jako dodatkowe dane wejściowe obok cech obrazu. Model 4 dodatkowo uwzględniał płęć jako dodatkową zmienną. Przed ostateczną warstwą predykcyjną zastosowano współczynnik rezygnacji wynoszący 0,25 w celu poprawy uogólnienia i zmniejszenia nadmiernego dopasowania. W poprzednich badaniach stosowano metodę średniego błędu bezwzględnego (MAE), jednak w sieciach neuronowych gradient aktualizacji MAE pozostaje stały, co nie sprzyja uczeniu się modelu (Che-Ning et al., 2024). Używamy średniego błędu kwadratowego (MSE), aby poprawić dokładność modelu i lepiej dostosować go do następujących celów szkoleniowych. Model został przeszkolony przy użyciu optymalizatora Adam (tempo uczenia się = 0,001) i funkcji straty MSE. A

W celu zmniejszenia tempa uczenia się o współczynnik 0,5 co 10 epok zastosowano harmonogram tempa uczenia się (Step LR).

Szkolenie przeprowadzono przez 100 epok na systemie z obsługą GPU (NVIDIA Tesla P100), wykorzystując bibliotekę nn. DataParallel do szkolenia z wykorzystaniem wielu procesorów graficznych. W każdej epoce model był szkolony i weryfikowany. Ta strategia szkolenia zapewniła optymalną zbieżność i zapobiegła nadmiernemu dopasowaniu, ostatecznie poprawiając dokładność prognozowania modelu.

2.3. Generowanie mapy cieplnej

Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) to technika wizualizacji, która interpretuje proces podejmowania decyzji przez sieci CNN poprzez podkreślenie obszarów obrazu wejściowego mających największy wpływ na przewidywanie modelu (Selvaraju et al., 2017). W niniejszym badaniu Grad-CAM wykorzystano do analizy uwagi modelu w modelu regresji opartym na ResNet, wyszkolonym do przewidywania AL na podstawie obrazów dna oka. Jako warstwę docelową dla Grad-CAM wybrano ostatnią warstwę konwolucyjną, aby uchwycić cechy przestrzenne wysokiego poziomu. Podczas przejścia do przodu wyodrębniono aktywacje warstwy docelowej, a podczas przejścia do tyłu obliczono gradienty wyjścia względem aktywacji. Następnie gradienty te zostały uśrednione globalnie w celu utworzenia mapy wag, która została połączona z aktywacjami w celu wygenerowania mapy cieplnej. Mapa cieplna została znormalizowana do zakresu $[0, 1]$ i nałożona na oryginalny obraz przy użyciu mapy kolorów (cv2.COLORMAP_JET) w celu wizualizacji obszarów zainteresowania. Wdrożenie zapewniło, że model został ustawiony w trybie oceny (model.eval()), aby wyłączyć warstwy dropout i normalizacji partii podczas wnioskowania. Podejście to zapewniło interpretowalne informacje na temat zachowania modelu, wykazując jego zdolność do skupiania się na klinicznie istotnych obszarach obrazów dna oka.

2.4. Analiza statystyczna

Charakterystykę wyjściową wyrażono jako średnie \pm odchylenia standardowe (SD) dla zmiennych ciągłych oraz jako liczby (proporcje) dla zmiennych kategorycznych. Aby ocenić wydajność modeli regresji opartych na głębokim uczeniu (modele 2–4), wykorzystaliśmy współczynnik determinacji (R^2) oraz MSE. R^2 reprezentuje proporcję wariancji dla AL wyjaśnianą przez model i jest definiowany jako:

Tabela 1

Charakterystyka wyjściowa zbioru danych.

Charakterystyka	Wartość
Liczba dzieci	2779 (5460 oczu)
Płeć męska, %	1306, 47,4 %
kobiety, %	1473, 52,6 %
Liczba CFP	5460
Długość osiowa , średnia ± SD, mm	23,18 ± 0,84
Minimum i maksimum, mm	19,84, 26,84
<22 mm	360 (6,6 %)
≥22 mm i <24 mm	4218 (77,2 %)
≥24 mm	882 (16,2 %)
DS , średnia ± SD, D	0,64 ± 1,37
Minimum i maksimum, D	-5,75, +9,50
Wiek , średnia ± SD, lata	7,7 ± 0,96
Minimum i maksimum, y	6, 10

CFP: kolorowa fotografia dna oka; DS: sfera dioptrii; SD: odchylenie standardowe.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2}$$

Błąd średni kwadratowy (MSE), który mierzy średnią różnicę kwadratową między wartościami przewidywanymi a rzeczywistymi, obliczono jako:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Analizę statystyczną i wdrożenie modelu przeprowadzono przy użyciu języka Python (wersja 3.11). Przeprowadzono analizę Bland-Altmana w celu oceny zgodności między przewidywanymi a zmierzonymi wartościami AL, przy czym granice zgodności zdefiniowano jako średnią różnicę ± 1,96 odchylenia standardowego. Wykresy i granice zgodności (średnia różnica ± 1,96 SD) zostały wygenerowane przy użyciu bibliotek matplotlib i seaborn.

3. Wyniki

3.1. Charakterystyka danych

W tabeli 1 podsumowano cechy charakterystyczne oczu. Początkowo w badaniu wzięło udział 3840 dzieci w wieku szkolnym. Spośród 7680 obrazów 2220 (28,91%) uznano za stosunkowo niskiej jakości i wykluczono z badania. Ostatecznie w badaniu uwzględniono 5460 obrazów dna oka pochodzących z 5460 oczu 2779 dzieci. Średni wiek 2779 dzieci wynosił 7,7 ± 0,96 lat (zakres 6–10 lat). Spośród 2779 dzieci 1473 stanowiły dziewczynki (52,6%), a 1306 chłopców (47,4%). Wszystkie 5460 oczu miało obrazy skupione na płamce żółtej i tarczy nerwu wzrokowego. Średnia długość osiowa oka (AL) objętych badaniem oczu wynosiła 23,18 ± 0,84 mm (zakres 19,84–26,84 mm).

3.2. Modele przewidywania długości osiowej oka przy użyciu różnych parametrów wejściowych

Rys. 3 przedstawia analizę spójności rzeczywistych i przewidywanych wartości AL w modelach 2–4. Wartości R² i MSE dla wszystkich modeli z różnymi parametrami wejściowymi (CFP, wiek, DS i/lub płeć) przedstawiono w tabeli 2, oznaczonej numerami 1–4. W modelu 1 R² wynosi tylko 0,37, a MSE osiąga 0,46 (mm²). Gdy jako wartość własną wprowadza się tylko CFP, tak jak w modelu 2, R² może osiągnąć 0,70, ale MSE wynosi 0,21 (mm²). Po dodaniu DS i wieku do CFP, R² w modelu 3 poprawia się do 0,75, a MSE spada do 0,17 (mm²). Dodanie płci do modelu 3 jako modelu 4 dało R² wynoszące tylko 0,41 i MSE wynoszące 0,40 (mm²).

3.3. Generowanie mapy cieplnej

Rysunki 4–6 przedstawiają mapy cieplne prognoz CFP o różnej dokładności dla AL. Na rysunku 4 przedstawiono trzech pacjentów z CFP, którzy byli dokładnie przewidziano AL z dokładnością do 100%. Ich AL wynosiły odpowiednio 23,20 mm, 23,51 mm i 23,77 mm. Na rys. 5 wybrano trzech pacjentów z CFP, u których przewidywana długość osiowa (AL) była zbliżona do mediany ogólnej dokładności. Ich przewidywane wartości AL wynosiły odpowiednio 22,89 mm, 23,01 mm i 22,68 mm, podczas gdy rzeczywiste wartości AL wynosiły odpowiednio 23,06 mm, 22,87 mm i 22,97 mm. Na koniec wybraliśmy dwie mapy cieplne: pacjentów, których rzeczywiste wartości AL były większe niż wartości przewidywane (A i B), oraz pacjentów, których rzeczywiste wartości AL były mniejsze niż wartości przewidywane (C i D), jak pokazano na rys. 6. Ich przewidywane wartości AL wynosiły odpowiednio 22,99 mm, 22,84 mm, 23,30 mm i 22,98 mm. Jednak ich rzeczywiste wartości AL wynosiły odpowiednio 25,04 mm, 26,76 mm, 22,00 mm i 21,16 mm.

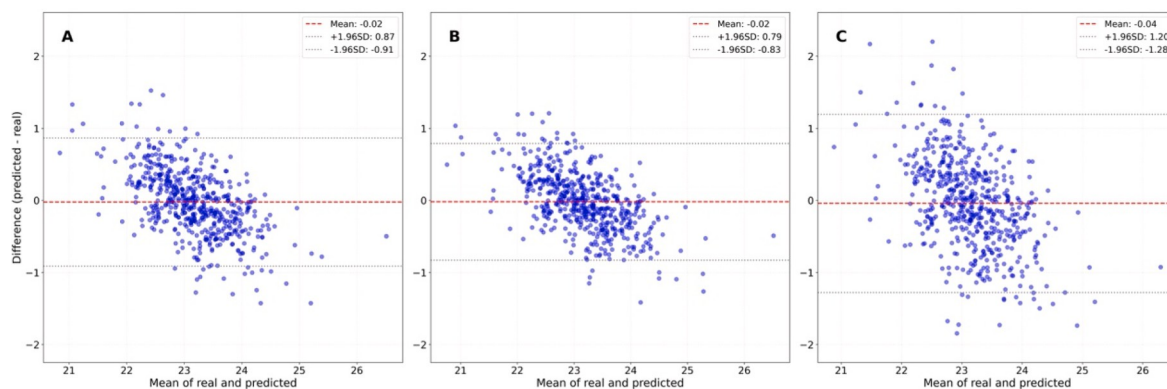
4. Dyskusja

Nasze badanie pokazuje, że modele DL mogą skutecznie przewidywać AL u dzieci w wieku szkolnym przy użyciu CFP, nawet w przypadku oczu o w większości normalnym wyglądzie dna oka. Co istotne, sam CFP (model 2, R² = 0,70) znacznie przewyższał przewidywania oparte wyłącznie na DS i wieku (model 1, R² = 0,37). Ponadto uwzględnienie DS i wieku wraz z CFP dało najwyższą dokładność prognozowania (R² = 0,75). Natomiast dodanie informacji o płci do tego połączonego modelu (model 4, R² = 0,41)

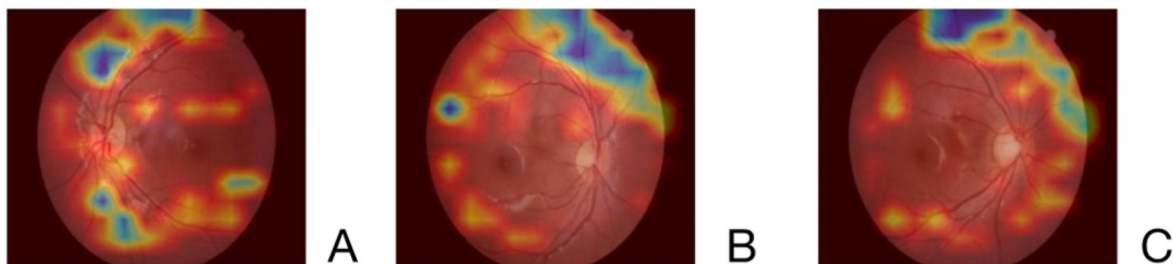
Tabela 2R², MSE i SD dla 4 modeli prognozowania.

Model	Opisy modeli	R2	MSE (mm2)	SD (mm2)
1	DS, wiek	0,37	0,46	±0,67
2	CFP	0,70	0,21	±0,45
3	CFP, DS i wiek	0,75	0,17	±0,41
4	CFP, DS, wiek i płeć	0,41	0,40	±0,63

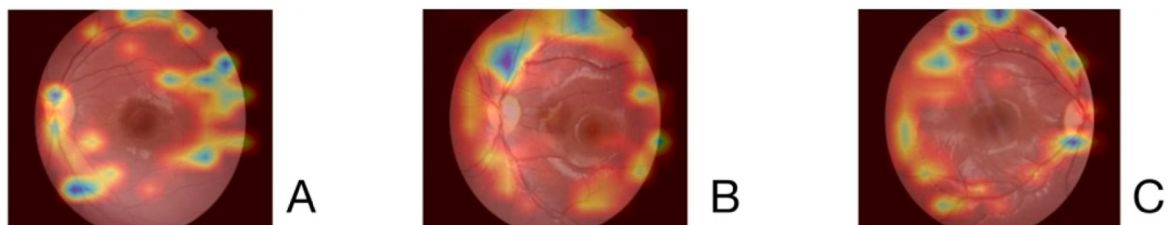
CFP: kolorowa fotografia dna oka; DS: sfera dioptrii; SD: odchylenie standardowe.



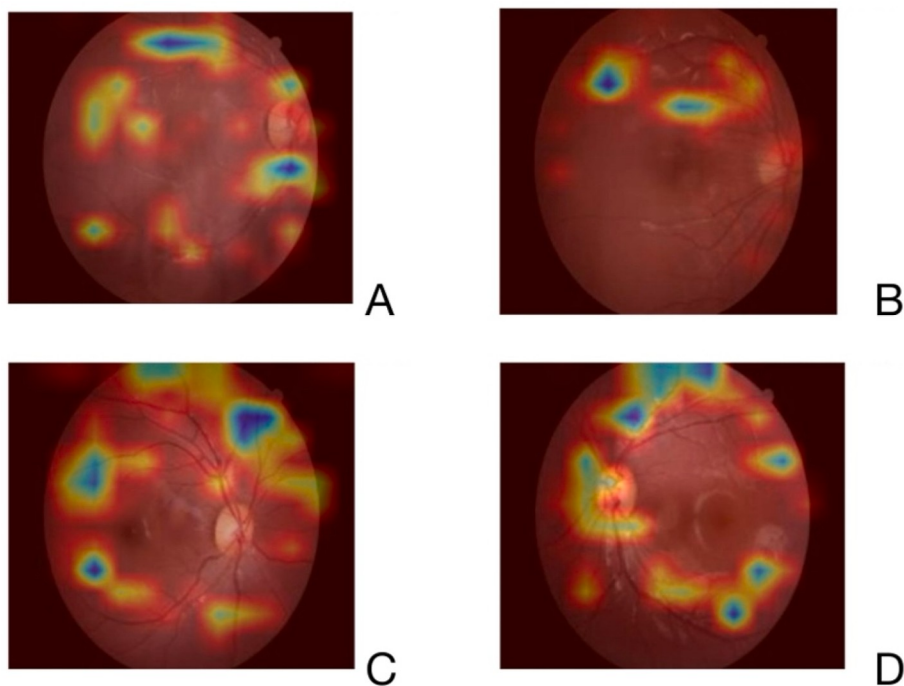
Ryc. 3. Wykresy Bland-Altmana pokazują rozkład przewidywanej i rzeczywistej długości osiowej gałki ocznej w teście modelu 2 (A), modelu 3 (B) i modelu 4 (C). Oczy o dużej długości osiowej gałki ocznej były zazwyczaj niedoszacowane, natomiast oczy o małej długości osiowej gałki ocznej były zazwyczaj przeszacowane.



Rys. 4. Przykłady przedstawiające 3 najlepsze mapy ciepłe oczu prognozujących zintegrowane gradienty z modelu 2. (A: Rzeczywista długość przednia gałki ocznej: 23,20 mm, przewidywana długość przednia gałki ocznej: 23,20 mm; B: Rzeczywista długość przednia gałki ocznej: 23,51 mm, przewidywana długość przednia gałki ocznej: 23,51 mm; C: Rzeczywista długość przednia gałki ocznej: 23,77 mm, przewidywana długość przednia gałki ocznej: 23,76 mm) Te mapy ciepłe pokazują, że uwaga skupia się na naczyniach siatkówki i obszarze okołonaczyniowym.



Rys. 5. Przykłady przedstawiające 3 mapy ciepłe oczu o średniej dokładności przewidywania gradientów zintegrowanych z modelu 2. (A: Rzeczywista długość osiowa: 23,06 mm, przewidywana długość osiowa: 22,89 mm; B: Rzeczywista długość osiowa: 22,87 mm, przewidywana długość osiowa: 23,01 mm; C: Rzeczywista długość osiowa: 22,97 mm, przewidywana długość osiowa: 22,68 mm) Te mapy ciepłe charakteryzują się skupieniem uwagi na obszarze wokół plamki żółtej, z dala od naczyń siatkówki.



Rys. 6. Przykłady przedstawiające 2 mapy ciepłe dwóch pacjentów, których rzeczywiste wartości AL były większe niż wartości przewidywane (A: rzeczywista AL: 25,04 mm, przewidywana AL: 22,99 mm; B: Rzeczywista długość osiowa: 26,76 mm, przewidywana długość osiowa: 22,84 mm) oraz pacjentów, u których rzeczywiste wartości długości osiowej były mniejsze od wartości przewidywanych (C: Rzeczywista długość osiowa: 22,00 mm, przewidywana długość osiowa: 23,30 mm; D: Rzeczywista AL: 21,16 mm, przewidywana AL: 22,98 mm). Na mapach ciepłych można zaobserwować rozproszenie uwagi i brak koncentracji, co może być związane z bardziej ekstremalnymi wartościami AL i brakiem szkolenia.

znacznie obniżoną wydajność, dając dokładność porównywalną z modelami DS i modelami opartymi wyłącznie na wieku. Wyniki te sugerują potencjał CFP w szacowaniu osi oka w badaniach przesiewowych krótkowzroczności u dzieci oraz w wyborze parametrów wejściowych dla modelu DL, które to kwestie należy wziąć pod uwagę.

W niniejszym badaniu nasze modele DL do przewidywania AL wykorzystujące wyłącznie CFP osiągnęły R^2 wynoszące 0,70. Aby ułatwić porównanie z podobnymi badaniami, podsumowaliśmy różne badania w tabeli 3. Li i in. podali R^2 wynoszące 0,59 dla modelu głębokiego uczenia się, który obejmował uczestników w wieku 50 lat lub starszych (Dong i in., 2021). Średnia \pm SD AL dla tej kohorty wynosiła

Tabela 3

Porównanie wydajności różnych modeli prognozowania CFP dla badań nad AL.

Autor	Opisy modeli	R ²	MAE	MSE
Che-Ning Yang i in.	CFP	/	0,831	/
Dong Li i in.	CFP	0,59	0,56	/
Yunzhe Wang i in.	CFP (ultraszeroki kąt)	0,57	1,41	0,90

CFP: kolorowa fotografia dna oka.

23,24 ± 1,15 mm i niski odsetek długich oczu (3,1% oczu o długości osiowej ≥26 mm). Skuteczność prognostyczna jest wysoka w przypadku badań przesiewowych w kierunku krótkowzroczności u dzieci w wieku szkolnym i ma znaczenie kliniczne w rzeczywistych sytuacjach. Podstawowa oś oka i stopień wady refrakcji u dzieci w wieku 6–10 lat zostały zgłoszone jako niezależne czynniki ryzyka późniejszego rozwoju wysokiej krótkowzroczności i zmian patologicznych (Han i in., 2022; Lanca i in., 2025). Najnowsze, najnowocześniejsze narzędzia do leczenia krótkowzroczności, takie jak terapia światłem czerwonym o niskim natężeniu i terapia atropiną, również koncentrują się na kontroli osiowej (Zhang i in., 2024). Wczesne monitorowanie i kontrola długości osiowej gałki ocznej mają kluczowe znaczenie dla zapobiegania postępowi krótkowzroczności u dzieci w wieku szkolnym (Liu i in., 2024). Ponadto CFP są kluczowym elementem programów badań przesiewowych zarówno dla dzieci, jak i dorosłych, a coraz częściej stosuje się przenośne aparaty do fotografowania dna oka. Jednak narzędzia do pomiaru długości osiowej gałki ocznej nadal nie są łatwo dostępne, a nasz model oferuje możliwość ograniczenia nakładu pracy związanego z badaniami przesiewowymi w kierunku krótkowzroczności na dużą skalę. Niedawno Richul Oh i wsp. opracowali model do przewidywania długości osiowej gałki ocznej przy użyciu zarówno poziomych, jak i pionowych obrazów optycznej tomografii koherencyjnej, z wartościami MAE i R² wynoszącymi 0,592 i 0,847 w wewnętrznym zestawie testowym oraz 0,556 i 0,663 w zewnętrznym zestawie testowym (Oh i wsp., 2024). Model ten sprawdził się dobrze w przypadku obrazów, takich jak staphyloma twardówki, w przypadku większych zmian w dnie oka ze znacznymi zmianami krzywizny dna. Jednak AL działa słabo na obrazach OCT bez widocznych nieprawidłowości dna oka (Oh i in., 2024). U dzieci z zasadniczo prawidłowym dnem oka OCT nie jest tak elastyczne jak CFP, zarówno pod względem łatwości dostępu, jak i konieczności.

Jeśli chodzi o porównania modeli, skuteczność predykcyjna modelu 2 poprawiła się po dodaniu wieku i DS w stosunku do samego CFP (R² = 0,75). Yang i in. stwierdzili, że wiek jest istotnym czynnikiem prognostycznym AL (Yang i in., 2024). Jest to zgodne z naszymi wynikami. Co ciekawe, prognozy poprawiły się również po uwzględnieniu DS. Powodem, dla którego nie poprawiliśmy skuteczności predykcyjnej dla czynnika wieku w porównaniu z poprzednimi badaniami, może być dobór populacji. Poprzednie badania nie koncentrowały się na przewidywaniu dna oka i AL u dzieci, ale omawiały skuteczność CFP w przewidywaniu AL u osób starszych i w populacjach obejmujących szeroki zakres wiekowy (Ilanchezian i in.; Korot i in., 2021). W rzeczywistości potencjalne zalety tego badania wynikają z uzupełniającej roli samego DL w medycynie, ponieważ wybraliśmy dzieci w podobnym wieku i z mniej więcej podobnym dnem oka, a w rzeczywistej praktyce klinicznej takie CFP może nie dostarczać okulistom więcej wskazówek diagnostycznych, ale po DL możliwość, że CFP może dostarczyć informacji o AL, jest zaskoczeniem dla tego badania. Uwzględnienie czynnika wieku poprawiło skuteczność modelu. Ponieważ jednak uwzględniliśmy dzieci w wieku 6–10 lat, rozpiętość wiekowa nie była znacząca i możliwe jest, że wiek nie odegrał istotnej roli w prognozowaniu.

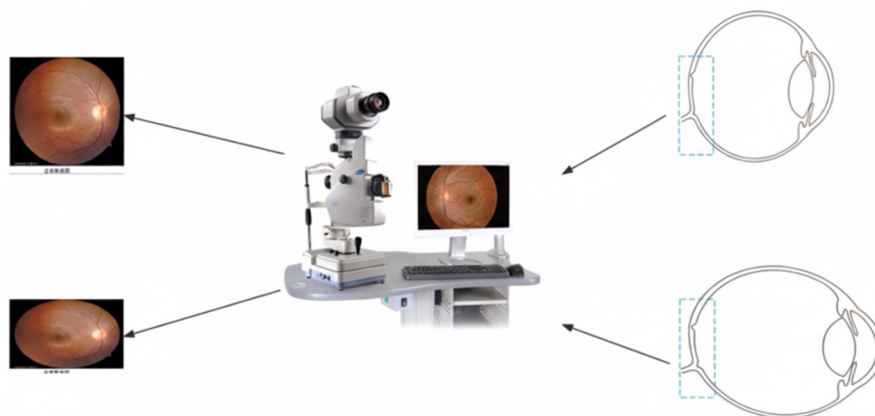
Ponadto wzięliśmy pod uwagę płęć. Indu Ilanchezian i in. stwierdzili, że płęć jest ważnym czynnikiem wpływającym na dokładność modeli DL CFP (Ilanchezian i in.). Nawet Korot i in. wykorzystali DL do rozróżnienia płci na podstawie CFP (Korot i in., 2021). Wydaje się to potwierdzać, że płęć jest jednym z kluczowych czynników w CFP. W naszym badaniu porównaliśmy dokładność uwzględnienia czynnika płci w prognozowaniu AL. Wynik ten znacznie różni się od wyników poprzednich badań. Model 4 R² zmniejszył się, ale MSE wzrósł po dodaniu płci (R² = 0,4109, MSE = 0,4051). Takehiro i in. wykorzystali CFP do przewidywania płci i odkryli, że różnice między płciami pojawiają się dopiero w wieku około 10 lat, co jest zgodne z naszymi ustaleniami (Yamashita i in., 2023). Proponujemy, aby CFP zawierało informacje rozpoznawalne przez DL dotyczące cech płciowych. Jednak dodanie informacji o płci do bazy CFP zmniejsza dokładność CFP w przewidywaniu AL. Sugeruje to, że korelacja między krótkowzrocznością a DL nie jest znacząca u dzieci.

w wieku 6–10 lat. Sugeruje to, że powinniśmy starannie dobierać dane wejściowe do wykorzystania w szkoleniu modelu. Dodanie zbyt dużej ilości informacji może zmniejszyć dokładność modelu, zamiast ją zwiększyć. Ponadto poprzednie badanie koncentrowało się na przewidywaniu płci na podstawie CFP u dorosłych par, biorąc pod uwagę, że dna oka dorosłych jest w pełni rozwinięte, podczas gdy CFP dzieci w wieku 6–10 lat jest nadal w trakcie rozwoju. W naszym modelu należy zauważyć, że informacje dotyczące CFP dzieci w młodszym wieku nie są istotnym wskaźnikiem płci w przyszłych badaniach dotyczących pozyskiwania informacji związanych z płcią na podstawie CFP.

Obecnie sztuczna inteligencja związana z CFP koncentruje się na identyfikacji i wykrywaniu osób z krótkowzrocznymi nieprawidłowościami dna oka. Guo i wsp. dokonali ilościowego określenia gęstości FT i morfologii tarczy nerwu wzrokowego przy użyciu technik DL w celu zbadania korelacji między tymi cechami dna oka a funkcją refrakcyjną u młodych pacjentów z krótkowzrocznością (Guo i wsp., 2024). Gong i wsp. podobnie stwierdzili, że gęstość FT (FTD) ma znaczenie dla wykrywania i przewidywania zwyrodnienia plamki żółtej związanego z krótkowzrocznością (Gong i wsp., 2024). W innym badaniu dzieci w wieku szkolnym wyniki wskazywały, że osoby wykazujące wzór FT plamki żółtej nie tylko miały dłuższą długość osiową gałki ocznej, ale także bardziej wyraźną refrakcję krótkowzroczną w porównaniu z rówieśnikami z wzorem FT okołotarczowym (Huang i in., 2025). Wei i wsp. stwierdzili korelację między gęstością FT a postępowaniem krótkowzroczności u chińskich dzieci w wieku 7–9 lat. Jednak w ich badaniu okulistom w trybie półnadzorowanym powierzono kalibrację gęstości FT (Li i wsp., 2025). W naszej populacji badawczej ponad 90% dzieci miało prawidłowe dna oka bez znaczącego FT i PPA. Wiemy, że faze FT poprzedza faza rozproszonego ścięnięcia i zaniku naczyń. Okres ten jest często trudny do wykrycia w CFP (Zhao i in., 2024).

Uważamy, że to właśnie takie zmiany przetwarzane przez DL mogą być czynnikiem prognostycznym AL. Ponadto nasze badanie było nie tylko zadaniem dichotycznym, ale także bezpośrednią prognozą AL, co dodatkowo wzmacnia rolę DL w przetwarzaniu informacji trudnych do rozpoznania przez ludzkie oko. Stawiamy hipotezę, że nawet w populacji dzieci z prawidłowymi tarczami nerwu wzrokowego i plamkami żółtymi wraz ze wzrostem AL mogą wystąpić subtelne zmiany w szczegółowych parametrach dna oka. Zmiany takie mogą wynikać z różnic w morfologii naczyń, w tym kąta przebiegu i kątów rozgałęzienia poszczególnych naczyń. Zhao i wsp. zaproponowali model analizy danych, który łączy model DL z modulem uwagi w celu klasyfikacji obrazów, segmentacji struktur naczyń i pomiaru parametrów naczyń, w tym kąta głównego, kąta rozgałęzienia, kąta krawędzi rozgałęzienia i współczynnika krawędzi rozgałęzienia (Zhao i wsp., 2024). Odkryli oni, że postępowanie krótkowzroczności jest związane z szeregiem ilościowych parametrów naczyń siatkówki, w szczególności kątami naczyń (Zhao i in., 2024). Subtelne różnice kolorów w CFP mogą być kolejną ważną podstawą dla DL do przewidywania długości osiowej gałki ocznej. Seiji i in. obserwowali morfologię, powierzchnię i kolor tarczy nerwu wzrokowego u 75 uczniów w wieku 8–9 lat przez sześcioltni okres obserwacji. Stwierdzili oni korelację między parametrami tarczy nerwu wzrokowego a zmianami osi oka w tym okresie (Sameshima i in., 2024). Wulff i in. odkryli niedawno, że różnice optyczne między aparatami fotograficznymi mogą również prowadzić do znacznych różnic geometrycznych między zdjęciami dna oka (Wulff i in., 2025). W naszym badaniu wykorzystaliśmy ten sam model aparatu, co pomaga uniknąć różnic między urządzeniami. Jednak na kolor zdjęć dna oka wpływa wiele czynników. W przyszłości może być konieczne zbadanie sposobów poprawy stabilności modelu przewidywania CFP między urządzeniami. Wyniki ich badań wykazały, że zarówno mniejsza powierzchnia tarczy nerwu wzrokowego, jak i stopniowe pogłębianie się koloru były dodatnio skorelowane ze wzrostem osi oka (Sameshima i in., 2024). Innymi słowy, prawdopodobnie nie ma mniejszej powierzchni tarczy nerwu wzrokowego, ale obszar ten wydaje się mniejszy ze względu na zmniejszone powiększenie w przypadku oczu krótkowzrocznych. Zarówno pod względem wieku, jak i populacji, badanie to stanowi uzupełnienie naszego badania. Dostarcza ono również kolejnej hipotezy, dzięki której model staje się interpretowalny. Różnica w powiększeniu może powodować zmiany w powyższych przypadkach ze względu na różne właściwości optyczne oka krótkowzrocznego.

Ponadto w niniejszym badaniu wykorzystano mapę cieplną w celu wizualizacji dokładności wyników modelu głębokiego uczenia. Po pierwsze, należy zauważyć, że dokładność pozostaje zależna od zakresu danych. Model wykazuje zmniejszoną dokładność przy wartościach AL powyżej 26 mm i poniżej 22 mm, co



Rys. 7. Schematyczne ilustracje zjawisk, dla których CFP może wyjaśnić mapy cieplne.

odpowiada zakresowi rozkładu zbioru danych szkoleniowych. Co ciekawe, analizując mapę cieplną, zaobserwowaliśmy, że w przypadku dzieci w wieku szkolnym z niemal normalnym CFP model DL nie skupiał się wyłącznie na plamce żółtej i tarczy nerwu wzrokowego, jak miało to miejsce w poprzednich badaniach. Uwaga została również skierowana na wtórne naczynia siatkówki i okoliczne obszary, co poprawiło dokładność prognoz AL. Proponujemy, aby u małych dzieci z minimalnymi nieprawidłowościami CFP plamka żółta i tarcza nerwu wzrokowego służyły jako kotwice morfologiczne („obiekty statyczne”) dla modeli głębokiego uczenia się, biorąc pod uwagę ich znaczenie strukturalne i ograniczoną zmienność mikrostrukturalną podczas początkowej fazy wydłużania AL, jak pokazano na schematach koncepcyjnych na rys. 7. Natomiast naczynia siatkówki i tkanki okołonaczyniowe wykazują względne przemieszczenie biomechaniczne w odpowiedzi na wzrost AL, co przejawia się w postaci wymiernych zmian cech wykrywalnych przez modele na tle ustabilizowanego tła. Ta dynamika naczyniowa jest dodatkowo wzmocniana przez zmiany w rozkładzie naczyń wywołane przez AL. Wreszcie, włączenie obszaru nosowego nerwu wzrokowego pogorszyło dokładność prognoz — efekt ten można potencjalnie przypisać tendencyjności pozycyjnej w modelu uwagi, o czym świadczą mapy aktywacji skupione wokół tarczy nerwu wzrokowego.

Badanie to ma pewne ograniczenia. Po pierwsze, chociaż ściśle zastosowaliśmy

Podział danych 7:2:1 na cele szkolenia, walidacji i testowania, nie przeprowadziliśmy zewnętrznej walidacji w regionach o różnym położeniu geograficznym. Może to wpłynąć na solidność modelu. Ponadto nasze przewidywane wartości AL dotyczyły głównie dzieci w wieku 6–10 lat, dlatego większość dzieci miała wartości AL między 19,84 mm a 26,84 mm i nie było wystarczających danych, aby wyszkolić indywidualne nieprawidłowe długości osiowe przy użyciu obrazów dna oka. W przyszłości zamierzamy dalej ulepszać wydajność modelu poprzez włączenie danych z różnych grup wiekowych i populacji z wysoką krótkowzrocznością. Ponadto, chociaż przewidywana długość osiowa oka (AL) w naszym badaniu miała $R^2 > 0,7$, nadal istnieje znaczna rozbieżność między wartościami rzeczywistymi a przewidywanymi, a pomiar osi oka pozostaje obecnie niezbędny w badaniach klinicznych. Obecnie skupiamy się na potencjalnej wartości predykcyjnej określonych adnotacji, takich jak unaczynienie CFP i długość osiowa gałki ocznej. Przyszłe badania mogą jeszcze bardziej zwiększyć zdolność predykcyjną modelu poprzez uwzględnienie dodatkowych zmiennych, takich jak ostrość wzroku, historia krótkowzroczności u rodziców i czas codziennej aktywności na świeżym powietrzu, które nie zostały uwzględnione w obecnym modelu skupiającym się na badaniach przesiewowych.

5. Wnioski

Podsumowując, przeszkoliliśmy cztery modele prognozowania AL przy użyciu CFP, wieku, płci i DS u dzieci w wieku szkolnym od 6 do 10 lat. Spośród nich sam CFP był potencjalnym predyktorem AL, przewyższając model, który wykorzystywał wyłącznie wiek i DS. Dodanie wieku i DS jako dodatkowych predyktorów do CFP jeszcze bardziej poprawiłoby dokładność prognozowania i stabilność modelu. Ponadto włączenie wieku, DS i płci do modelu wraz z CFP spowodowało

zmniejszoną skuteczność prognostyczną. Wyniki te sugerują, że należy dokładnie rozważyć wybór czynników prognostycznych dla przewidywania AL u dzieci w wieku szkolnym, ponieważ dodanie czynników zewnętrznych niekoniecznie poprawia skuteczność modelu. Na podstawie obserwacji mapy cieplnej stwierdziliśmy, że u dzieci w wieku szkolnym z prawidłowym dnem oka, naczyniami siatkówki i obrzeżami wrażliwość siatkówki na zmiany AL wzrastała wraz ze wzrostem AL.

Oświadczenie autorów CRediT dotyczące wkładu w powstanie artykułu

Zixun Wang: Pisanie – pierwotny szkic, walidacja, zasoby, metodologia, badania, kuracja danych. **Hua Rong:** Wizualizacja, oprogramowanie, administracja projektem, badania, analiza formalna. **Jingtao Yu:** Oprogramowanie, administracja projektem, metodologia, kuracja danych. **Yifan Zhou:** Badania, analiza formalna. **Xueshuo Xie:** nadzór, oprogramowanie, zasoby. **Weiping Lin:** walidacja, oprogramowanie. **Zhiqing Li:** pisanie – recenzja i edycja. **Hua Yan:** pisanie – recenzja i edycja, wizualizacja. **Bei Du:** pisanie – recenzja i edycja, nadzór, pozyskiwanie funduszy. **Ruihua Wei:** pisanie – recenzja i edycja, pozyskiwanie funduszy, konceptualizacja.

Zgoda komisji etycznej i zgoda na udział

Badanie zostało zatwierdzone przez komisję etyczną Szpitala Okulistycznego Uniwersytetu Medycznego w Tianjin [nr 2024KY-67]. Wszystkie procedury badawcze były zgodne z zasadami Deklaracji Helsińskiej.

Zgoda na publikację

Nie dotyczy.

Finansowanie

Badanie to zostało wsparte przez Tianjin Key Medical Discipline Construction Project (TJYXZDXK-3-004A-2) oraz Haihe Lab of ITAI Science and Technology Project (25HHXCSS00007).

Oświadczenie o konflikcie interesów

Autorzy oświadczają, że nie mają żadnych znanych konkurencyjnych interesów finansowych ani osobistych powiązań, które mogłyby mieć wpływ na wyniki przedstawione w niniejszym artykule.

Podziękowania

Nie dotyczy.

Skróty

CFP	kolorowa fotografia dna oka
AI	sztuczna inteligencja
AL	długość osiowa
FT	mozaika dna oka PPA
DL	zanik okołotarczowy
CNN	konwolucyjna sieć neuronowa DS
	sfera dioptrii
MAE	średni błąd
bezwzględny MSE	średni błąd
kwadratowy	
Grad-CAM	mapowanie aktywacji klas ważne gradientem

Dostępność danych

Dane zostaną udostępnione na żądanie.

Referencje

- Bullimore, M.A., Ritchey, E.R., Shah, S., Leveziel, N., Bourne, R.R.A., Flitcroft, D.I., 2021. Ryzyko i korzyści związane z kontrolą krótkowzroczności. *Okulistyka* 128 (11), 1561–1579. <https://doi.org/10.1016/j.ophtha.2021.04.032>.
- Burton, M.J., Ramke, J., Marques, A.P. i in., 2021. Komisja Lancet ds. globalnego zrodzawia oczu: wizja po 2020 r. *Lancet Global Health* 9 (4), e489–e551. [https://doi.org/10.1016/S2214-109X\(20\)30488-5](https://doi.org/10.1016/S2214-109X(20)30488-5).
- Cao, S., Zhang, R., Jiang, A., Kuerban, M., Wumaier, A., Wu, J., Xie, K., Aizezi, M., Tuersun, A., Liang, X., Chen, R., 2023. Skuteczność zastosowania systemu badań przesiewowych dna oka opartego na sztucznej inteligencji: ocena w warunkach klinicznych i badaniach przesiewowych populacji. *Biomed. Eng. Online* 22 (1), 38. <https://doi.org/10.1186/s12938-023-01097-9>.
- Dong, L., Hu, X.Y., Yan, Y.N., et al., 2021. Oszacowanie długości osiowej i grubości naczyniówki podplamkowej na podstawie kolorowych zdjęć dna oka z wykorzystaniem głębokiego uczenia. *Front. Cell Dev. Biol.* 9, 653692. <https://doi.org/10.3389/fcell.2021.653692>.
- GBD 2019 Blindness and Vision Impairment Collaborators; Vision Loss Expert Group of the Global Burden of Disease Study, 2021. Przyczyny ślepoty i upośledzenia wzroku w 2020 r. oraz trendy w ciągu 30 lat, a także częstość występowania ślepoty, której można uniknąć, w odniesieniu do VISION 2020: prawo do wzroku: analiza dla badania globalnego obciążenia chorobami. *Lancet Global Health* 9 (2), e144–e160. [https://doi.org/10.1016/S2214-109X\(20\)30489-7](https://doi.org/10.1016/S2214-109X(20)30489-7). Epub 2020 Dec 1. Errata w: *Lancet Glob Health*. 2021 Apr;9(4):e408. doi: 10.1016/S2214-109X(21)00050-4.
- Gong, W., Wang, J., Deng, J. i in., 2024. Kwantyfikacja mozaiki dna oka odzwierciedla wczesną makulopatię krótkowzroczną w dużej populacji dzieci i młodzieży. *Transl. Vis. Sci. Technol.* 13 (6), 22. <https://doi.org/10.1167/tvst.13.6.22>.
- Gu, C., Wang, Y., Jiang, Y., Xu, F., Wang, S., Liu, R., Yuan, W., Abudureyimu, N., Wang, Y., Lu, Y., Li, X., Wu, T., Dong, L., Chen, Y., Wang, B., Zhang, Y., Wei, W.B., Qiu, Q., Zheng, Z., Liu, D., Chen, J., 2024. Zastosowanie systemu sztucznej inteligencji do badań przesiewowych wielu chorób dna oka w chińskich placówkach podstawowej opieki zdrowotnej: rzeczywiste, wielośrodkowe i przekrojowe badanie 4795 przypadków. *Br. J. Ophthalmol.* 108 (3), 424–431. <https://doi.org/10.1136/bjo-2022-322940>.
- Guo, Z., Chen, L., Wang, L. i in., 2024. Automated measurement and correlation analysis of fundus tessellation and optic disc characteristics in myopia. *Sci. Rep.* 14 (1), 28399. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-80090-1>.
- Han, X., Liu, C., Chen, Y., He, M., 2022. Prognozowanie krótkowzroczności: przegląd systematyczny. *Eye Lond Engl* 36 (5), 921–929. <https://doi.org/10.1038/s41433-021-01805-6>.
- Hayashi, K., Ohno-Matsui, K., Shimada, N., et al., 2010. Długoterminowy wzorzec postępu krótkowzrocznej makulopatii. *Ophthalmology* 117 (8), 1595–1611.e4. <https://doi.org/10.1016/j.ophtha.2009.11.003>.
- Holden, B.A., Fricke, T.R., Wilson, D.A., et al., 2016. Globalna częstość występowania krótkowzroczności i wysokiej krótkowzroczności oraz trendy czasowe w latach 2000–2050. *Okulistyka* 123 (5), 1036–1042. <https://doi.org/10.1016/j.ophtha.2016.01.006>.
- Hu, X., Wang, Z., Sun, B., Wan, X., Chang, F., Lin, W., Wei, R., 2025. Ortokeratologia w kontroli krótkowzroczności: trzyletnie badanie podłużne dotyczące modulacji długości osiowej pod wpływem wieku wyjściowego i ekwiwalentu sferycznego. *BMC Ophthalmol.* 25 (1), 466. <https://doi.org/10.1186/s12886-025-04303-5>.
- Huang, D., Lin, X., Zhu, H., Ling, S., Dong, Z., Ke, X., Long, T., Qian, Y., Yan, Q., Li, R., Zhong, H., Liu, H., 2025. Związki między krótkowzrocznością a mozaiką dna oka u dzieci w wieku szkolnym: analiza porównawcza obszarów plamki żółtej i okolicy tarczy nerwu wzrokowego z wykorzystaniem głębokiego uczenia się. *Transl. Vis. Sci. Technol.* 14 (1), 4. <https://doi.org/10.1167/tvst.14.1.4>.
- Ilanchezian I, Kobak D, Faber H, Ziemssen F, Berens P, Ayhan MS. Interpretowalna klasyfikacja plci na podstawie obrazów dna oka przy użyciu BagNets. Opublikowano online 25 czerwca 2021 r. doi:10.1101/2021.06.21.21259243.
- Kakita, T., Hiraoaka, T., Oshika, T., 2011. Wpływ ortokorekcji nocnej na wydłużenie osiowe w krótkowzroczności dziecięcej. *Investig Ophthalmology Vis Sci.* 52 (5), 2170. <https://doi.org/10.1167/iovs.10-5485>.
- Korot, E., Pontikos, N., Liu, X., et al., 2021. Przewidywanie plci na podstawie zdjęć dna oka przy użyciu automatycznego głębokiego uczenia się. *Sci. Rep.* 11 (1), 10286. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-89743-x>.
- Li, H., Gao, N., Li, R., Luodian, L., Sui, J., Bai, Y., Wu, D., He, Q., Wang, Y., Li, Z., Wei, R., 2024. Parametry mikrokrążenia jako czynniki ryzyka pozwalające przewidzieć postęp tylnego staphyloma w oczach z wysoką krótkowzrocznością: badanie kliniczno-kontrolne. *Eye Vis (Lond)*. 11 (1), 45. <https://doi.org/10.1186/s40662-024-00413-1>.
- Li, D., Lanca, C., Zhang, X., Grzybowski, A., He, X., Pan, C., 2025. Częstotliwość przestrzenna odcenienia a krótkowzroczność: przegląd systematyczny powiązanych dowodów i mechanizmów leżących u podstaw tego zjawiska. *Acta Ophthalmol.* <https://doi.org/10.1111/aos.17437>. Opublikowano online 3 stycznia: aos.17437.
- Li, C., Wu, H., Xiao, O., et al., 2025. Deformacja kształtu oka pozwala przewidzieć postęp krótkowzrocznej makulopatii u osób z wysoką krótkowzrocznością: 4-letnie badanie podłużne. *Retina* 45 (1), 52–60. <https://doi.org/10.1097/IAE.0000000000004281>.
- Liu, R., Li, Q., Xu, F., Wang, S., He, J., Cao, Y., Shi, F., Chen, X., Chen, J., 2022. Zastosowanie analizy dwumodalnej opartej na sztucznej inteligencji, łączącej fotografię dna oka i optyczną tomografię koherencyjną w badaniach przesiewowych retinopatii cukrzycowej w szpitalu lokalnym. *Biomed. Eng. Online* 21 (1), 47. <https://doi.org/10.1186/s12938-022-01018-2>.
- Liu, Z., Sun, Z., Du, B., Gou, H., Wang, B., Lin, Z., Ren, N., Pazo, E.E., Liu, L., Wei, R., 2024. Wpływ powtarzanej terapii światłem czerwonym o niskim natężeniu na strukturę i unaczynienie naczyniówki i siatkówki u dzieci z krótkowzrocznością. *Ophthalmol. Ther.* 13 (3), 739–759. <https://doi.org/10.1007/s40123-023-00875-x>.
- Meng, J., Song, Y., He, W., Lu, Z.L., Chen, Y., Wei, L., Zhang, K., Qi, J., Du, Y., Lu, Y., Zhu, X., 2024. Nowa klasyfikacja oczu z wysoką krótkowzrocznością oparta na sztucznej inteligencji, uwzględniająca funkcje wzrokowe i cechy dna oka. *Transl. Vis. Sci. Technol.* 13 (9), 12. <https://doi.org/10.1167/tvst.13.9.12>.
- Oh, R., Kang, M., Ahn, J. i in., 2024. Prognozowanie długości osiowej na podstawie optycznej tomografii koherencyjnej plamki żółtej przy użyciu modelu głębokiego uczenia. *Transl. Vis. Sci. Technol.* 13 (9), 14. <https://doi.org/10.1167/tvst.13.9.14>.
- Prashar, J., Tay, N., 2024. Skuteczność sztucznej inteligencji w wykrywaniu patologicznej krótkowzroczności na podstawie kolorowych obrazów dna oka: przegląd systematyczny i metaanaliza. *Eye (Lond)*. 38 (2), 303–314. <https://doi.org/10.1038/s41433-023-02680-z>.
- Qian, B., Sheng, B., Chen, H., Wang, X., Li, T., Jin, Y., Guan, Z., Jiang, Z., Wu, Y., Wang, J., Chen, T., Guo, Z., Chen, X., Yang, D., Hou, J., Feng, R., Xiao, F., Li, Y., El Habib Daho, M., Lu, L., Ding, Y., Liu, D., Yang, B., Zhu, W., Wang, Y., Kim, H., Nam, H., Li, H., Wu, W.C., Wu, Q., Dai, R., Li, H., Ang, M., Ting, D.S.W., Cheung, C. Y., Wang, X., Cheng, C.Y., Tan, G.S.W., Ohno-Matsui, K., Jonas, J.B., Zheng, Y., Tham, Y.C., Wong, T.Y., Wang, Y.X., 2024. Konkurs na diagnostykę krótkowzrocznej makulopatii za pomocą algorytmów sztucznej inteligencji. *JAMA Ophthalmol.* 142 (11), 1006–1015. <https://doi.org/10.1001/jamaophthalmol.2024.3707>.
- Sameshima, S., Yamashita, T., Terasaki, H., et al., 2024. Podłużne zmiany wielkości tarczy nerwu wzrokowego, koloru i stosunku załgębienia do tarczy u dzieci w wieku szkolnym. *Int. J. Retina Vit.* 10 (1), 51. <https://doi.org/10.1186/s40942-024-00570-4>.
- Selvaraju, R.R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., Batra, D., 2017. Grad-CAM: wizualne wyjaśnienia z głębokich sieci poprzez lokalizację opartą na gradiencie. W: 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), str. 618–626. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.74> (Wizja komputerowa: od teorii do praktyki). Wenecja, Włochy.
- Wang, Y., Han, X., Li, C., Luo, L., Yin, Q., Zhang, J., Peng, G., Shi, D., He, M., 2024. Wpływ błędów etykiet standardu złotego na ocenę wydajności modeli głębokiego uczenia się w badaniach przesiewowych retinopatii cukrzycowej: ogólnokrajowe badanie walidacyjne w warunkach rzeczywistych. *J. Med. Internet Res.* 26, e52506. <https://doi.org/10.2196/52506>.
- Wei R, Li J, Yang W, et al. Związek gęstości teselacji z postępowaniem długości osiowej i refrakcji u dzieci: czteroletnie badanie wspomaganie sztuczną inteligencją. Retina. Opublikowano online 7 listopada 2023 r. doi:10.1097/IAE.0000000000003991.
- Wulff, J., Koska, B., Giese, M., Baumer, C., Richter, R., Foerster, A., Bechrakis, N.E., Timmermann, B., 2025. Ocena projekcji obrazów dna oka OPTOS o szerokim polu widzenia do planowania radioterapii czerniaki błony naczyniowej. *J. Appl. Clin. Med. Phys.* 26 (4), e70009. <https://doi.org/10.1002/acm2.70009>. Epub 17 lutego 2025 r.
- Yamashita, T., Asaoka, R., Terasaki, H., Yoshihara, N., Kakiuchi, N., Sakamoto, T., 2023. Trzyletnie zmiany w ocenie plci przy użyciu parametrów kolorowych dna oka u uczniów szkół podstawowych. *PLoS One* 18 (11), e0295123.
- Yamashita, T., Asaoka, R., Terasaki, H., et al., 2020. Czynniki na kolorowych zdjęciach dna oka, które mogą być wykorzystane przez ludzi do określenia plci osób. *Transl. Vis. Sci. Technol.* 9 (2), 4. <https://doi.org/10.1167/tvst.9.2.4>.
- Yang, C.N., Chen, W.L., Yeh, H.H., Chu, H.S., Wu, J.H., Hsieh, Y.T., 2024. Prognozowanie długości osiowej na podstawie kolorowych zdjęć dna oka z wykorzystaniem konwolucyjnej sieci neuronowej. *Transl. Vis. Sci. Technol.* 13 (5), 23. <https://doi.org/10.1167/tvst.13.5.23>.
- Zhang, J., Lin, S., Cheng, T. i in., 2024. RETFound-enhanced community-based fundus disease screening: real-world evidence and decision curve analysis. *npj Digit. Med.* 7 (1), 108. <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01109-5>.
- Zhang, X.J., Zhang, Y., Yip, B.H.K. i in., 2024. Pięcioletnie badanie kliniczne dotyczące stosowania atropiny w niskim stężeniu w leczeniu postępującej krótkowzroczności (LAMP): raport z fazy 4. *Ophthalmology* 131 (9), 1011–1020. <https://doi.org/10.1016/j.ophtha.2024.03.019>.
- Zhao, Y., Zhao, Z., Yang, J., Li, L., Nasser, M.A., Zapp, D., 2024. W pełni automatyczna analiza morfologii naczyń siatkówki u dzieci z wysoką krótkowzrocznością oparta na sztucznej inteligencji. *BMC Ophthalmol.* 24 (1), 415. <https://doi.org/10.1186/s12886-024-03682-5>.
- Zhu, Z., Hu, W., Chen, R., et al., 2022. Różnica wieku siatkówki jako biomarker pozwalający przewidzieć ryzyko udaru mózgu. *BMC Med.* 20 (1), 466. <https://doi.org/10.1186/s12916-022-02620-w>.