

Czy medyczne technologie i sztuczna inteligencja staną się integralną częścią opieki nad osobami starszymi?

Will medical technologies and artificial intelligence become an integral part of elderly care?

Małgorzata Stompór, Joanna Najbar, Oskar Makuch

Katedra Medycyny Rodzinnej i Chorób Zakaźnych Collegium Medicum Uniwersytetu Warmińsko-Mazurskiego
w Olsztynie

Streszczenie

Zapotrzebowanie na zautomatyzowane systemy wsparcia z wykorzystaniem sztucznej inteligencji (AI) w rozwoju geriatry i opieki nad osobami starszymi rośnie w Polsce z uwagi na starzejące się społeczeństwo. Polska od kilku lat wykazuje przyspieszony rozwój w obszarze cyfryzacji w ochronie zdrowia. Zwiększa się także aktywność cyfrowa seniorów w zarządzaniu własnym zdrowiem i zainteresowanie wykorzystaniem telemedycyny. Na podstawie przeglądu piśmiennictwa przybliżono aktualny stan projektowania i wdrażania rozwiązań opartych na sztucznej inteligencji w geriatry i opiece senioralnej na świecie i w Polsce. Technologie oparte na AI pozwalają na monitorowanie stanu zdrowia, wczesne wykrywanie zagrożeń i wspieranie samodzielności osób starszych. Znajomość tych narzędzi będzie koniecznością, ich wdrażanie wymaga jednak nie tylko rozwoju technologicznego, ale także dostosowania ram prawnych i organizacyjnych, które zapewnią bezpieczeństwo, przejrzystość i zgodność z wartościami etyki. Tylko holistyczne podejście, łączące te elementy, pozwoli wykorzystać potencjał sztucznej inteligencji w poprawie jakości życia seniorów z poszanowaniem ich godności, autonomii i prawa do prywatności. (*Gerontol Pol* 2025; 33; 292-302) doi: 10.53139/GP.20253337

Słowa kluczowe: sztuczna inteligencja, uczenie maszynowe, geriatrya, opieka nad osobami starszymi, telemedycyna, elektronika noszona

Abstract

The demand for automated support systems using artificial intelligence (AI) in the geriatrics and care for the elderly is growing in Poland due to the aging population. Poland has been showing accelerated development in the area of digitization in healthcare for several years. There is also increasing digital activity of seniors in managing their own health and interest in using telemedicine. Based on a review of the literature, the current state of designing and implementing solutions based on AI in geriatrics and senior care in the world and in Poland is presented. AI based technologies allow for monitoring health, early detection of threads, and supporting the independence of the elderly. Knowledge of these tools will be necessary, but their implementation requires not only technological development but also adaptation of legal and organizational frameworks that will ensure safety, transparency, and compliance with ethical values. Only a holistic approach, combining these elements, will allow the potential of AI to be used to improve the quality of life of seniors with respect for their dignity, autonomy, and right to privacy. (*Gerontol Pol* 2025; 33; 292-302) doi: 10.53139/GP.20253337

Keywords: artificial intelligence, machine learning, geriatrics, elderly care, telemedicine, smart wearable

Wstęp

Nowe publikacje na temat zastosowania AI (sztucznej inteligencji, ang. artificial intelligence) w diagnostyce, podejmowaniu decyzji leczniczych, monitorowaniu terapii i opiece nad osobami starszymi pojawiają się codziennie. Zapotrzebowanie na te rozwiązania rośnie szczególnie w starzejących się społeczeństwach, gdzie

ilość osób potrzebujących leczenia i opieki zwiększa się z każdym rokiem – w Polsce osoby powyżej 60 roku życia stanowią już 26,6% populacji, a w 2050 r. odsetek ten przekroczy 40% [1]. Jednocześnie w Polsce mniej niż jeden specjalista geriatryi przypada na 100 000 mieszkańców, brakuje także oddziałów geriatrycznych i zinstytucjonalizowanych form opieki [2]. Co jednak ważne, Polska od kilku lat wykazuje przyspieszony roz-

wój w obszarze cyfryzacji w ochronie zdrowia – według najnowszych danych, 13,2% polskich szpitali już wykorzystuje rozwiązania AI [3]. 68% polskich lekarzy wyraża gotowość do wdrożenia technologii AI, przy czym 20% już korzysta z rozwiązań opartych na sztucznej inteligencji [4]. Rynek medycznych startupów w Polsce z roku na rok rozwija się coraz bardziej dynamicznie [5]. Zwiększa się także aktywność seniorów w zarządzaniu własnym zdrowiem dzięki rozwiązaniom AI, niemal co trzeci senior korzysta z IKP (Internetowego Konta Pacjenta) [6]. Pacjenci są też zainteresowani zwiększeniem dostępności do personelu medycznego dzięki wykorzystaniu telemedycyny – liczba osób starszych aktywnych internetowo stale rośnie – jest to już $\frac{3}{4}$ osób w grupie 55-64 lat i około $\frac{1}{2}$ w wieku 65 -74 lat [7]. Istnieją też rozwiązania i aplikacje, które wspierają samodzielne za-

mieszkiwanie osób starszych poprzez ułatwienie organizacji codziennego żywienia, sprzątanía, promowania aktywności fizycznej, ale również samorozwoju, edukacji, co przeciwdziała wykluczeniu społecznemu (rycyna 1).

W niniejszej pracy podjęto próbę przybliżenia aktualnego stanu i przyszłych możliwości implementacji rozwiązań opartych na sztucznej inteligencji w geriatрии i opiece nad osobami starszymi na świecie i w Polsce. Na podstawie przeglądu piśmiennictwa można stwierdzić, że mimo licznych wyzwań: technologicznych, ekonomicznych, społecznych i etycznych opieka geriatryczna dzięki wykorzystaniu systemów AI stoi przed realną szansą na zmianę (rycina 2). W tabeli I przedstawiono pokrótce definicje narzędzi i modeli AI i medycznych technologii używanych w piśmiennictwie.



Rycina 1. Korzyści z AI w opiece senioralnej

Figure 1. Benefits of AI in senior care

Tabela I. Narzędzia i modele AI i związanych z nią technologii medycznych – definicje

Table I. AI tools and models and related medical technologies – definitions

Skrót	Polska nazwa / Definicja
AI <i>Artificial Intelligence</i>	Sztuczna inteligencja – dziedzina informatyki zajmująca się tworzeniem systemów zdolnych do wykonywania zadań wymagających inteligencji człowieka, np. rozpoznawania obrazów czy podejmowania decyzji. Główne składowe AI to: uczenie maszynowe (obejmuje tworzenie sieci neuronowych, modele uczenia głębokiego i modele językowe), robotykę i logikę rozmytą
CNN <i>Convolutional Neural Network</i>	Splotowa sieć neuronowa – wyspecjalizowana architektura głębokiego uczenia, zaprojektowana do automatycznego i hierarchicznego wyodrębniania cech z danych o strukturze siatkowej – głównie w analizie obrazów, sygnałów i danych przestrzennych. Stosowana m.in do rozpoznawania twarzy, analizy zdjęć medycznych, sterowania w autach autonomicznych.
DNB <i>Deep Belief Networks</i>	Głębokie sieci neuronowe – rodzaj sieci neuronowej wykorzystywanej do modelowania złożonych danych i rozpoznawania wzorców; podtyp uczenia głębokiego
EDA / GSR <i>Electrodermal Activity / Galvanic Skin Response</i>	Elektrodermalna aktywność skóry / odpowiedź galwaniczna skóry – metoda pomiaru zmian przewodnictwa elektrycznego skóry, wykorzystywana do oceny reakcji fizjologicznych na bodźce
Fuzzy Logic	Logika rozmyta – metoda wnioskowania w sytuacjach niepewnych, gdzie wartości nie są jedynie „prawda/fałsz”, lecz mają stopnie przynależności
GenAI <i>Generative Artificial Intelligence</i>	Generatywna sztuczna inteligencja – system AI zdolny do tworzenia nowych treści, np. tekstów, obrazów czy muzyki

GBM <i>Gradient Boosting Machine</i> oraz XGB <i>Extreme Gradient Boosting</i>	Technika uczenia maszynowego oparta na wzmacnianiu modeli predykcyjnych w iteracjach (kolejnych powtórzeniach)
<i>Deep Learning</i>	Głębokie uczenie – podzbiór uczenia maszynowego, w którym sieci neuronowe składają się z wielu warstw ukrytych, co umożliwia modelowanie złożonych zależności w danych; wymaga użycia większych zasobów danych i kosztów
IoT <i>Internet of Things</i>	Internet Rzeczy – koncepcja sieci urządzeń połączonych ze sobą i wymieniających dane w celu automatyzacji i monitorowania procesów
IMU <i>Inertial Measurement Unit</i>	Jednostka pomiaru bezwładności – czujnik mierzący przyspieszenie i prędkość kątową w celu określenia ruchu i orientacji obiektu
LLM <i>Large Language Model</i>	Duży model językowy – podgrupa uczenia głębokiego; algorytmy zostały wytrenowane do rozumienia, interpretowania i generowania tekstu, nie obrazu, w sposób przypominający ludzki
RFID <i>Radio-Frequency Identification</i>	Identyfikacja radiowa – technologia identyfikacji obiektów przy użyciu fal radiowych
RPM <i>Remote Patient Monitoring</i>	Zdalne monitorowanie pacjenta – systemy umożliwiające monitorowanie stanu zdrowia pacjenta na odległość
UWB <i>Ultra-Wideband</i>	Ultrazero-kopasmowa technologia radiowa – wykorzystywana m.in. w lokalizacji i monitorowaniu ruchu



Made with Napkin

Rycina 2. Korzyści z AI w geriatrici
Figure 2. Benefits of AI in geriatrics

AI w analizie procesów życiowych. Monitorujące czynniki personalne

Inteligentne opaski i zegarki (ang. *smart bands / smartwatch*) noszone na nadgarstku łączą funkcje klasycznego zegarka z technologią monitorowania funkcji życiowych i aktywności fizycznej. Dzięki wbudowanym czujnikom, takim jak akcelerometry, żyroskopy i sensory mierzące tętno, ciśnienie czy saturację monitorują liczbę kroków, dystans, zużycie energii, czas bezruchu oraz długość i jakość snu. Możliwe jest również generowanie alertów przypominających o wysiłku fizycznym, nawodnieniu, porze przyjmowania posiłków i leków i ich automatyczne przekazywanie do opiekuna w razie potrzeby interwencji. Dodatkowe wykorzystanie w urządzeniach lokalizatorów GPS (system nawigacji satelitarnej) umożliwia opiekunowi udzielenie pomocy podopiecznemu np. w razie upadku, zaburzeń rytmu serca, utraty przytomności lub zagubienia się poza domem pacjenta z demencją. Poprawie bezpieczeństwa służą alarmy osobiste – „przyciski życia”, które dają możliwość łatwej komunikacji z opiekunem w razie wystąpienia sytuacji niebezpiecznej. Są uruchamiane przez pacjenta, a informacje są przekazywane z wykorzystaniem fal radiowych, sygnałów GPS, GSM (cyfrowa telefonia komórkowa). Dopełnieniem funkcji alertów oraz aktywnych „przycisków życia” są systemy detekcji pasywnej, stanowiące kluczowe ogniwo w łańcuchu ratunkowym dla osoby starszej. Oparte są najczęściej na odbieraniu sygnału z akcelerometrów (przyspieszoniomierzy). W sytuacjach krytycznych, jak np. upadek połączony z utratą przytomności, automatycznie generowany jest sygnał alarmowy, eliminując zawodność czynnika ludzkiego związaną z brakiem możliwości manualnego wezwania pomocy. To pozwala na utworzenie zintegrowanej, trójstopniowej drabiny bezpieczeństwa, która obejmuje warstwę prewencyjną stymulującą prozdrowotne nawyki, warstwę reaktywną opartą na intencjonalnych alarmach przywoławczych oraz autonomiczną warstwę ratunkową, zdolną do detekcji zdarzeń bez udziału pacjenta.

Coraz częściej wyposażane w elementy AI są z reguły kompatybilne z aplikacjami na smartfony, co pozwala na szczegółową analizę danych i tworzenie raportów zdrowotnych. Przykładem może być *CarePredict*, czyli opaska z wbudowanym systemem AI, która analizuje wzorce codziennej aktywności użytkowników, rozpoznając potencjalne sygnały pogorszenia stanu zdrowia. W badaniu obejmującym mieszkańców domów opieki wykazano, że wdrożenie systemu wiązało się z istotną poprawą wskaźników jakości opieki: redukcją liczby hospitalizacji o 39%, spadkiem częstości upadków o 69% oraz wydłużeniem średniego okresu pobytu w ośrodkach o 67%

[9]. System umożliwił personelowi szybsze reagowanie na incydenty i zmiany stanu zdrowia – czas reakcji poprawił się o ok. 40%.

Oprócz opasek istnieją inne narzędzia, monitorujące np. oddech czy aktywność elektryczną serca, a dzięki technologii AI i przekazywaniu danych w czasie rzeczywistym do osób identyfikujących nieprawidłowości pomiarów umożliwiają szybką reakcję na zaostrenia stanu zdrowia. Urządzenia te, jak np. e-stetoskop, elektroniczny spirometr, plaster EKG były już wykorzystywane w Polsce m.in. w programach pilotażowych Narodowego Funduszu Zdrowia (NFZ) [8]. Wykazano daleko idące korzyści – wykorzystanie kamizelek monitorujących czynność serca np. *SYSTEM NOMED-HF* czy *NUUBO* [9,10]. ponad dwukrotnie zwiększyło częstość wykrywania migotania przedsionków w porównaniu z użyciem standardowych aparatów do holterowskiego badania rytmu serca. E-spirometry używane np. w systemie *Aio-Care* [11]. monitorują przebieg i leczenie chorób płuc takich jak astma czy przewlekła obturacyjna choroba płuc.

Detekcja subtelnych zmian w parametrach fizjologicznych, które mogą być niewidoczne dla pacjenta czy opiekuna i ich analiza przez systemy uczenia maszynowego ma zastosowanie w przewidywaniu wystąpienia sepsy, ostrych zespołów wieńcowych, ostrej niewydolności oddechowej czy wstrząsu. System może wygenerować automatyczny alert dla zespołu medycznego, umożliwiając szybszą reakcję i podjęcie działań prewencyjnych.

Mniej znaną propozycją rozwoju technologii wspierających opiekę geriatryczną jest inteligentne obuwie (ang. *smart shoes /slippers*) wykorzystujące m.in. jednostki pomiarowe bezwładności (IMU – ang. *Inertial Measurement Unit*), czujniki nacisku i czujniki ruchu. Mogą one być montowane bezpośrednio w podeszwie obuwia (ang. *shoe-mounted systems, in-shoe plantar pressure sensors*). Dzięki ich integracji ze splotową siecią neuronową (CNN – ang. *Convolutional Neural Network*) udało się osiągnąć do 96 % dokładności w detekcji upadków [12]. Wdrożenie tak skutecznych systemów stało się możliwe dzięki przejściu od klasycznych, w pełni połączonych sieci neuronowych do CNN. W tradycyjnych modelach każdy pojedynczy odczyt z czujników buta jest połączony z neuronem decyzyjnym, co przy ogromnej ilości danych z jednostek IMU i czujników nacisku prowadzi do trudności w wyłapaniu istotnych wzorców ruchu. Dzięki strukturalnej hierarchii połączeń CNN, system dokonuje wielopoziomowej analizy danych sensorycznych: od detekcji lokalnych mikro-wzorców, po kompleksową interpretację sekwencji ruchu. To pozwala na wdrożenie interwencji nakierowanych na konkretne przyczyny zaburzeń chodu i równowagi [13,

14]. W przypadkach kryzysowych urządzenie przesyła zaszyfrowane dane do chmury w celu powiadomienia opiekuna. Analiza cech czasowo-przestrzennych chodu umożliwia uzyskanie 88% dokładności i 100% czułości w stratyfikacji ryzyka upadków. Równolegle rozwijane są systemy inteligentnych ubrań (ang. *smart garments*) i Internetu Rzeczy (IoT, ang. *The Internet of Things*), integrujące czujniki fizjologiczne i środowiskowe w celu ciągłego i dyskretnego monitorowania stanu zdrowia użytkownika. W skład takich systemów wchodzi m.in. akcelerometry, czujniki EKG, sensory temperatury i wilgotności skóry, a także czujniki odpowiedzi galwanicznej skóry (ang. *GSR – Galvanic Skin Response*) [12]. Dane z czujników analizowane są przez algorytmy AI celu identyfikacji stanów alarmowych rejestrując subtelne zmiany i wzorce, które mogą być nie zauważone w tradycyjnych pomiarach.

Kompleksowym rozwiązaniem tego typu są systemy inteligentnych domów, umożliwiając nieinwazyjne, ciągłe monitorowanie stanu zdrowia i zwiększenie bezpieczeństwa osób starszych w miejscu zamieszkania.

Badania potwierdziły, że systemy oparte na detektorach ruchu, ciśnienia czy obecności mogą skutecznie monitorować codzienne aktywności seniorów – takie jak wstawanie z łóżka, korzystanie z łazienki czy przemieszczanie się po domu. Czujniki podłogowe i drzwiowe osiągnęły 85-92% dokładności w identyfikacji odchyśleń od typowych wzorców zachowania, co pozwalało na wczesne wykrywanie np. pogorszenia funkcji poznawczych i zmian stanu zdrowia [15]. Przykładem nowoczesnego podejścia do inteligentnej opieki jest platforma HABITAT (*Home Assistance Based on IoT for the Autonomy of Everybody*), integrująca różne technologie czujnikowe – od systemów RFID (ang. *Radio-Frequency Identification*) pozwalających na lokalizację obiektów za pomocą fal radiowych, czujniki bezwładności w odzieży, po detektory temperatury, wilgotności i jakości powietrza [16]. Kolejnym krokiem w rozwoju nieinwazyjnego monitorowania jest wykorzystanie technologii UWB (ang. *ultra-wideband*) opartej na szybkim wysyłaniu krótkotrwałych impulsów fal radiowych, co umożliwia pomiar parametrów życiowych – tętna i oddechu – bez konieczności fizycznego kontaktu z pacjentem, nawet przez ściany. W badaniach terenowych system osiągnął 95% czułości w detekcji oddechu, 91% dokładności pomiaru tętna oraz 97% skuteczności w wykrywaniu upadków, niezależnie od warunków oświetleniowych czy otoczenia [17].

Roboty w opiece nad osobą starszą

W ostatnich latach wzrasta zainteresowanie wykorzystaniem przede wszystkim robotów społecznych i towarzyszących (ang. *socially assistive robots*), do wspierania funkcjonowania emocjonalnego, poznawczego i społecznego seniorów, zwłaszcza w populacji osób z demencją. Wykorzystują one elementy interakcji człowiek-robot, dźwięku, dotyku i ruchu, aby zwiększać poczucie bezpieczeństwa, redukować samotność oraz wzmacniać zaangażowanie terapeutyczne.

Pierwsza grupa to roboty przypominające zwierzęta (ang. *pet*). Przykładem jest *PARO* – robot w kształcie młodej fok, który reaguje na dotyk, dźwięk i mowę użytkownika. W badaniach klinicznych wykazano jego uspokajający wpływ na pacjentów z demencją. Metaanaliza 13 randomizowanych badań kontrolowanych potwierdziła, że interakcja z *PARO* zmniejszała poziom pobudzenia, a dłuższy czas ekspozycji wiązał się z redukcją objawów depresyjnych [18]. W innych badaniach wykazano zwiększenie pozytywnych emocji i lepszą komunikację społeczną u pensjonariuszy domów opieki korzystających z robota [19]. Druga grupa to roboty humanoidalne, takie jak *NAO*, stosowane m.in. w terapii zajęciowej i treningach poznawczych. W badaniu obejmującym pacjentów z demencją wykazano, że sesje z wykorzystaniem robota *NAO* wiązały się z istotną redukcją apatii, szczególnie u osób przebywających w domu opieki [20]. Jednocześnie u chorych odnotowano niewielkie zmniejszenie szybkości utraty funkcji poznawczych. Choć liczba badań jest ograniczona, roboty humanoidalne, mogą pełnić rolę partnerów terapeutycznych [21,22].

Testowane jest również wykorzystanie robotów do fizycznej opieki nad pacjentem niesprawnym. Przykładem są badania prowadzone w Japonii nad robotem humanoidalnym *AIREC*, który potrafi np. zmienić pieluchomajtki lub pozycję pacjenta, przeciwdziałając odleżynom. Jednak na chwilę obecną zarówno koszt robota (ok. 280 tys. PLN) jak i ograniczone możliwości współpracy, zwłaszcza z chorymi z demencją ograniczają jego wykorzystanie [23].

Aplikacje mobilne i platformy telemedyczne

Zastosowanie rozwiązań telemedycznych wspieranych przez AI, oparte na integracji pomiarów z czytników osobistych, pozwala ułatwienie kontaktu z pracownikiem systemu opieki zdrowotnej (lekarz, pielęgniarka) i skrócenie czasu do postawienia diagnozy i rozpoczęcie leczenia oraz lepsze wykorzystanie zasobów opieki zdrowotnej, w tym poprawę jakości porad. AI automatyzuje procesy i jest zdolna do analizy ogromnych ilości

danych, co daje możliwość przewidywania pogorszenia stanu zdrowia i szybkiej reakcji na to pogorszenie, a co za tym idzie redukcji kosztów leczenia powikłań. W badaniu opinii dotyczącym wykorzystania telemedycyny wśród Polaków wykazano, że aż 83% dorosłych Polaków choć raz skorzystało z usług telemedycznych [7]. 47% badanych doceniło szybki dostęp do konsultacji, a 40% ich wygodę. Zarazem 19% ankietowanych przyznaje, że ma utrudniony dostęp do stacjonarnych przychodni. Przykładem skuteczności działania systemów telemedycznych w Polsce jest hybrydowa rehabilitacja kardiologiczna, która jest świadczeniem gwarantowanym przez NFZ. Ten model z wykorzystaniem systemu transmisji danych dzięki sieci telefonii komórkowej zakłada łączenie dwóch form realizacji świadczenia: rehabilitacja w warunkach oddziału dziennego oraz telerehabilitacja w miejscu zamieszkania pacjenta [24]

Testowane są też systemy telekonsylium, które umożliwiają lekarzowi rodzinnemu możliwość szybkiej telekonsultacji ze specjalistą. W Polsce realizowano programy refundowane przez NFZ, takie jak telekonsylium geriatryczne czy kardiologiczne już w 2015 roku, a obecnie niektóre elementy telekonsultacji są wykorzystywane w programie opieki koordynowanej w placówkach podstawowej opieki zdrowotnej [25]

U pacjentów niesamodzielnych, wymagających nadzoru w warunkach domowych, sprawdza się zdalne monitorowanie pacjenta (RPM – *ang. remote patient monitoring*). W przeciwieństwie do tradycyjnego podejścia RPM z okresowymi kontrolami telefonicznymi lub interakcjami inicjowanymi przez pacjenta lub opiekuna, systemy oparte na dużych modelach językowych (LLM – *ang. large language models*) oferują interakcje w czasie rzeczywistym i tworzą personalizowane plany działania. Przykładem takiej platformy może być polski startup *Exura* – umożliwiający stworzenie planu postępowania, tzw. *ścieżkę pacjenta*. Część zaleceń planu jest powtarzalna (standardowe instrukcje dotyczące np. diety lub stylu życia, profilaktyki), a część dostosowywana do indywidualnych potrzeb pacjenta. System umożliwia wysyłanie komunikatów, przypomnień i instrukcji, pacjent jest informowany o kolejnych krokach leczenia, a lekarz może monitorować postępy terapii [27]

Rozwiązania te często wykorzystuje się do zarządzania farmakoterapią, które wiąże się z wieloma złożonymi czynnościami, jak identyfikacja preparatów, zrozumienie schematów dawkowania, kontrolowanie działań niepożądanych oraz dostosowywanie się do zmieniających się zaleceń – trwają prace nad użyciem modeli językowych do ułatwienia każdego z tych elementów. Systemy generowania alertów, przypominające o konieczności przyjęcia leku oparte na AI umożliwiły

zwiększenie o 14 % wskaźnika przestrzegania zaleceń [26].

W aspekcie niedoboru personelu medycznego i braku opiekuna rodzinnego rozwiązaniem stać się mogą wirtualni asystenci medyczni – oparte na sztucznej inteligencji chat-boty lub interaktywne systemy głosowe. Ich zastosowanie obejmuje szeroki zakres funkcji – od udzielania odpowiedzi na najczęściej zadawane pytania, przez przypominanie o wizytach i lekach, po zbieranie danych dotyczących objawów czy samopoczucia pacjenta w ramach wstępnego wywiadu przed konsultacją. Chat-boty mogą być integrowane z elektroniczną dokumentacją medyczną, umożliwiając automatyczne zapisywanie danych, a następnie stanowić platformę zwrotnej komunikacji przekazującej zalecenia lekarskie [29]

Systemy predykcyjne i diagnostyka najczęstszych problemów zdrowotnych seniorów

Dzięki wykorzystaniu modeli AI można też przewidywać wystąpienie częstych w populacji osób starszych tzw. wielkich problemów geriatrycznych, takich jak depresja, demencja, delirium, upadki, polifarmakoterapia, zespół kruchości, nietrzymanie zwieraczy, których konsekwencje prowadzą do pogorszenia funkcjonowania osób starszych i zwiększenia kosztów opieki i wdrażać odpowiednie postępowanie terapeutyczne czy opiekuńcze.

Modele oparte na AI dostarczają w ocenie ryzyka informacji niezwykle precyzyjnych. Za wzorcowe uważa się modele przewidywania ryzyka upadków – meta-model AI, łączący odczyty z czujników (np. opasek) i systemy logiczne naśladujące ludzkie rozumowanie, jak logikę rozmytą (*ang. fuzzy logic*) i rodzaj głębokiej sieci neuronowej DNB (*ang. deep belief networks*), wykazują wyjątkową skuteczność, osiągając 90% dokładności, 100% specyficzności i 85 % czułości w przewidywaniu ryzyka upadku u starszych dorosłych [27]

Uczenie maszynowe może stanowić także wiarygodne narzędzie do przewidywania wystąpienia zaburzeń stanu psychicznego. Dzięki integracji danych demograficznych, zachowań zdrowotnych, historii chorób i biomarkerów krwi możliwa jest np. identyfikacja osób o dużym ryzyku pogorszenia funkcji poznawczych. W badaniu Ren i wsp. wykorzystanie modelu uczenia głębokiego (*ang. deep learning*) pozwoliło przewidzieć wystąpienie i szybkość postępu otępienia znacznie dokładniej niż przy użyciu samego wyniku MMSE [28]. Tymczasem Liu i wsp. w modelu uczenia maszynowego GBM (*ang. gradient boosting machine*), który jeszcze dokładniej ogranicza błędy pomiarów opracowali narzędzie identyfikacji osób zagrożonych wystąpieniem epizodu depre-

sji dzięki analizie subtelnych zmian w tonie, wysokości głosu i rytmie mowy pacjenta podczas rozmów telemedycznych lub sesji terapeutycznych (ang. *voice analysis*) [32]. Algorytmy uczenia maszynowego wykrywają sygnały mogące świadczyć o lęku, depresji czy napięciu emocjonalnym w czasie rzeczywistym i przekazują terapeutę informacje zwrotne. Przykładem użycia tych rozwiązań może być platforma *COGITO MCT*. Z kolei wczesną detekcję objawów choroby Parkinsona umożliwia test, opracowany przez informatyków z University of Rochester, który prosi użytkowników o wyrecytowanie dwóch krótkich pangramów, czyli zdań wykorzystujących każdą literę alfabetu. Kilkusekundowa analiza z 86-procentową dokładnością pozwala wykryć oznaki choroby [29]. Podobne narzędzia skonstruowano również przy użyciu analizy mimiki twarzy czy szybkości wykonywania testów manualnych jak stukania palcem w punkty na ekranie lub pisania na klawiaturze.

Przewidywanie epizodów chorobowych opierać się może nie tylko na danych biomedycznych, ale także logistycznych i socjalnych, łącząc dane kliniczne z informacjami dotyczącymi społecznych determinantów zdrowia. Model taki przedstawili Riis i wsp. do przewidywania ryzyka hospitalizacji u pacjentów z chorobami płuc. Ustalono, że kluczowe czynniki ryzyka to: wiek, stosowane leki, w tym antybiotyki, ale także, co jest szczególnie istotne, częstość korzystania z usług domowej opieki. Stwierdzono, że seniorzy w wieku 75 lat i starsi, którzy otrzymują wsparcie opiekuna medycznego/pielęgniarki, mają niższe ryzyko hospitalizacji [30]. To i podobne badania mogą w przyszłości posłużyć do wdrożenia bardziej efektywnych modeli opieki, pozwalając wyłonić najbardziej zagrożonych hospitalizacją pacjentów.

Rozwiązania AI wykorzystuje się też od długiego czasu do wykrywania chorób nowotworowych: skóry (AI wideo-dermatoskopia), oskrzela (AI analiza CT), piersi (analiza badań obrazowych, systemy do badania manualnego np. *BRASTER*). Bardzo wiele rozwiązań testuje się wykorzystując wyniki badań obrazowych – np. oprogramowanie *Nanox.AI Bone Solution*, oprogramowanie wykorzystujące analizę skanów tomografii komputerowej brzucha i miednicy wykonanych z jakiegokolwiek powodu do analizy gęstości kości. Omówienie szerokich możliwości użycia AI w diagnostyce laboratoryjnej i obrazowaniu przekraczają jednak ramy niniejszej publikacji.

Wsparcie w podejmowaniu decyzji terapeutycznych i personalizacja leczenia

Systemy sztucznej inteligencji potrafią także integrować dane z elektronicznej dokumentacji medycznej,

uzupełniając je o informacje pochodzące z baz naukowych, rejestrów klinicznych czy publikacji. W efekcie mogą sugerować najbardziej prawdopodobne rozpoznania i metody leczenia, wspierając lekarza w procesie decyzyjnym.

Do tych procesów wykorzystywana jest generatywna sztuczna inteligencja (GenAI – ang. *generative AI*). W odróżnieniu od tradycyjnej AI, która analizuje istniejące dane, GenAI jest w stanie tworzyć nowe treści lub dane, które nie istniały wcześniej [31]. Przykładowym rozwiązaniem do pomocy w procesie decyzyjnym, obecnie testowanym w Polsce, przede wszystkim w praktyce lekarzy pierwszego kontaktu czy lekarzy w trakcie specjalizacji jest platforma medyczna *MEDICO PZWL*.

GenAI wykorzystano także do przewidywania ryzyka zgonu i ustalenia rokowania, aby ułatwiać podejmowanie decyzji terapeutycznych, jak podjęcie aktywnego leczenia lub terapii paliatywnej/rezygnacji z daremnej terapii. Zhang i jego zespół użył modelu uczenia maszynowego do przewidywania śmiertelności w demencji, używając danych 45 tys. pacjentów z U.S. National Alzheimer's Coordinating Center (NACC). Badacze skonstruowali wieloczynnikowy model XGBoost, a uzyskane dane pozwoliły wyodrębnić pacjentów zagrożonych największą śmiertelnością w poszczególnych typach demencji [32]. Z kolei Tan i wsp. w badaniu wśród pacjentów z zespołem kruchości w domach opieki długoterminowej zdefiniowali najważniejsze czynniki niepomyślnego rokowania. Były to: niesprawność w skali Katz'a, zdarzenia niepożądane jak odleżyny i upadki oraz choroba nowotworowa, co pozwoliło zakwalifikować pacjentów do grup o małym, pośrednim i wysokim ryzyku zgonu, gdzie współczynniki zgonu wynosiły kolejno 9.5%, 45.8% i 85.5%. Zastosowany w badaniu model uczenia głębokiego (ang. *deep learning*) został oceniony jako przydatny w planowaniu dalszej spersonalizowanej opieki długoterminowej [33].

Etyka, autonomia i prywatność seniorów.

Rozwój technologii opartych na AI w opiece geriatrycznej otwiera nowe możliwości, ale rodzi też istotne pytania etyczne w zakresie ochrony autonomii, danych i praw pacjenta. Według Światowej Organizacji Zdrowia (WHO, 2021), wdrażanie systemów AI w opiece nad grupami wrażliwymi, takimi jak seniorzy, wymaga szczególnej transparentności, odpowiedzialności i nadzoru etycznego.

W badaniu *CONTACT* przeprowadzonym w angielskich domach opieki wykazano, że obawy dotyczące prywatności i zaufania ograniczały gotowość do korzystania z technologii służącej do monitorowania aktywności [22]. Zarówno personel, jak i podopieczni podkreśla-

li niepewność dotyczącą przechowywania i dostępu do danych. W badaniu Wolfe i wsp., obejmującym analizę postaw osób starszych wobec chatbotów AI, wykazano utrzymujące się obawy dotyczące prywatności i technologicznej zależności. Autorzy zidentyfikowali trzy dominujące postawy wobec technologii: (1) adaptujących się, (2) ostrożnych i (3) opierających się innowacjom, co podkreśla zróżnicowany poziom akceptacji cyfrowych rozwiązań wśród populacji geriatrycznej [34].

Szczególne wątpliwości utrudniające akceptację cyfrowych narzędzi budzą systemy, które decyzje o interwencji podejmują automatycznie, bez aktywnego udziału osoby starszej lub jej opiekuna. Mimo zwiększenia bezpieczeństwa, mogą być postrzegane przez seniora jako forma nadzoru, co prowadzi do utraty poczucia autonomii. Prywatność powinna być zabezpieczona dzięki stosowaniu nowoczesnych metod ochrony danych, istotnym problemem jest też dostosowanie procedur uzyskiwania świadomej zgody do możliwości poznawczych seniorów.

Z uwagi na powyższe wątpliwości, obecnie przy tworzeniu narzędzi AI w geriatry, promuje się model współdecydowania, w którym pacjent ma wpływ na zakres i przetwarzanie gromadzonych danych oraz projektowania inkluzywnego, angażującego seniorów, ich rodziny i personel medyczny na etapie tworzenia rozwiązań technologicznych.

Nie można dopuścić, by trudności w osiągnięciu powyższych celów prowadziły do wykluczenia cyfrowego wśród osób starszych. Wykluczenie to może być związane z upośledzeniem czynności poznawczych, ale i barierami manualnymi. Na obecnym etapie dostępu do cyfrowych rozwiązań, pomimo łatwości instalacji na smartfonach czy tabletach, seniorzy mogą mieć trudności w ich samodzielnym używaniu, co prowadzi do wyzwań związanych z użytecznością.

Podnoszona jest także obawa utraty ludzkiego wymiaru opieki. Pomimo niewątpliwych zalet technologii medycznych wykorzystujących AI opublikowano również wyniki badań o wyższości systemów opartych na kontaktach interpersonalnych nad technologią, zwłaszcza wśród pacjentów z demencją i zaburzeniami zachowania [39]. W większości badań oceniających interwencje nefarmakologiczne u tych pacjentów przewagę miały te, w których dochodziło do interakcji z drugim człowiekiem, niż te, w które zaangażowane były zwierzęta, lalki lub roboty. Również interwencje dla pacjentów i/lub opiekunów oparte na wykorzystaniu systemów teleinformatycznych, choć skuteczniejsze niż brak interwencji, przynosiły niestety gorsze efekty niż osobiste kontakty interpersonalne [35]

Obawy może budzić też potencjalny wpływ na proces decyzyjny AI niezwyfikowanych treści, które dostępne są w zasobach Internetu. Halucynacje AI, czyli generowanie wiarygodnie brzmiących, lecz nieprawdziwych informacji, stanowią istotne ryzyko w medycynie. Badania szacują, że wskaźniki halucynacji w modelach AI wykorzystywanych do systemów wspomagania decyzji klinicznych wahają się od 8% do 20%. Konstruowane są więc systemy zapobiegania takim zagrożeniom, jak na przykład opisana przez Aljohani metodologia dla budowy zrównoważonej personalizowanej opieki zdrowotnej oparta o technikę Fuzzy VIKOR [36]. To metoda wielokryterialnego podejmowania decyzji, która łączy logikę rozmytą (ang. *fuzzy logic*) z tradycyjną metodą VIKOR (akronim pochodzi z języka serbskiego i oznacza „optymalizację wielokryterialną i rozwiązanie kompromisowe”). VIKOR to metoda rankingu, która dąży do znalezienia najlepszej opcji z zestawu alternatyw, porównując je do idealnego i najgorszego rozwiązania [37]. Jest ona definiowana jako wariant kompromisowy, znajdująca się najbliżej punktu idealnego, wyłoniona w drodze usystematyzowanych ustępstw w procesie decyzyjnym.

Ocenie musi podlegać też przydatność wprowadzanych narzędzi AI. Nieetyczne byłoby wykorzystywanie danych pacjentów i wydatkowanie prywatnych czy publicznych pieniędzy na rozwiązania niesprawdzone i nieskuteczne. Do tego celu podjęto próbę stworzenia uniwersalnych międzynarodowych standardów oceny kosztów, projektowania i raportowania badań klinicznych z wykorzystaniem AI w ochronie zdrowia jak np. TRIPOD-AI (*Transparent Reporting of a multivariable prediction model for Individual Prognosis Or Diagnosis*), MI-CLAIM (*Minimum Information About Clinical Artificial Intelligence Modeling*), SPIRIT-AI (*Standard Protocol Items: Recommendations for Interventional Trials – AI*) i wiele innych. Z kolei PRISMA-AI (ang. *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses – AI*) został stworzony do standaryzacji sposobu przeprowadzania meta-analiz użycia AI w ochronie zdrowia [38]. Wielość narzędzi jednak, jak się wydaje wciąż pozostawia poczucie braku bezpieczeństwa na tym polu.

Wyzwania regulacyjne, prawne oraz koszty wdrażania AI

Oprócz problemów etycznych przy wdrażaniu technologii opartych na AI napotykamy na szereg innych jak prawne, ekonomiczne, infrastrukturalne i organizacyjne.

Mimo obowiązywania unijnego AI Act (UE 2024/1689) regulującego użycie AI w medycynie, polskie prawo wciąż nie definiuje jednoznacznie, które systemy z elementami sztucznej inteligencji należy traktować jako urządzenia medyczne. Brak spójnych prze-

pisów utrudnia refundację, certyfikację oraz praktyczne wdrażanie rozwiązań w publicznych jednostkach opieki zdrowotnej.

Kolejną barierą jest bezpieczeństwo danych osobowych. Dane z czujników biometrycznych (np. tętno, sen, aktywność, saturacja) są danymi wrażliwymi i podlegają rygorom RODO. Według raportu NASK (Naukowa i Akademicka Sieć Komputerowa) z 2023 r., ponad 60% polskich placówek medycznych nie posiada wyodrębnionych procedur cyberbezpieczeństwa dla systemów telemedycznych. Modele Med-Tech AI rozwinęły się tak dynamicznie w ostatnich latach, że wdrażanie procedur bezpieczeństwa nie nadąża za ich implementacją. Trwają więc prace nad identyfikacją obecnych i przyszłych zagrożeń i opracowaniem planu działań obronnych.

W Polsce brakuje opcji prawnej wyboru opiekuna upoważnionego do podejmowania decyzji u schyłku życia, co zdecydowanie utrudnia uzyskiwanie świadomej zgody na interwencje medyczne czy opiekuńcze u osób nie ubezwłasnowolnionych, a niezdolnych do świadomego podejmowania decyzji.

Z uwagi na bariery ekonomiczne polski system ochrony zdrowia pozostaje w dużej mierze dopiero na etapie działań pilotażowych, brak jest stabilnych modeli finansowania. Koszt wdrożenia technologii jest ogromny, stanowią go koszty początkowe, koszty integracji z dotychczasową infrastrukturą użycia systemów teleinformatycznych i zabezpieczeń cybernetycznych.

Co do oceny efektywności kosztowej technologii medycznych, również tych włączających AI, dostępne dane są niejednoznaczne. Część autorów podaje dużą oszczędność na wydatkach służby zdrowia, część podaje prognozy bardziej ostrożne. Z uwagi na wielość narzędzi AI, które w 2020 r. przekroczyły liczbę powstających leków napotykamy na utrudnienia co do ich klasyfikacji, ujednolicenia i przeprowadzania analiz porównawczych. Ocena kosztów wdrażania nowych technologii nie była dotąd obowiązkowym elementem raportowania wyników badań, dlatego podjęto próbę stworzenia międzynarodowych standardów, której przykładem jest CHEERS-AI (ang. *Consolidated Health Economic Evaluation Re-*

porting Standards for Interventions That Use Artificial Intelligence) [39]. Stworzona check-lista jest dedykowana do standaryzacji oceny kosztów technologii medycznych wykorzystujących AI.

Podsumowanie

Przedstawione dane obrazują szereg możliwości wykorzystania technologii opartych na AI w opiece geriatrycznej w zakresie monitorowania stanu zdrowia, wczesnego wykrywania zagrożeń i wspierania samodzielności osób starszych. Znajomość tych narzędzi będzie koniecznością, dlatego oprócz aspektów finansowych wdrażania nowych technologii medycznych ważne jest zadbanie o edukację, aby zapewnić równość dostępu do innowacji technologicznych zarówno osobom starszym jak i personelowi medycznemu. Wykorzystanie potencjału AI w geriatricii wymaga jednak nie tylko rozwoju technologicznego, ale także dostosowania ram prawnych i organizacyjnych, które zapewnią bezpieczeństwo, przejrzystość i zgodność z wartościami etyki medycznej. Tylko holistyczne i etycznie ugruntowane podejście, łączące te elementy, pozwoli w pełni wykorzystać potencjał sztucznej inteligencji w poprawie jakości życia seniorów – z poszanowaniem ich godności, autonomii i prawa do prywatności.

Ograniczenia

W pracy nie omówiono wielu innych zastosowań technologii opartych na AI jak: edukacja seniorów, opiekunów i personelu medycznego, profilaktyka i promocja zdrowia, aktywizacja społeczna i socjalna osób starszych, wsparcie opiekunów osób chorych – te aspekty z uwagi na ich wielopłaszczyznowość wymagają odrębnego opracowania.

Konflikt interesów / Conflict of interest
Brak/None

Piśmiennictwo/References

1. Główny Urząd Statystyczny (GUS). Prognoza ludności Polski do 2050 roku. Warszawa: GUS; 2023. n.d. <https://stat.gov.pl/obszary-tematyczne/ludnosc/prognoza-ludnosci/prognoza-ludnosci-na-lata-2023-2060,11,1.html> (accessed October 7, 2025).
2. Biuletyn Informacji Publicznej RPO RZS.6500.3.2025.AK 2025. https://bip.brpo.gov.pl/sites/default/files/2025-10/Odpowiedz_MZ_problemy_opieka_geriatryczna_24_10_2025.pdf (accessed November 12, 2025).
3. W szpitalach coraz więcej AI – Warto wiedzieć – Termedia n.d. <https://www.termedia.pl/wartowiedziec/W-szpitalach-coraz-wiecej-AI,61004.html> (accessed November 12, 2025).

4. Kowalewska E. Physicians and AI in healthcare: insights from a mixed-methods study in Poland on adoption and challenges. *Front Digit Health* 2025;7:1556921. <https://doi.org/10.3389/FDGTH.2025.1556921/FULL>.
5. Raport Startupów Medycznych Top Disruptors in Healthcare n.d. <https://aiwzdrowiu.pl/raport-tdih/> (accessed November 12, 2025).
6. Centrum e-Zdrowia n.d. <https://www.cez.gov.pl/pl/page/o-nas/aktualnosci/juz-35-mln-polakow-aktywowalo-swoje-internetowe-konto-pacjenta> (accessed November 12, 2025).
7. Telemedycyna oczami Polaków – raport n.d. <https://swresearch.pl/news/telemedycyna-oczami-polakow-raport> (accessed November 12, 2025).
8. Wygodne plastry EKG i monitoring w czasie rzeczywistym. Rusza pilotaż. Kto skorzysta? n.d. <https://www.rynekzdrowia.pl/E-zdrowie/Wygodne-plastry-EKG-i-monitoring-w-czasie-rzeczywistym-Rusza-pilotaz-Kto-skorzysta,240045,7.html> (accessed November 12, 2025).
9. Konka A, Średniawa B. Medycyna po Dyplomie – Nowoczesne metody stosowane u pacjentów w celu przesiewowego wykrywania migotania przedsionków 2019. <https://podyplocie.pl/medycyna/32115,nowoczesne-metody-stosowane-u-pacjentow-w-celu-przesiewowego-wykrywania-migotania-przedsionkow?srsId=AfmBOorPENekAt6zHoi3e5hGGe6FV75nGa5wQgNgmRflqj2G7DsPS-JD> (accessed November 12, 2025).
10. Mitręga K, Średniawa B, Sokal A, et al. The effectiveness of atrial fibrillation identification using noninvasive long-term electrocardiographic monitoring system (NOMED-AF TECH). *Pol Arch Intern Med* 2023;133. <https://doi.org/10.20452/PAMW.16450>.
11. AioCare – Przełom w walce z astmą i POChP n.d. <https://aiocare.com/> (accessed November 12, 2025).
12. Luo M, Cheng Y, Wu M, et al. Design of AI-Enabled Remote Monitoring Slippers for Elderly Fall Detection: Safety and Privacy via Cloud-Edge Collaboration. *Stud Health Technol Inform* 2025;329:480–4. <https://doi.org/10.3233/SHTI250886>.
13. Yang J-B& NN& SP& li, X& SPriyadarsini. Deep Convolutional Neural Networks on Multichannel Time Series for Human Activity Recognition. *IJCAI* 2015.
14. Joseph AM, Kian A, Begg R. State-of-the-Art Review on Wearable Obstacle Detection Systems Developed for Assistive Technologies and Footwear. *Sensors (Basel)* 2023;23. <https://doi.org/10.3390/S23052802>.
15. Uddin MZ, Khaksar W, Torresen J. Ambient Sensors for Elderly Care and Independent Living: A Survey. *Sensors (Basel)* 2018;18. <https://doi.org/10.3390/S18072027>.
16. Borelli E, Paolini G, Antoniazzi F, Barbiroli M, Benassi F, Chesani F, et al. HABITAT: An IoT Solution for Independent Elderly. *Sensors (Basel)* 2019;19. <https://doi.org/10.3390/S19051258>.
17. Diraco G, Leone A, Siciliano P. A Radar-Based Smart Sensor for Unobtrusive Elderly Monitoring in Ambient Assisted Living Applications. *Biosensors (Basel)* 2017;7. <https://doi.org/10.3390/BIOS7040055>.
18. Lu LC, Lan SH, Hsieh YP, Lin LY, Lan SJ, Chen JC. Effectiveness of Companion Robot Care for Dementia: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Innov Aging* 2021;5. <https://doi.org/10.1093/GERONI/IGAB013>.
19. Noh D, Shim MS. Effectiveness of Robot Interventions for Cognitive and Psychological Outcomes among Older Adults with Cognitive Impairment: A Meta-Analysis. *Healthcare (Basel)* 2023;11. <https://doi.org/10.3390/HEALTHCARE11162341>.
20. Valentí Soler M, Agüera-Ortiz L, Olazarán Rodríguez J, Mendoza Rebolledo C, Pérez Muñoz A, Rodríguez Pérez I, et al. Social robots in advanced dementia. *Front Aging Neurosci* 2015;7. <https://doi.org/10.3389/FNAGI.2015.00133>.
21. Hirt J, Ballhausen N, Hering A, Kliegel M, Beer T, Meyer G. Social Robot Interventions for People with Dementia: A Systematic Review on Effects and Quality of Reporting. *Journal of Alzheimer's Disease* 2021;79:773. <https://doi.org/10.3233/JAD-200347>.
22. Thompson CA, Willis TA, Farrin A, Gordon A, Daffu-O'reilly A, Noakes C, et al. Technology-enabled CONTACT tracing in care homes in the COVID-19 pandemic: the CONTACT non-randomised mixed-methods feasibility study. *Health Technol Assess* 2025;29:1–20. <https://doi.org/10.3310/UHDN6497>.
23. Roboty z AI mogą przejąć opiekę nad osobami starszymi? Nie wcześniej niż w 2030 roku. Cena to 280 tys. zł n.d. <https://www.rynekzdrowia.pl/Badania-i-rozwoj/Roboty-z-AI-moga-przejac-opieke-nad-osobami-starszymi-Nie-wczesniej-niz-w-2030-roku-Cena-to-280-tys-zl,268845,11.html> (accessed November 12, 2025).
24. Rehabilitacja hybrydowa – Ośrodek wczesnej rehabilitacji kardiologicznej n.d. https://rehabilitacjakardiologiczna.kopernik.lodz.pl/?page_id=120 (accessed November 12, 2025).

25. Zarządzenia Prezesa NFZ n.d. <https://www.nfz.gov.pl/zarzadzenia-prezesa/zarzadzenia-prezesa-nfz/zarządzenie-nr-632015dsoz,6410.html> (accessed November 12, 2025).
26. Kwan HY, Shell J, Fahy C, Yang S, Xing Y. Integrating Large Language Models into Medication Management in Remote Healthcare: Current Applications, Challenges, and Future Prospects. *Systems* 2025, Vol 13, Page 281 2025;13:281. <https://doi.org/10.3390/SYSTEMS13040281>.
27. Mohan D, Chong PHJ, Gutierrez J. A Novel Cooperative AI-Based Fall Risk Prediction Model for Older Adults. *Sensors* 2025, Vol 25, Page 3991 2025;25:3991. <https://doi.org/10.3390/S25133991>.
28. Ren H, Zheng Y, Li C, Jing F, Wang Q, Luo Z, et al. Using Machine Learning to Predict Cognitive Decline in Older Adults From the Chinese Longitudinal Healthy Longevity Survey: Model Development and Validation Study. *JMIR Aging* 2025;8:e67437. <https://doi.org/10.2196/67437>.
29. Adnan T, Abdelkader A, Liu Z, Hossain E, Park S, Islam MS, et al. A novel fusion architecture for detecting Parkinson's Disease using semi-supervised speech embeddings. *Npj Parkinson's Disease* 2025 11:1 2025;11:1–18. <https://doi.org/10.1038/s41531-025-00956-7>.
30. Riis AH, Kristensen PK, Lauritsen SM, Thieson B, Jørgensen MJ. Using Explainable Artificial Intelligence to Predict Potentially Preventable Hospitalizations: A Population-Based Cohort Study in Denmark. *Med Care* 2023;61:226. <https://doi.org/10.1097/MLR.0000000000001830>.
31. Baig MM, Hobson C, GholamHosseini H, Ullah E, Afifi S. Generative AI in Improving Personalized Patient Care Plans: Opportunities and Barriers Towards Its Wider Adoption. *Applied Sciences* 2024, Vol 14, Page 10899 2024;14:10899. <https://doi.org/10.3390/APP142310899>.
32. Zhang J, Song L, Miller Z, Chan KCG, Huang KL. Machine learning models identify predictive features of patient mortality across dementia types. *Communications Medicine* 2024 4:1 2024;4:1–13. <https://doi.org/10.1038/s43856-024-00437-7>.
33. Tan HC, Zeng LJ, Yang SJ, Hou LS, Wu JH, Cai XH, et al. Deep learning model for the prediction of all-cause mortality among long term care people in China: a prospective cohort study. *Scientific Reports* 2024 14:1 2024;14:1–11. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-65601-4>.
34. Wolfe BH, Oh YJ, Choung H, Cui X, Weinzapfel J, Cooper RA, et al. Caregiving Artificial Intelligence Chatbot for Older Adults and Their Preferences, Well-Being, and Social Connectivity: Mixed-Method Study. *J Med Internet Res* 2025;27. <https://doi.org/10.2196/65776>.
35. Livingston G, Huntley J, Sommerlad A, Ames D, Ballard C, Banerjee S, et al. Dementia prevention, intervention, and care: 2020 report of the Lancet Commission. *Lancet* 2020;396:413–46. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(20\)30367-6](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30367-6).
36. Aljohani A. AI-Driven decision-making for personalized elderly care: a fuzzy MCDM-based framework for enhancing treatment recommendations. *BMC Med Inform Decis Mak* 2025;25:1–16. <https://doi.org/10.1186/S12911-025-02953-5/FIGURES/5>.
37. Khan MJ, Kumam P, Kumam W. Theoretical justifications for the empirically successful VIKOR approach to multi-criteria decision making. *Soft Comput* 2021;25:7761–7. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05548-6>.
38. Elvidge J, Dawoud D. Reporting standards to support cost-effectiveness evaluations of AI-driven health care. *Lancet Digit Health* 2024;6:e602–3. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(24\)00171-7](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(24)00171-7).
39. Elvidge J, Hawksorth C, Avşar TS, Zempenyi A, Chalkidou A, Petrou S, et al. Consolidated Health Economic Evaluation Reporting Standards for Interventions That Use Artificial Intelligence (CHEERS-AI). *Value in Health* 2024;27:1196–205. <https://doi.org/10.1016/j.jval.2024.05.006>.