

Czy sztuczna inteligencja uratuje wzrok?



Dr hab. JACEK PNIOWSKI
Akademickie Centrum Kształcenia Optometrystów
Wydział Fizyki, Uniwersytet Warszawski

Foto: FotomasMedia.pl

Czym jest sztuczna inteligencja? W prostych słowach to zdolność komputera do naśladowania sposobu działania ludzkiej inteligencji, zwykle dzięki wykorzystaniu tzw. sieci neuronowych, czyli algorytmów komputerowych, które w działaniu symulują pracę mózgu, złożonego z połączonych ze sobą neuronów, zgrupowanych w warstwy różnego typu. Każda kolejna warstwa odpowiada za analizę danych z poprzedniej warstwy na coraz wyższym poziomie ogólności. Ten rodzaj inteligencji jest w stanie wyszukiwać w danych związki przyczynowo-skutkowe, dokonywać generalizacji (uogólnień) i uczyć się na podstawie własnych doświadczeń. Sieci neuronowe działają zwykle w oparciu o określone dane, często pochodzące z konkretnego typu urządzeń, szczególnie w przypadku danych medycznych i wtedy określa się je mianem wąskiej inteligencji, w odróżnieniu od ludzkiej – szerokiej.

W ostatnich latach wyróżnia się jeszcze tzw. głębokie sieci neuronowe (ang. *deep neural networks*) oraz uczenie głębokie (ang. *deep learning*), które charakteryzują się dużą liczbą warstw neuronów, a co za tym idzie – dużymi możliwościami „rozumowania”. Powstało wiele modeli sieci, złożonych z różnej liczby warstw o różnej wielkości i różnych typów, które najlepiej sprawdzają się w określonych zastosowaniach. Wiele z nich jest dostępnych bezpłatnie w ramach wolnych licencji, co pozwala na włączenie się w ciekawe projekty praktycznie każdemu, kto ma nawet niewielką wiedzę na temat programowania komputerów.

Do niedawna sieci neuronowe nie były rozpowszechnione ze względu na duże wymagania

obliczeniowe podczas fazy uczenia, jednakże rozwój technologii komputerowej i ogromne możliwości współczesnych maszyn pozwoliły na prawdziwy skok jakościowy w tej dziedzinie. Obecnie systemy sztucznej inteligencji można znaleźć nawet w telefonach komórkowych, gdzie zajmują się m.in. poprawianiem jakości wykonywanych fotografii lub rozpoznawaniem mowy.

Kiedy dwa lata temu pisałem artykuł „Nadchodzi era sztucznej inteligencji w ochronie wzroku” (OPTYKA, nr 1/2018), powszechnie przewidywano, że sztuczna inteligencja będzie pełnić bardzo ważne role w medycynie, m.in. zarządzać danymi medycznymi, wykonywać rutynowe czynności (np. automatyczną analizę wyników badań), prowadzić automatyczne konsultacje, monitorować stan zdrowia, nadzorować stosowanie leków, wspomagać poszukiwanie nowych leków, czy nawet przewidywać zagrożenia epidemiologiczne (w tym roku widać wielkie znaczenie tej dziedziny). Nie wszystkie z tych działań zostały rozwinięte w równym stopniu, ale są kierunki, szczególnie w zakresie ochrony wzroku, które warto omówić.

Okulistyka jest wdzięcznym polem do działania sztucznej inteligencji w związku z tym, że spora część pracy specjalistów jest poświęcona rozpoznawaniu stanów chorobowych w różnych stadiach, co jest podstawą do podjęcia dalszych decyzji co do sposobu leczenia. Diagnostyka częstych chorób, jak: jaskra, retinopatia cukrzycowa, retinopatia wcześniaków czy degeneracja plamki związana z wiekiem (AMD), stanowiących główne przyczyny nieodwracalnego uszkodzenia wzroku, jest oparta o analizę

obrazów, uzyskanych z takich urządzeń jak funduskamery, OCT czy skaningowe oftalmoskopy i polarymetry laserowe (np. HRT i GDx) [1–3].

Tradycyjna metoda oceny stanu oka przez lekarza okulistę polega zwykle na dwóch jednocześnie stosowanych strategiach: 1. oceny parametrów wyliczonych na podstawie wielkości określonych cech morfologicznych (np. tzw. C/D, czyli stosunek średnicy dołeczka (zagłębienia) do średnicy tarczy nerwu wzrokowego) oraz 2. doświadczenia zdobytego na podstawie praktyki. Obie te strategie mają wady. Pierwsza potrafi być zawodna w przypadku tarcz nietypowych lub o wielkości odbiegającej od średniej w populacji. Druga zaś wymaga od lekarza wcześniejszego zapoznania się z tysiącami przypadków, poprawnie sklasyfikowanych na przykład przez innego lekarza. Na dodatek, ściśle opisanie, czym charakteryzują się zmiany chorobowe, jest bardzo trudne lub niewykonalne.

W rezultacie często trzeba wykonać wiele różnych badań tego samego pacjenta i/lub posiadać duże doświadczenie praktyczne. Powoduje to, że czas potrzebny na zdiagnozowanie pacjenta oraz koszt badania są wysokie, co zmniejsza dostępność badań. Rozwiązaniem, jakie nasuwa się w sposób naturalny, byłoby wykorzystanie sztucznej inteligencji, której uczenie nie wymaga podawania opisu choroby, może zaś polegać na trenowaniu sieci na np. bazach fotografii dna oka lub jego części, wcześniej zaklasyfikowanych do grup „zdrowy”, „stadium wczesne”, „stadium zaawansowane”, itp.

Proces uczenia (trenowania) sieci polega technicznie na tym, że w oparciu o różne modele

sieci neuronowej, tak dobiera się wagi połączeń między neuronami (w wyniku bardzo wymagającej obliczeniowo procedury), by w efekcie sieć poprawnie sama klasyfikowała dane użyte do treningu i/lub dane testowe. Można powiedzieć, że w trakcie uczenia sieci następuje generalizacja pojęć „zdrowy” czy „chory” w taki sposób, że informacja wyjściowa to prawdopodobieństwo, że dany wynik badania należy do odpowiedniej klasy.

Ograniczeniem jakości działania takiego algorytmu uczenia są, przede wszystkim, dane użyte do uczenia. Jeśli w grupie treningowej będzie znacznie więcej osób zdrowych niż chorych, wtedy ta grupa może być istotnie lepiej rozpoznawana. Jeśli będzie niedostateczna reprezentacja jakiegoś typu lub stadium choroby, to także nauka będzie nie do końca rzetelna. Im więcej danych zostanie użytych w trakcie uczenia, tym lepszy wynik uzyskamy. Wszystko zupełnie jak u człowieka podczas nauki...

Trzeba oczywiście pamiętać, że na razie celem stosowania sieci neuronowych czy szerzej – sztucznej inteligencji – nie jest zastąpienie lekarza, ale wsparcie jego pracy poprzez umożliwienie opieki nad większą liczbą pacjentów, co jest szczególnie ważne w czasach deficytu specjalistów medycznych. Obecnie klasyfikatory oparte na sieciach neuronowych są wykorzystywane głównie w badaniach przesiewowych, w których wyzwaniem jest zbadanie dużej grupy ludzi w krótkim czasie i przy niskich kosztach, dając w efekcie wybraną węższą grupę podejrzewanych o chorobę.

W jaki sposób porównywać jakość działania różnych rodzajów sieci (tzw. klasyfikatorów)? Zwykle korzysta się z dwóch parametrów statystycznych: czułości (ang. *sensitivity*) i specyficzności (ang. *specificity*), zwanej także swoistością. Czułość to stosunek liczby wyników prawdziwie dodatnich do sumy prawdziwie dodatnich i fałszywie ujemnych. Specyficzność to stosunek wyników prawdziwie ujemnych do sumy prawdziwie ujemnych i fałszywie dodatnich. Wysoka czułość oznacza, że wykryliśmy większość lub wszystkich chorych, zaś wysoka specyficzność – analogicznie dla zdrowych. Obie te wielkości są ze sobą ściśle związane i powinny być analizowane łącznie. Oprócz nich do dyspozycji jest szereg innych wskaźników, które są pomocne podczas optymalizacji działania sieci.

Można powiedzieć, że klasyfikatory danych medycznych, w tym związanych ze wzrokiem, podbijają świat. Wiele grup badawczych oraz przedsiębiorstw stara się opracować algorytmy sztucznej inteligencji, które będą poprawnie działać na podstawie nawet szczątkowych lub niepełnych danych. Na świecie trwa wyścig, kto zrobi lepszy klasyfikator i zastosuje go w realnych badaniach, czyli *de facto* zarobi więcej pieniędzy, choć oczywiście motywacją dla wielu ludzi jest po prostu poprawa zdrowia społeczeństwa. Dostępne są nawet testowe dane i platformy, które umożliwiają sprawdzenie, które rozwiązania są najlepsze [4–6].

W Polsce także rozwijane są algorytmy sztucznej inteligencji na potrzeby szybkiej

diagnostyki przesiewowej. W przypadku retinopatii cukrzycowej można wymienić projekt „Skrining Retinopatii Cukrzycowej”, w ramach którego, pod kierunkiem prof. dr hab. med. Andrzeja Grzybowskiego, są prowadzone badania mieszkańców Poznania. Projekt jest inicjatywą Fundacji Wspierania Rozwoju Okulistyki „Okulistyka 21,” ze wsparciem funduszy miasta Poznania. Badanie polega na wykonaniu zdjęcia dna oka za pomocą funduskamery i automatycznej analizie przez sztuczną inteligencję.

Inny ciekawy projekt to kompleksowa platforma eJaskra, której pomysłodawcą i głównym animatorem jest prof. dr hab. med. Jerzy Szaflik. Platforma funkcjonalnie składa się z kilku niezależnych modułów, które przekazują sobie informacje. Pierwszy krok to rejestracja pacjenta w systemie komputerowym oraz podstawowy, krótki wywiad. Dalej, osobny moduł zajmuje się uzyskaniem danych pomiarowych, to jest fotografii dna oka, wykonywanej za pomocą funduskamery, oraz ciśnienia wewnątrzgałkowego (IOP), mierzonego z użyciem tonometru air-puff. Uzyskane wyniki są przekazywane do modułu analitycznego, w którym działają klasyfikatory: **tarczy nerwu wzrokowego** – oparty o konwolucyjną sieć neuronową (sztuczną inteligencję) oraz **IOP**. Wartości prawdopodobieństwa przynależności do klasy „zdrowy” lub „chory (jaskra)”, dla każdego oka i każdego parametru są przekazywane dalej do modułu diagnostycznego, który w oparciu o te informacje, a także potencjalnie inne, jak np. historię choroby, wiek czy wyniki z dodatkowych urządzeń,

NOWOŚĆ ML Filter Comfort

Filtry przeciwmigrenowe i wspomagające przy uszkodzeniach mózgu dostępne w wersji plano i z korekcją



OPHTALMICA NOWAKOWSKI
biuro@ophtalmica.pl
tel. 717 850 698

wystawia tzw. wstępną diagnozę. Ostatni etap to przesłanie pacjentowi informacji o wyniku badania. Jeśli w jakiegokolwiek kategorii pacjent uzyskał wysokie prawdopodobieństwo choroby, czyli np. jeśli w którymkolwiek oku obraz tarczy jest nieprawidłowy lub ciśnienie przekracza określoną wartość, to jest informowany o konieczności pilnej wizyty lekarskiej. Jeśli prawdopodobieństwo jest niskie, otrzymuje przypomnienie o konieczności regularnego corocznego badania wzroku [7].

Platforma jest mobilna i nie wymaga obecności lekarza – wszystkie badania wykonuje przeszkolony personel techniczny. Podział platformy na moduły ma wiele zalet, m.in. większość zadań komputerowych, w tym archiwizacja wyników i komunikacja, jest wykonywanych na centralnym serwerze, który może obsługiwać wiele platform jednocześnie. Dodatkowo, każdy moduł można niezależnie modernizować „on-the-fly”, bez konieczności zatrzymywania i testowania całego systemu od nowa, a nawet zlokalizować w różnych miejscach.

Klasyfikator fotografii tarczy nerwy wzrokowego (stanowiącej fragment całego zdjęcia dna oka) został w pierwszej wersji oparty na sprawdzonej architekturze AlexNet, która wygrała konkurs Imagenet Large Scale Visual Recognition Challenge 2012 (ILSVRC2012)

i doczekała się już ponad 1600 cytowań w literaturze naukowej [8]. Chociaż nie jest to najnowsza architektura, to umożliwia porównanie skuteczności wybranego rozwiązania z innymi systemami. Dobra znajomość architektury jest o tyle ważna, że jest to pierwsza platforma tego typu w Polsce i jedna z nielicznych na świecie. Jej uruchomienie wiązało się z dużym ryzykiem i stąd zastosowanie cenionego narzędzia.

Zbiory treningowe liczyły ponad tysiąc zdjęć tarczy nerwu wzrokowego, sklasyfikowanych wstępnie niezależnie przez dwóch doświadczonych okulistów. Dodatkowo wykorzystano różne triki, jak np. *data augmentation*, czyli sztuczne powiększanie zbioru danych poprzez zastosowanie różnych operacji na obrazach (np. zmiana skali, przesunięcie, zmiana kontrastu i jasności, itp.).

Działanie platformy zostało przetestowane podczas dwóch weekendowych kampanii pomiarowych w 2019 roku, gdzie przebadano po kilkaset osób i uzyskano wyniki pozwalające sądzić, że w warunkach rzeczywistych, polowych, skuteczność działania systemu mierzona czułością i swoistością jest na poziomie, który pozwala na zastosowanie w badaniach przesiewowych.

Kolejna, wielotygodniowa kampania odbyła się na początku 2020 roku i jej wyniki posłużą do opracowania kolejnej wersji klasyfikatora

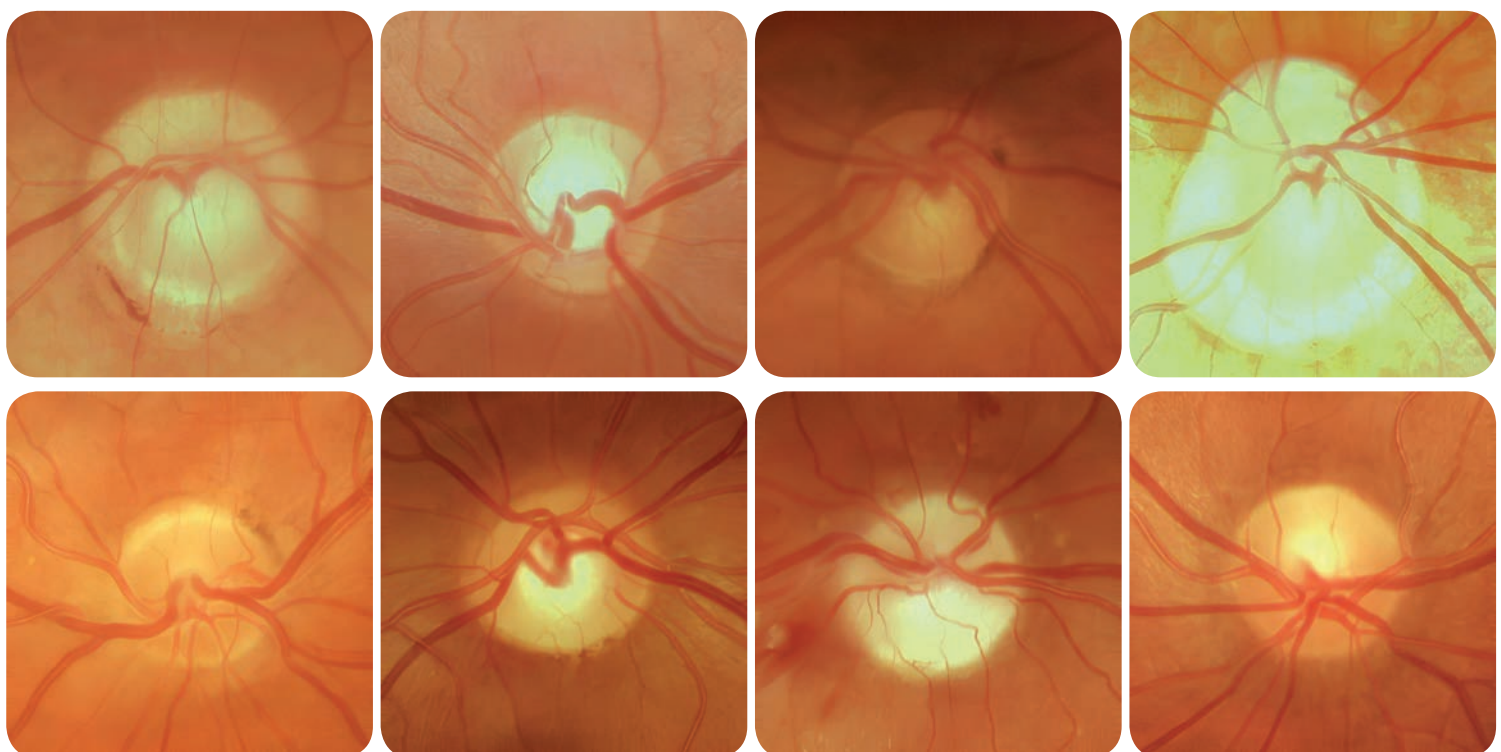
tarczy nerwu wzrokowego, tym razem trenowanej na kilku tysiącach zdjęć. Niestety, mimo że ta wersja badań jest możliwie niedroga w przeliczeniu na jednego pacjenta, to system opieki zdrowotnej nie jest – póki co – przygotowany do badań tego typu, zarówno pod kątem finansowym, jak i możliwością późniejszej opieki nad osobami chorymi. Niemniej jednak, widać wyraźnie kierunek, w którym zmierza opieka w ochronie wzroku: więcej badań automatycznych i leczenie osób wskazanych jako chore.

A to dopiero początek... W najbliższych dekadach w medycynie prawdopodobnie dominować będą systemy oparte o sztuczną inteligencję. Działa szybko, nie męczy się i może być w diagnostyce bardziej czuła niż człowiek.

Foto: archiwum Autora

Piśmiennictwo

1. G.W. Armstrong, A.C. Lorch. A(eye): A Review of Current Applications of Artificial Intelligence and Machine Learning in Ophthalmology. *Int. Ophthalmol. Clin.* 2020, vol. 60, no. 1, pp. 57–71
2. K. Keskinbora, F. Güven. Artificial Intelligence and Ophthalmology. *Turk. J. Ophthalmol.* 2020, vol. 50, no. 1, pp. 37–43
3. D.S.W. Ting et al. Artificial intelligence, the internet of things, and virtual clinics: ophthalmology at the digital translation forefront. *Lancet Digit. Health* 2020, vol. 2, no. 1, pp. e8–e9
4. J.I. Orlando et al. REFUGE Challenge: A unified framework for evaluating automated methods for glaucoma assessment from fundus photographs. *Med. Image Anal.* 2020, vol. 59, p. 101570
5. J.M. Ahn et al. A deep learning model for the detection of both advanced and early glaucoma using fundus photography. *PLOS ONE* 2018, vol. 13, no. 11, p. e0207982
6. G. An et al. Comparison of Machine-Learning Classification Models for Glaucoma Management. *J. Healthcare Eng.* 2018
7. A. Zaleska-Zmijewska et al. A new platform designed for glaucoma screening: recognizing risk of glaucomatous optic neuropathy with use of fundus photography with deep learning architecture together with intraocular pressure measurements. *Klinika Oczna* 2020, 122, 1: 1–6
8. ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition 2012 (ILSVRC2012). www.image-net.org/challenges/LSVRC/2012/ [dostęp: 18-Mar-2020]



Ryc. 1. Ilustracja trudności w ścisłym opisie wyglądu tarczy nerwu wzrokowego. Górny rząd – tarcze jaskrowe, dolny rząd – tarcze prawidłowe. Źródło [7]