

Akademia Górniczo-Hutnicza im. Stanisława Staszica
Wydział Informatyki, Elektroniki i Telekomunikacji
Katedra Informatyki

Autoreferat rozprawy doktorskiej

**Rozpoznawanie obrazów medycznych na przykładzie
danych z CMUJ w Prokocimiu w oparciu o metody
sztucznej inteligencji**

Mgr inż. Hubert Wojtowicz

Promotor:
Prof. dr hab inż. Wiesław Wajs

Kraków 2014

1. Wstęp - Dermatoglify jako narzędzie diagnostyczne

Określone zespoły wad genetycznych charakteryzują się nietypowymi kombinacjami wzorców dermatoglifów. Fakt ten pomocny jest w diagnostyce zespołu Downa (trisomii 21), co opisał Reed (1974) [6] oraz zespołu Turnera, co przedstawiono w pracy Tornjova-Randelova (1990) [8]. Na długo przed pojawieniem się opisu defektu chromosomalnego występującego w zespole Downa w pracy Cummings (1939) [2] zostały przedstawione charakterystyczne różnice w częstotliwościach występowania określonych konfiguracji dermatoglicznych pomiędzy dziećmi zdrowymi i dziećmi z zespołem Downa. Do rozpoznawania zespołu Downa opracowano indeks diagnostyczny o nazwie dermatogramu opisany w pracy Reed et al (1970) [7]. Istnieje także indeks diagnostyczny opisany w pracy Preuss (1976) [5] wykorzystywany w badaniach przesiewowych na obecność zespołu Turnera. Indeksy te opierają się na poprawnym rozpoznaniu wzorców dermatoglicznych przez specjalistę antropologa.

W celu określenia obecności wady genetycznej analizowane są obszary dermatogliczne odbitek palców obu dłoni, pół dłoni oraz odbitki stóp. Odbitki wykorzystywane w tej metodzie przybierają ostateczny kształt pomiędzy trzecim, a czwartym miesiącem rozwoju płodu ludzkiego. Czynniki zaburzające prawidłowy rozwój zarodka mogą wpływać również na kształt i strukturę powstających w tym okresie listewek skórnych. Jak zauważył Reed (1974) [6] obecność pojedynczego wzorca typowego dla danej wady genetycznej na którymś z rozważanych obszarów nie świadczy o występowaniu zespołu Downa. Większość z tych własności może wystąpić także u zdrowych noworodków. Dopiero obecność kilku lub wszystkich własności typowych dla danej wady genetycznej razem, wskazuje na jej wystąpienie. Analiza dermatogliczna pozwala na szybkie określenie prawdopodobieństwa wystąpienia u dziecka zaburzeń chromosomowych przez co wspomaga dokonanie wyboru i rozpoczęcie odpowiedniej terapii. Jest to metoda tania i nieinwazyjna.

2. Cel pracy

Celem prowadzonych badań jest opracowanie automatycznego systemu komputerowego, który w oparciu o zgromadzone dane oraz wiedzę dziedzinową opisaną w literaturze fachowej będzie wspomagał proces diagnozy i wykrywania wad genetycznych u noworodków, na następujące sposoby:

1. Na podstawie dermatoglifów system będzie rozpoznawał charakterystyczne kombinacje konkretnych zaburzeń w budowie linii papilarnych na dłoniach, stopach oraz palcach dłoni i na ich podstawie wnioskował o występowaniu wady genetycznej. Oczekuje się, że dzięki zastosowaniu tego systemu można będzie poprawić efektywność leczenia, np. zmniejszy się liczba powikłań spowodowanych leczeniem w dalszym życiu noworodka.
2. System będzie wspomagał pracę lekarza poprzez analizę dużych grup pacjentów i zmniejszał możliwość popełnienia pomyłki podczas żmudnych analiz biometrycznych takich jak zliczanie ilości listewek, wyznaczanie szerokości listewek, czy też wyznaczanie kąta ATD.

3. Architektura systemu wspomaganie decyzji opartego na wiedzy dziedzinowej do rozpoznawania i klasyfikacji własności dermatoglifów

Projekt systemu wspomaganie decyzji ma charakter interdyscyplinarny, gdyż łączy osiągnięcia współczesnej wiedzy z dziedzin inteligencji obliczeniowej, cyfrowego przetwarzania obrazów, rozpoznawania wzorców oraz projektowania systemów ekspertowych z wiedzą medyczną [11]. Proponowane przez autora rozwiązanie zakłada modułową budowę systemu diagnostycznego [12]. Bazując na konstrukcji dermatogramu system składa się z czterech zasadniczych modułów. Wyróżnić można trzy moduły realizujące zadania rozpoznawania wzorców z obrazów medycznych oraz moduł nadrzędny będący systemem ekspertowym. Moduł systemu ekspertowego, na podstawie wyników rozpoznań pochodzących z modułów rozpoznawania wzorców na poszczególnych obszarach dermatoglicicznych, dokonuje automatycznej diagnozy decydującej o zakwalifikowaniu badanego dziecka do grupy dzieci zdrowych, bądź do grupy dzieci z zespołem Downa.

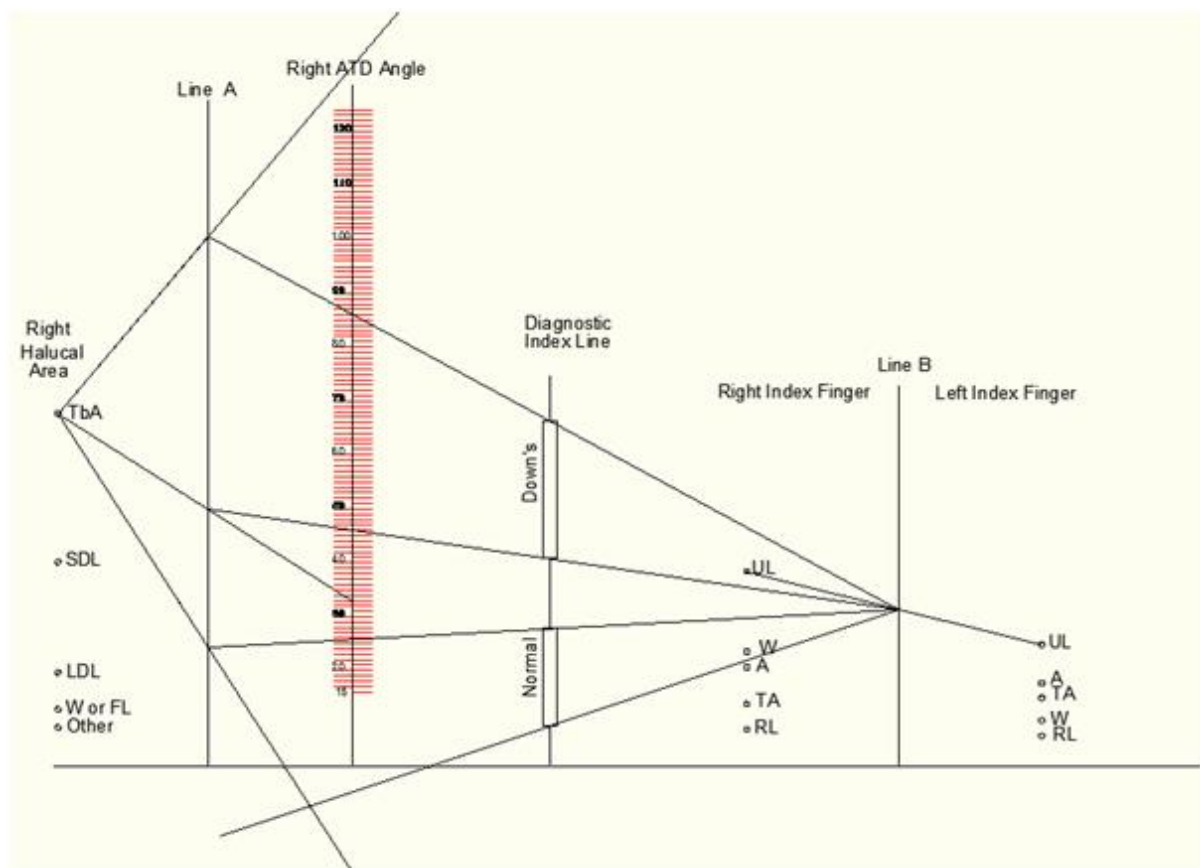
4. Moduł systemu ekspertowego opartego na dermatogramie

Na podstawie dermatogramu zaimplementowano moduł diagnostyczny w postaci systemu ekspertowego wnioskujący o występowaniu zespołu Downa. Przesłankami w regułach systemu ekspertowego są rozpoznane rodzaje wzorców na obszarach dermatoglicicznych zawierających te cechy, którymi są: wzorce palców wskazujących obu dłoni, wzorce obszaru u podstawy dużego palucha prawej stopy oraz odpowiednie przedziały wartości kątów ATD prawej dłoni. Wartości przesłanek odpowiadają określonym wartościom wag na liniach diagnostycznych A i B oraz linii diagnostycznej kąta ATD dermatogramu.

Wnioskami w regułach systemu ekspertowego są wartości diagnostyczne wyznaczone dla kryteriów diagnostycznych dermatogramu wynikających z rodzajów wzorców dermatoglicicznych i wartości kąta ATD.

Kombinacja wartości tych kryteriów diagnostycznych określa wartość indeksu diagnostycznego dermatogramu oraz fakt występowania zespołu Downa u noworodka. Na podstawie ilości rodzajów wzorców występujących na trzech obszarach dermatoglicicznych branych pod uwagę przy wyznaczaniu trzech zmiennych dermatogramu można określić liczbę możliwych kombinacji tych wzorców. Zbiór możliwych kombinacji wzorców dla pierwszych trzech zmiennych składa się ze 125 kombinacji. Każda z tych kombinacji zawiera trzy reguły, które powstają poprzez określenie trzech przedziałów możliwych wartości kąta ATD, który jest czwartą własnością braną pod uwagę przy konstrukcji dermatogramu. Odpowiednie przedziały wartości kątów ATD w połączeniu z rozpoznaniem konkretnych wzorców na pozostałych obszarach dermatoglicicznych określają, przez który z trzech możliwych przedziałów na Linii Indeksu Diagnostycznego będzie przebiegać Linia 3.

Rysunek 1 przedstawia możliwe rozwiązania dermatogramu wyznaczone dla przypadku występowania kombinacji wzorców o oznaczeniach symbolicznych UL UL TbA (tzn. rozpoznanie wzorców typu pętla ulnarna na palcach wskazujących prawej i lewej dłoni oraz rozpoznanie wzorca typu łuk tibialny na obszarze u podstawy dużego palucha prawej stopy) oraz dla wszystkich możliwych wartości kąta ATD.



Rys. 1 Zakresy możliwych rozwiązań dermatogramu wyznaczone dla przypadku występowania kombinacji wzorców UL UL TbA oraz odpowiednich zakresów wartości kąta ATD.

Kombinacja	Right Index Finger	Left Index Finger	Right Hallucal Area	Right ATD Angle	Diagnostic Line Index
1	UL	UL	LDL	<15;28>	Normal
	UL	UL	LDL	(28;78>	NN
	UL	UL	LDL	(78;120>	Down
2	UL	UL	Other	<15;37>	Normal
	UL	UL	Other	(37;88>	NN
	UL	UL	Other	(88;120>	Down
3	UL	UL	SDL	-	Normal
	UL	UL	SDL	<15;58>	NN
	UL	UL	SDL	(58;120>	Down
4	UL	UL	TbA	-	Normal
	UL	UL	TbA	<15;31>	NN
	UL	UL	TbA	(31;120>	Down
5	UL	UL	W or FL	<15;34>	Normal
	UL	UL	W or FL	(34;85>	NN
	UL	UL	W or FL	(85;120>	Down

Tabela 1. Zakresy możliwych rozwiązań dermatogramu wyznaczone dla przypadku występowania kombinacji wzorców UL UL TbA oraz odpowiednich zakresów wartości kąta ATD

Tabela 1 zawiera częściowy zestaw reguł systemu ekspertowego obejmujący przypadek wystąpienia kombinacji rozpoznań wzorców UL UL TbA, odpowiadających tej kombinacji rozpoznań możliwych przedziałów wartości kątów ATD oraz wniosków diagnozy dla odpowiednich kombinacji przesłanek. Oznaczenia rodzajów wzorców i linii diagnostycznych w Tabeli 1 dla zachowania zgodności opisów są takie same jak oznaczenia występujące na dermatogramie.

Możliwe wartości kąta ATD zawierają się w przedziale od 15° do 120° , wynikiem czego jest fakt, że dla niektórych kombinacji przesłanek nie istnieją wszystkie trzy możliwe wyniki wniosków. Dla przykładu w przypadku wystąpienia kombinacji wzorców UL UL TbA, która jest opisana jako kombinacja nr 3 w Tabeli 1 wszystkie możliwe rozpoznania wpadają w przedział niepewności lub w przedział Zespołu Downa. Wystąpienie tej kombinacji wzorców wyklucza możliwość rozpoznania przypadku jako dziecka zdrowego z grupy kontrolnej w całym przedziale możliwych wartości kątów ATD zawartych pomiędzy 15° , a 120° . Wszystkie takie przypadki są oznaczone w tabeli reguł systemu ekspertowego poprzez wstawienie znaku "-" w polu wartości kąta ATD.

5. Moduł rozpoznawania wzorców dermatoglicznych palców dłoni.

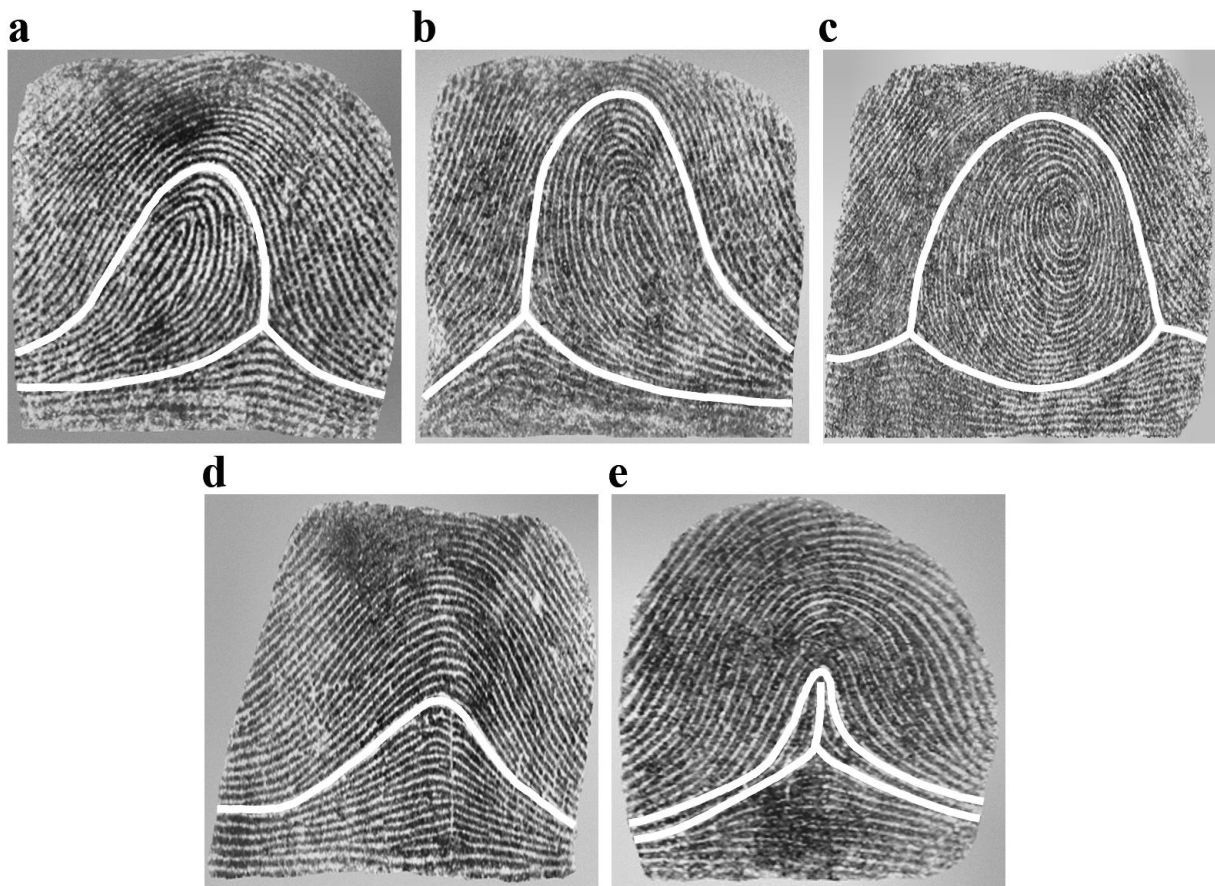
Pierwszy z modułów rozpoznawania wzorców służy do klasyfikacji wzorców palców dłoni. Klasyfikacja wzorców palców dłoni jest jednym z podstawowych zadań analizy dermatoglicznej. Istnieje wiele metod klasyfikacji odcisków palców dłoni. Metoda klasyfikacji wykorzystywana w analizie dermatoglicznej nosi nazwę metody Henry'ego. Dzieli ona odciski palców na pięć klas: pętla lewa (ang. *LL - left loop*), pętla prawa (ang. *RR - right loop*), wir (ang. *W - whorl*), łuk prosty (ang. *A - arch* lub *PA - plain arch*) oraz łuk namiotowy (ang. *TA - tented arch*) (Rys. 2).

5.1 Przetwarzanie obrazów dermatoglifów, wydobywanie własności i klasyfikacja wzorców metodami inteligencji obliczeniowej

Zanim odbitka zawierająca wzorec dermatoglify może zostać poddana procesowi klasyfikacji i użyta w procesie wspomaganie decyzji medycznej należy wydobyć z jej obrazu odpowiednie własności przy wykorzystaniu metod automatycznych lub w przypadku ich braku metodami manualnymi.

Na podstawie analizy struktury wzorców oraz własności wzorców Poziomów 1, 2 i 3 wykorzystywanych w diagnostyce medycznej przyjęto własność lokalnego kierunku listewek jako najbardziej odpowiednią do reprezentacji struktury wzorca w postaci cyfrowej. Wyznaczenie lokalnych kierunków listewek dla bloków obrazu pozwala na zmniejszenie liczby informacji przetwarzanej przez algorytmy inteligencji obliczeniowej i daje wiarygodną reprezentację charakterystycznych cech i punktów wzorca takich jak trójpromienie i centra. Świadczy o tym fakt możliwości wyznaczenia z dużą dokładnością położenia tych punktów na podstawie obrazu wrodzonego zawierającego wartości lokalnych kierunków listewek za pomocą całki Poincare'a. Informacja o własnościach Poziomu 2 dotycząca wzajemnego położenia i połączeń pomiędzy poszczególnymi listewkami, a także położenia zakończeń listewek jest tracona w procesie wydobywania własności. Obraz wrodzony wartości lokalnych kierunków listewek zawiera tylko własności Poziomu 1 dlatego klasyfikatory wzorców

dermatoglificznych wykorzystujące te dane nazywane są klasyfikatorami własności Poziomu 1.



Rys. 2 Odbitki palców z nałożonymi liniami typów.

Typowa procedura mająca na celu wydobycie własności wzorca dermatoglificznego rozpoczyna się od wyznaczenia wartości lokalnych kierunków listewek dla każdego punktu obrazu. Następnie generowana jest reprezentacja listewek poprzez usunięcie z obrazu niedoskonałości takich jak przerwy w ciągłości struktury listewek, fałszywych połączeń między sąsiadującymi listewkami etc. Na tym etapie poprawiona struktura listewek wzorca nie zawiera już informacji o własnościach Poziomu 3, ale wciąż zawiera kompletną informację o własnościach Poziomu 2, którą poprzez usunięcie lokalnych zaszumień, przerw w ciągłości oraz nieprawdziwych połączeń i zakończeń listewek (minucji) uważa się za bardziej wiarygodną niż na oryginalnym obrazie. Założenie o przejrzystości lokalnej struktury wzorca opiera się na definicji granicy pomiędzy listewkami, a rozdzielającymi je dolinami. Jedną z najprostszych definicji tego podziału jest wartość parametru progowego intensywności pikseli. Jednakże ponieważ poziomy jasnych i ciemnych pikseli mają niejednostajne wartości w lokalnych obszarach wzorca to lepszym rozwiązaniem niż użycie pojedynczych globalnych wartości progowych jest wyznaczenie wartości progowych dopasowanych do tych małych lokalnych obszarów wzorca. Takim rozwiązaniem może być użycie średniej wartości intensywności pikseli wyznaczanych w określonych lokalnych sąsiedztwach, których centra są węzłami zgrubnej siatki pikseli obejmującej cały obszar wzorca.

Po wydobyciu wartości lokalnych kierunków listewek z obrazów konieczne jest określenie klas, do których przypisane będą konkretne wektory danych. W podejściu opisanym w rozprawie klasyfikatory dokonują podziału przestrzeni własności odwzorowując metodę klasyfikacji wzorców zaproponowaną przez Edwarda Henry'ego i Francisca Galtona. Użycie tej metody niesie za sobą korzyści w postaci rozdzielenia zbioru danych na niską liczbę pięciu klas co obniża złożoność obliczeniową rozwiązywanego problemu, ale zarazem niesie ze sobą wady związane z zmiennościami wewnątrzklasowymi i międzyklasowymi występującymi przy tym zgrubnym podziale wzorców. Głównym powodem dla którego problem klasyfikacji wzorców palców dłoni jest rozwiązywany w tej rozprawie zgodnie z tą metodą jest fakt jej wykorzystania w nomogramie dermatoglificznym.

5.2 Metodologia przetwarzania obrazów użyta w pracy

Prawidłowa analiza odbitek, która polega na wydobyciu własności ze wzorców oraz ich klasyfikacji zależy od jakości obrazów zawierających odbitki [7]. Jakość odbitek nie ma jednoznacznej obiektywnej miary, ale odpowiada ona ogólnie przejrzystości struktury listewek. Odbitka dobrej jakości cechuje się wysokim kontrastem i wyraźnie widoczną strukturą listewek i dolin, a odbitka o słabej jakości ma niski kontrast i źle zdefiniowane granice pomiędzy listewkami i dolinami.

Obrazy odbitek o słabej jakości utrudniają proces uczenia algorytmów inteligencji obliczeniowej, a także negatywnie wpływają na zdolność do poprawnego rozpoznawania wzorców. Zdolność do poprawnej klasyfikacji może zostać poprawiona poprzez wstępne przetworzenie analizowanych obrazów służące poprawieniu ich jakości. Zabiegi wstępnego przetwarzania obrazów mają na celu wyeliminowanie w takim stopniu w jakim jest to możliwe niedoskonałości odbitek, które mogą na późniejszych etapach analizy być źródłami nieporządanych błędów.

W podejściu zrealizowanym w pracy dermatoglify dzieci są poddane procedurze wstępnego przetwarzania i poprawienia jakości odbitek składającej się z następujących kroków:

1. Segmentacja obrazu na podstawie wyznaczonej maski obrazu .
2. Normalizacja rozmiarów obszaru wzorca.
3. Poprawienie kontrastu obszaru zawierającego wzorzec.
4. Określenie lokalnej częstotliwości i kierunków pływów listewek wzorca.
5. Poprawienie struktury listewek przy pomocy zespołu filtrów kontekstowych.

5.3 Rozpoznawanie wzorców na palcach dłoni.

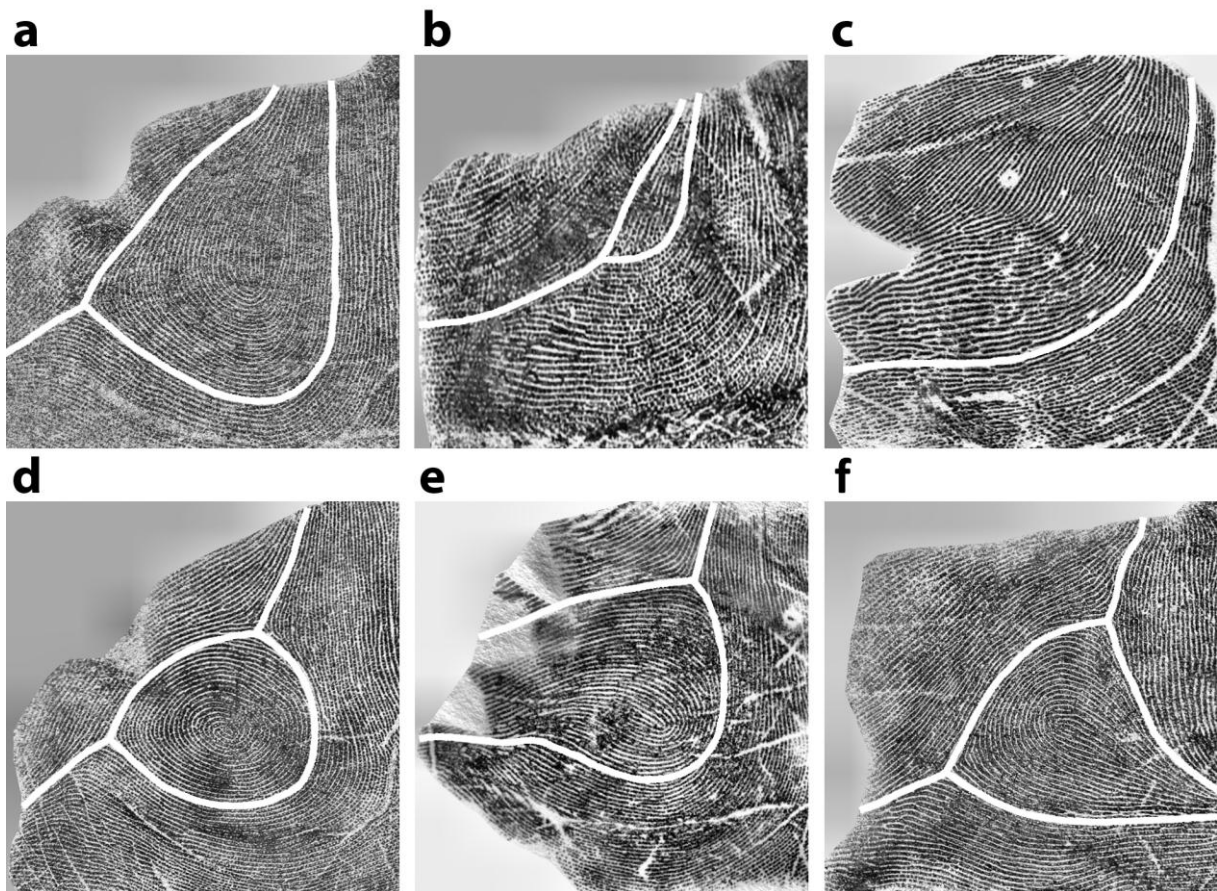
Z poprawionych obrazów wydobywane są własności, które reprezentują w procesie klasyfikacji unikalne cechy wzorców zawartych na obrazach. Cechami wykorzystywanymi przez moduły klasyfikacji wzorców są lokalne kierunki pływów listewek wzorców. Klasyfikacja dokonywana jest przez komitet klasyfikatorów maszyn wektorów wspierających wykorzystujących w procesie nauki funkcje jądrowe typu RBF oraz funkcje jądrowe trójkątne. Klasyfikatory uczone są przy pomocy schematu głosowania komitetu typu jeden przeciwko jednemu.

Osiągnięta jakość klasyfikacji pozwala na wiarygodne rozpoznawanie wzorców występujących na palcach wskazujących lewej i prawej dłoni, które są cechami używanymi w dermatogramie. Najbardziej typowe wzorce dla zespołu Downa, którymi są lewa pętla i prawa pętla są klasyfikowane z jakością 95.0% dla zbioru wzorców pętli lewej oraz z jakością 96.7% dla zbioru wzorców pętli prawej przy użyciu klasyfikatorów wykorzystujących

trójkątną funkcję jądrową. Osiągnięta jakość klasyfikacji dla problemu pięcioklasowego jest wysoka i wynosi 91,3% dla obydwu typów zastosowanych funkcji jądrowych.

6. Moduł rozpoznawania wzorców dermatoglicznych w polu palucha na stopach

Kolejny moduł realizuje klasyfikację wzorców w polu dużego palucha prawej stopy. Wzorce w polu palucha na stopach, które rozważamy w naszym eksperymencie dzielą się na następujące klasy: duża pętla dystalna (ang. *LDL* – *large distal loop*), mała pętla dystalna (ang. *SDL* – *small distal loop*), łuk tibialny (ang. *TA* – *tibial arch*), wir (ang. *W* – *whorl*), pętla tibialna (ang. *TL* – *tibial loop*), pętla fibularna (ang. *FL* – *fibular loop*) (Rys. 3).



Rys. 3 Odbitki wzorców pod dużym paluchem stopy z nałożonymi liniami typów.

6.1 Wstępne przetwarzanie obrazów i wydobywanie własności wzorców w polu dużego palucha stopy

Podobnie jak w przypadku odbitek dermatoglicfów palców dłoni procedura przetwarzania odbitek dermatoglicfów w polu dużego palucha stopy składa się z kilku etapów. W pierwszej kolejności przeprowadzana jest segmentacja obrazu, a kształt wynikowej maski obszaru wzorca jest regularyzowany za pomocą operatorów morfologicznych. Poprawiony kształt maski pozwala na usunięcie zaszumionego tła z obrazu odbitki. Wyznaczenie współrzędnych skrajnych punktów maski segmentacji pozwala na przeprowadzenie normalizacji obszaru wzorca poprzez obcięcie oryginalnego obrazu w punktach brzegowych maski i

dopasowywanie obszaru wzorca do ramki obrazu o rozmiarze 640 na 640 pikseli za pomocą interpolacji dwukwadratowej. Dla obrazów zawierających znormalizowane obszary wzorca poprawiany jest globalny parametr tych obrazów jakim jest kontrast. Procedura ta dokonuje się za pomocą algorytmu o nazwie CLAHE. Ostatnim etapem wstępnego przetwarzania jest kontekstowa filtracja obrazu za pomocą krótkoczasowej transformaty Fouriera STFT poprawiającej strukturę listewek, z których zbudowany jest wzorzec [1]. Poprawionej jakości obrazy są następnie poddawane procedurze wydobywania własności. Wydobywanymi własnościami są pole lokalnych kierunków pływów listewek obliczane przy pomocy algorytmu opartego na analizie głównych składowych oraz piramidowym rozkładzie obrazu w wielu skalach zaproponowanego przez Feng et al., 2002 [3].

Metoda klasyfikacji wzorców w polu dużego palucha stopy wykorzystuje ten sam typ własności co klasyfikacja wzorców na palcach dłoni. Lokalne kierunki listewek wzorców w polu dużego palucha stopy są wyznaczane dla segmentów o rozmiarach 8 na 8 pikseli. Uśrednienie różnic pomiędzy wyznaczonymi wartościami dla sąsiadujących ze sobą na obrazie segmentów jest realizowane za pomocą estymaty obliczanej dla nakładających się na siebie segmentów o rozmiarach 12 na 12 pikseli. Mapa lokalnych kierunków listewek dla obrazu o znormalizowanych wymiarach zawierającego wzorzec w polu dużego paluch stopy jest dwuwymiarową tablicą o wymiarach 80 na 80 elementów. Elementy tablic są wartościami kątowymi wyrażonymi w radianach.

Osiągnięta jakość klasyfikacji dla komitetu klasyfikatorów SVM wykorzystujących funkcje jądrowe typu 'RBF' jest wysoka i wynosi 90,9%. Jakość klasyfikacji komitetu klasyfikatorów SVM wykorzystujących trójkątne funkcje jądrowe jest niższa i wynosi 84,8%. Typy wzorców posiadające najwyższe wagi w indeksie diagnostycznym, którymi są łuk tibiałny i mała pętla dystalna są klasyfikowane z jakością odpowiednio 95% i 85,5% przez komitet klasyfikatorów SVM z funkcjami jądrowymi typu 'RBF' oraz z jakością 95% i 80% przez komitet SVM z trójkątnymi funkcjami jądrowymi. Otrzymane wyniki potwierdzają zdolność klasyfikatorów do wiarygodnego rozpoznawania wzorców u podstawy dużego palucha stopy. Niższa jakość klasyfikacji osiągnięta przez komitet SVM z trójkątnymi funkcjami jądrowymi wynika z małej liczby dostępnych przykładów dla rzadko spotykanej klasy wzorców pętla fibularna. Zastosowanie radialnych funkcji bazowych jako funkcji jądrowych dla klasyfikatorów SVM dało lepsze wyniki na wykorzystanym w przeprowadzonym eksperymencie zbiorze danych niż zastosowanie trójkątnych funkcji jądrowych.

7. Podsumowanie rozprawy

Charakterystyczne kombinacje wzorców zbudowanych z linii papilarnych występujące na dłoniach, stopach oraz palcach noworodków służą do wczesnego rozpoznawania wad genetycznych przez antropologów. W niniejszej pracy zaproponowano metodologię automatycznej analizy i interpretacji tych obrazów, która pozwala na klasyfikowanie przypadków do grupy dzieci zdrowych lub dzieci z zespołem Downa. Nowatorskim podejściem autora rozprawy jest zaproponowanie hybrydowej architektury systemu wspomagania decyzji składającej się z modułów realizujących zadania analizy obrazów i hierarchicznie nadrzędnego modułu diagnostycznego wykorzystującego medyczną wiedzę dziedzinową. Automatyczna analiza obrazów składa się z kilku etapów obejmujących procesy wstępnego przetwarzania i poprawiania jakości obrazów, wydobywania własności z obrazów o poprawionej jakości oraz rozpoznawania wzorców znajdujących się na obrazach za pomocą algorytmów uczenia maszynowego. Procesy wstępnego przetwarzania oraz poprawiania jakości obrazów przedstawione w rozprawie pomagają zmniejszyć ilość danych

przetwarzanych przez te algorytmy oraz poprawić ich zdolność do poprawnej klasyfikacji wzorców. Wyniki klasyfikacji przeprowadzonej dla danego zestawu obrazów przez algorytmy uczenia maszynowego są wykorzystane jako przesłanki dla nadrzędnego systemu diagnostycznego zrealizowanego w postaci systemu ekspertowego. System ekspertowy w procesie wnioskowania dokonuje diagnozy, której wynikiem jest wartość indeksu diagnostycznego określająca prawdopodobieństwo stwierdzenia u danego przypadku faktu występowania zespołu Downa.

Zasadniczym celem rozprawy było opracowanie architektury dla automatycznego systemu, który w oparciu o zgromadzone dane oraz wiedzę dziedzinową zawartą w literaturze medycznej będzie wspomagał proces diagnozy i wykrywania wad genetycznych u noworodków. Badania prowadzone w celu wykazania tezy rozprawy skoncentrowane były na dwóch obszarach. Pierwszy obszar dotyczył realizacji nadrzędnego modułu diagnostycznego dla systemu wspomagania decyzji. Konstrukcja tego modułu zrealizowana została w postaci systemu ekspertowego, którego zestaw reguł jest oparty na nomogramie dermatoglicznym. Moduł diagnostyczny zaimplementowany w języku Prolog w postaci zestawu predykatów jest łatwy do interpretacji przez człowieka, a wnioski z procesu wnioskowania określają prawdopodobieństwo występowania u danego przypadku zespołu Downa uwzględniając istnienie przedziału niepewności wartości indeksu diagnostycznego dla grupy przypadków, dla których nie można podać definitywnej diagnozy bez wykonania dodatkowych badań kariotypowych. Określenie diagnozy w tej formie jest bardziej naturalne i odpowiada rzeczywistym sytuacjom, w której lekarz dokonuje diagnozy z określonym stopniem niepewności co pozwala uniknąć błędnego klasyfikowania przypadków w problemie binarnym, w którym istnieje sztywna granica podziału pomiędzy klasami odpowiadająca konkretnej ustalonej wartości indeksu diagnostycznego.

Drugi obszar badań dotyczył zaprojektowania schematu działania algorytmów do klasyfikacji wzorców występujących na palcach dłoni oraz wzorców na stopach. W tym obszarze badawczym dokonano przy pomocy języków programowania Matlab i C implementacji oraz testowania szeregu algorytmów przetwarzania obrazów, wydobywania własności i inteligencji obliczeniowej do klasyfikacji wzorców dermatoglicznych [13]. Automatyczna interpretacja zestawów obrazów dermatoglicfów dla celów diagnostyki medycznej ze względu na złożoność tego problemu nie była do momentu podjęcia przez autora rozprawy tego tematu przedmiotem badań naukowych. Istnieje wiele systemów służących do klasyfikacji wzorców palców dłoni, która jest jednym z zadań analizy dermatoglicznej, ale systemy te nie są wykorzystywane w celach medycznych i nie uwzględniają problemów związanych z rozpoznawaniem cech występujących na odciskach pacjentów z wadami genetycznymi. Metoda automatycznej klasyfikacji wzorców występujących na stopach została przedstawiona po raz pierwszy w pracy Wojtowicz et al., 2013 [10]. W rozprawie przedstawiono zaproponowany przez autora schemat analizy i klasyfikacji wzorców dermatoglicznych pochodzących z obszarów na palcach dłoni [9]. Klasyfikację wydobytych z obrazów własności przeprowadzono dla porównania, dla dwóch rodzajów funkcji jądrowej wykorzystanej przez algorytmy Maszyn Wektorów Wspierających. Rezultaty przeprowadzonej klasyfikacji potwierdziły skuteczność zaproponowanego schematu analizy obrazów dając wysoką jakość klasyfikacji na zbiorze testowym na poziomie 91,3% dla obydwu rodzajów algorytmów klasyfikacyjnych. W rozprawie przedstawiono problem klasyfikacji wzorców u podstawy dużego palucha stóp. Obszary, na których znajdują się te wzorce są większe od analogicznych obszarów dermatoglicznych palców dłoni, a liczba możliwych rodzajów wzorców jest także większa od liczby możliwych rodzajów wzorców występujących na obszarze palców dłoni. Przekłada się to na rozwiązanie bardziej

skomplikowanego problemu wieloklasowego w którym wektory własności analizowane w problemie klasyfikacji są większe od wektorów analizowanych w klasyfikacji wzorców palców dłoni. Schemat analizy i klasyfikacji wzorców zaproponowany w rozprawie został zaimplementowany w dwóch odmianach dla tego bardziej złożonego problemu. Wyniki klasyfikacji potwierdziły wysoką skuteczność odmiany algorytmu wykorzystującego funkcję jądrą RBF dla komitetu algorytmów SVM, który osiągnął jakość poprawnej klasyfikacji na zbiorze testowym na poziomie 90,9%, druga odmiana klasyfikatora wykorzystującego trójkątną funkcję jądrową dała słabsze wyniki osiągając poziom poprawnej klasyfikacji na zbiorze testowym na poziomie 84,8%.

Na podstawie uzyskanych wyników można stwierdzić, że postawiona w rozprawie teza o możliwości opracowania skutecznych metod rozpoznawania wzorców dermatoglicznych oraz możliwości konstrukcji automatycznego systemu diagnostycznego opartego o wiedzę dziedzinową z zakresu medycyny została wykazana. Zaimplementowane w pracy klasyfikatory Maszyn Wektorów Wspierających pozwalają na rozpoznawanie złożonych wzorców dermatoglicznych z wysoką skutecznością dla obu problemów klasyfikacji, a system ekspertowy pozwala na podanie wiarygodnych wyników diagnozy dla znanego zestawu wartości przesłanek.

Literatura

- [1] Chikkerur S., Cartwright A. N., Govindaraju V., Fingerprint image enhancement using STFT analysis, *Pattern Recognition*, vol. 40, s. 198-211, Elsevier (2007).
- [2] Cummings H., Midlo C., *Fingerprints, Palms and Soles. An Introduction to Dermatoglyphics*, Dover Publications Inc., New York, (1961).
- [3] Feng X. G., Milanfar P., Multiscale principal components analysis for image local orientation estimation, *Proc. of the 36th Asilomar Conf. on Signals, Systems and Computers*, vol. 1, s. 478-482, (2002).
- [4] Maltoni D., Maio D., Jain A. K., Prabhakar S., *Handbook of Fingerprint Recognition*, Springer Verlag (2003).
- [5] Preuss M., A screening test for patients suspected of having Turner syndrome, *Clinical Genetics*, no. 10, s. 145-155, (1976).
- [6] Reed T., Dermatoglyphics in Down's syndrome, *Clinical Genetics*, no. 6, s. 236, (1974).
- [7] Reed, T. E., Borgaonkar, D. S., Conneally, P. M., Yu, P., Nance, W. E., Christian, J. C., Dermatoglyphic nomogram for the diagnosis of Down's syndrome, *J. Pediat.*, no. 77, s. 1024-1032, (1970).
- [8] Tornjova-Randelova S.G., Dermatoglyphic characteristics of patients with Turner's syndrome, *Medicine Anthropologie*, vol. 43, no. 4, s. 96-100, (1990).
- [9] Wojtowicz H., Wajs W., Intelligent Information System for Interpretation of Dermatoglyphic Patterns of Down's Syndrome in Infants, *Proc. of 4th Asian Conf. on Intelligent Information and Database Systems, Lecture Notes in Artificial Intelligence LNAI, Subseries of LNCS*, vol. 7197, s. 284-293, Springer Verlag (2012).
- [10] Wojtowicz H., Wajs W., Classification of Plantar Dermatoglyphic Patterns for the Diagnosis of Down's Syndrome, *Proc. of 5th Asian Conf. on Intelligent Information and Database Systems, Lecture Notes in Artificial Intelligence LNAI, Subseries of LNCS*, vol. 7803, s. 295-304, Springer Verlag (2013).
- [11] Wojtowicz H., Wojtowicz J., Koziol W., Wajs W., Medical Decision Support System Architecture for Diagnosis of Down's Syndrome, *Proc. of the Federated Conf. on Computer Science and Information Systems FedCSIS 2013*, s. 179-182, IEEE (2013).

[12] Wojtowicz H., Wojtowicz J., Wajs W., The Design of Knowledge-based Medical Diagnosis System for Recognition and Classification of Dermatoglyphic Features, Proc. of 6th Asian Conf. on Intelligent Information and Database Systems, Lecture Notes in Artificial Intelligence LNAI, Subseries of LNCS, vol. 8398, s. 13-22, Springer Verlag (2014).

[13] Wojtowicz H., Wajs W., Medical Decision Support System Using Pattern Recognition Methods for Assessment of Dermatoglyphic Indices and Diagnosis of Down's Syndrome, Advanced Intelligent Computational Technologies and Decision Support Systems, Studies in Computational Intelligence, vol. 486, s. 1-18, Springer Verlag (2014).