



INTERDYSCYPLINARNE CENTRUM MODELOWANIA
MATEMATYCZNEGO I KOMPUTEROWEGO

Autor: mgr inż. Norbert Kapiński

Autoreferat pracy doktorskiej:

**Proces gojenia ścięgna Achillesa oceniany przez fuzję
danych z wykorzystaniem głębokich sieci neuronowych**

Rozprawa doktorska przedłożona Radzie Naukowej Instytutu
Biocybernetyki i Inżynierii Biomedycznej

Kierujący pracą: dr hab. inż. Antoni Grzanka (Warszawski Uniwersytet Medyczny)
Promotor pomocniczy: dr Jakub Zieliński

Warszawa, luty 2021

Spis treści

Uzasadnienie wyboru tematu pracy	1
Cel i struktura pracy	2
Zbiór danych	3
Nowa metoda oceny ścięgna Achillesa	4
Charakterystyka i wyniki przeprowadzonych badań	5
Wnioski końcowe	10
Bibliografia	14

Uzasadnienie wyboru tematu pracy

Wraz z występującym w ostatnich latach systematycznym wzrostem liczby obrazowań medycznych uwidacznia się potrzeba komputerowego wspomaganie pracy radiologów. W szczególności zastosowanie znajdują aplikacje usprawniające generowanie raportów, rozwiązania do personalizacji diagnostyki i narzędzia poprawiające jej jakość (np. [1–6, 13, 15, 17]). Niniejsza praca, w odpowiedzi na powyższe zagadnienia, przedstawia propozycję strukturyzacji i automatyzacji oceny gojenia ścięgna Achillesa widocznego w obrazowaniu Rezonansem Magnetycznym (w skr. RM). Badanie to, w kontekście przedmiotowego ścięgna, jest dokładną metodą wykorzystywaną do oceny zmian strukturalnych i morfologicznych w zakresie tkanek miękkich. Wedle obecnych standardów ocena tego badania jest subiektywna i niesparametryzowana, a zatem stanowi ciekawy temat badawczy związany z możliwościami komputerowego wspomaganie radiologów i usprawnienia ich pracy.

Wdrożenie nowego sposobu opisu do praktyki klinicznej leczenia przedmiotowego ścięgna przyczyniłoby się do pomocy osobom ze schorzeniami ścięgna Achillesa. W szczególności ułatwiłoby integrację z istniejącymi na chwilę obecną testami funkcjonalnymi np. ATRS [11] lub metodami dotyczącymi opisu badań ultrasonografii np. [16]. Uszkodzenie ścięgna Achillesa jest jednym z najczęściej występujących urazów układu mięśniowo-szkieletowego. Przykładowo, dla społeczeństwa amerykańskiego, urazy te występują u 18-tu na 100.000 osób rocznie. Ryzyko ponownego zerwania ścięgna wynosi 20–40% (zob. [12]), a najliczniejszą grupą osób z problemami ścięgna Achillesa stanowią sportowcy (nawet do 1 mln. pacjentów rocznie [8]). Konsekwencje przebytego urazu lub choroby ścięgna są długotrwałe i często nieodwracalne, co podkreśla istotność problemu.

Dodatkową motywację dla podjętych prac stanowi fakt dynamicznego rozwoju metod sztucznej inteligencji, a dokładniej ich podzbioru tj. głębokich sieci neuronowych, których rozwój znacząco przyspieszył od 2012 r. za sprawą innowacji w budowie sieci (zob. [7, 9, 14]) i szybkiej ewolucji możliwości sprzętowych (zob. [10]). W szczególności konwolucyjne sieci neuronowe, z uwagi na dużą skuteczność w problemach związanych z przetwarzaniem obrazów, znajdują zastosowanie w rosnącej liczbie narzędzi z certyfikacją medyczną, dedykowanych dla radiologii.

Ograniczeniem wskazanych metod sztucznej inteligencji jest wymóg dużych, ustrukturyzowanych zbiorów danych, które mogą służyć do skutecznego uczenia się algorytmu. W toku prac nad wybraną problematyką, autor przedmiotowej rozprawy miał dostęp do unikatowego w skali światowej zbioru danych składającego się z m.in. 590 badań RM pacjentów po zerwaniu ścięgna Achillesa. Badania pochodziły z projektu START ("Wykorzystanie autologicznych mezenchymalnych komórek macierzystych w procesie regeneracji rekonstruowanego ścięgna Achillesa"), finansowanego przez Narodowe Centrum Badań i Rozwoju z krajowego programu STRATEGMED1.

Biorąc zatem pod uwagę epidemiologię problemu, występującą potrzebę w radiologii na wskazane innowacje, dynamiczny rozwój metod sztucznej inteligencji i dostęp do zasobów umożliwiających realizację pierwszych w skali światowej badań nad możliwością strukturyzacji i automatyzacji oceny ścięgna Achillesa widocznego w badaniu RM, autor zdecydował się na wybór przedstawionej w pracy tematyki.

Cel i struktura pracy

W ramach prac w projekcie START powstała koncepcja automatyzacji procesu monitorowania gojenia się ścięgna przy pomocy metod przetwarzania obrazów i sztucznej inteligencji. Założono, że głębokie sieci neuronowe będą skuteczne do oceny procesów patofizjologicznych widocznych w obrazowaniu medycznym takich jak gojenie tkanki miękkiej, co stanowi hipotezę przedmiotowej pracy.

Za cel główny autor postanowił obrać opracowanie automatycznej metody oceny gojenia się ścięgna Achillesa, natomiast cele poboczne stanowiły:

1. Wybór efektywnego kosztowo i czasowo protokołu badania bazującego na technikach obrazowania medycznego, a dokładniej Rezonansu Magnetycznego.
2. Przetestowanie różnego rodzaju podejść związanych ze szkoleniem głębokich sieci neuronowych.
3. Porównanie wyników oceny nowej metody z wynikami klasyfikacji bazującej na danych z ultrasonografii.
4. Porównanie wyników oceny nowej metody z oceną funkcjonalną, rutynowo stosowaną do wspomagania rehabilitacji po urazie ścięgna.

W celu uporządkowanego i zrozumiałego przedstawienia podłoża oraz wyników badań, w pracy wprowadzono podział na Rozdziały. Po wstępie i opisie celu pracy, w Rozdziale 3 zostały opisane współczesne metody monitorowania gojenia się ścię-

gna Achillesa. Rozdział ten rozpoczyna się od omówienia podstaw anatomicznych, biomechanicznych oraz dynamiki procesu gojenia się przedmiotowego ścięgna. Następnie przedstawiony jest szczegółowy opis badań obrazowych i biomechanicznych wykorzystywanych do oceny stanu rehabilitującego się pacjenta.

W Rozdziale 4, omówione zostały szczegółowo konwolucyjne sieci neuronowe, które posłużyły jako rdzeń opracowanego rozwiązania. W szczególności, w opisie uwzględniono problemy z budową efektywnych modeli na bazie sieci neuronowych.

W Rozdziale 5 zaprezentowano nowatorską metodę automatycznej oceny procesu gojenia się ścięgna Achillesa. Co istotne, omówiono unikatowy zbiór danych oraz wzorzec odniesienia, dzięki którym możliwa była realizacja przewidzianych badań i walidacja metody. Przedstawiono również eksperymenty wykorzystane do doboru komponentów i parametrów ostatecznego modelu oraz finalny wynik funkcjonowania opracowanego algorytmu.

W Rozdziale 6 opisano zestawienie wyników metody z wynikami oceny realizowanej przez inne podejścia. W szczególności porównano przedmiotową metodę z metodą uczącą się *explicite* modelować ocenę radiologa, opracowaną również pod kierownictwem autora tej pracy w ramach pobocznych działań. Następnie zaprezentowano zestawienie z wynikami metody działającej w oparciu o dane z ultrasonografii, również opracowanej pod kierownictwem autora tej pracy. Finalnie, porównano wyniki z oceną biomechaniczną realizowaną standardowo przez fizjoterapeutów. Wnioski z porównań natury praktycznej spisano w Rozdziale 7. Całość pracy zakończono podsumowaniem przedstawionym w Rozdziale 8.

Zbiór danych

W ramach projektu przebadano 59-ciu pacjentów po całkowitym zerwaniu ścięgna Achillesa i 27-miu ochotników. Kryteria kwalifikacji i szczegóły dotyczące urazów opisano w pracy.

Podczas trwającej 12 miesięcy rehabilitacji pacjenci byli monitorowani z wykorzystaniem aparatu RM GE Signa HDxt 1.5T wyposażonego w cewkę Foot & Ankle dedykowaną do pomiarów w rejonie dolnej kończyny. Każde z badań RM było wykonane z użyciem 7-miu sekwencji i łącznie 10-ciu modalności.

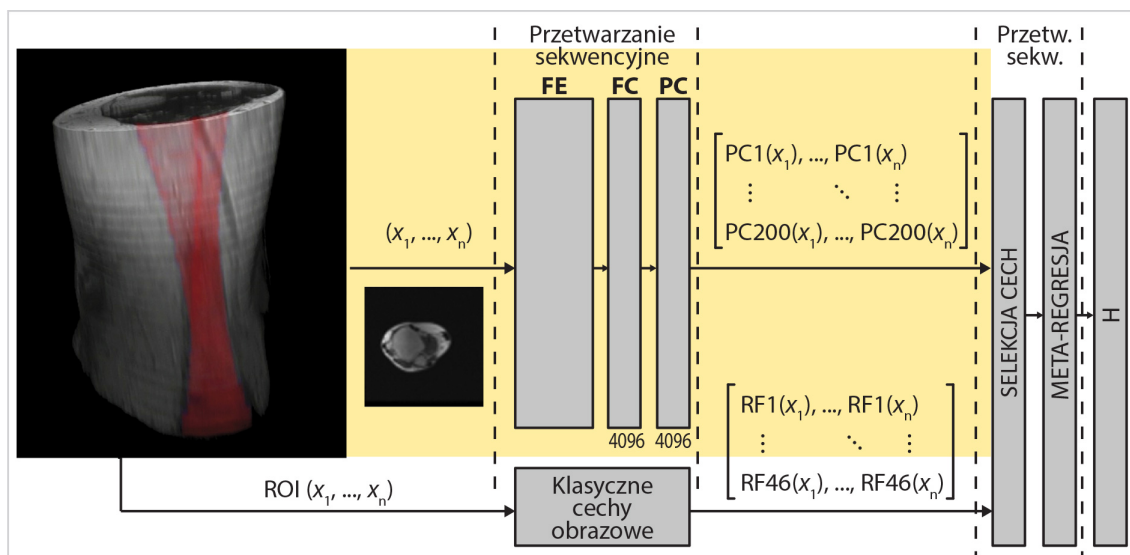
W grupie zdrowych ochotników przeprowadzono pojedyncze badanie, natomiast pacjentów skanowano 10-krotnie w odpowiednio zdefiniowanych odstępach czasu-

wych. Pierwsze badanie odbyło się przed operacją, a następnych 9 odpowiednio w tygodniach: 1, 3, 6, 9, 12, 20, 26, 40 i 52 po operacji. Zbiory trójwymiarowe posłużyły do przygotowania dwuwymiarowych danych wejściowych dla wykorzystanych architektur sieci neuronowych. Finalna liczba tak utworzonych obrazów wyniosła 11.725 (oznaczonych jako obrazy zdrowego ścięgna) i 138.604 (oznaczonych jako obrazy chorego ścięgna). W zależności od wymogów eksperymentu liczby te były zmniejszane poprzez próbkowanie lub sztucznie powiększane z wykorzystaniem metod augmentacji danych.

Dodatkowo zgromadzono ustrukturyzowany opis radiologiczny dla 48-miu pacjentów w 10 krokach czasowych (480 ankiet z 6-cioma parametrami radiologicznymi, opracowanymi w ramach projektu START, ocenianymi w skali 0–7). Czterech pacjentów (40 badań) zostało losowo wydzielonych na początku eksperymentów jako pacjenci testowi wykorzystani do celów wnioskowania i porównań wyników badań.

Nowa metoda oceny ścięgna Achillesa

Zaproponowana w pracy metoda generuje numeryczny wynik w skali 0–7 dla 6-ciu zdefiniowanych w ramach projektu START radiologicznych parametrów opisujących strukturę i morfologię tkanek miękkich. Schemat generacji wartości pojedynczego parametru ilustruje rysunek poniżej.



Rysunek 1: Schemat automatycznej metody oceny pojedynczego parametru radiologicznego opisującego proces gojenia się ścięgna Achillesa.

Danymi wejściowymi jest trójwymiarowy obraz obszaru podudzia otrzymany w badaniu RM. Badanie dzielone jest na n obrazów będących przekrojami poprzecznymi względem osi długiej ścięgna. Z każdego przekroju dwójako ekstrahowane są zestawy cech. Po pierwsze, wykorzystywany jest ekstraktor cech będący złożeniem warstw konwolucyjnych i jednej warstwy gęstej wytrenowanej sieci neuronowej na wyjściu (po redukcji z wykorzystaniem metody analizy czynników głównych) generującej 200 wartości. Po drugie, dla obszaru ścięgna widocznego na każdym z przekrojów, wyliczane są cechy statystyczne i teksturalne, których łączna liczba wynosi 46. Spośród tak utworzonego zestawu 246 wartości, dla każdego z 6-ciu radiologicznych parametrów, wybierane są z wykorzystaniem metody LASSO optymalne podzbiory o liczebności mniejszej niż 20. Podzbiory są kolejno procesowane z wykorzystaniem regresji opartej o algorytm wektorów nośnych, której wyniki dla poszczególnych przekrojów łączone są z wykorzystaniem średniej trymowanej odrzucającej rezultaty skrajne i generującej pojedynczą wartość parametru dla całego badania 3D RM.

Charakterystyka i wyniki przeprowadzonych badań

Eksperymenty podzielono na dwa etapy. W pierwszym zrealizowano zagadnienia związane z doбором parametrów komponentów nowej metody i oceną jej skuteczności działania. W drugim porównano skuteczność nowej metody z innymi koncepcjami oceny gojenia ścięgna Achillesa.

W ramach pierwszego etapu wyłoniono, spośród 10-ciu modalności RM analizowanych w pracy, jedną sekwencję będącą najlepszym kandydatem na dane wejściowe. W tym celu zrealizowano zarówno badania związane z analizą wizualną jak i testami ilościowymi. Jednocześnie zbadano, iż dodawanie kolejnych sekwencji nie miało istotnie statycznego wpływu na polepszenie jakości predykcji wartości parametrów radiologicznych, a skutkowało wydłużeniem czasu badania pacjenta.

W ramach badań nad doбором parametrów nowej metody zrealizowano następujące działania:

1. Zoptymalizowano parametry ekstraktora cech poprzez zadanie treningu z celem binarnego podziału obrazów pacjentów na zdrowe i chore ścięgna. Przetestowano 3 architektury sieci neuronowych i na podstawie analizy ich dokładności klasyfikacji oraz czasu treningu wybrano sieć AlexNet. Takie podejście umożliwiło zakodowanie w ekstraktorze jąder konwolucyjnych eks-

trakcję charakterystycznych cech dla tkanki zdrowej i patologicznej oraz finalne pogrupowanie ich w wektor o wymiarze 4096.

2. Przeprowadzono analizę czynników głównych i wykonano redukcję przestrzeni z 4096 parametrów do 200-tu z zachowaniem blisko 99% poziomu wariancji.
3. Zrealizowano fuzję i selekcję cech pochodzących z ekstraktora z 46-cioma cechami wybranymi na podstawie analizy literatury, ekstrahowanymi z obszaru ścięgna. W tym celu wykorzystano własność metody LASSO związaną z zerowaniem się współczynników mających marginalny wpływ na ostateczny wynik zadania.
4. Określono optymalne podzbiory predyktorów dla każdego z 6-ciu parametrów radiologicznych stosując kryterium selekcji współczynników jako najlepszą korelację ocen radiologa z krzywymi gojenia się generowanymi przez automat.
5. Stosując metodę generalizacji stosów (ang. *stacking*) wytrenowano oraz porównano szereg meta-regresorów: maszynę wektorów nośnych, wielowarstwowy perceptron, drzewa losowe jak i regresję liniową oraz nieliniową. W wyniku badania wybrano algorytm bazujący na wektorach nośnych (SVR), który dla każdego przekroju badania 3D oblicza ocenę z zakresu 0–7 dla zadanego parametru radiologicznego.
6. Finalnie zrealizowano metodę oceny badania 3D stosując średnią z odrzuceniem wartości skrajnych wyników dla poszczególnych przekrojów.

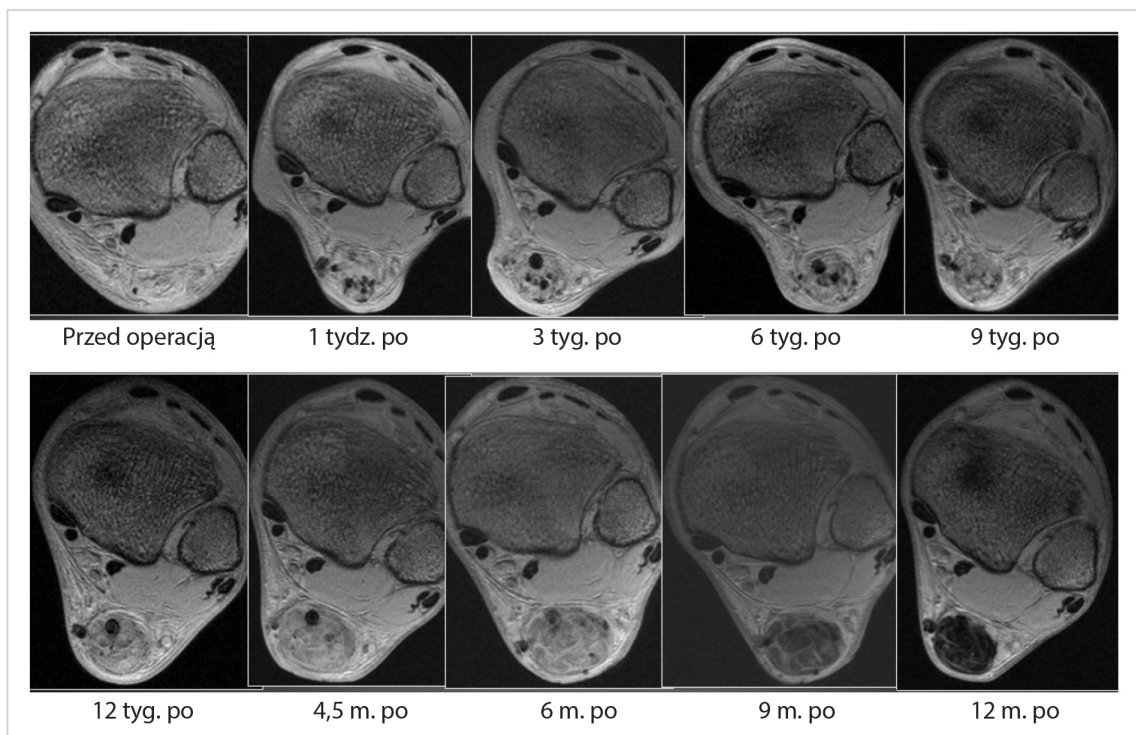
Opracowaną metodę (SVR) zwalidowano z wykorzystaniem zbioru testowego tj. 4-ech pacjentów (40 badań). Do oceny wykorzystano miary średniego błędu absolutnego (MAE) z informacją na temat błędu średniej, maksymalnego błędu absolutnego (MAX-AE) i średniej korelacji obliczonej z wykorzystaniem transformacji z-Fishera (Corr). Ocenę wykonano dla wszystkich sześciu parametrów radiologicznych:

1. Uszkodzenia śródścięgna (SCT od ang. *Structural Changes within Tendon*).
2. Pogrubienie ścięgna (TT od ang. *Tendon Thickening*).
3. Ostrość granic ścięgna (STE od ang. *Sharpness of the Tendon Edges*).
4. Obrzęk ścięgna (TE od ang. *Tendon Edema*).
5. Jednorodność ścięgna (TU od ang. *Tendon Uniformity*).
6. Obrzęk tkanek (TisE od ang. *Tissue Edema*).

Nową metodę porównano również z dwiema innymi propozycjami oceny gojenia się ścięgna opracowanymi w grupie pod kierownictwem autora tej rozprawy, który odpowiadał za sformułowanie założeń eksperymentów i ich analizę, oraz z metodą bazującą na testach biomechanicznych realizowaną u partnera klinicznego. W dwóch pierwszych podejściach trening przeprowadzono w koncepcji end-to-end tak, aby sieci modelowały *explicite* ocenę radiologa wykorzystując (1) poetykietowane obrazy RM, (2) poetykietowane obrazy ultrasonografii (USG).

Wśród najbardziej interesujących wyników uzyskanych w pracy należy wyróżnić:

1. Wybór sekwencji jako danych wejściowych T2* GRE TE_MIN, w której obraz ścięgna bardzo dobrze różnicuje etapy gojenia się. Taki proces, ze szczególnym pokazaniem różnic w poziomach jasności w obszarze ścięgna, widoczny jest na rysunku poniżej.



Rysunek 2: Proces gojenia się ścięgna Achillesa widoczny w obrazach zrekonstruowanych na podstawie danych z sekwencji T2* GRE TE_MIN.

Skrócenie protokołu badania z 10-ciu do jednej modalności przełożyło się na skrócenie czasu potrzebnego na akwizycję danych od pacjenta. W przypadku protokołu stosowanego w projekcie START jest to oszczędność około 50 min.

Natomiast w przypadku standardowego protokołu, rutynowo stosowanego w klinikach oszczędność to około 15 min. biorąc pod uwagę obecny stan techniki.

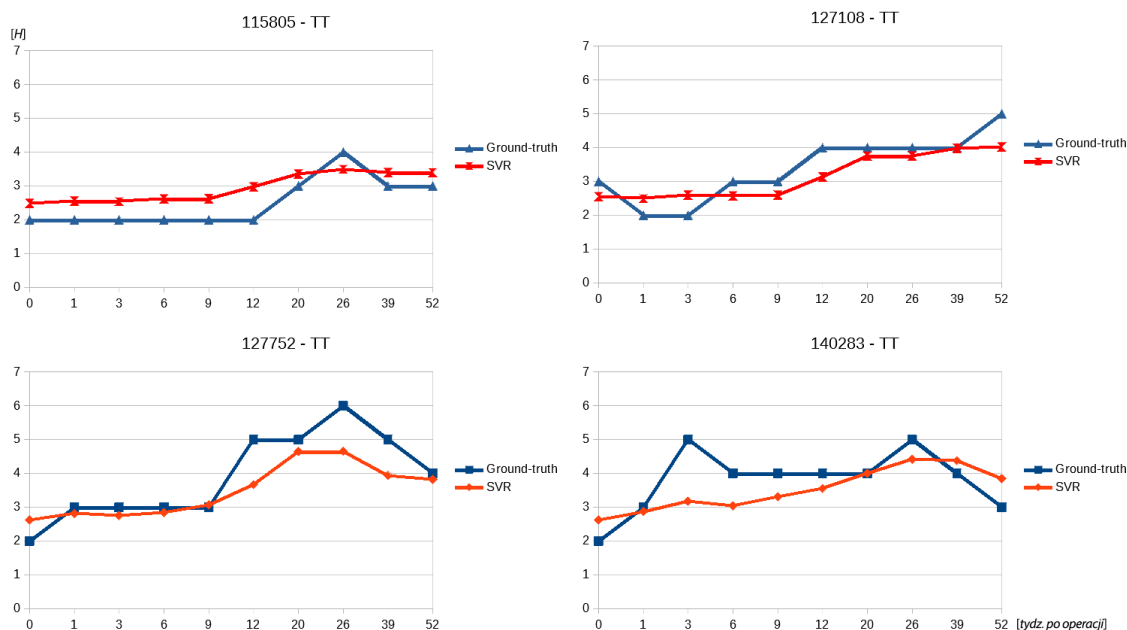
2. Uzyskanie oceny automatu porównywalnej z poziomem oceny radiologa (np. MAE w zakresie 0,56–1,05 dla 40-tu testowych badań). Szczegóły w Tabeli 1.

Tabela 1: Wyniki oceny procesu gojenia z wykorzystaniem proponowanej metody.

Model		SCT	TT	STE	TE	TU	TisE
SVR	MAE	$1,05 \pm 0,06$	$0,56 \pm 0,03$	$0,75 \pm 0,04$	$0,91 \pm 0,05$	$0,91 \pm 0,04$	$0,94 \pm 0,05$
	MAX-AE	2,62	1,82	1,92	2,54	2,01	2,38
	Corr	0,85	0,85	0,31	0,72	0,65	0,80

Biorąc pod uwagę również błąd w ocenie radiologa, czyli niedoskonałość wzorca odniesienia, spowodowany np. zmęczeniem, niedoborem czasu itp. uzyskane wyniki są wysoce satysfakcjonujące.

3. Zrealizowanie warstwy prezentacji z oceną krzywych gojenia. Przykład takich krzywych znajduje się na poniższym rysunku.



Rysunek 3: Ocena parametru TT.

W pracy ponadto zaproponowano przykładowy raport, który mógłby być generowany dla każdego z pacjentów oraz ocenę holistyczną będącą wynikiem analizy czynników głównych dla zbioru parametrów radiologicznych. Całość

prac była naceLOWANA na ułatwienie przepływu informacji między osobami najbardziej zaangażowanymi w proces rehabilitacji pacjenta tj. radiologiem, ortopedą i fizjoterapeutą.

4. Porównanie z innym podejściem tj. modelującym bezpośrednio ocenę radiologa (zob. Tab. 2). W zestawieniu z alternatywną metodą analizy obrazów RM,

Tabela 2: Porównanie wyników wnioskowania z wykorzystaniem zbioru testowego dla metody proponowanej tj. SVR oraz metody wyszkolonej w paradygmacie end-to-end. Pogrubieniem oznaczono najlepsze rezultaty, a kolorem czerwonym istotne statystycznie różnice w liczonych średnich ($p < 0,05$).

Model		SCT	TT	STE	TE	TU	TisE
Inception-v3 _e	MAE	1,12±0,08	0,80±0,04	1,40±0,07	0,89±0,05	1,08±0,04	0,69±0,07
	MAX-AE	2,14	1,01	2,13	1,18	1,44	0,78
	Corr	0,82	0,77	0,05	0,59	0,52	0,77
SVR	MAE	1,05±0,06	0,56±0,03	0,75±0,04	0,91±0,05	0,91±0,04	0,94±0,05
	MAX-AE	2,62	1,82	1,92	2,54	2,01	2,38
	Corr	0,85	0,85	0,31	0,72	0,65	0,80

wykazano przewagę zaproponowanego podejścia w kontekście oceny trendów gojenia się i uzyskiwanych średnich błędów, a dokładniej uzyskano istotnie statystycznie lepsze rezultaty dla 4 z 6-ciu parametrów, a istotne pogorszenie tylko w jednym.

5. Porównanie z podejściem bazującym na ocenie procesu gojenia widocznym na zdjęciach z ultrasonografii (zob. Tab. 3).

W tym przypadku wykazano możliwość synergii obu podejść, bazując na większej izotropowości danych USG i dobrych wynikach oceny parametrów widocznych w płaszczyźnie strzałkowej.

6. Zrealizowano porównanie oceny holistycznej (pierwszy czynnik główny z wartości parametrów radiologicznych) z testami ATRS i deficytami sił mięśniowych, dla których w pracy z wykorzystaniem analizy czynników głównych zaproponowano 4 zmienne (WW, WZ, ZW, ZZ) związane z pozycją kończyny dolnej. Szczegółowe wyniki znajdują się w Tab. 4.

Badania biomechaniczne były realizowane w ramach protokołu monitorowania rehabilitacji pacjentów opracowanego w klinice Carolina Medical Center. Porównania ilościowe przedstawione w pracy potwierdziły znane w literaturze

Tabela 3: Porównanie wyników oceny automatycznej, bazującej na danych USG i RM, dla pacjentów ze zbioru testowego. Pogrubieniem oznaczono najlepsze wyniki. Kolorem czerwonym oznaczono poprawę w stosunku do kolejnego wyniku istotną statystycznie z $p < 0,05$.

Model		USG – p. strzałkowy					
		SCT	TT	STE	TE	TU	TisE
Inception-v3 _{eus}	MAE	0,81 ±0,19	0,63±0,03	0,56 ±0,09	0,85±0,10	0,54±0,02	0,87±0,14
	MAX-AE	1,59	1,79	1,7	1,25	1,38	1,69
	Corr	0,80	0,77	0,31	0,52	0,69	0,62
ResNet-50 _{eus}	MAE	0,88±0,16	0,65±0,07	0,66±0,04	0,83±0,12	0,75±0,06	0,93±0,11
	MAX-AE	1,49	1,26	1,74	1,48	1,78	1,71
	Corr	0,60	0,55	0,25	0,55	0,34	0,56
		USG – p. poprzeczny					
Inception-v3 _{euo}	MAE	0,84±0,27	0,75±0,7	0,58±0,05	0,83±0,05	0,53 ±0,08	0,83 ±0,15
	MAX-AE	2,8	1,46	1,51	1,27	1,63	1,65
	Corr	0,69	0,68	0,45	0,51	0,66	0,68
ResNet-50 _{euo}	MAE	0,92±0,18	0,76±0,16	0,68±0,04	0,81 ±0,08	0,65±0,10	0,94±0,05
	MAX-AE	2,01	1,56	1,61	1,69	1,43	1,58
	Corr	0,55	0,57	0,35	0,44	0,39	0,61
		Rezonans magnetyczny					
SVR	MAE	1,05 ± 0,06	0,56 ±0,03	0,75 ± 0,04	0,91 ± 0,05	0,91 ± 0,04	0,94 ± 0,05
	MAX-AE	2,62	1,82	1,92	2,54	2,01	2,38
	Corr	0,85	0,85	0,31	0,72	0,65	0,80

Tabela 4: Korelacja badań biomechanicznych i testu ATRS z badaniami radiologicznymi ocenionymi automatycznie i przez radiologa. Oznaczone wsp. korelacji są istotne z $p < 0,05$ dla $N=30$.

	ocena automatyczna	ocena radiologa
WW	0,1197	0,0706
WZ	0,1576	0,1931
ZW	0,3429	0,3092
ZZ	0,3100	0,2996
ATRS	0,3854	0,2088

fakty (np. wskazania radiologa słabo korelują z wynikami badań biomechanicznych oraz ATRS) jak i dostarczyły wskazówek odnośnie możliwych nowych obszarów badań np. stworzenia nowatorskiego, komplementarnego testu bazującego na fuzji informacji biomechanicznych i z obrazowania medycznego.

Wnioski końcowe

W ramach pracy osiągnięto wszystkie założone cele jak i potwierdzono postawioną hipotezę dokumentując użyteczność głębokich sieci neuronowych w kontekście

oceny ścięgna Achillesa widocznego w badaniu RM. Zrealizowane badania zostały pozytywnie ocenione przez panel ekspertów Narodowego Centrum Badań i Rozwoju z rekomendacją do ich komercjalizacji. Przedstawione rozwiązanie może być podstawą do budowy narzędzi komputerowo wspomaganej radiologii, w szczególności w zakresie bieżących potrzeb tj. przyspieszenia generowania raportów, polepszenia personalizacji diagnostyki i poprawy jej jakości.

Wstępne szacunki przedstawione w pracy, bazujące na liczbie wykonywanych rocznie opisów badań RM ścięgna Achillesa w USA i Europie Zachodniej wskazują, że poprzez wspomaganie generowania raportów w zakresie przedmiotowego badania, sumarycznie, możliwa jest oszczędność do 83 tys. godzin pracy radiologów rocznie. Opracowane metody mogą również wspomóc wczesną detekcję zmian strukturalnych ścięgna i zredukować finalną liczbę zerwań. Certyfikowane narzędzie zaprojektowane na bazie przedstawionych algorytmów, żywotnie wpisałoby się również w ideę poprawy jakości diagnostyki, umożliwiając gromadzenie ustrukturyzowanych danych, porównań między pacjentami i holistycznego wnioskowania będącego katalizatorem innowacji. Autor ma nadzieję na realizację kolejnych etapów w ramach działań związanych z założoną w Styczniu 2020 r. spółką spin-off Uniwersytetu Warszawskiego.

Bibliografia

- [1] Eric M. Christiansen, Samuel J. Yang, D. Michael Ando, Ashkan Javaherian, Gaia Skibinski, Scott Lipnick, Elliot Mount, Alison O’Neil, Kevan Shah, Alicia K. Lee, Piyush Goyal, William Fedus, Ryan Poplin, Andre Esteva, Marc Berndl, Lee L. Rubin, Philip Nelson, Steven Finkbeiner. In Silico Labeling: Predicting Fluorescent Labels in Unlabeled Images. *Cell*, 173(3):792–803, Kwiecień 2018.
- [2] Qi Dou, Hao Chen, Lequan Yu, Jing Qin, Pheng-Ann Heng. Multilevel Contextual 3D CNNs for False Positive Reduction in Pulmonary Nodule Detection. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(7):1558–1567, Lipiec 2017.
- [3] Bradley J. Erickson, Panagiotis Korfiatis, Timothy L. Kline, Zeynettin Akkus, Kenneth Philbrick, Alexander D. Weston. Deep Learning in Radiology: Does One Size Fit All? *Journal of the American College of Radiology*, 15(3):521–526, Marzec 2018.
- [4] Andre Esteva, Brett Kuprel, Roberto A. Novoa, Justin Ko, Susan M. Swetter, Helen M. Blau, Sebastian Thrun. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*, 542(7639):115–118, Styczeń 2017.
- [5] Matthew F. Glasser, Timothy S. Coalson, Emma C. Robinson, Carl D. Hacker, John Harwell, Essa Yacoub, Kamil Ugurbil, Jesper Andersson, Christian F. Beckmann, Mark Jenkinson, Stephen M. Smith, David C. Van Essen. A multi-modal parcellation of human cerebral cortex. *Nature*, 536(7615):171–178, Lipiec 2016.
- [6] Varun Gulshan, Lily Peng, Marc Coram, Martin C. Stumpe, Derek Wu, Arunachalam Narayanaswamy, Subhashini Venugopalan, Kasumi Widner, Tom Madams, Jorge Cuadros, Ramasamy Kim, Rajiv Raman, Philip C. Nelson, Jessica L. Mega, Dale R. Webster. Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs. *Journal of American Medical Association*, 316(22):2402, Grudzień 2016.

- [7] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun. Deep Residual Learning for Image Recognition. *Computing Research Repository (CoRR)*, abs/1512.03385, 2015.
- [8] Tero A.H. Järvinen, Pekka Kannus, Nicola Maffulli, Karim M. Khan. Achilles tendon disorders: Etiology and epidemiology. *Foot and Ankle Clinics*, 10(2):255–266, Czerwiec 2005.
- [9] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 1*, NIPS’12, strony 1097–1105, USA, 2012. Curran Associates Inc.
- [10] Stefano Markidis, Steven Wei Der Chien, Erwin Laure, Ivy Bo Peng, Jeffrey S. Vetter. NVIDIA Tensor Core Programmability, Performance & Precision. *Computing Research Repository (CoRR)*, abs/1803.04014, 2018.
- [11] Katarina Nilsson-Helander, Roland Thomeé, Karin Grävare-Silbernagel, Pia Thomeé, Eva Faxén, Bengt I. Eriksson, Jon Karlsson. The Achilles Tendon Total Rupture Score (ATRS). *The American Journal of Sports Medicine*, 35(3):421–426, Marzec 2007.
- [12] M. S. Raikin. Epidemiology of Achilles tendon rupture in the US. <http://lermagazine.com/article/epidemiology-of-achilles-tendon-rupture-in-the-us>, 2014. Dost.: 2018-07-23.
- [13] Saman Sarraf, Ghassem Tofghi. Deep learning-based pipeline to recognize Alzheimer disease using fMRI data. *Future Technologies Conference (FTC)*. IEEE, Grudzień 2016.
- [14] Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott E. Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, Andrew Rabinovich. Going Deeper with Convolutions. *Computing Research Repository (CoRR)*, abs/1409.4842, 2014.
- [15] Nima Tajbakhsh, Jae Y. Shin, Suryakanth R. Gurudu, R. Todd Hurst, Christopher B. Kendall, Michael B. Gotway, Jianming Liang. Convolutional Neural Networks for Medical Image Analysis: Full Training or Fine Tuning? *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(5):1299–1312, Maj 2016.

-
- [16] H. T. M. van Schie, R. J. de Vos, S. de Jonge, E. M. Bakker, M. P. Heijboer, J. A. N. Verhaar, J. L. Tol, H. Weinans. Ultrasonographic tissue characterisation of human Achilles tendons: quantification of tendon structure through a novel non-invasive approach. *British Journal of Sports Medicine*, 44(16):1153–1159, Sierpień 2009.
- [17] D. Wang, A. Khosla, R. Gargeya, H. Irshad, A. H. Beck. Deep Learning for Identifying Metastatic Breast Cancer. *ArXiv e-prints*, Czerwiec 2016.