

The automatic system for detecting biometric features of the auricle

Paweł Krzempek¹, Łukasz Więclaw², Łukasz Hamera^{3,*}

¹ mgr inż., Department of Computer Science and Automatics, Faculty of Mechanical Engineering and Computer Science, University of Bielsko-Biala, Willowia 2, 43-300 Bielsko-Biala, Poland, s52846@student.ubb.edu.pl

² dr, Department of Computer Science and Automatics, Faculty of Mechanical Engineering and Computer Science, University of Bielsko-Biala, Willowia 2, 43-300 Bielsko-Biala, Poland, lwieclaw@ubb.edu.pl

³ mgr inż., Department of Computer Science and Automatics, Faculty of Mechanical Engineering and Computer Science, University of Bielsko-Biala, Willowia 2, 43-300 Bielsko-Biala, Poland; lhamera@ubb.edu.pl*

*Corresponding author, e-mail

Abstract: The paper investigates the effectiveness of using a neural network to search for known auricle features in ear impressions. In order to perform this study, a digital otometer was designed and created, impressions were obtained from subjects, prepared for digitization, features were labeled for neural network learning, and the performance of the resulting neural network model was examined. Several methods of modifying the data to improve the performance of the network were also investigated.

Keywords: neural network; otoscopy, otoscope, biometric features, auricle

System automatycznej detekcji cech biometrycznych małżowiny usznej

Paweł Krzempek¹, Łukasz Więclaw², Łukasz Hamera^{3,*}

¹ mgr inż., Wydział Budowy Maszyn i Informatyki, Uniwersytet Bielsko-Bialski, Willowia 2, 43-300 Bielsko-Biala, Polska, s52846@student.ubb.edu.pl

² dr, Katedra Informatyki i Automatyki, Wydział Budowy Maszyn i Informatyki, Uniwersytet Bielsko-Bialski, Willowia 2, 43-300 Bielsko-Biala, Polska, lwieclaw@ubb.edu.pl

³ mgr inż., Informatyki i Automatyki, Wydział Budowy Maszyn i Informatyki, Uniwersytet Bielsko-Bialski, Willowia 2, 43-300 Bielsko-Biala, Polska, lhamera@ubb.edu.pl*

* Corresponding author, e-mail

Streszczenie: Niniejszy artykuł skupia się na wykorzystaniu sieci neuronowej do identyfikacji charakterystycznych cech małżowiny usznej w odciskach uszu. W celu przeprowadzenia tych badań zaprojektowano i stworzono cyfrowy otometr, uzyskano i zdigitalizowano odciski od uczestników, oraz oznaczono na nich cechy potrzebne do trenowania sieci neuronowej. Następnie oceniono skuteczność modelu sieci neuronowej i zbadano różne metody modyfikacji danych, aby poprawić jego efektywność.

Słowa kluczowe: sieci neuronowe; otoskopia; otometr; cechy biometryczne; małżowina uszna

1. Wstęp

Biometria to dziedzina nauki, która zajmuje się zmiennością populacji organizmów. Opracowania przygotowywane w jej obszarze pozwalają na wykonywanie identyfikacji osób na podstawie unikatowych cech, które określane są jako cechy biometryczne.

Aktualnie systemy oparte na cechach biometrycznych są stosowane w wielu urządzeniach. Nowoczesne telefony wykorzystują algorytmy wykrywania oraz następnie porównywania wzorców m. in. budowy twarzy lub linii papilarnych. Za ich pomocą jest możliwe bezpieczne oraz szybkie uzyskanie dostępu do danych telefonu.

Najczęściej występującymi cechami biometrycznymi są ślady linii papilarnych [1], które odgrywają kluczową rolę jako dowody w śledztwach kryminalnych. Dzięki nim wielokrotnie udało się ująć sprawców [2]. Niemniej jednak zdarza się, że linie papilarne na miejscu przestępstwa nie są znalezione. W takich przypadkach wymagane jest bazowanie na innych śladach.

Przykładem jest występowanie śladu małżowiny usznej na miejscach popełnienia przestępstw kradzieży z włamaniem. Przestępstwa podczas podsłuchiwania przykłada swoje ucho do drzwi lub do okien, co skutkuje odbiciem śladu potowego na powierzchni materiału. Szacuje się, że takie ślady występują w aż 87.5 % przypadków [3]. Tak duża liczba śladów jest aktualnie problematyczna w analizie przez eksperta kryminalistyki. Obecnie na rynku nie występują szeroko dostępne oprogramowania do analizy cech biometrycznych uszu. Z tego względu wykonywane są ręczne analizy, a następnie ręczne porównania.

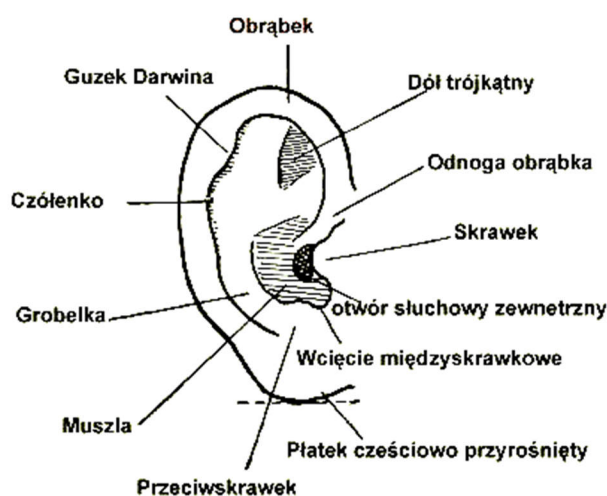
Niniejsza praca skupia się na stworzeniu systemu, który pozwala na automatyczną detekcję i selekcję cech biometrycznych małżowiny usznej. Pozwoli to usprawnić pracę ekspertowi w procesie oznaczania cech, gdyż stworzony system umożliwi automatyczne ich określenie. Dodatkowo technik kryminalistyki może wstępnie odrzucić część odcisków do porównania, z tego względu, że sieć nie wykryła na nich występowania podobnych cech.

2. Biometria małżowiny usznej

Ludzkie ucho pełni dwie kluczowe funkcje: odbieranie fal dźwiękowych oraz kontrolę nad zmysłem równowagi. Anatomia ucha dzieli się na trzy części [4]:

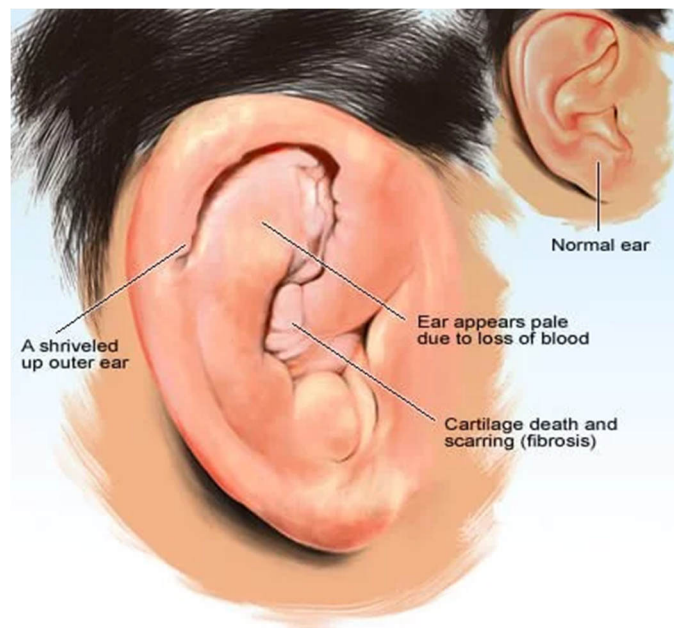
- **Ucho zewnętrzne:** składa się z małżowiny usznej oraz przewodu słuchowego (rys. 1). Jego zadanie to zbieranie dźwięków i kierowanie ich do ucha środkowego.
- **Ucho środkowe:** zbudowane z błony bębenkowej, jamy bębenkowej, kosteczek słuchowych oraz trąbki słuchowej. Mechanicznie wzmacnia sygnał dźwiękowy.
- **Ucho wewnętrzne:** składa się ze ślimaka, nerwu słuchowego i trzech kanałów półkolistych. Przetwarza fale dźwiękowe na impulsy elektryczne, które poprzez nerw słuchowy trafiają do mózgu.

Z powyższego wyglądu można wywnioskować, iż małżowina uszna to największą częścią ucha, widoczna gołym okiem. Jej główną rolą jest kierowanie fal dźwiękowych do przewodu słuchowego oraz ochrona uszu przed wodą i zanieczyszczeniami. Kształtem przypomina muszlę, z przodu ograniczaną przez skrawek, a otoczoną obrąbkiem [5].



Rysunek 1. Budowa anatomiczna małżowiny usznej [5]

Budowy małżowiny usznej może zostać zmieniona przez celowe modyfikacje lub urazy. Jednym z popularnych urazów jest tzw. ucho zapaśnika, czyli ucho kalafiorowate, widoczne na rys. 2. Takie zniekształcenie jest wynikiem urazu mechanicznego ucha zewnętrznego i uniemożliwia przeprowadzenie klasycznej detekcji cech biometrycznych [6].



Rysunek 2. Ucho kalafiorowate [3]

System cech identyfikacyjnych

Dotychczasowe próby stworzenia modelu klasyfikującego cechy indywidualne małżowiny usznej, takie jak te proponowane przez A.L. Allen'a i A. V. Iannarelli'ego, nie znalazły zastosowania w identyfikacji. Ich prace opisują różnorodne elementy małżowiny usznej, ukazując wielką zmienność anatomiczną. Oparcie się na takim modelu przy detekcji cech biometrycznych jest trudne ze względu na rzadkość występowania zestawu identycznych cech [7].

Dopiero badania prof. Jerzego Kasprzaka umożliwiły stworzenie pełnego systemu identyfikacyjnego. Jego badania obejmowały grupę 1500 osób. Materiałem badawczym były odciski lewej i prawej małżowiny usznej przy różnych siłach nacisku – 1 kG, 2 kG i 3 kG. Weryfikacja badań prof. Kasprzaka była przeprowadzana podczas rzeczywistych ekspertyz na Wydziale Daktyloskopii Centralnego Laboratorium Kryminalistycznego Komendy Głównej Policji w Warszawie [3, 5].

System zaproponowany przez prof. Kasprzaka zbudowany jest z trzech poziomów:

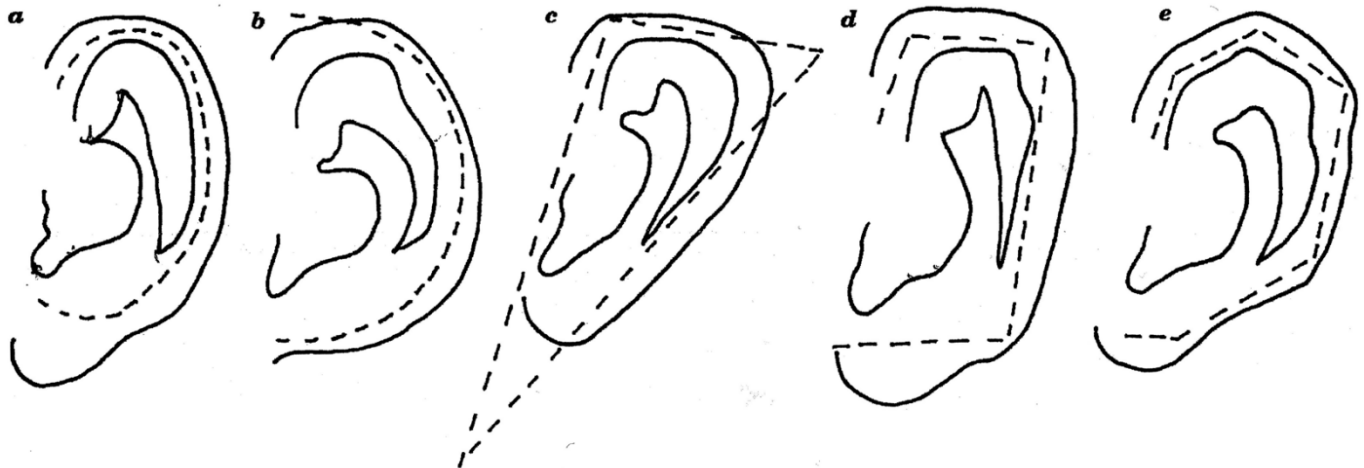
- **Poziom I:** Klasyfikacja ogólnego kształtu małżowiny usznej, używana do identyfikacji grupowej.
- **Poziom II:** Klasyfikacja poszczególnych części małżowiny, podzielona na 24 pola. Każde pole ma charakterystyczne cechy, podzielone na typy.
- **Poziom III:** Zbiór wysoce indywidualnych cech, takich jak blizny, bruzdy zgięciowe, budowa poletkowa skóry i ślady po modyfikacjach, np. Kolczykach.

Poziom I

Wprowadza podział na kształt małżowiny usznej (rys. 3):

1. **Typ owalny.** Górna i dolna część śladu jest zaokrąglona, ponadto szerokość śladu na wysokości skrawka nie przekracza połowy długości śladu,
2. **Typ okrągły.** Podobnie jak w typie owalnym, górna i dolna część są zaokrąglone, jednak szerokość śladu wynosi więcej niż długość,

3. **Typ trójkątny.** Szerokość śladu w górnej okolicy jest znacząco większa od szerokości dolnej części. Całość śladu można opisać w trójkąt.
4. **Typ romboidalny.** Szerokość na wysokości rąbka i płatka jest względnie równa. Ślad można opisać w prostokąt lub romb.
5. **Typ wielokątny.** Szerokość środkowej części ucha przewyższa pozostałe szerokości, dodatkowo ślad posiada ostre zagięcia. Całość śladu można opisać na wielokącie.



Rysunek 3. Typy małżowiny usznej: a-wzór owalny, b-wzór okrągły, c-wzór trójkątny, d-wzór romboidalny, e-wzór wielokątny [5]

Statystyki dotyczące występowania różnych typów pokazały, że tylko 84% osób ma identyczny typ małżowiny prawego i lewego ucha. U kobiet dymorfizm płciowy jest widoczny w przypadku typu trójkątnego, który pojawia się cztery razy częściej.

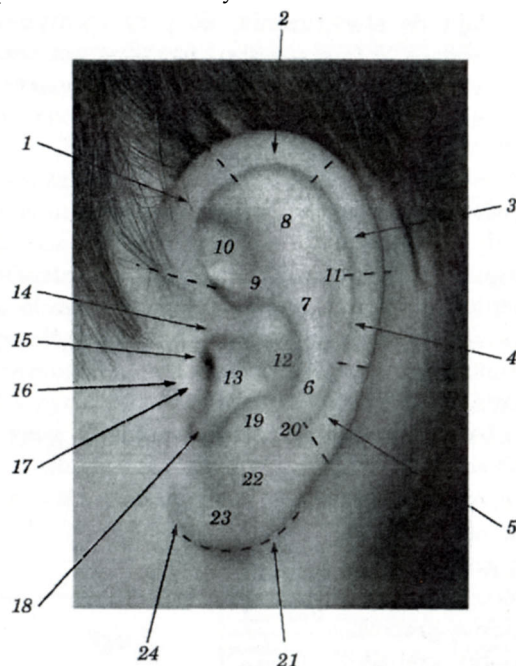
Poziom II

Na tym poziomie wyodrębniono 24 obszary na powierzchni małżowiny usznej.

1. początek obrąbka,
2. wysklepienie górne obrąbka,
3. guzek małżowiny usznej (guzek Darwina),
4. odcinek środkowy obrąbka,
5. dolny odcinek obrąbka,
6. początek grobelki,
7. trzon grobelki,
8. odnoga górna grobelki,
9. odnoga dolna grobelki,
10. fosa trójkątna,
11. fosa wielka,
12. brzeg muszli,
13. jama muszli,
14. wycięcie przednie,
15. guzek skrawka,
16. zagłębienie skrawka,
17. skrawek,
18. wcięcie międzyskrawkowe,
19. przeciwskrawek,
20. fosa poprzeczna,
21. obrys płatka,
22. guzek płatka,

- 23. fosa płatka,
- 24. wcięcie płatka.

Pozycja każdego z obszarów zostały przedstawione na rysunku 4.

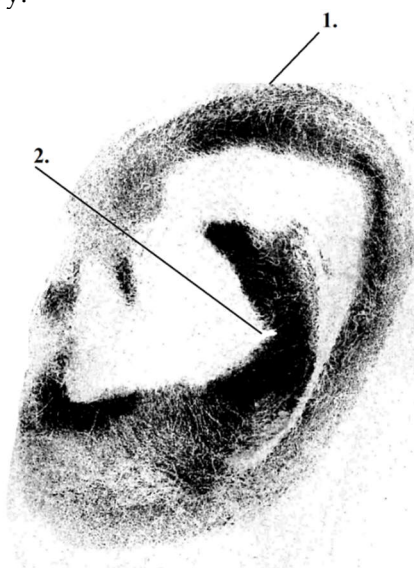


Rysunek 4. Rozkład cech identyfikacyjnych małżowiny usznej [5]

Poziom III

Poziom III zawiera cechy szczegółowe, indywidualne dla danego człowieka. Przykład takich cech widnieje na rysunku 5.

- 1. Budowę poletkową skóry,
- 2. Inne cechy charakterystyczne takie jak:
 - a. zagięcia,
 - b. charakterystyczne nierówności,
 - c. przerwy w śladzie,
 - d. ślady blizn,
 - e. ślady po noszonych ozdobach,
 - f. inne nietypowe elementy budowy.



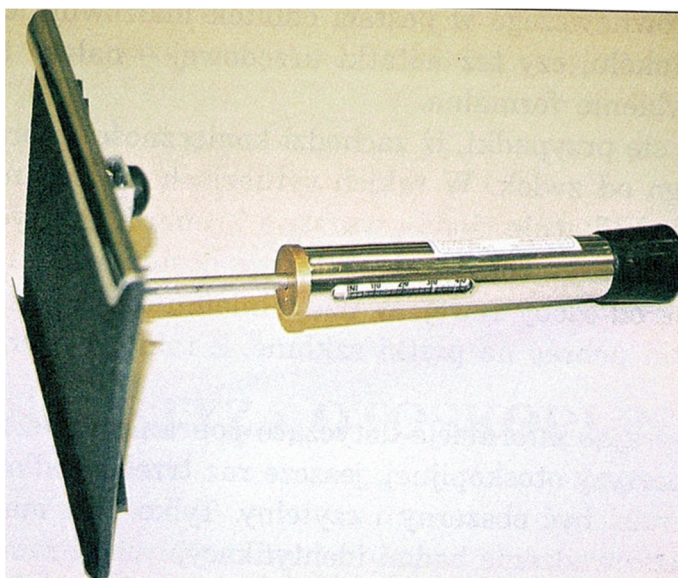
Rysunek 5. Przykładowe szczegółowe cechy identyfikacyjne: 1 - budowa poletkowa skóry, 2 - przerwa w śladzie.

3. Bazy odcisków uszu

Jedną z istniejących baz odcisków jest Forensic Ear Identification, znana jako FearID. To projekt sponsorowany przez Unię Europejską, który trwał od 1 lutego 2002 roku do 31 maja 2005 roku, z udziałem ośrodków z Holandii, Wielkiej Brytanii i Włoch. Baza ta zawiera 6 odcisków (po 3 z każdego ucha) od 1229 uczestników, co daje łącznie 7374 odciski [8]. W przeciwieństwie do metody stosowanej w Polsce, odciski nie mają wyznaczonej siły nacisku. To uniemożliwia porównanie odcisków bazując na tym parametrze. Z tego powodu metoda ta nie jest zgodna z polskim sposobem pobierania odcisków. Z tego powodu podjęto decyzję o stworzeniu własnej bazy.

3.1. Otometr elektroniczny

Polska Policja pobiera ślady za pomocą specjalnych folii, zarówno czarnych, jak i przezroczystych. Czarna folia używana jest umieszczana w narzędziu zwanym otometrem, który umożliwia równomierne przyłożenie ucha i pomiar siły nacisku. Urządzenie przedstawione zostało na rysunku 6. Odciski są pobierane przy trzech różnych siłach nacisku: 1 kg, 2 kg i 3 kg. Ślady uwydatnia się przy użyciu białego proszku, argenteratu. Ślady z miejsc zbrodni pobiera się za pomocą czarnego proszku i przezroczystej folii. Różne siły nacisku ułatwiają porównanie odcisków, ponieważ nie wiadomo, z jaką siłą sprawca pozostawił ślad. Większa siła nacisku ujawnia dodatkowe fragmenty ucha na folii.



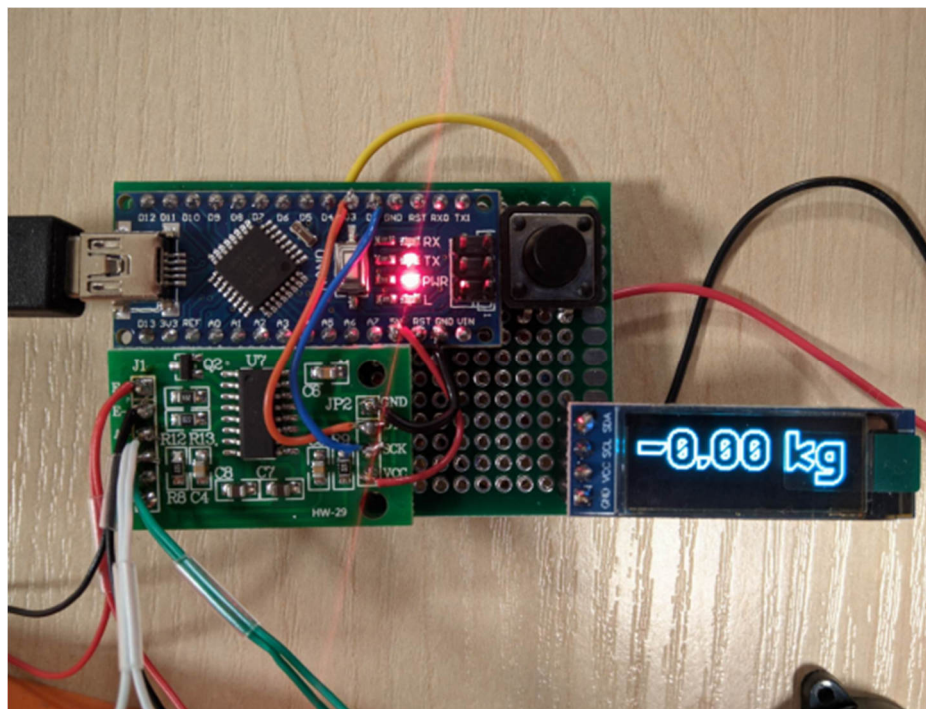
Rysunek 6. Otometr [5]

Główną wadą klasycznych otometrów, które są dostępne na rynku jest mechanizm pomiaru siły nacisku. Mechanizm ten jest przeważnie sprężynowy. Wielokrotne pomiary potrafią rozkalibrować urządzenie, co skutkuje tym, iż pozyskiwany ślad jest odcisnięty z niższą siłą nacisku. Dodatkową wadą wspomnianego mechanizmu jest wpływ temperatury na błąd pomiaru.

W ramach niniejszej pracy zostanie przedstawiony projekt elektronicznego otometru, który został wykorzystany do pozyskiwania śladów do bazy odcisków uszu. Za główne wymagania dotyczące urządzenia przyjęto:

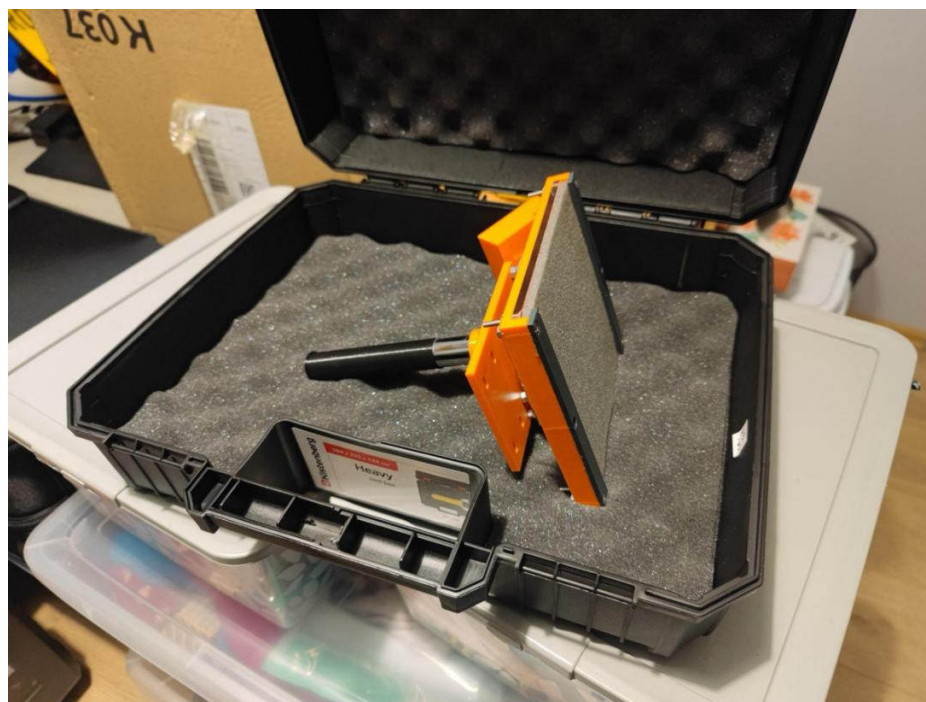
- Stały odczyt siły nacisku, w skali minimum od 0 kg do 3 kg,
- Szerokość pola roboczego zgodna z istniejącymi szerokościami folii daktyloskopijnych,
- Rozmiar urządzenia pozwalający na ręczną obsługę.

Z uwzględnieniem tych wymagań jako podstawową płytkę sterującą wybrano platformę Arduino. Do pomiaru siły nacisku użyto dwóch belek tensometrycznych, pracujących w zakresie 0-5 kg. Są one połączone równolegle do wzmacniacza sygnału HX711, zasilanego przez płytkę Arduino. Szczegółowa specyfikacja wzmacniacza znajduje się w załączniku I. Informacje są wyświetlane na wyświetlaczu OLED o małej przekątnej. Dodatkowo, urządzenie wyposażono w głośnik, który sygnalizuje właściwe użycie siły oraz przekroczenie maksymalnego nacisku obsługiwanego przez belki tensometryczne. Prototyp urządzenia zmontowano na płytce prototypowej widnieje na rysunku 7.



Rysunek 7. Prototyp otometru

Całe urządzenie zamontowano w obudowie, zaprojektowanej wcześniej za pomocą oprogramowania OnShape. Konstrukcja została wydrukowana na drukarce 3D Prusa Mk3s z materiału PLA. Po zmontowaniu obudowy z elementami elektronicznymi przeprowadzono kalibrację belek tensometrycznych przy użyciu kodu dostępnego na GitHubie. Proces polegał na umieszczeniu znanej wagi na belkach i dostosowaniu wartości kalibracyjnej w kodzie, aż na kanale komunikacji z Arduino pojawiła się prawidłowa wartość. Użyto precyzyjnego odważnika 1 kg do kalibracji, a następnie sprawdzono poprawność odczytów przy większych wagach do 5 kg. Prawidłowo skalibrowane urządzenie było gotowe do pobierania odcisków. Gotowe urządzenie widnieje na rysunku 8.



Rysunek 8. Elektroniczny otometr

3.2. Stworzenie bazy

Zbieranie odcisków wymaga specjalistycznych umiejętności i wiedzy, dlatego było prowadzone przez wykwalifikowanych ekspertów. Dzięki ich pomocy udało się uzyskać dużą ilość wysokiej jakości danych od 157 osób. Wszyscy uczestnicy badania wyrazili pisemną zgodę na wykorzystanie ich danych w tej pracy. Przedział wiekowy badanych osób został przedstawiony w tabeli 1.

Tabela 1. Przedział wiekowy osób biorących udział w badaniu.

Przedział wiekowy	Liczba uczestników
0 - 18	1
18 - 26	106
26 - 34	39
34 - 42	7
42 - 50	4

Podział osób względem płci znajduje się w tabeli 2.

Tabela 2. Przedział osób biorących udział w badaniu ze względu na płeć.

Płeć	Liczba uczestników
Kobieta	103
Mężczyzna	54

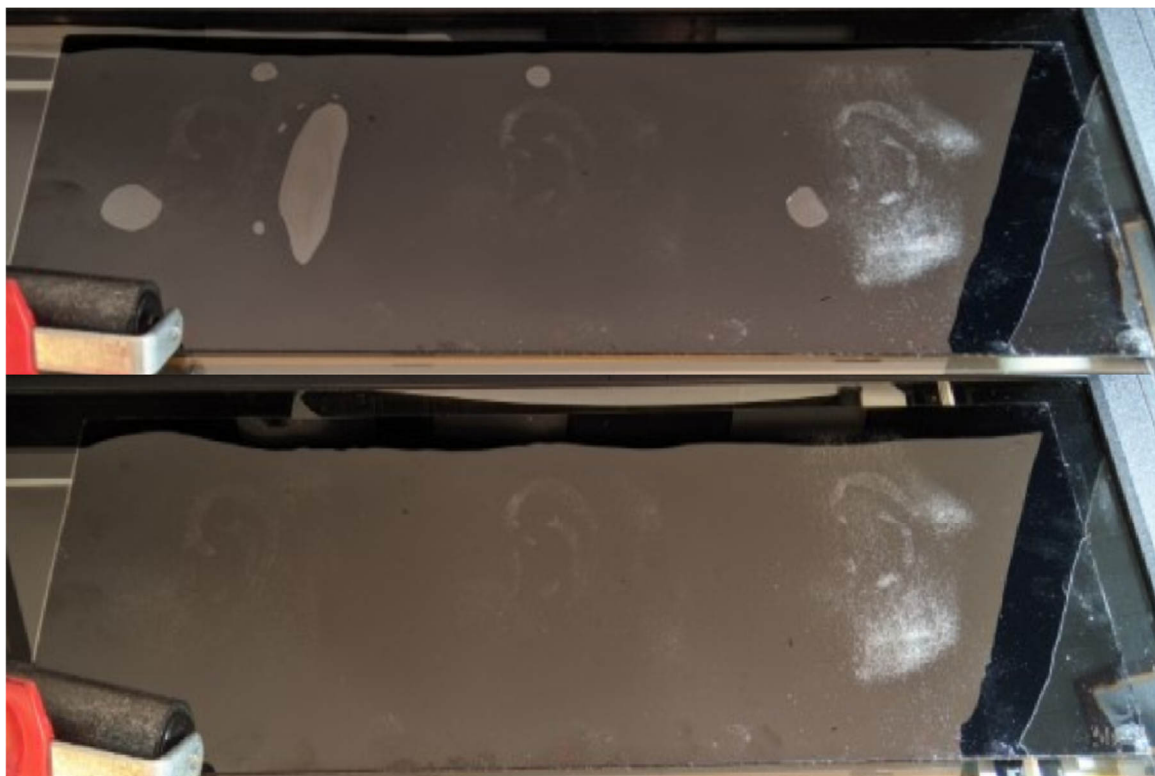
Uzyskano również odciski od 11 osób z Japonii, jednak ich jakość była zbyt niska, by włączyć je do zestawu danych. Zebrane dane obejmują 4 folie daktyloskopijne: 2 czarne z białymi odciskami i 2 przezroczyste z czarnymi odciskami. Dane z Japonii obejmują 2 czarne folie z białymi odciskami. Para folii – czarna i przezroczysta – lub pojedyncza czarna folia były używane do zebrania danych z jednego ucha uczestnika. Odciski na czarnej folii były pobierane bezpośrednio od uczestników za pomocą otometru, natomiast odciski na folii przezroczystej pobierano ze śladów pozostawionych na drzwiach, symulując rzeczywiste ślady z miejsc przestępstw. Na czarnej folii zebrano po trzy odciski dla każdego ucha, natomiast na przezroczystej folii po jednym odcisku. Łącznie uzyskano 1256 ślady od 157 uczestników.

Przed cyfryzacją fizyczne dane przygotowano, usuwając bąbelki powietrza z odcisków. Proces ten polegał na wyciskaniu zablokowanego powietrza za pomocą rolki na granice folii (rys. 9).

Cyfryzacja tak uzyskanych skanów polegała na użyciu skanera komputerowego. Skaner, który został użyty to moduł drukarki Epson WF-7515, wybrany ze względu na duże pole robocze, które umożliwia skanowanie dokumentów w formacie A3 (297 × 420 mm). Do oprogramowania skanującego przygotowano specjalny profil ustawień dostosowany do skanowania folii.

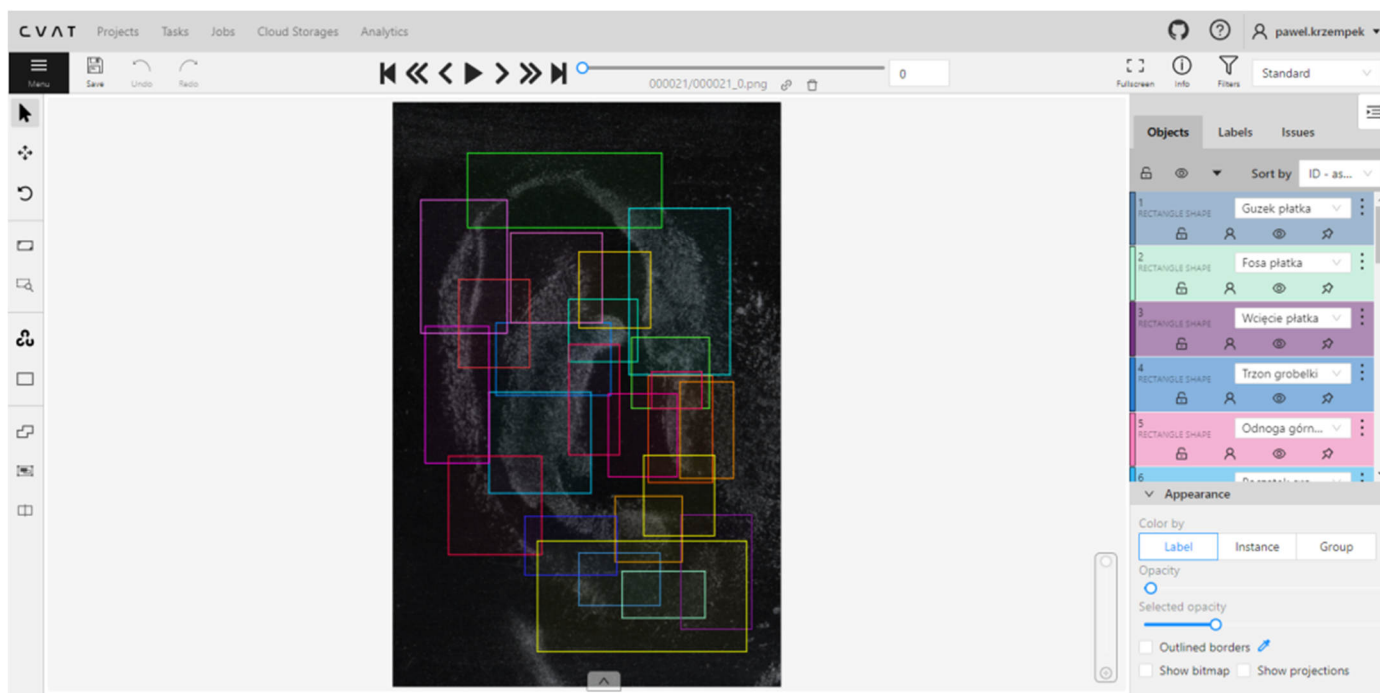
Każdy uzyskany skan miał rozmiar 500-600 MB, co dało w sumie około 90 GB danych surowych. To sprawiło, że przetwarzanie obrazów przed ich adnotacją i użyciem w sieci neuronowej było niezbędne. Dodatkowym powodem była duża ilość pustego obszaru na skanach. Dlatego podzielono dane tak, aby na jednym obrazie znajdował się tylko jeden odcisk. Do tego zadania użyto oprogramowania ImageJ. Wczytywano kolejne obrazy i zaznaczano obszary obejmujące odciski.

Podzielone obrazy były również zapisywane w formacie PNG. Wymagały dodatkowej operacji polegającej na obróceniu ich do pionowej orientacji z płatkim na dole. Tę czynność wykonano ręcznie, wykorzystując narzędzia wbudowane w system operacyjny.



Rysunek 9. Folia daktyloskopijna przed oraz po usuwaniu bąbelków powietrza

Podział danych zredukował ich rozmiar z 87 GB do 24 GB. Tak podzielone i obrócone obrazy były gotowe do opisu za pomocą narzędzia CVAT (r, które jest dostępne jako system SaaS lub lokalnie przez platformę Docker. Przykładowe oznaczenie śladu widnieje na rysunku 10. W tej pracy użyto wersji lokalnej, uruchamianej za pomocą pliku Docker Compose, który zarządza pozostałymi niezbędnymi serwisami. W programie odczytano wszystkie zdjęcia śladów ucha, a następnie oznaczono cechy opisane w rozdziale 3.1.2.



Rysunek 10. Oznaczone cechy w programie CVAT

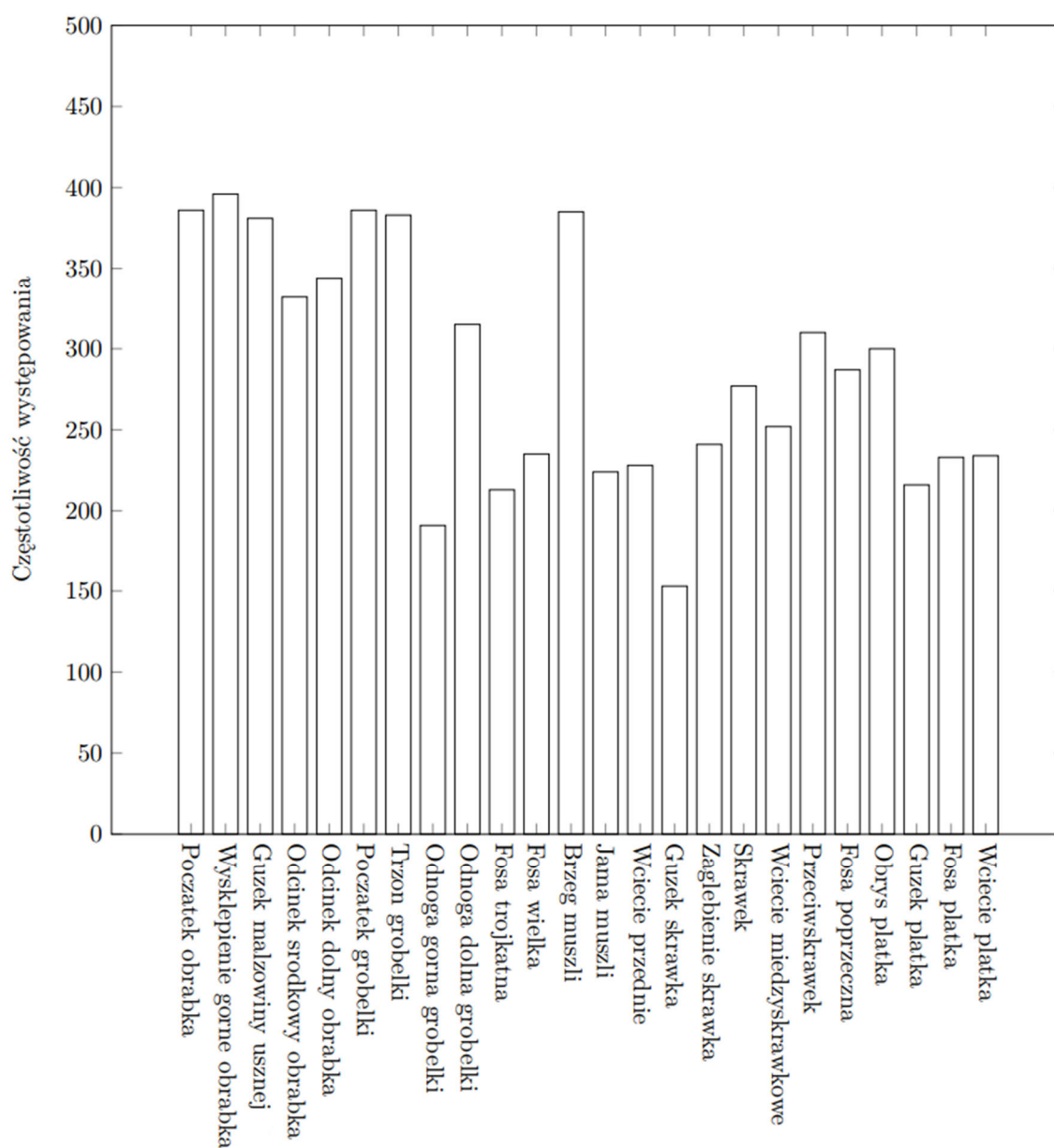
4. Sieć neuronowa do detekcji cech

Wszystkie próby lokalnego uczenia sieci były uruchamiane na komputerze z parametrami przedstawionymi w tabeli 3.

Tabela 3. Specyfikacja komputera użytego do badań.

Komponent	Nazwa
CPU	AMD Ryzen 5 5500
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3060 TI 8GB
RAM	16GB

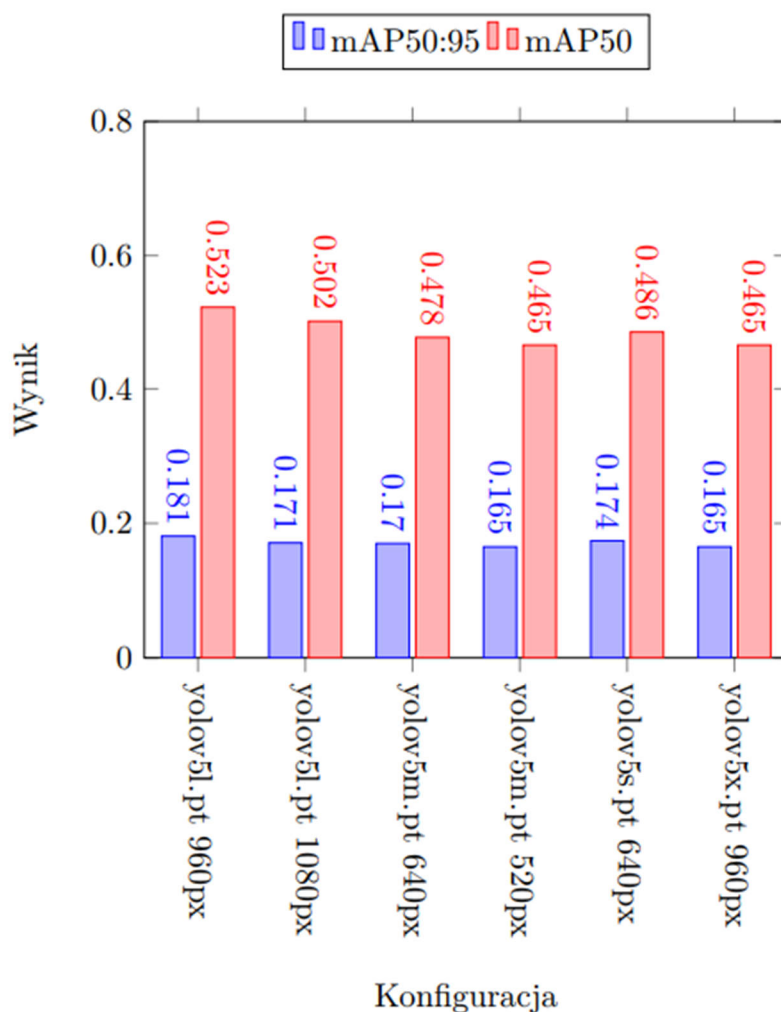
Na początku oznaczono pierwsze 50 osób ze zbioru danych, co daje łącznie 401 odcisków. Częstotliwość występowania poszczególnych cech dla tej próbki widnieje na rysunku 11.



Rysunek 11 Częstotliwość występowania poszczególnych cech u 50 osób

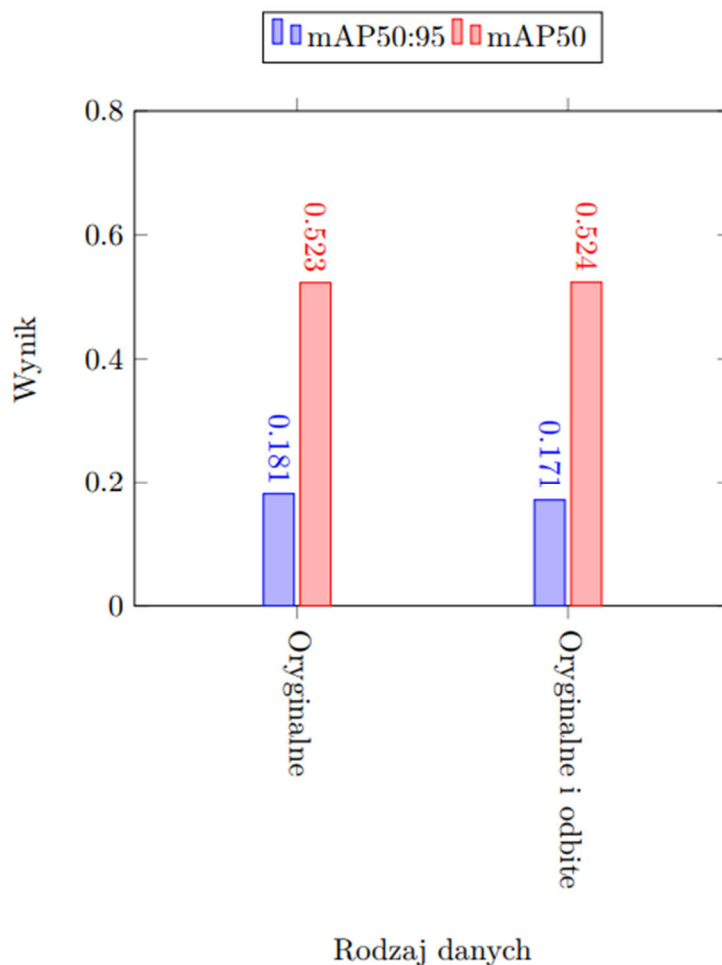
Jako główny model do badań wybrano modele YOLO (You Only Look Once) ze względu na ich liczne zalety. Przede wszystkim, modele YOLO cechują się prostotą konfiguracji. Dodatkowo, te modele oferują wysoką kompatybilność pomiędzy różnymi wersjami, co umożliwia łatwą wymianę na modele o wyższej dokładności. Ponadto, uruchomienie procesu uczenia w YOLO jest stosunkowo proste, nie wymaga dużej mocy obliczeniowej ani obszernego zbioru danych. Dodatkowym atutem jest szeroka dostępność dokumentacji i narzędzi wspierających, co znacząco ułatwia konfigurację oraz uruchomienie procesu nauki.

Początkowo przeprowadzono uczenie sieci YOLOv5 w sześciu różnych konfiguracjach. Wyniki działania uzyskanych modeli są przedstawione na wykresie 12.



Rysunek 12. Wyniki wstępnego uczenia YOLOv5 na śladach od 50 osób

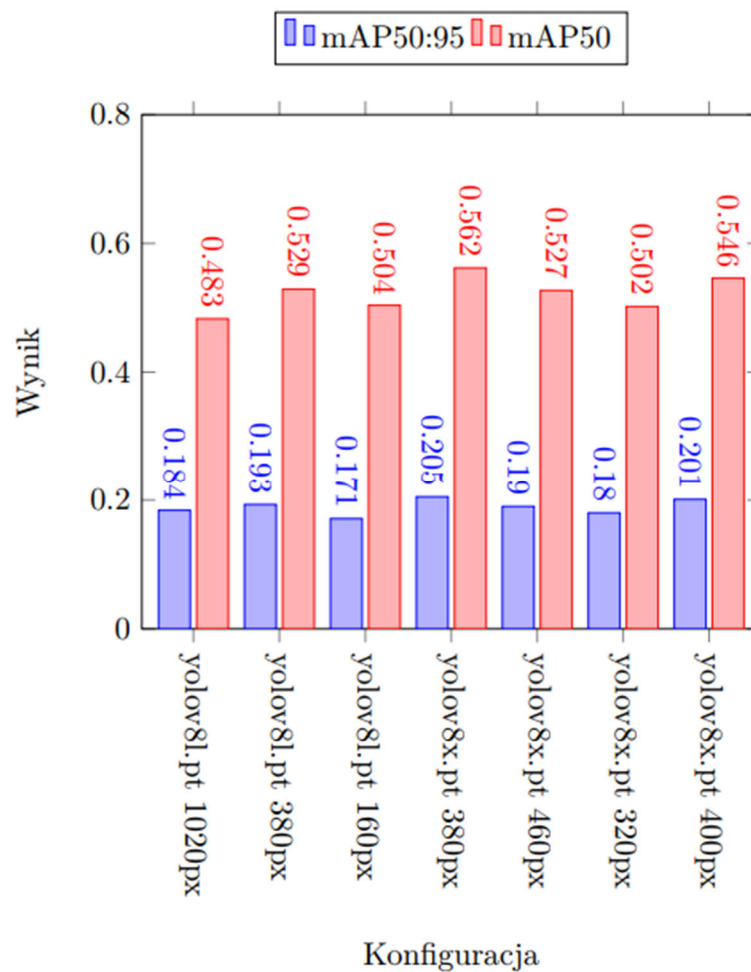
Po wstępnych testach nauczania sieci zastosowano mechanizm podwajający liczbę danych do nauki. Wykorzystany algorytm stosował odbicie śladów w osi pionowej. Zgodnie z zaleceniami twórców oprogramowania YOLO, zwiększono także liczbę obrazów bez opisów. Ostatecznie uzyskano 802 odciski oraz zwiększono liczbę obrazów tła z 2 do 84. Dane te wykorzystano do ponownego uczenia sieci, stosując konfigurację, która dała najlepsze wyniki w poprzednich testach. Wyniki przed i po modyfikacji przedstawiono na rysunku 13.



Rysunek 13. Porównanie najlepszych modeli uczenia z wykorzystaniem podstawowych danych oraz danych wzbogaconych o odbicia lustrzane.

Mimo zwiększenia ilości danych, wartość mAP50 pozostała bez zmian, a wartość mAP50:95 nieznacznie się pogorszyła.

Następnym etapem było przetestowanie uczenia sieci z wykorzystaniem nowszej wersji sieci neuronowej YOLO, a dokładniej YOLOv8. Testowano działanie sieci na wcześniej zmodyfikowanych danych, czyli danych poddanych duplikacji. Wyniki metryk tych modeli są przedstawione poniżej (rys. 14).

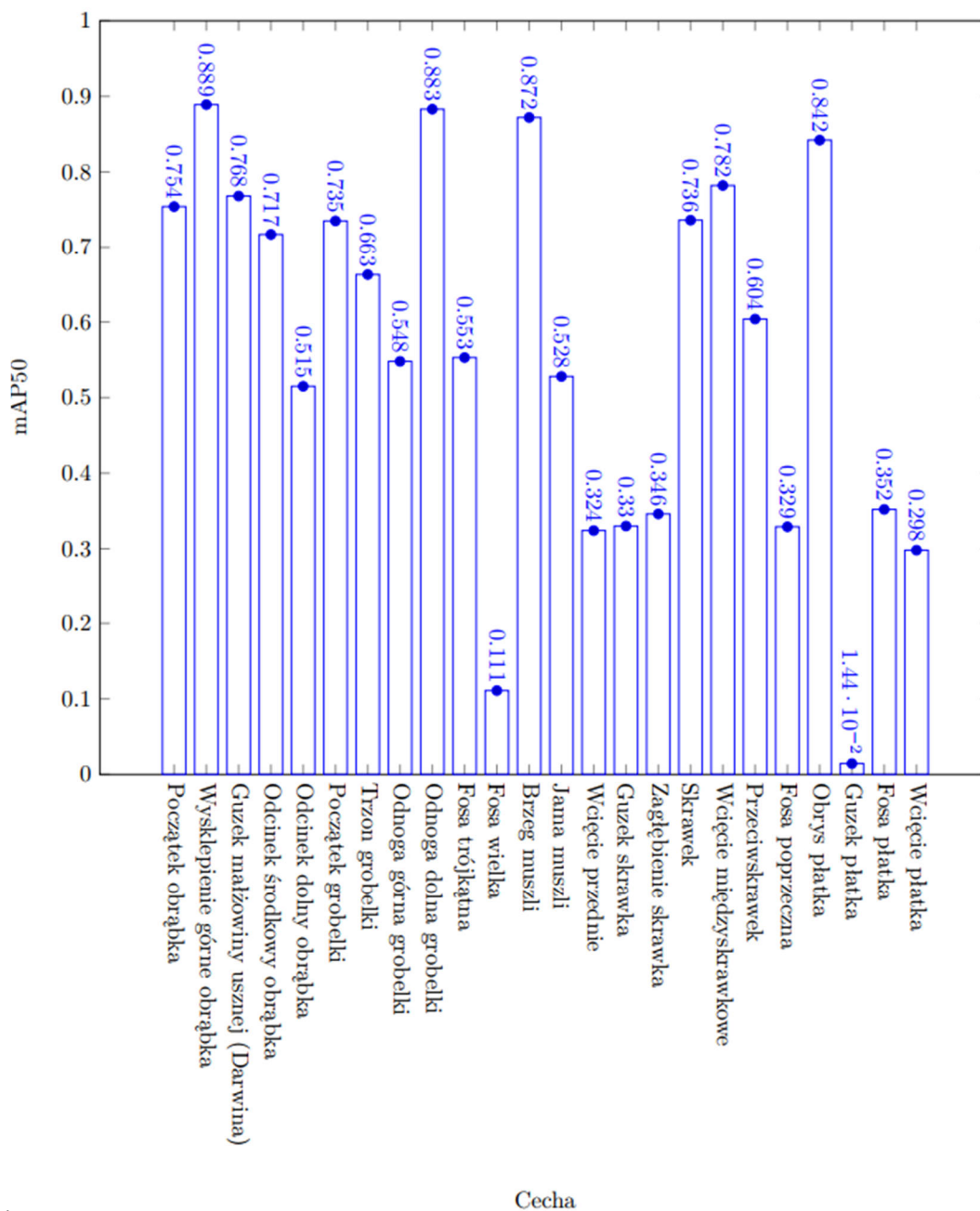


Rysunek 14. Wartości parametru mAP50:95 oraz mAP50 dla nauczonego modelu YOLOv8

Między najlepszym wynikiem uzyskanym za pomocą YOLO wersji 5 a najlepszym wynikiem uzyskanym dzięki YOLO wersji 8, zauważono 2,5% poprawę w metryce mAP50:95 oraz 3,9% poprawę w metryce mAP50. Biorąc pod uwagę, że aktualizacja wersji YOLO wymaga jedynie pobrania nowszej wersji z repozytorium, jest to znacząca poprawa. Zdjęcie 15 zawiera szczegółową analizę dokładności działania najlepszego modelu, prezentując wartość mAP50 dla poszczególnych cech.

W przedstawionych wynikach zaobserwowano pewną zależność. Cechy o rzadszym występowaniu, takie jak Fosa Wielka czy Guzek Płatka, charakteryzują się znacznie niższymi wartościami metryk. Niewielka liczba danych dotyczących tych cech uniemożliwia sieci neuronowej ich poprawne przyswojenie.

Rysunek 5.20: mAP50 otrzymanego modelu



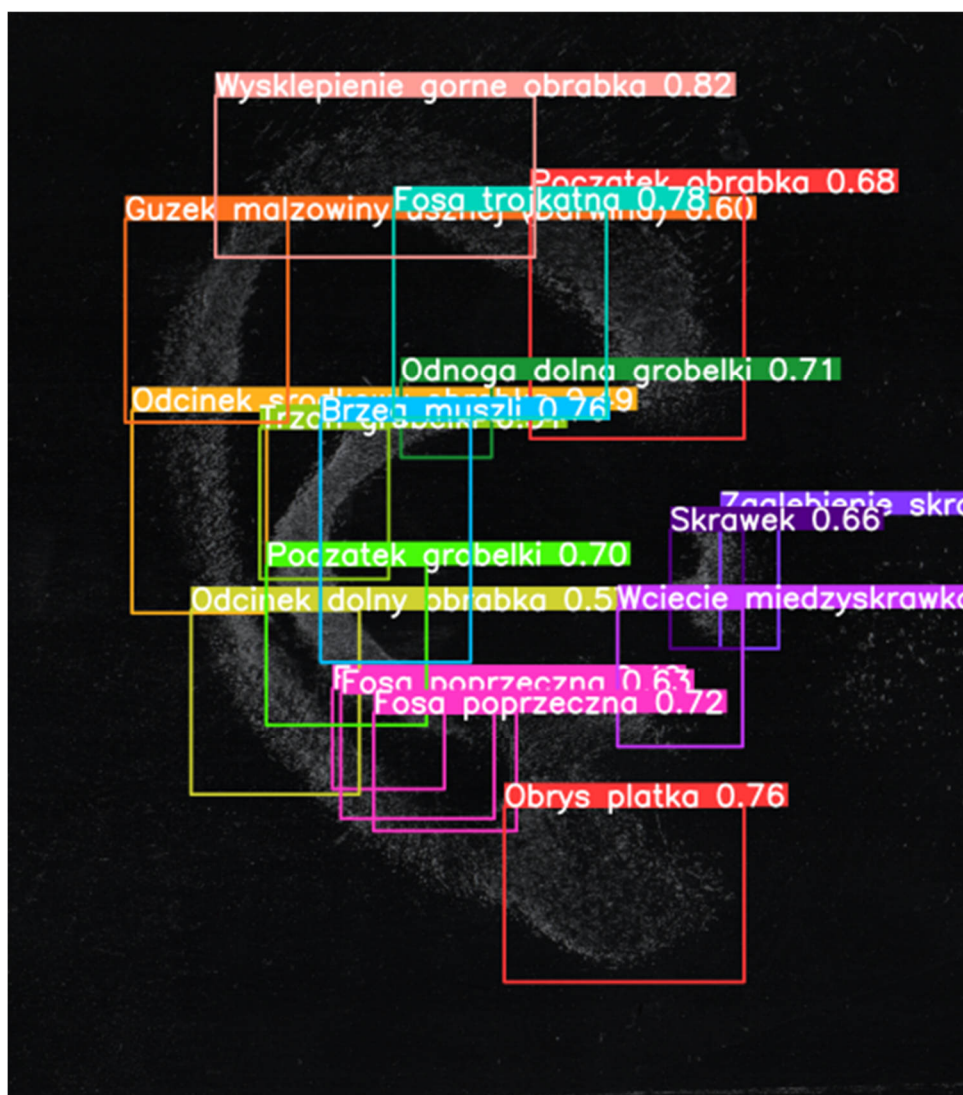
Rysunek 15. Wartości parametru mAP50:95 oraz mAP50 dla nauczonego modelu YOLOv8

5. Podsumowanie

W niniejszej pracy opisano system umożliwiający przekształcenie surowych fizycznych odcisków uszu w listę cech biometrycznych, za pomocą sieci neuronowej. Proces ten składał się z następujących kroków:

1. Pozyskanie odcisków uszu,
2. Przygotowanie danych do cyfryzacji (oczyszczenie folii z odciskami),
3. Skanowanie folii z odciskami oraz ich katalogowanie,
4. Podział skanów na pojedyncze obrazy zawierające jedynie odciski,
5. Opis części danych,
6. Uczenie sieci YOLO w różnych konfiguracjach.

W ramach pracy przetestowano różne konfiguracje sieci YOLO oraz kilka metod zwiększających wydajność modelu. Ostatecznie na nauczonym modelu przeprowadzono testy predykcji przy użyciu dwóch obrazów. Podczas predykcji ustalono minimalną wartość "confidence" (pewności predykcji) na poziomie 40%. Wyniki predykcji na tych obrazach ułatwiają wizualną ocenę skuteczności modelu. Na rysunkach 16 oraz 17 zaznaczone zostały cechy zidentyfikowane przez model, a wizualna inspekcja potwierdza ich obecność w odpowiednich miejscach.



Rysunek 16. Wartości parametru mAP50:95 oraz mAP50 dla nauczonego modelu YOLOv8



Rysunek 17. Wartości parametru mAP50:95 oraz mAP50 dla nauczonego modelu YOLOv8

Reference

1. Shrestha I, Malla BK. Study of Fingerprint Patterns in Population of a Community, JNMA J Nepal Med Assoc, Nepal, 2019, 293-296
2. Maltoni, Davide, Maio, Jain, and Prabhakar, Handbook of Fingerprint Recognition, Springer, New York, 2005,
3. Kasprzak J., Otokopia kryminalistyczna. System identyfikacji. Zagadnienia dowodowe, Uniwersytetu Warmińsko-Mazurskiego, Olsztyn, 2003
4. Domingos P. Dr. Singh Bhadauria S., Dr. Singh Jadon R., BIOMETRIC: CASE STUDY. Journal of Global Research in Computer Science, 2011
5. Kasprzak J., Ślady małżowiny usznej, Wydawnictwo Centralnego Laboratorium Kryminalistycznego KGP, Warszawa, 2003
6. Fujiwara M., Suzuki A., Nagata T., Fukamizu H., Cauliflower ear dissection. Journal of Plastic, Reconstructive and Aesthetic Surgery Volume 64, 2011, 279-282,
7. Mroczkowski E., Wielgosz R., Wspólna historia lusterka do badania ucha i oka, 2011,
8. A. Alberink, Ivo i Ruifrok, Performance of the FearID earprint identification system, Forensic Sci. Int., vol. 166, 2007, 145-154.