POLITECHNIKA WARSZAWSKA

**Wydział Mechatroniki**

**Praca dyplomowa inżynierska**

Ireneusz Szulc

Inteligentny interfejs dotykowy umożliwiający obsługę złożonych gestów

Opiekun pracy:

mgr inż. Bogdan Harasymowicz-Boggio

Instytut Automatyki i Robotyki

Warszawa, 2016 r.

Bez numeru strony na stronie tytułowej

Oryginał karty pracy

Streszczenie w języku polskim (1 strona A4)

Streszczenie w języku angielskim (1 strona A4)

# Życiorys

# Spis treści

# 1. Wstęp

## 1.1. Cel pracy

Celem pracy jest zaprojektowanie i stworzenie inteligentnego interfejsu dotykowego umożliwiającego obsługę złożonych gestów. Taki interfejs w formie oprogramowania na urządzenie z ekranem dotykowym powinien być odpowiedzialny za rozpoznawanie sekwencji elementarnych konturów rysowanych przez użytkownika poprzez przeciąganie palca lub rysika po ekranie. Wynik analizy wprowadzonych kombinacji gestów może posłużyć do rozpoznawania znaków odręcznego pisma lub wykonania zdefiniowanych akcji w systemie, na którym pracuje urządzenie. Stworzony system pozwala użytkownikowi na swobodne definiowanie własnych gestów o dowolnej złożoności.

Inteligencja powstałego interfejsu polega na zdolności systemu do samouczenia się, co w praktyce oznacza, że system jest w stanie zwiększać swoją skuteczność w rozpoznawaniu znaków poprzez dostosowywanie się do charakteru pisma odręcznego użytkownika oraz zmianę swojego zachowania wskutek akcji wykonywanych przez użytkownika.

istnieją rozwiązania, ale nie rozpoznają dowolnych, złożonych gestów lub nie są inteligentne

## 1.2. Założenia projektu

Założeniem projektu jest, aby interfejs dotykowy miał formę aplikacji działającej na urządzeniu mobilnym wyposażonym w system operacyjny Android. Dodatkowo takie urządzenie powinno posiadać ekran dotykowy, który posłuży za źródło danych wejściowych dla aplikacji. Językiem programowania wykorzystanym do stworzenia całej aplikacji jest język Java.

Interfejs powinien umożliwiać rozpoznawanie znaków pisma odręcznego wprowadzanych przez użytkownika poprzez ruch palca lub rysika po ekranie dotykowym, zamianę ich na tekst w formie cyfrowej i przechowywanie go w celu dalszego wykorzystania. Wprowadzane znaki mogą składać się zarówno z wielu fragmentów pisanych z odrywaniem rysika od ekranu, jak również z pojedynczych konturów.

Dodatkowym założeniem jest, aby system uczył się w trakcie działania. Aplikacja powinna nauczyć się charakteru pisma odręcznego od użytkownika, powinna także zwiększać swoją skuteczność w rozpoznawaniu gestów w miarę dłuższego czasu użytkowania. Implikuje to konieczność przechowywania dodatkowych danych zbieranych w trakcie działania aplikacji w celu dostosowywania się do charakteru pisma użytkownika. Cały system powinien również reagować na polecenia uczące wydawane przez użytkownika i zmieniać sposób swojego działania.

Zakres pracy obejmuje trzy główne zagadnienia:

* Projekt i implementację algorytmu rozpoznawania elementarnych gestów,
* Opracowanie metody rozpoznawania złożonych gestów oraz wprowadzania znaków na podstawie pisma odręcznego,
* Projekt i implementacja oprogramowania na urządzenie mobilne.

Praca skupia się głównie na rozpoznawaniu znaków pisma odręcznego, ale łatwo można rozszerzyć tą funkcjonalność systemu na rozpoznawanie gestów wykonujących określone akcje w systemie (np. skrótowe uruchamianie aplikacji), gdyż zaprojektowany system nie ma ograniczenia rozpoznawania dowolnych gestów o dowolnej złożoności.

## 1.3. Zastosowanie

Opracowany system może znaleźć zastosowanie jako wygodna metoda wprowadzania znaków na urządzeniach z panelem dotykowym. Takie rozwiązanie nie ogranicza się jedynie do wprowadzania tekstu, ale pozwala także na równie szybkie wprowadzanie cyfr, znaków diakrytycznych (polskich liter) oraz znaków specjalnych (takich jak: przecinek, kropka, wykrzyknik, itd.), co może przemawiać na korzyść metody w porównaniu do konwencjonalnych klawiatur ekranowych, gdzie wprowadzanie znaków specjalnych może stać się uciążliwe i czasochłonne. Metoda ta jest bardzo intuicyjna, charakteryzuje się prostotą i mogłaby być chętniej wykorzystywana np. przez ludzi starszych przyzwyczajonych do tradycyjnego wprowadzania tekstu.

Kolejnym polem zastosowań są urządzenia z bardzo małymi ekranami dotykowymi (np. smartwatche), gdzie często wykorzystanie klawiatury ekranowej może być uciążliwe z powodu bardzo małych przycisków, zaś wprowadzenie sterowania urządzeniem poprzez gesty oraz pisania dowolnych znaków metodą pisma odręcznego mogłoby zwiększyć komfort użytkowania takiego urządzenia.

System może posłużyć również jako metoda wprowadzania haseł w postaci sekwencji gestów w celu uzyskania dostępu do określnych zasobów. Przetrzymywanie hasła w postaci wzorca charakteru pisma może być bardzo pomocne w procesie uwierzytelniania użytkowników i przyznawać dostęp jedynie osobie, która ma dokładnie taki sam charakter pisma lub w dokładnie taki sam sposób wykonała określone gesty. System z takim rozwiązaniem nie przyznawałby dostępu osobie, która poznała hasło, lecz wprowadziła je w inny sposób.

Interfejs dotykowy będący przedmiotem pracy można również wykorzystać jako rozszerzenie systemu, na którym pracuje urządzenie do skrótowego uruchamiania aplikacji lub niektórych funkcji systemu. Opracowaną metodę można zaimplementować także na panelach operatorskich HMI z ekranem dotykowym w celu wygodnego i łatwego przeglądania monitorowanych wielkości i wizualizowanych procesów w przemyśle.

## 1.4. Przegląd istniejących rozwiązań

gotowe rozwiązania na rynku, opis, oprogramowanie w smatrfonach

przegląd metod on-line Handwriting Recognition, opis

inne prace naukowe

# 2. Wstęp teoretyczny



"...syntaktyczne rozpoznawanie obrazów - reprezentowanie obiektu przez ciąg...

ten obrazek, opis

segmentacja, klasyfikacja, przetwarzanie wstępne

on-line Handwriting Recognition

off-line Handwriting Recognition

## 2.1. Klasyfikatory

### 2.1.1. Kody łańcuchowe Freemana



łańcuchy Freemana - zalety: mała zajętość pamięci, prostota

zamiana na wektory

Histogramy - co to?

### 2.1.2. Sieci neuronowe

### 2.1.3. Supported Vector Machine

inne prace, źródła, jak inni to robili i co stwierdzili

## 2.2. Metody minimalnoodległościowe

Metoda najbliższych sąsiadów

duża wrażliwość na błędy ciągu uczącego

Crosss-Correlation?, [Tadeusiewicz]

## 2.3. Metody korelacji

### 2.3.1. Korelacja Pearsona

wzory matematyczne

### 2.3.2. Inne korelacje

Batacharraya, itd.

## 2.3. Słownik używanych pojęć

Stosowane pojęcia:

**Gest elementarny, gest składowy, gest pojedynczy, gest podstawowy** - kontur powstały w wyniku przesunięcia palca lub rysika po ekranie bez odrywania go od ekranu

**Gest złożony** - sekwencja następujących po sobie gestów elementarnych, wieloelementowy gest

**Złożoność gestu -** liczba gestów elementarnych składających się na gest złożony

przykłąd złożonego gestu: litera A (2 gesty)

punkt startowy

kontur - uszeregowana lista punktów

sumaryczny współczynnik korelacji - średnia ważona z wielu

wypadkowy współczynnik korelacji - średnia arytmetyczna z sumarycznych współczynników korelacji dla złożonego gestu

zkorygowany współczynnik korelacji -

## 2.4. Info o systemie Android

łatwość prorgramowania

## 2.5. Info o OpenCV

OpenCV ma implementację na system Android w Javie, licencja darmowa

# 3. Algorytm rozpoznawania pojedynczych konturów

Rozdział ten skupia się na opracowaniu i zaimplementowaniu metody rozpoznawania pojedynczych gestów składowych (bez rozważania kontekstu, w jakim zostały wprowadzone).

Ogólny proces rozpoznawania obiektów można podzielić na kilka zasadniczych części:

* przetwarzanie wstępne danych wejściowych,
* segmentacja (wyodrębnienie cech charakterystycznych obiektu),
* utworzenie reprezentacji nieznanego obiektu,
* właściwe rozpoznawanie (klasyfikacja).

Zastosowany algorytm opiera się na jednej z metod minimalnoodległościowych - metodzie najbliższych sąsiadów. Polega ona na bardzo prostym rozumowaniu mówiącym, że wynikiem rozpoznania jest klasa, do której należy obiekt najbliższy (w myśl przyjętej metryki) rozpoznawanemu obiektowi.

W przypadku rozważanego w projekcie zagadnienia rozpoznawania konturów (będących danymi wejściowymi dla algorytmu), obiektami są właśnie poszczególne kontury, które mogą być pogrupowane w klasy. Obiekty te leżą w wielowymiarowej przestrzeni (liczba wymiarów przestrzeni jest równa liczbie cech obiektów). Położenie obiektów jest więc w pełni uwarunkowane cechami obiektów, natomiast metryka określa w tym przypadku stopień podobieństwa konturów (jak bardzo dwa obiekty są do siebie zbliżone). Na tej podstawie można wyznaczyć stopień podobieństwa nowych danych wejściowych (niesklasyfikowanych) do każdego obiektu, który już został sklasyfikowany. Następnie można przyporządkować nieznanemu obiektowi klasę, do której należy najbardziej zbliżony (o minimalnej odległości) znany obiekt. Zasadniczym problemem w tej metodzie staje się zdefiniowanie samej metryki określającej odległość między obiektami (stopień ich podobieństwa). Taka metoda implikuje również konieczność przechowywania wzorców w wewnętrznej bazie aplikacji, które przynależą już do określonych klas i mogą stać się podstawą do identyfikacji nowo wprowadzonych, nieznanych obiektów.

## 3.1. Założenia algorytmu

Aby uzyskać jak największą skuteczność w poprawnym rozpoznawaniu elementarnych gestów i jednocześnie zachować pewną tolerancję danych wejściowych (nowych, nierozpoznanych konturów) na zniekształcenia w stosunku do wzorca, konieczne jest rozważenie problematycznych przypadków oraz określenie wymagań w stosunku do algorytmu. Może to pomóc w uniknięciu błędnego działania algorytmu w przyszłości.

Każdy gest pisany przez użytkownika jest zniekształconym naśladownictwem pewnego abstrakcyjnego idealnego wzorca, do którego dążą w sposób niedoskonały wszystkie konkretne realizacje obiektów z danej klasy. Należy więc pamiętać o tym, że proces identyfikacji konturów powinien być niewrażliwy (jedynie w odpowiednim zakresie) na wybrane transformacje obrazu.

Rozważany algorytm powinien spełniać poniższe założenia wynikające z charakteru wykonywania gestów przez użytkownika:

* uwzględnianie kierunku wykonywania gestu - Program powinien rozróżniać między sobą gesty, które mają ten sam kształt konturu, lecz powstały w wyniku odwróconej sekwencji ruchów na ekranie dotykowym. Właściwość kierunku konturu można odczytać tylko w przypadku metod on-line Handwriting Recognition, gdyż znana jest cała historia i dynamika powstawania konturu. Metoda ta śledzi na bieżąco cały proces powstawania konturu. Natomiast w przypadku metod off-line Handwriting Recognition, nie można stwierdzić, jaki był kierunek powstawania konturu na podstawie samego obrazu (np. z kamery), będącego jedynie końcowym efektem pisania znaku. Znajomość cechy kierunku jest dużą zaletą metody, gdyż wykorzystanie jej może znacznie poprawić skuteczność rozpoznawania algorytmu.
* częściowa niewrażliwość na obrót (jedynie w odpowiednim zakresie) - Użytkownik powinien mieć możliwość wpisania znaku w nieco innej, zniekształconej orientacji, ale tylko w ustalonym, niewielkim zakresie. Pełna niewrażliwość na obrót może prowadzić do błędnego, jednakowego interpretowania niektórych znaków, np. dużych liter "M" i "W", "N" i "Z", lub cyfr "6" i "9", których ogólny kształt może różnić się jedynie orientacją, co mogłoby prowadzić do nierozróżniania takich znaków między sobą.
* częściowa niewrażliwość na przesunięcie (jedynie w odpowiednim zakresie) - Za każdym razem gest wykonywany jest nieco inaczej przez użytkownika, również punkt rozpoczęcia rysowania znajduje się w różnych miejscach. Tutaj również pełna niewrażliwość na przesunięcie konturu w układzie współrzędnych ekranu nie sprawdziłaby się w pewnych przypadkach, np. napisanie znaku "ż" mogłoby być interpretowane przez aplikację jako kombinacja litery "z" i kropki ".". W takiej sytuacji znajomość umiejscowienia kropki nad literą lub w dolnej części ekranu może rozsądzić problematyczną analizę i dać poprawny rezultat. Podobna sytuacja mogłaby wystąpić w przypadku litery "ć" oraz kombinacji litery "c" i przecinka ",".
* częściowa niewrażliwość na skalowanie (jedynie w odpowiednim zakresie) - podobnie jak w poprzednich przypadkach właściwość ta powinna obowiązywać tylko w ustalonym zakresie. Ma to na celu lepsze rozpoznawanie między sobą małych i dużych liter alfabetu, które w niektórych przypadkach charakteru pisma mogą różnić się jedynie wielkością.
* wydobycie ogólnych cech obiektów - Algorytm nie powinien analizować szczegółowych kształtów konturu a powinien w miarę możliwości aproksymować jego cechy geometryczne.

## 3.2. Wybór metody

Do identyfikacji obiektów będących konturami zdecydowano się wykorzystać kody łańcuchowe Freemana oraz reprezentację cech geometrycznych konturu w postaci histogramu obrazującego rozkład tych kodów. Dodatkowo informację o obiekcie rozszerza również informacja o współrzędnych punktu na ekranie, w którym gest zaczął być rysowany oraz liczba pikseli, z których składa się kontur wyrażająca jego długość. Podsumowując, pełna informacja o cechach geometrycznych pojedynczego gestu składowego, która wystarcza do identyfikacji obiektów, reprezentowana jest i przechowywana w trzech elementach:

* histogram kodów łańcuchowych Freemana,
* współrzędne punktu początku konturu,
* całkowita liczba pikseli konturu.

Przewiduje się, że cała aplikacja z kompletną bazą wzorców będzie przechowywać nawet do kilkuset wzorców po długim czasie użytkowania przez użytkownika. Dlatego też od aplikacji oczekuje się, że będzie rozpoznawać znaki w możliwie najkrótszym czasie tak, aby dać użytkownikowi wrażenie płynnego wprowadzania tekstu. Z tego względu kody łańcuchowe Freemana jako metoda reprezentacji obiektu wydają się być dobrym wyborem z perspektywy małej zajętości w pamięci oraz stosunkowo szybkiego algorytmu porównywania wzorców, gdyż dane histogramu charakteryzujące kształt przechowywane mogą być jako tablica jedynie ośmiu liczb zmiennoprzecinkowych. Dokładny opis algorytmu i zasada działania zostały przedstawione w kolejnych rozdziałach.

opis, jakie metody inni wybrali w innych pracach

## 3.3. Przetwarzanie wstępne

Danymi wejściowymi dla algorytmu rozpoznawania elementarnych gestów jest sekwencja punktów, z jakich składa się kontur. Akwizycja tych danych odbywa się dzięki interakcji z systemem, na jakim pracuje urządzenie. Dane o położeniu palca lub rysika na ekranie dotykowym w systemie Android możliwe są do odczytania tylko co pewien, krótki okres czasu. Oznacza to, że gest wykonany przez użytkownika w sposób szybki może być odczytany z mniejszą dokładnością. Każdy gest poddawany jest aproksymacji (w mniejszym lub większym stopniu), a więc z ekranu dotykowego można odczytać zbiór punktów, który reprezentuje linię łamaną otwartą, gdzie odległość między sąsiednimi punktami nie musi być stała (i zwykle nie jest). Po sygnale oderwania palca od ekranu można łatwo stwierdzić, że rysowanie konturu zostało zakończone i można poddać go dalszej analizie.

Zaraz po odczycie, gest składowy poddawany jest przetwarzaniu wstępnemu. Pierwszy krok polega na uzupełnieniu listy punktów otrzymanej ze sterownika ekranu o brakujące piksele tak, aby lista zawierała tyle pikseli, z ilu faktycznie składa się kontur na ekranie, i aby odległość między sąsiednimi punktami była stała (równa jednemu pikselowi). Liczba uzupełnianych pikseli proporcjonalna jest do odległości między punktami w metryce euklidesowej dla każdej pary sąsiednich punktów. Przekształcenie to odwraca proces aproksymacji konturu i jest bardzo wygodne w dalszej analizie gestu. Do wyznaczenia współrzędnych punktów pomiędzy sąsiednimi pikselami wykorzystywana jest interpolacja liniowa współrzędnych punktów będących najbliższymi sąsiadami. Należy zaznaczyć, że współrzędne interpolowanych pikseli zapisywane są jako liczby zmiennoprzecinkowe a nie jako całkowite, aby przechowywać położenie punktów z większą dokładnością.

Kolejnym etapem przetwarzania wstępnego jest filtracja konturu otrzymanego z poprzedniego kroku. Filtracja odbywa się poprzez uśrednianie współrzędnych punktów konturu. Współrzędne punktów konturu zastępowane są nowymi współrzędnymi, które są obliczane jako średnia arytmetyczna współrzędnych jego najbliższych sąsiadów ze starej listy punktów. Wartość liczby sąsiadów została wybrana doświadczalnie i w omawianej aplikacji wynosi 20. Oczywiście w wyniku takiego uśrednienia liczba punktów konturu zmniejszy się o wartość .

Filtracja ma na celu wygładzenie konturu oraz redukcję szumów (drgań rysika podczas rysowania oraz kompensacji błędów niedokładności czujnika dotykowego). Przeprowadzone doświadczenia pokazały, że zwiększa to skuteczność w późniejszym wyznaczaniu wektorów kierunków między pikselami i wpływa na wyraźniejszy rozkład łańcuchów Freemana na histogramie, zmniejszając ilość wystąpień błędnie rozpoznanych kierunków, które wynikają z analizy położenia jedynie dwóch sąsiednich punktów znajdujących się bardzo blisko siebie. Liczba sąsiadujących pikseli, z jakich wyznaczany jest nowy uśredniany punkt wyznaczona została eksperymentalnie i może zależeć od rozdzielczości ekranu oraz od gęstości pikseli na ekranie (liczby DPI).

Poniżej przedstawiono ideę przetwarzania wstępnego na przykładzie prostego konturu oraz efekt poszczególnych etapów. Kropki na rysunku reprezentują punkty przechowywane w liście.



Rysunek ?????. Przykładowy kontur poddany przetwarzaniu wstępnemu: a) punkty odczytane ze sterownika ekranu dotykowego przed przetwarzaniem wstępnym, b) punkty uzyskane w wyniku uzupełnienia i interpolacji, c) lista uśrednionych punktów po etapie filtracji

Dzięki takiemu podejściu z konturu wydobywane są jego ogólne cechy i przybliżony kształt, zaś szczegółowe cechy geometryczne mogą zostać pominięte na skutek filtracji.

## 3.4. Segmentacja

Do segmentacji wykorzystano kody łańcuchowe Freemana. W skrócie polega to na tym, że dla każdej pary sąsiednich pikseli z konturu obliczany jest wektor przemieszczenia (różnica współrzędnych) i na tej podstawie wyznaczany jest kąt, jaki tworzy powstały odcinek z niezmienną osią poziomą ekranu (obliczenie za pomocą funkcji ). Następnie wyznaczany jest jeden z 8 kierunków, do których przynależy taki kąt. Szerokość jednego przedziału kątów dla każdego kierunku jest taka sama i jest równa ilorazowi kąta pełnego i liczby wszystkich przedziałów kierunków.



Rysunek ?????. Podział kąta pełnego na 8 przedziałów kierunków

Do zapisania całego konturu w postaci kodów łańcuchowych Freemana potrzebna jest lista liczb całkowitych, z których każda reprezentuje kierunek zmiany współrzędnej punktu w stosunku do poprzedniego piksela i wyraża się liczbą z zakresu od 0 do 7.

Taki sposób reprezentacji ma pożądaną cechę - częściową niewrażliwość na obrót. W niektórych sytuacjach obrót całego wejściowego konturu nawet do 45 stopni może skutkować zapisaniem dokładnie tymi samymi wartościami kodów łańcuchowych (np. w przypadku kształtu linii prostych). Warto zauważyć również, że taki zapis w postaci kodów łańcuchowych jest silnie związany z kierunkiem wykonywania gestu, co jest istotną zaletą, gdyż dzięki temu można łatwo odróżnić wiele gestów, np. pionową linię pisaną w dół lub górę.

## 3.5. Reprezentacja obiektu

Kolejnym etap jest wyznaczenie z listy kodów łańcuchowych Freemana histogramu liczby ich występowania. Polega to oczywiście na zliczeniu ilości wystąpień dla każdego takiego kodu, a następnie podzieleniu tej liczby przez ilość wszystkich kodów występujących w konturze w celu normalizacji histogramu.

Taka reprezentacja obiektu jest bardzo wygodna w dalszej analizie (porównywaniu histogramów). Warto również zauważyć, że takie przedstawienie obiektu ma właściwość całkowitej niewrażliwości na przesunięcia (histogramy kodów łańcuchowych będą dokładnie takie same w wyniku dowolnego przesunięcia konturu) oraz całkowitej niewrażliwości na skalowanie wejściowego konturu (z powodu normalizacji histogramu rozkład procentowy każdego z kierunków będzie również taki sam).

Ze względu na założenie częściowej niewrażliwości na przesunięcie oraz skalowanie w procesie rozpoznawania gestów elementarnych konieczne jest przechowywanie dodatkowych informacji o obiekcie, które mogą być wykorzystane podczas wyznaczania podobieństwa obiektów, a które ograniczą w pewnym stopniu całkowitą niewrażliwość konturu na wybrane przekształcenia geometryczne. Do tego celu razem z histogramem kodów łańcuchowych wyrażającym sam kształt gestu elementarnego dołączana jest również informacja o współrzędnych punktu startowego dla konturu oraz jego długości (wyrażającym wielkość gestu).

## 3.6. Klasyfikacja

Aby dokonać identyfikacji nieznanego gestu elementarnego, należy wyznaczyć współczynnik stwierdzający stopień podobieństwa gestów. W przypadku, gdy istnieje wiele cech obiektów, rozwiązaniem może być wyznaczenie współczynników podobieństwa dla każdej cechy, a następnie obliczenie sumarycznego współczynnika korelacji.

### 3.6.1. Korelacja histogramów

Algorytm identyfikacji pojedynczych gestów wymaga metody porównywania wprowadzonych konturów z konturami przechowywanymi w bazie aplikacji jako wzorce w celu wyznaczenia współczynnika podobieństwa każdego do z nich i wybrania najlepszego dopasowania. Opisywany współczynnik to współczynnik korelacji liniowej Pearsona. Mieści się w zakresie i większa jego wartość oznacza większy stopień podobieństwa porównywanych ciągów liczb. Danymi wejściowymi dla korelacji Pearsona są histogramy kodów łańcuchowych określających kształt gestów. Dzięki temu wynikiem takiego zestawienia histogramów jest liczba określająca jak bardzo kształty gestów są do siebie zbliżone.

Wyznaczenie współczynnika korelacji Pearsona odbywa się poprzez wykorzystanie funkcji z biblioteki OpenCV. Obliczanie trwa bardzo szybko z powodu między innymi bardzo małej ilości danych do przeanalizowania (porównanie 2 tablic o rozmiarze 8) oraz zoptymalizowanego algorytmu zaimplementowanego w bibliotece OpenCV.

### 3.6.2. Korelacja punktów startowych

Aby stwierdzić podobieństwo dotyczące punktów startowych dla konturów, obliczana jest odległość między punktami, następnie dzielona jest przez mniejszy wymiar ekranu (liczbę pikseli szerokości lub wysokości ekranu) tak, aby uzyskać wielkość niezależną od wielkości ekranu urządzenia, na jakim uruchomiona jest aplikacja. Tak uzyskana liczba nazwana jest względną odległością punktów. Wyznaczenie współczynnika korelacji punktów startowych zależne jest również od 2 parametrów wybranych doświadczalnie. Są to współczynniki oraz . Wartość współczynnika określa jaki jest próg tolerancji dla przesunięcia punktów startowych między sobą i nie wpływa ono jeszcze na współczynnik korelacji punktów startowych (uznaje, że rozpoczęcie rysowania gestów odbyło się w tym samym miejscu). Natomiast współczynnik określa jak duża powinna być różnica w odległości punktów między sobą, aby uznać, że nie występuje jakiekolwiek podobieństwo, jeśli chodzi o miejsce rozpoczęcia rysowania. W zakresie względnej odległości punktów między a wartość współczynnika korelacji interpolowana jest w sposób liniowy, co przedstawia się na poniższym wykresie.



Rysunek ?????. Wykres zależności współczynnika korelacji punktów startowych od wartości względnej odległości punktów

Wartości współczynników i zostały wybrane na drodze doświadczalnej i wynoszą odpowiednio: oraz .

### 3.6.3. Korelacja długości gestu

Do wyznaczenia podobieństwa gestów dotyczącego ich wielkości posłużono się współczynnikiem korelacji długości. Do tego celu należy wyznaczyć współczynnik będący względną różnicą długości gestów, wyraża się on wzorem:

gdzie - większa wartość długości konturu spośród porównywanych konturów,   
 - mniejsza wartość długości konturu spośród porównywanych konturów.

Podobnie jak w poprzednim przypadku, współczynnik korelacji długości zależny jest od 2 parametrów wybranych doświadczalnie. Są to współczynniki oraz . Wartość współczynnika określa martwą strefę niewrażliwości na skalowanie (dla algorytm uznaje, że gesty są takiej samej wielkości). Zaś współczynnik określa górną granicę wrażliwości na skalowanie (dla składowe gesty nie wykazują żadnego podobieństwa, jeśli chodzi o wspólną wielkość. W zakresie względnej różnicy długości między a wartość współczynnika korelacji interpolowana jest w sposób liniowy, przebieg jego funkcji przedstawiono na poniższym wykresie:



Rysunek ?????. Wykres zależności współczynnika korelacji długości od wartości względnej różnicy długości

Wartości współczynników i zostały wybrane na drodze doświadczalnej i wynoszą odpowiednio: oraz .

### 3.6.4. Sumaryczny współczynnik korelacji

Jak wcześniej wspomniano, na podstawie współczynników podobieństwa dla każdej cechy obiektu można wyznaczyć sumaryczny współczynnik korelacji określający wypadkową wartość podobieństwa. Taki współczynnik może być prostym iloczynem wszystkich wartości korelacji dla każdej z cech. W takim wypadku sumaryczny wynik jest silnie zależny od każdej z cech, np. gdy jeden ze współczynników składowych jest równy 0, stwierdzony może zostać zupełny brak podobieństwa obiektów.

Przeprowadzone testy pokazały jednak, że iloczyn współczynników korelacji daje stosunkowo słabe rezultaty, a lepsze efekty można osiągnąć, korzystając ze średniej ważonej.

W opisywanej aplikacji wartość sumarycznego współczynnika korelacji wyraża się wzorem na średnią ważoną:

gdzie: - współczynnik korelacji histogramów kodów łańcuchowych Freemana,   
 - współczynnik korelacji punktów startowych, - współczynnik korelacji długości, , , - wagi dla poszczególnych współczynników.

Wartości wag zostały wyznaczone na drodze eksperymentalnej i wynoszą odpowiednio:

, ,

W algorytmie istnieje również minimalny współczynnik korelacji dla pojedynczego gestu, wyrażający wartość współczynnika korelacji, poniżej której nie stwierdza się żadnego podobieństwa między elementarnymi gestami. Wynosi on .

## 3.5. Przypadek krótkich konturów

Istnieje przypadek typu gestu elementarnego wykonywanego przez użytkownika, dla którego powinno się zdefiniować inne, wyjątkowe zachowanie algorytmu, gdyż wyżej opisany algorytm może nie sprawdzić się dla tego przypadku. Jest to przypadek wprowadzania przez użytkownika kropki - pojedynczego kliknięcia na ekranie dotykowym. Sytuacja ta może mieć miejsce np. przy wprowadzaniu liter "i", "j", "ż", znaków interpunkcyjnych kropki, dwukropka lub znaku zapytania.

Wyżej opisany algorytm może niepoprawnie rozpoznawać kropki, gdyż wyznaczenie kodów łańcuchowych Freemana na podstawie jednego piksela może być niemożliwe, lub w przypadku bardzo małej liczby punktów może zwracać losowe kierunki między sąsiednimi punktami, tym samym zwracając prawie losowy rozkład na histogramie. Poza tym filtracja w trakcie przetwarzania wstępnego może być niemożliwa z powodu zbyt małej liczby pikseli uniemożliwiającej uśrednianie punktów.

Dlatego też w przypadku wpisania kropki algorytm zachowuje się nieco inaczej. Wprowadzenie kropki jest bardzo łatwe do wykrycia dzięki informacji o długości konturu. Jeśli liczba pikseli, z jakich składa się kontur jest mniejsza lub równa pewnej liczbie granicznej (w aplikacji wynosi ona 20), generowany jest histogram o rozkładzie równomiernym. Również w przypadku korelacji długości, gdy dwa kontury mają długość mniejszą lub równą liczbie granicznej, automatycznie rozpoznawane są jako gest kropki, ich korelacja histogramów oraz korelacji długości wynosi 1 (sposób obliczania korelacji punktów startowych pozostaje bez zmian). Takie rozwiązanie znacznie poprawia skuteczność w rozpoznawaniu tego typu gestów.

## 3.7. Schemat algorytmu

Należy pamiętać, że opisywany algorytm stosowany może być jedynie do rozpoznawania podstawowego gestu, kiedy w bazie aplikacji znajdują się już zapamiętane wzorce. W kolejnych rozdziałach opisywana jest metoda, która jest modyfikacją tego algorytmu i rozszerza go na rozpoznawanie gestów złożonych (składających się z wielu elementarnych gestów).

Podsumowaniem zasady działania algorytmu rozpoznawania pojedynczych gestów jest schemat blokowy przedstawiony poniżej.



Rysunek ?????. Schemat blokowy algorytmu rozpoznawania pojedynczych gestów.

## 3.8. Przykłady

Aby zilustrować użytą metodę reprezentacji cech geometrycznych obiektu w postaci histogramu kodów łańcuchowych Freemana, poniżej przedstawiono wykresy histogramów dla przykładowych konturów.



Rysunek ?????. Histogram dla gestu litery "a"



Rysnek ?????. Histogram dla gestu składowego litery "o", w przypadku idealnego okręgu rozkład kierunków na histogramie byłby równomierny



Rysunek ?????. Histogram dla gestu litery "I", według histogramu kontur składa się wyłącznie z wektorów skierowanych pionowo w dół  
(kierunek o indeksie 6)



Rysunek ?????. Histogram dla gestu litery "L", na histogramie widoczne jest występowanie wektorów skierowanych w dół (6) oraz w prawo (0)

Aby pokazać jak istotną funkcję pełni filtracja w procesie przetwarzania wstępnego, poniżej przedstawiono dwa histogramy wygenerowane na podstawie tego samego konturu, lecz w jednym z nich nie zastosowano filtracji. Łatwo można zauważyć, że histogram utworzony z konturu niepoddanego filtracji ma większą wrażliwość na zakłócenia.



Rysunek ?????. Zestawienie kształtu konturu (a), histogramu utworzonego z konturu niepoddanego filtracji (b), histogramu utworzonego z wykorzystaniem filtracji (c)

# 4. System rozpoznawania złożonych gestów

Rozdział ten skupia się na opisie zaprojektowanej metody rozpoznawania złożonych gestów, które składają się z wielu pojedynczych fragmentów.

## 4.1. Opis algorytmu

Stworzony algorytm jest modyfikacją metody rozpoznawania pojedynczych konturów z poprzedniego rozdziału. Tu również wykorzystuje się współczynnik korelacji w celu porównywania gestów, natomiast wprowadzone kontury nie są porównywane ze wszystkimi wzorcami, gdyż nie ma takiej potrzeby. Identyfikacja nie polega jedynie na znalezieniu obiektu z maksymalnym współczynnikiem korelacji (tak jak to miało miejsce w poprzednim przypadku), lecz wiąże się to z głębszą analizą wzorców (będących kombinacją pojedynczych konturów o różnej ilości gestów składowych) oraz z koniecznością rozważania wielu możliwości gestów spełniających ustalone kryteria, jak również odrzucania ich na bieżąco w wyniku wprowadzenia kolejnych gestów. W przypadku, gdy zostanie wiele takich możliwości, algorytm musi podjąć decyzję, które z tych rozwiązań będzie najlepsze. Kolejność wprowadzania konturów przez użytkownika jest bardzo istotna dla algorytmu i powinna być dokładnie taka sama, jak w zapamiętanym wzorcu.

Struktura bazy wzorców również musi być inna w przypadku identyfikacji gestów złożonych. Wiąże się to z koniecznością grupowania wielu konturów i przechowywania listy wielu gestów elementarnych dla każdego wzorca będącego gestem złożonym wraz z informacją o przynależności danego obiektu do klasy (w przypadku rozpoznawania znaków sprowadza się to do przechowywania znaku, jaki odpowiada wzorcowi).

### 4.1.1. Kryteria wyboru

Przy wyborze najbardziej zbliżonego wzorca algorytm kieruje się następującymi kryteriami:

1. Próg współczynnika korelacji - Wszystkie pojedyncze gesty pochodzące z wzorca w porównaniu z odpowiadającymi im konturami wejściowych powinny spełniać warunek współczynnika korelacji większego lub równego minimalnemu współczynnikowi korelacji. Jest to warunek konieczny - niespełnienie tego założenia dla przynajmniej jednego gestu elementarnego skutkuje natychmiastowym odrzuceniem wzorca i zaprzestaniem analizowania jego kolejnych elementów.

2. Największy wypadkowy współczynnik korelacji oraz największa złożoność gestu - Najlepsze rozwiązanie spośród wszystkich rozważanych możliwości wybierane jest przy pomocy dwóch kryteriów jednocześnie. Pod uwagę brany jest jak największy współczynnik korelacji dla całego gestu (wypadkowy), jak i liczba konturów wchodzących w skład gestu. Gdyby program nie stosował kryterium największej złożoności gestu, mogłoby się okazać, że np. po wpisaniu litery "Ł" (jako dwa kontury składowe: litery "L" i kreski"), aplikacja rozpoznałaby samą literę "L" oraz zwróciła błąd nierozpoznania kreski. Dlatego też należy w takich przypadkach zwiększyć wpływ złożoności wynik identyfikacji dla wieloelementowych gestów. Oczywiste jest, że nie powinno się wybierać jedynie gestów z największą złożonością, ale również rozważać najlepiej pasujące wzorce.

### 4.1.2. Dane wejściowe

Uruchomienie algorytmu odbywa się po każdorazowym wprowadzeniu gestu elementarnego przez użytkownika. W pierwszym kroku należy pobrać listę konturów wejściowych, które jeszcze nie zostały rozpoznane. Oczywiście wiąże się to z zapamiętywaniem historii wejściowych gestów elementarnych w aplikacji wraz z informacją o dokonaniu ich przeanalizowania lub nie. Takie kontury wraz z zestawem wzorców są danymi wejściowymi dla algorytmu.

Jeśli lista konturów wejściowych jest pusta, algorytm kończy działanie nie zwracając żadnego wyniku. Natomiast jeżeli lista wzorców jest pusta, zwracany jest błąd nierozpoznania żadnego gestu. Do dalszej analizy wymagany jest zatem niepusty zbiór wzorców i lista wejściowych konturów.

### 4.1.3. Wstępna klasyfikacja

W kolejnym kroku każdy wzorzec z bazy aplikacji jest wstępnie klasyfikowany. Sprawdzane jest, czy spełnione jest kryterium przekroczenia progu minimalnego współczynnika korelacji (kryterium nr 1). Współczynnik ten jest wyznaczany metodą z poprzedniego rozdziału o wyznaczaniu podobieństwa pojedynczych gestów poprzez dokonanie porównania pierwszego konturu pochodzącego z wzorca oraz odpowiadającemu mu konturowi wejściowemu. Jeśli kryterium nie jest spełnione, wzorzec jest odrzucany i analizowany jest kolejny. Jeśli natomiast zachodzi warunek współczynnika korelacji większego lub równego ustalonemu minimum, analizowany jest kolejny kontur z gestu (o kolejnym indeksie) w ten sam sposób. Jeżeli okaże się, że nie można dokonać dalszej analizy, gdyż wprowadzona liczba konturów jest mniejsza niż złożoność wzorca a istnieje możliwość, że właśnie ten wzorzec może posłużyć do identyfikacji obiektu, to algorytm przerywa działanie, gdyż nie ma wystarczających danych, aby podjąć decyzję. Algorytm wykona się ponownie w następnym kroku, gdy użytkownik wprowadzi kolejny kontur, wtedy analiza zostanie wznowiona. Wyjątkowym przypadkiem jest jednak przekroczenie czasu przez użytkownika pomiędzy wpisywaniem kolejnych konturów (wpisanie znaku "L" i odczekanie przez użytkownika pewnego czasu nie wstrzyma pracy algorytmu, czekając na brakującą kreskę i rozpoznanie jako literę "Ł", ale pozwoli mu kontynuować jego działanie i odrzucenie możliwości dłuższych gestów).

### 4.1.4. Wypadkowy współczynnik korelacji

Jeśli wszystkie składowe elementy gestu spełniają kryterium nr 1, wzorzec dopisywany jest do tymczasowej listy możliwości. Z wielu współczynników korelacji, które, które zostały wyznaczone dla każdego konturu (tyle razy, ile wynosiła złożoność gestu) należy obliczyć współczynnik, który będzie określał stopień podobieństwa całego gestu złożonego. Współczynnik ten jest równy średniej arytmetycznej współczynników korelacji dla konturów, z których składał się gest. Liczba ta posłuży w kolejnym kroku do wyboru najlepszego rozwiązania.

### 4.1.5. Wybór najlepszego rozwiązania

Efektem zakończonej wstępnej klasyfikacji dla wszystkich wzorców jest lista potencjalnych możliwości zawierająca informacje o wzorcach i przebiegu ich wstępnej klasyfikacji. Jeśli ta lista jest pusta, algorytm zwraca błąd nierozpoznania żadnego gestu oraz zapisuje fakt dokonania analizy ostatnio wpisanego konturu (aby nie był analizowany następnym razem). Jeżeli zaś na liście możliwości znajdują się wzorce, można przystąpić do wyboru najlepszego wzorca. Polega to na prostym znalezieniu wzorca, dla którego liczba wyrażająca ocenę rozwiązania jest największa. Oczywiście konieczne jest zdefiniowanie, czym jest wprowadzona ocena rozwiązania. Jest to liczba, która wyznaczana jest na podstawie wypadkowego współczynnika korelacji oraz złożoności gestu. Ma to na celu jednoczesne rozważanie obu tych cech (zgodnie z kryterium nr 2). Ocena rozwiązania reprezentuje obie cechy w jednej liczbie (co bardzo ułatwia znalezienie jej maksimum) oraz pozwala wpłynąć na proces rozpoznawania poprzez dobór odpowiednich współczynników. Daje to możliwość ustalenia, w jakim stopniu mają być faworyzowane gesty o większej złożoności, a w jakim stopniu wpływ na wybór najlepszego rozwiązania ma mieć sam współczynnik korelacji.

Ocena potencjalnego rozwiązania dla wzorca wyraża się wzorem:

gdzie: - ocena rozwiązania, - wypadkowy współczynnik korelacji, - złożoność gestu (liczba jego elementarnych konturów), - współczynnik dominacji złożoności (im większy jest współczynnik, tym większy wpływ na wybór rozwiązania ma złożoność gestu). Wartość współczynnika została dobrana na drodze empirycznej i wynosi .

Po wyznaczeniu oceny rozwiązania dla każdej rozważanej możliwości wybierany jest wzorzec o maksymalnej wartości tej oceny i zwracany jest jako wynik rozpoznania wprowadzonego gestu (a dokładnie znak, jaki reprezentował wzorzec lub akcja, jaka była mu przypisana). Ostatnio wprowadzone gesty zostają zaznaczone jako przeanalizowane, aby nie zostały przetworzone przy następnej iteracji (liczba zaznaczonych gestów jest równa złożoności rozpoznanego wzorca). Wzorzec zostaje dopisany do listy rozpoznanych gestów, a algorytm uruchamiany jest ponownie, gdyż na liście wejściowej mogą znajdować się jeszcze nierozpoznane gesty. Powtarzanie wykonywania trwa dopóki algorytm zwraca pomyślnie rozpoznane wzorce.

## 4.2. Schemat algorytmu

Poniższe schematy blokowe przedstawiają zasadę działania algorytmu rozpoznawania złożonych gestów.



Rysunek ?????. Schemat blokowy algorytmu rozpoznawania złożonych gestów - część 1.



Rysunek ?????. Schemat blokowy algorytmu rozpoznawania złożonych gestów - część 2.

## 4.3. Przykłady

Aby zilustrować działanie programu, przeanalizujmy pewien przypadek, kiedy w bazie aplikacji są już zdefiniowane pewne wzorce:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Wzorzec - gest złożony** | **Gest składowy nr 1** | **Gest składowy nr 2** | **Gest składowy nr 3** |
| mała litera "l", złożoność 1 |  | brak | brak |
| duża litera "I"  złożoność 1 |  | brak | brak |
| mała litera "ł",  złożoność 2 |  |  | brak |
| mała litera "i",  złożoność 2 |  |  | brak |
| mała litera "f",  złożoność 2 |  |  | brak |
| mała litera "k",  złożoność 3 |  |  |  |

Tabela 1. Zbiór przykładowych wzorców w bazie aplikacji

Rozważmy zachowanie programu, gdy użytkownik wprowadza znak małej litery "l". Zakończenie rysowania konturu (oderwanie palca lub rysika od ekranu) powoduje wykonanie algorytmu, który jako dane wejściowe dostaje listę zawierającą jeden kontur. Program przegląda bazę wszystkich wzorców i wstępnie klasyfikuje je, porównując wprowadzony kontur z pierwszym gestem składowym. W wyniku takiego porównania otrzymany współczynnik korelacji będzie większy od minimalnego współczynnika dla wszystkich wzorców oprócz litery "f". Zatem ten wzorzec zostanie natychmiast odrzucony. Z pozostałych pięciu wzorców, trzy z nich mają złożoność większą niż 1, lecz nie można dokonać porównania kolejnych gestów składowych (o indeksie 2), gdyż nie istnieje kolejny kontur wejściowy. Z tego powodu algorytm nie ma wystarczających danych, aby podjąć decyzję i kończy swoje działanie. Jeśli użytkownik nie wpisze kolejnych konturów i czas oczekiwania na kolejny kontur minie, algorytm zostanie wywołany ponownie. Tym razem nie będzie brał pod uwagę dłuższych wzorców i odrzuci trzy wzorce o złożoności większej niż 1 (litery "ł", "i" oraz "k"), które wcześniej były brane pod uwagę. Do listy potencjalnych rozwiązań zostaną dodane 2 wzorce: mała litera "l" oraz duża litera "I". W kolejnym kroku zostanie wybrane najlepsze rozwiązanie z listy możliwości. Z racji tego, że oba wzorce mają jednakową złożoność, wybrany zostanie wzorzec z większym współczynnikiem korelacji, którym najprawdopodobniej będzie litera "l". W ten sposób znak wpisany przez użytkownika został poprawnie rozpoznany. Po pomyślnej identyfikacji algorytm uruchomi się ponownie w poszukiwaniu kolejnych gestów, lecz zostanie od razu zakończony, gdyż lista nierozpoznanych konturów będzie pusta.

Rozważmy teraz przypadek, kiedy użytkownik wprowadza do programu znak małej litery "ł". Robi to poprzez wykreślenie dwóch konturów na ekranie. Wprowadzenie pierwszego konturu (podobnego do litery "l") skończy się brakiem podjęcia akcji, oczekując na więcej danych wejściowych (tak, jak to opisano rozważając poprzedni przypadek). Natomiast wprowadzenie kolejnego konturu przez użytkownika (brakującej kreski nad literą "ł") skutkuje wznowieniem analizy wzorców i przeprowadzeniem kolejnego porównania gestów składowych nr 2 z drugim wprowadzonym konturem dla każdego rozważanego wzorca. Po takim porównaniu odrzucone zostaną wzorce małej litery "i" oraz litery "k" z powodu zbyt małego współczynnika korelacji. Zatem na liście potencjalnych rozwiązań znajdą się trzy wzorce: małej litery "l", dużej litery "I" oraz małej litery "ł". Algorytm nie musi oczekiwać na kolejne kontury, gdyż nie rozważa już bardziej złożonych gestów. Następnie każde z tych rozwiązań zostanie poddane ocenie. W związku z wprowadzoną zasadą obliczania oceny rozwiązania, faworyzowane będą gesty z większą złożonością, a więc to litera "ł" zostanie najprawdopodobniej rozpoznana (pod warunkiem występowania zbliżonych wartości współczynników korelacji dla innych wzorców).

# 5. Inteligencja systemu

W tym rozdziale poruszone zostanie zagadnienie zdolności systemu do samouczenia się oraz dostosowywania się do zmiennych warunków. Stworzony system został zaprojektowany tak, aby podejmować interakcję z użytkownikiem w pewnym sytuacjach, oraz aby sam zmieniał swoje zachowanie na skutek poleceń wydawanych przez użytkownika.

Aplikacja z pustą bazą wzorców powinna w niedługim czasie automatycznie uzupełnić bazę wzorcami, dostosować się do charakteru pisma odręcznego użytkownika i uzyskać pełną funkcjonalność z zadowalającą skutecznością w rozpoznawaniu znaków.

## 5.1. Problem błędnych wzorców

Zastosowana w rozpoznawaniu gestów metoda najbliższego sąsiada ma pewne wady. Jedną z nich jest wrażliwość na błędne dane w ciągu uczącym. Jeśli jeden obiekt zostanie źle zaklasyfikowany i zapamiętany jako wzorzec, może to prowadzić do błędnego klasyfikowania całego jego otoczenia, przyczynić się do niepoprawnego podejmowania decyzji w pewnym obszarze przestrzeni cech. Jest to poważny problem, skutkiem zapamiętania błędnego wzorca może być znaczny spadek skuteczności dla pewnych gestów. Trudne jest również zlokalizowanie takiej próbki i usunięcie przyczyny błędów.

Błędny wzorzec może się pojawić w wyniku pomyłki użytkownika lub np. zbyt dużych zakłóceń i zniekształceń konturu. Stworzony inteligentny interfejs dotykowy podejmuje próby wykrywania takich wzorców i usuwania ich.

## 5.2. Rejestrowanie bilansu identyfikacji

Aby móc stwierdzić, które wzorce w bazie aplikacji są najczęściej podstawą do identyfikacji innych gestów, a które prowadzą do błędnych decyzji, potrzebne są dodatkowe informacje. W tym celu dla każdego wzorca rejestrowane jest każde jego poprawne rozpoznanie (gdy w procesie rozpoznania wzorzec ten był najlepszym dopasowaniem) oraz każde błędne rozpoznanie. Informacje te są przechowywane w dwóch liczbach całkowitych, co pozwala również na łatwe wyznaczenie sumy ilości wszystkich rozpoznań oraz obliczenie tzw. bilansu identyfikacji, który wyraża się jako różnica ilości poprawnych oraz niepoprawnych rozpoznań. Ujemna wartość takiego bilansu pozwala wnioskować, że wzorzec może być nieprawidłowy i powinien zostać usunięty.

Stwierdzanie poprawnego lub błędnego rozpoznania dla wzorca odbywa się automatycznie. Każda identyfikacja wzorca zawsze początkowo uważana jest za poprawną, a liczba poprawnych rozpoznań zwiększana o 1. Użytkownik oprócz wpisywania znaków ma do dyspozycji również możliwość wykonania akcji poprzez naciśnięcie przycisków "Cofnij" oraz "Popraw". Wybór jednego z dwóch przycisków oznacza, że wzorzec posłużył do błędnej identyfikacji, a więc cofa to wykonaną początkowo klasyfikację rozpoznania jako poprawne i liczba poprawnych rozpoznań zmniejsza jest o 1, zaś liczba błędnych rozpoznań jest inkrementowana. Takie podejście pozwala automatycznie aktualizować dodatkowe informacje o wzorcach i w łatwy sposób stwierdzić, jaka jest przydatność danego wzorca.

## 5.3. Automatyczne usuwanie błędnych wzorców

Usuwanie błędnych wzorców w aplikacji odbywa się automatycznie. Jako błędny wzorzec uznawany jest ten, którego wartość bilansu identyfikacji przekracza pewien próg. Próg ten wynosi -3 a jego wartość została wybrana doświadczalnie. W praktyce oznacza to, że z bazy aplikacji usuwane są te wzorce, których liczba błędnych rozpoznań jest większa o 3 od liczby poprawnych rozpoznań.

## 5.4. Automatyczne dodawanie wzorców

Aby zwiększyć skuteczność

uczenie: dodawanie wszystkich wzorców, usuwanie wzorców, które są rzadko podstawą do rozpoznania, optymalizator wzorców, tylko tych które są słabo rozpoznane

inteligencja, uczenie w trakcie działania

automatyczne dodawanie gestów o słabym współczynniku korelacji

### 5.4.1. Zachowanie automatycznie dodanych wzorców

zapisywanie dodatkowej informacji o gestach dodanych automatycznie

w przypadku poprawiania lub usuwania znaku, usuwanie gestu automatycznie dodanego i zapisanie złego rozpoznania przez gest, który go dodał

## 5.5. Optymalizator wzorców

usuwanie nadmiarowych obiektów ciągu uczącego

obcinanie i zapis listy wzorców przy wyjściu z programu

obcinanie wzorców dla znaków, które mają za dużo wzorców, wybieranie najlepszych (lub najnowszych)

usuwanie wzorców z powodu zbyt niskiego bilansu rozpoznania

mechanizm usuwania złych wzorców mających dużą liczbę błednych rozpoznań

## 5.6. Interakcja z użytkownikiem

przycisk poprawiania gestu: zanotowanie błędnego rozpoznania i zastąpienie gestu

pytanie w przypadku nie rozpoznania żadnego wzorca, co to było?

# 6. Implementacja oprogramowania na urządzenie mobilne

## 6.1. Urządzenie

opis urządzenia, ekran dotykowy, rozdzielczość, parametry procesora (czas trwania analizy, obliczeń)

nie musi być mobilne, wystarczy ekran dotykowy (panele HMI)

## 6.2. Struktura aplikacji

diagram klas aplikacji, struktura aplikacji, wzorce projektowe

## 6.3. Działanie aplikacji

opis działania, przechodzenia między ekranami

fragmenty niektórych kodów?, funkcje - opis, co robią jakie klasy, za co są odpowiedzialne

OpenCV - użyte funkcje

Android - funkcje

screeny z programu

system gotowy do nauki i użytkowania już w przypadku pustej bazy wzorców

zapis do pliku - mechanizm serializacji obiektów w Javie

tryb menedżera gestów i szybkiego pisania, opis przycisków, funkcji

możliwość przyporządkowania kilku znaków odpowiadającym jednemu gestowi

### 6.3.1. Moduł wprowadzania znaków pisma odręcznego

Mając opracowaną metodę rozpoznawania złożonych gestów, można wykorzystać ją do implementacji modułu wprowadzania znaków pisma odręcznego.

ponowne wykonanie algorytmu - na liście wejściowej mogą być jeszcze nierozpoznane gesty

pozwala na wpisywanie ciągłe, odczekanie czasu kończy rozpoznawanie - brak rozważania dłuższych wzorców, zamiana na tekst i wyświetlanie

przyciski obsługi, ekran wpisywania nowego wzorca

rozszerzenie o akcje dla niektórych gestów: np. spacja, enter, backspace

# 7. Testy aplikacji

## 7.1. Wybór metod i dobór współczynników

eksperymentalny dobór współczynników

testy i wyniki różnych metod korelacji w OpenCV (wzorki, wykresiki, tabelki), eksperymenty z normalizacją histogramów i współczynnikami, dobór najlepszej metody

testy aplikacji, rozpoznawania tekstu, procent poprawnych rozpoznań, czas działania

wartości współczynników z Configa

## 7.2. Testy końcowe działającej aplikacji

## 7.3. Statystyki

statystyki: liczby gestów, wzorców, procent dobrych rozpoznań

# 8. Bibliografia

1. Tadeusiewicz R., *Rozpoznawanie obrazów*, PWN, Warszawa, 1991

2. Bradski G., Kaehler A., *Learning OpenCV*, 2008

3. Baggio D., *Mastering OpenCV with Practical Computer Vision Projects*, 2012

Wykaz literatury

Załączniki

Plakat

na plakacie (posterze) dyplomu powinny znaleźć się m.in. następujące informacje

1. kierunek studiów

2. specjalność

3. rok akademicki ukończenia studiów