

**AGH**

**AKADEMIA GÓRNICZO-HUTNICZA IM. STANISŁAWA STASZICA W KRAKOWIE**

**WYDZIAŁ ELEKTROTECHNIKI, AUTOMATYKI,  
INFORMATYKI I INŻYNIERII BIOMEDYCZNEJ**

KATEDRA INFORMATYKI STOSOWANEJ

Praca dyplomowa magisterska

*System automatycznego rozpoznawania osobowości i stanu  
emocjonalnego człowieka na podstawie komputerowej analizy pisma  
odręcznego z wykorzystaniem metod sztucznej inteligencji*  
*System of automatic recognition of personality and emotional states of  
a person after computer analysis of his handwritten writing using  
artificial intelligence methods*

Autor:	<i>Łukasz Potępa</i>
Kierunek studiów:	<i>Informatyka</i>
Opiekun pracy:	<i>dr hab. Adrian Horzyk</i>

Kraków, 2015

*Oświadczam, świadomy(-a) odpowiedzialności karnej za poświadczanie nieprawdy, że niniejszą pracę dyplomową wykonałem(-am) osobiście i samodzielnie i nie korzystałem(-am) ze źródeł innych niż wymienione w pracy.*

*Składam serdeczne podziękowania Promotorowi  
dr hab. Adrianowi Horzykowi za życzliwość,  
cenne uwagi merytoryczne oraz poświęcony czas.  
Rodzinie i bliskim dziękuję za wsparcie.*



## Spis treści

<b>1. Wstęp</b> .....	7
1.1. Wprowadzenie do problemu.....	7
1.2. Geneza i cel pracy.....	7
1.3. Zawartość pracy.....	8
<b>2. Natura pisma odręcznego</b> .....	9
<b>3. Analiza grafologiczna pisma</b> .....	11
3.1. Idea grafologii .....	11
3.2. Przykłady przyporządkowania cech osobowości .....	11
<b>4. Metody sztucznej inteligencji</b> .....	13
<b>5. Zastosowania metod analizy pisma odręcznego</b> .....	15
<b>6. Opis stosowanej metody</b> .....	17
6.1. Koncepcja metody .....	17
6.2. Detekcja elementów pisma.....	17
6.3. Wyznaczanie własności elementów pisma.....	19
6.4. Wykorzystanie metod sztucznej inteligencji .....	19
6.5. Spis wyznaczanych własności pisma .....	20
6.6. Spis przyporządkowanych cech osobowości .....	21
<b>7. Charakterystyka bazy danych</b> .....	23
7.1. Struktura danych.....	23
7.2. Wykorzystanie ankiety .....	23
7.3. Wartości statystyczne danych .....	24
<b>8. Charakterystyka aplikacji</b> .....	27
8.1. Założenia początkowe .....	27
8.2. Funkcjonalność.....	28
8.3. Opis działania .....	28
8.3.1. Przetwarzanie wstępne.....	28
8.3.2. Wyznaczenie wierszy tekstu .....	31

---

8.3.3.	Wyznaczenie pochylenia tekstu .....	35
8.3.4.	Wyznaczenie wyrazów i odstępów tekstu.....	36
8.3.5.	Wyznaczenie rozstawienia liter w wyrazach.....	37
8.3.6.	Obliczanie własności wyznaczonych parametrów .....	38
8.3.7.	Zastosowanie sieci neuronowej.....	38
8.4.	Parametry wejściowe funkcji.....	40
8.5.	Narzędzia i biblioteki .....	41
8.6.	Testy wydajnościowe.....	42
<b>9.</b>	<b>Analiza wyników .....</b>	<b>45</b>
9.1.	Skuteczność detekcji elementów pisma .....	45
9.2.	Rezultaty obliczeń własności pisma .....	46
9.3.	Wyniki uczenia sieci neuronowej .....	48
9.4.	Rozpoznanie cech osobowości .....	50
<b>10.</b>	<b>Podsumowanie .....</b>	<b>51</b>
<b>A.</b>	<b>Spis symboli .....</b>	<b>53</b>
<b>B.</b>	<b>Wzór ankiety .....</b>	<b>55</b>
<b>C.</b>	<b>Specyfikacja aplikacji .....</b>	<b>57</b>
<b>D.</b>	<b>Zawartość dołączonego nośnika .....</b>	<b>59</b>

# 1. Wstęp

## 1.1. Wprowadzenie do problemu

We współczesnym świecie, ze względu na powstające liczne zastosowania, istnieje potrzeba synchronizacji informacji dotyczących charakterystyk biologicznych osoby oraz jej tożsamości cyfrowej. To powoduje wzrost zainteresowania systemami biometrycznymi. Jednym z głównych zadań tych systemów jest identyfikacja człowieka poprzez unikalne właściwości psychofizyczne. Indywidualność tych własności jest również bazą do tworzenia kluczy w systemach związanych z bezpieczeństwem, takich jak zastosowanie skanowania tęczówki oka czy pobierania odcisków palców.

Analiza pisma, które jest jedną z podstawowych form komunikacji międzyludzkiej i na przestrzeni dziejów to właśnie pismo było głównym nośnikiem informacji, pozwala na wyodrębnienie znaczącej ilości danych dotyczących stanu psychicznego i fizycznego osoby piszącej. Ponadto styl pisma odręcznego posiada swój osobisty, niepowtarzalny charakter dla danego człowieka. W związku z tym, jest ono cennym źródłem informacji biometrycznych.

Grafologia jest tą dziedziną nauki, która umożliwia wyodrębnienie cech osobowości na podstawie pisma odręcznego. Traktuje ona pismo jako formę ekspresji, a czynność pisania jako metodę projekcji. Grafologia zakłada, że styl pisma wiąże się ze sposobem zachowania osoby. Badania grafologiczne wykorzystywane są między innymi w dziedzinach psychologii i kryminalistyki.

Automatyzacja procesu analizy pisma wprowadza obiektywizm oceny, równocześnie uniezależniając ją od subiektywnej opinii eksperckiej. Natomiast zastosowanie metod sztucznej inteligencji umożliwia detekcję wpływu właściwości charakterystycznych pisma na cechy osobowości oraz rozpoznanie wzorców i zależności pomiędzy tymi własnościami.

## 1.2. Geneza i cel pracy

Wszystkie wymienione we wprowadzeniu czynniki skłaniają autora pracy do zajęcia się scharakteryzowaniem problemu i rozwiązaniem go przy zastosowaniu metod sztucznej inteligencji. Celem pracy jest zaproponowanie koncepcji oraz zaprojektowanie i implementacja systemu automatycznego rozpoznawania osobowości i stanu emocjonalnego osoby na podstawie zeskanowanego obrazu pisma odręcznego. Celem dodatkowym jest również propozycja algorytmów detekcji elementów pisma, za pomocą których wyznaczane są wspomniane cechy osobowościowe. Ponadto planuje się wykonanie weryfikacji związku

pomiędzy własnościami graficznymi pisma, a cechami osobowościowymi. Na podstawie przeprowadzonych badań ocenia się skuteczność zastosowania wybranych metod sztucznej inteligencji.

### 1.3. Zawartość pracy

Praca składa się z dziesięciu rozdziałów, w których opisano zagadnienia odnoszące się do zawartego w pracy problemu.

Rozdziały **drugi, trzeci i czwarty** zawierają część teoretyczną dotyczącą kluczowych kwestii dla rozwiązania problemu. Opisano w nich elementarne własności pisma odręcznego, sposoby analizy grafologicznej pisma oraz definicje i wykorzystania metod sztucznej inteligencji.

W rozdziale **piątym** pokazano obszary zastosowań analizy pisma odręcznego.

W rozdziale **szóstym** scharakteryzowano problem, przedstawiono metodę jego realizacji za pomocą metod sztucznej inteligencji oraz projekt systemu automatycznego rozpoznawania osobowości i stanu emocjonalnego osoby piszącej. Opisano w nim również detekcję wybranych w projekcie elementów pisma oraz cech osobowości.

Rozdział **siódmy** zawiera opis sposobu pozyskania informacji koniecznych do realizacji problemu oraz specyfikację stworzonej w wyniku tego procesu bazy danych.

W rozdziale **ósmym** przedstawiono charakterystykę oraz implementację zaprojektowanego systemu. Opisano algorytmy detekcji elementów pisma, wyznaczania cech osobowości oraz szczegóły dotyczące zastosowanej metody sztucznej inteligencji. Na koniec przeprowadzono testy wydajnościowe zaimplementowanej aplikacji.

W rozdziale **dziewiątym** pokazano analizę wyników działania zaprojektowanego systemu oraz weryfikację związku pomiędzy własnościami pisma odręcznego i cech osobowości.

Rozdział **dziesiąty** jest podsumowaniem wykonanej pracy oraz przedstawieniem wniosków. Na koniec zaproponowano modyfikacje i ulepszenia systemu oraz dalszy kierunek jego rozwoju.



## 2. Natura pisma odręcznego

Pismo należy do jednej z form wyrażania myśli wykorzystywanej przez człowieka. Odzwierciedla mowę oraz jest środkiem przekazu. Stanowi również jedno z podstawowych nośników informacji i umożliwia rozpowszechnianie dorobku cywilizacyjnego. Pismo sprawia, że wiedza nabiera trwałości. Na przestrzeni wieków wykształcały się i zanikały różne modele pisma. Należą do nich kolejno pisma *piktograficzne*, *ideograficzne*, *analizyczne*, *fonetyczne*, *syliczne* i *alfabetyczne*. Ewolucja wymienionych modeli rozpoczęła się od dosłownej reprezentacji pojęć w postaci obrazów, następnie poprzez zapis fonetyczny wymawianego języka, aż do zdefiniowania liter bądź znaków określających głoski. Ich charakterystyki ściśle wiążą się z kulturą oraz warunkami geograficznymi w jakich się narodziły. Generalnie na ewolucję stylu tworzenia pisma wpływa wiele czynników tworzących cywilizację. Historia pisma uznawana jest jako główny wyznacznik dziejów rozwoju intelektualnego człowieka. Obecnie najbardziej powszechnie występujące pismo *alfabetyczne* ma uproszczoną formę stawiającą na zwięzłość, konkretność i szybkość przekazu. Pisma europejskie w głównej mierze wywodzą się z alfabetu łacińskiego i są jego adaptacjami [9] [7].

Proces pisania wiąże się ze złożoną aktywnością motoryczną, zdeterminowaną współdziałaniem szeregu mechanizmów, które wchodzi w skład ruchu, czucia, wzroku oraz mowy. Ich sposób funkcjonowania jest unikalny dla każdego człowieka i podlega wpływom stanu zdrowia, układu nerwowego czy fizjologii. Na sposób pisania oddziałuje dodatkowo środowisko i przebieg rozwoju człowieka. Każda osoba posiada własną, indywidualną motorykę pisania, która nie ulega większym zmianom w ciągu dłuższego czasu. Prowadzi to do powstania i uwydatnienia osobistych elementów graficznych. Jednakże styl pisma starzeje się wraz z człowiekiem i przechodzi przez różne fazy. Najważniejsza dla jego rozwoju jest ta, przypadająca na wiek około 16 lat, w której osoba pisząca porzuca tzw. "model kaligraficzny". Wraz z rozwojem pismo staje się bardziej dynamiczne i nabiera indywidualnych cech właściwych danej osobie [9].

Analizie podlegać mogą właściwości statyczne oraz dynamiczne pisma. Właściwościami statycznymi są wszelkie elementy graficzne powstałe w trakcie pisania. Właściwości dynamiczne natomiast wiążą się z ruchem dłoni, jego szybkością, drganiem czy naciskiem, które by je badać rejestrowane być muszą w czasie rzeczywistym [9] [21].



## **3. Analiza grafologiczna pisma**

### **3.1. Idea grafologii**

Grafologia jest dziedziną psychologii, zajmującą się badaniem pisma odręcznego w celu określania cech osobowości i stanu emocjonalnego osoby piszącej. Analizie podlega warstwa graficzna pisma, która jest indywidualna i spersonalizowana, dzięki czemu posiada pewne właściwości diagnostyczne. Każdej z właściwości lub jej zbiorowi przyporządkowywane są konkretne atrybuty psychologiczne. Grafologia bazuje na teorii projekcji, traktując pismo jako sposób ekspresji. W badaniach brane pod uwagę są wszelkie wzorce kreślenia znaków, jak również czynniki takie jak nacisk, pochylenie pisma, tempo, wielkość liter, ich rozstawienie i wiele innych [9].

Rozwój analizy pisma pod kątem psychologii zapoczątkował francuski badacz *Jean Hipolit Michon* (1806 - 1881). Wprowadził on jako pierwszy termin "grafologia" i określił jego definicję jako naukę o pisaniu. W wyniku swojej pracy przyporządkował wielu własnościom pisma ich skojarzone parametry psychologiczne. Na przestrzeni lat wytworzyły się różne szkoły i koncepcje grafologicznej analizy pisma. Badano jego poziom ogólny (wyższy, średni, niski), związek pomiędzy inteligencją, wiekiem, płcią lub wpływ zaburzeń psychologicznych na styl pisma i wiele innych [11].

W ogólnym przypadku proces analizy grafologicznej składa się z kilku etapów. Na początku definiuje i klasyfikuje się charakterystyczne elementy i własności pisma. Jednocześnie sprawdzana jest ich częstość i regularność występowania. Następnie wybierany jest zbiór cech dominujących. Ostatecznie badane są związki pomiędzy tymi cechami i przyporządkowywane są do nich odpowiednie parametry psychologiczne.

Podczas gdy szczegółowe przyporządkowanie poszczególnych własności pisma (takich jak w sekcji 3.2) i cech osobowości charakteryzuje niska skuteczność, to zauważalna jest zależność kombinacji tych własności i dużych, sprawdzonych wartości psychometrycznych.

### **3.2. Przykłady przyporządkowania cech osobowości**

W tej sekcji zawarto przykładowe interpretacje grafologiczne charakterystycznych własności pisma [20].

- **pochylenie pisma**

- w lewą stronę – ostrożność, kontrola emocji, rezerwa w kontaktach z ludźmi, dobra samoorganizacja, cierpliwość, egocentryzm
- prostopadłe – duma, powściągliwość, opanowanie, dominacja, rozsądek, planowość w działaniu, niezależność, dystans
- w prawą stronę – ekstrawertyzm, działanie, wrażliwość, optymizm, uległość, impulsywność

- **wielkość liter**

- duże – ambicja, przebojowość, dominacja, śmiałość
- małe – nieśmiałość, skromność, introwertyzm, ostrożność, krytyczność, rozsądek

- **szerokość liter**

- szerokie – przebojowość, optymizm, aktywność, zdecydowanie, dominacja
- wąskie – zamkniętość, pasywność, nieśmiałość

- **własności lewego marginesu**

- szeroki – tolerancja, nieśmiałość
- wąski – niepewność, zamkniętość
- równy – stabilność, siła wewnętrzna, zdyscyplinowanie
- falujący – niezdecydowanie, uległość, nerwowość
- rozszerzający się – rozrzutność, impulsywność
- zwężający się – pesymizm, zachowawczość

- **własności linii**

- wznoszące – ambicja, aktywność, optymizm
- falujące – zmienność nastroju, uległość, podatność na wpływy
- równe – pewność siebie, konsekwencja, ambicja
- opadające – depresja, pesymizm
- schodkowe – brak zaangażowania, zniechęcenie

## 4. Metody sztucznej inteligencji

Sztuczna inteligencja (AI) dąży do odwzorowania działania ludzkiego mózgu. Odzwierciedla ona zachowanie człowieka oraz jego proces rozumowania. Metody sztucznej inteligencji znajdują swoje zastosowania w każdym zadaniu intelektualnym i są uniwersalne. Sukces odtworzenia przez nią rzeczywistej inteligencji mierzony jest w odniesieniu do wydajności człowieka oraz do rozwiązań idealnych nazywanych racjonalnymi [17]. Definicja sztucznej inteligencji może być podzielona na cztery kategorie tak jak w tabeli 4.1 <sup>1</sup>.

<b>Myśleć jak człowiek</b> Automatyzacja działań, które wiążą się z ludzkim myśleniem, podejmowaniem decyzji, rozwiązywaniem problemów, uczeniem się. ( <i>Bellman, 1978</i> )	<b>Myśleć racjonalnie</b> Badania nad obliczeniami, które umożliwiają postrzeganie, rozumowanie i działanie. ( <i>Winston, 1992</i> )
<b>Działać jak człowiek</b> Sztuka tworzenia maszyn pełniących funkcje wymagających inteligencji ludzkiej. ( <i>Kurzweil, 1990</i> )	<b>Działać racjonalnie</b> Inteligencja obliczeniowa jest nauką projektowania inteligentnych agentów. ( <i>Poole et al., 1998</i> )

Tablica 4.1: Niektóre definicje sztucznej inteligencji podzielone na kategorie [17]

Celem badawczym sztucznej inteligencji jest zgłębienie zasad, według których możliwe jest istnienie inteligentnego zachowania w naturze i sztucznych systemach. Jednostka uznawana jest za inteligentną jeśli:

- zachowuje się stosownie do okoliczności i wyznaczonych celów,
- jest elastyczna, przystosowuje się do zmiennych warunków i dostosowuje cele,
- uczy się na podstawie zdobytego doświadczenia,
- podejmuje poprawne decyzje biorąc pod uwagę cele i ograniczenia [16].

Wiele problemów w nauce i inżynierii sprowadza się do odnalezienia wartości optymalnej zadanego funkcjonu. Tylko niektóre z nich można rozwiązać w sposób analityczny. Dodatkowo w wielu przypadkach są to problemy algorytmicznie trudne, biorąc pod uwagę ich złożoność czasową. Zaistniała więc

<sup>1</sup>Tabela definicji przetłumaczona została z oryginalnej wersji angielskiej [17]

potrzeba stworzenia nowych sposobów rozwiązywania tego rodzaju zagadnień. Należą do nich właśnie metody sztucznej inteligencji [12].

Do głównych dziedzin sztucznej inteligencji zaliczają się: logika rozmyta (ang. *Fuzzy Logic*), systemy ekspertowe (ang. *Expert Systems*), sieci neuronowe (ang. *Neural Networks*), uczenie maszynowe (ang. *Machine Learning*) czy eksploracja danych (ang. *Data Mining*).

Szczególnym obszarem metod sztucznej inteligencji są sieci neuronowe. Metoda ta bazuje na neurologii i korzysta z wiedzy na temat fundamentalnych właściwości mózgu. Wzoruje się ona na biologicznej budowie neuronu, sposobie przekazywania przez niego impulsów elektrycznych oraz jego strukturze połączeń. Sieć neuronowa jest modelem obliczeniowym składającym się z połączonych ze sobą sztucznych neuronów. Taka struktura przechowuje szereg parametrów, które mogą być dostosowywane w zależności od zadania i wyznaczonego celu. Sieć ta ma możliwość wykonywania operacji logicznych i posiada uniwersalne zastosowania [12]. Typowymi zagadnieniami, które można rozwiązać za pomocą tej metody, są zadania regresji i rozpoznawania wzorców.

Proces uczenia sieci neuronowej zasadniczo sprowadza się do zminimalizowania średniego kwadratu błędu (*MSE* lub *MNSE*) obliczonych atrybutów. W ten sposób, sieć dopasowuje posiadane parametry do zbioru danych zawartych w bazie wiedzy.

Przedstawiony w pracy problem można rozwiązać analogicznie do zadania rozpoznawania wzorców. Zagadnienie to polega na klasyfikacji otrzymanych wartości do tych z zadanego zbioru wyjściowego. W trakcie procesu uczenia, sieć neuronowa korzysta z wiedzy reprezentowanej jako kombinacja danych wejściowych oraz oczekiwanych rezultatów. W wyniku tej procedury, po otrzymaniu zbioru wartości charakteryzujących wzorzec, sieć neuronowa wyznacza klasy, do których zbiór ten jest przyporządkowany. [12].

## 5. Zastosowania metod analizy pisma odręcznego

Metody analizy pisma odręcznego znajdują swoje zastosowanie głównie w dziedzinach psychologii, kryminalistyki oraz w badaniach paleograficznych zajmujących się dokumentami historycznymi. Niejednokrotnie oprócz opinii eksperckiej, powiązane z tymi dziedzinami laboratoria korzystają z automatycznych systemów wyznaczania właściwości pisma, w celu uzyskania dokładnych i obiektywnych wartości liczbowych. Warto również odnotować zastosowanie grafologii w biometrycznych systemach uwierzytelnienia. Nowatorskim przedsięwzięciem jest połączenie różnych atrybutów osobowości (uzyskanej za pomocą analizy pisma) z tożsamością cyfrową tworząc tym samym ”*Supertożsamość*” (ang. *SuperIdentity - SID*) [13].

W dziedzinie kryminalistyki biegli sądowi prowadzą badania w zakresie:

- badania autentyczności podpisów [5],
- stwierdzenia czy spadkodawca świadomie wyraził swoją wolę w testamencie,
- ekspertyzy dokumentów,
- analizy anonimów,
- analizy porównawczej rękopisów [1][2].

W dziedzinie psychologii istnieją następujące zastosowania:

- diagnoza stanów depresyjnych u pacjenta,
- zarządzanie personelem firmy, określając kompetencje i predyspozycje,
- rozwój osobisty poprzez uzyskanie informacji dotyczących mocnych i słabych stron.

Badania nad dokumentami historycznymi dotyczą:

- krytyki źródeł, krytyki tekstów,
- rekonstrukcji dokumentów.





## **6. Opis stosowanej metody**

Opis prezentowanej metody podzielony jest na części, w których przedstawiono sposoby na realizację podstawowych zadań, składających się na przyporządkowanie cech osobowości złożonym własnościom pisma.

### **6.1. Koncepcja metody**

Fundamentalnym założeniem analizy własności pisma jest teza o jego indywidualności. Pomimo tego, nie jest do końca wyjaśnione w jakim stopniu indywidualność psychiczna człowieka wpływa na personalizację cech graficznych jego pisma odręcznego. Literatura naukowa dość różnorodnie i sceptycznie odnosi się do interpretacji stylów kreślenia znaków uwzględnionych w badaniach grafologów. Powodem jest złożoność procesu pisania oraz brak wyjaśnienia stojących z nim mechanizmów. Jednak osobisty charakter pisma oraz względna powtarzalność własności jego elementów dla danej osoby pozwala na założenie, iż elementy te zależą od jej niepowtarzalnych cech psychofizycznych. Na sposób pisania wpływa wiele złożonych czynników motorycznych, związanych z uwarunkowaniami biologicznymi oraz funkcjonowaniem układu nerwowego. Uzasadnione jest więc założenie, iż styl pisma wiąże się ze sposobem zachowania i posiada wartościowe właściwości diagnostyczne [11].

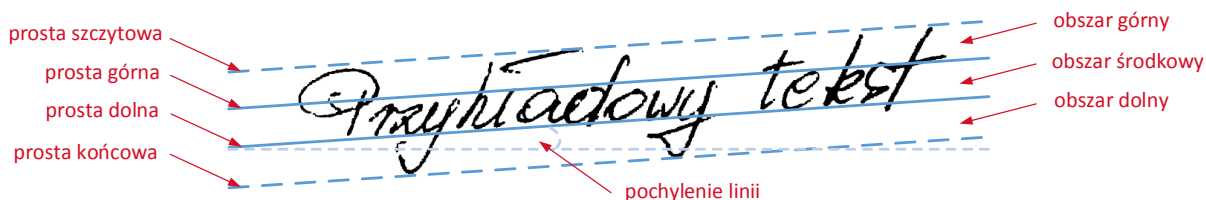
Intencją prezentowanej metody jest między innymi weryfikacja związku pomiędzy zbiorem indywidualnych cech graficznych pisma, a wybranymi cechami osobowościowymi. Selekcja tych cech uwzględnia ich powiązania grafologiczne. Metodą jest poszukiwanie wzorców wartości charakterystycznych pisma, które determinują wybrane cechy osobowości. Automatyzacja procesu analizy pisma wprowadza niezależną i obiektywną ocenę. Dotyczy ona zarówno własności poszczególnych elementów graficznych, przyporządkowania im cech osobowości, jak również wykrycia wzorców i powiązań na podstawie zgromadzonej wiedzy.

### **6.2. Detekcja elementów pisma**

Podstawą wyznaczania własności pisma jest definicja używanych w analizie elementów, detekcja ich położenia na obrazie oraz względem siebie i pozostałych komponentów obrazu. Proces ten przebiega automatycznie zgodnie z zaimplementowanymi algorytmami. Nadmienione informacje umożliwiają wy-

odrębnienie szczegółowych wartości dotyczących charakterystyk tych elementów [19] [6] [18]. W zastosowanej metodzie wybrane są następujące elementy pisma:

- **linia / wiersz** – rozróżnienie wierszy w tekście, zaznaczenie prostych i obszarów pojedynczej linii, obliczenie pochylenia linii względem poziomu (oznaczenie na rysunku 6.1),



Rysunek 6.1: Oznaczenie linii według definicji

- **segment** – arbitralny podział pisma na pionowe obszary o zadanej szerokości, mający na celu badanie zmienności pisma (oznaczenie na rysunku 6.2),



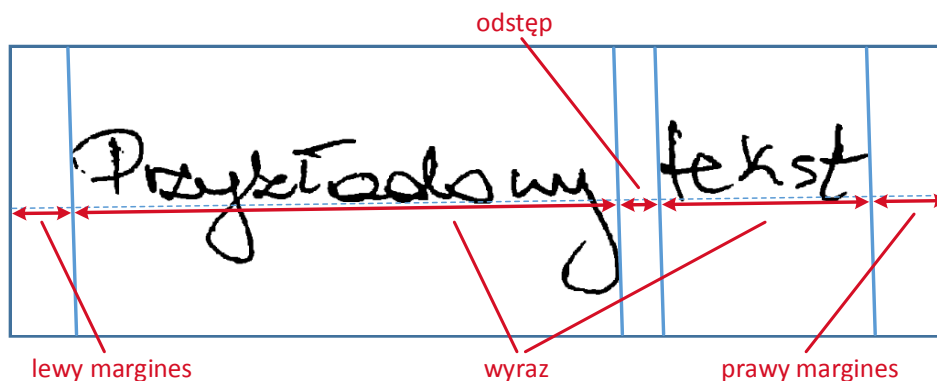
Rysunek 6.2: Oznaczenie segmentów według definicji

- **pochylenie pisma** – globalna wartość kierunku pochylenia pisma (oznaczenie na rysunku 6.3),



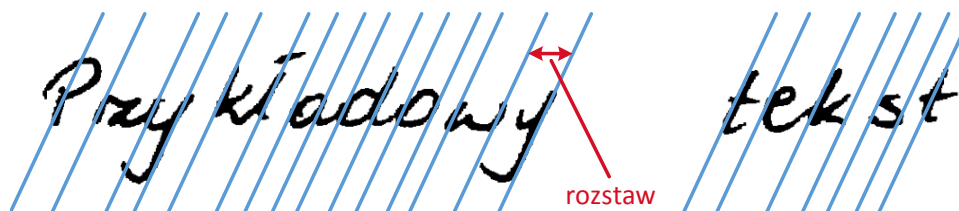
Rysunek 6.3: Oznaczenie pochylenia pisma według definicji

- **wyraz i odstęp** – długości i występowanie wyrazów i odstępów w liniach tekstu, z uwzględnieniem pochylenia pisma (oznaczenie na rysunku 6.4),



Rysunek 6.4: Oznaczenie wyrazów i odstępów według definicji

- **rozstaw liter** – szerokości liter oraz miejsca występowania dłuższych pociągnięć pisma w wyrazach (oznaczenie na rysunku 6.5).



Rysunek 6.5: Oznaczenie rozstawu liter według definicji

Szczegóły dotyczące techniki wyznaczania podanych elementów przedstawione są w rozdziale 8, opisującym charakterystykę i sposób działania zaprojektowanego według tej metody systemu.

### 6.3. Wyznaczanie własności elementów pisma

Różnorodność danych, ich ilość oraz związki między nimi pozwalają na wyodrębnienie pewnego zbioru własności [15] [14]. Posiada on wartości proporcjonalne i statystyczne, co pozwala wymiennie przeprowadzić badania porównawcze. Wyodrębnieniu podlegają te atrybuty, których właściwości uznawane są za unikalne dla osoby piszącej tekst i na które w dużej mierze wpływają cechy osobowości i temperamentu. Szczegółowa lista definiowanych w metodzie własności znajduje się w sekcji 6.5.

### 6.4. Wykorzystanie metod sztucznej inteligencji

Powiązanie wartości charakterystycznych pisma i cech osobowości sprowadza się do rozwiązania zadania rozpoznawania wzorców. Jest to problem trudny do rozstrzygnięcia w sposób analityczny. Konieczne jest wykorzystanie techniki aproksymacji wartości optymalnej specyficznego funkcjonału, która

jest klasycznym zadaniem dla sieci neuronowej. Zastosowania sieci neuronowych są uniwersalne i używane są w wielu obszarach zagadnień matematycznych i fizycznych [12]. Struktura sieci przystosowuje się do danych wejściowych i oczekiwanych wyników przetwarzania, rozpoznając tym samym ich wpływ na wartość wyjściową. Przetworzenie wartości reprezentujących własności pisma w sieci neuronowej, dodatkowo umożliwia wyznaczenie stopnia związku z poszczególnymi cechami osobowości, nie klasyfikując ich jednoznacznie w kategorie. Aby móc obliczyć wyniki za pomocą sieci neuronowej, należy w pierwszej kolejności poddać ją procesowi nauczania. W związku z tym wymagane jest zgromadzenie przykładowych danych treningowych. Ich ilość musi być odpowiednia dla zadania o podanym wymiarze złożoności danych. Struktura sieci neuronowej musi być dostosowana do liczby wyznaczanych własności i cech.

## 6.5. Spis wyznaczanych własności pisma

W tej sekcji przedstawiono listę wyznaczanych własności pisma, w zaprojektowanej i zaimplementowanej w ramach pracy aplikacji. Wybrane zostały te, które według badań grafologów są istotne w kontekście szukanych cech osobowości oraz są indywidualnymi atrybutami osoby piszącej [20] [8]. Szczegóły dotyczące wyznaczania wspomnianych w punktach elementów tekstu przedstawione są w rozdziale 8. Wspomnianymi własnościami są:

1. średnie pochylenie linii,
2. współliniowość pochyleń segmentów linii,
3. wariancja pochyleń segmentów linii,
4. wypukłość lub wklęsłość linii,
5. opadanie lub unoszenie się linii,
6. stosunek wysokości obszaru środkowego linii do szerokości obrazu,
7. średni stosunek obszaru środkowego do obszaru górnego linii,
8. średni stosunek obszaru środkowego do obszaru górnego linii z eliminacją ekstremalnych wartości,
9. średni stosunek obszaru dolnego do obszaru środkowego linii,
10. średni stosunek obszaru dolnego do obszaru środkowego linii z eliminacją ekstremalnych wartości,
11. średnia wartość stosunku obszaru odstępów pomiędzy liniami do obszaru środkowego linii,
12. wariancja obszaru odstępów pomiędzy liniami,
13. średnia długość marginesów w stosunku do szerokości obrazu,
14. średnia długość lewego marginesu w stosunku do szerokości obrazu,

15. wariancja długości lewego marginesu,
16. rozszerzanie lub zwężanie lewego marginesu pomiędzy liniami,
17. średnia długość wyrazów w stosunku do szerokości obrazu,
18. średnia długość odstępów pomiędzy wyrazami w stosunku do szerokości obrazu,
19. średni stosunek długości wyrazów do długości odstępów pomiędzy nimi,
20. wariancja długości odstępów pomiędzy wyrazami,
21. średnia liczba wyrazów na wiersz,
22. średnia długość rozstawienia liter w wyrazach,
23. średni stosunek długości rozstawienia liter do długości wyrazów,
24. wariancja długości rozstawienia liter,
25. wartość pochylenia pisma.

## 6.6. Spis przyporządkowanych cech osobowości

Wybrane cechy osobowości powiązane są z grafologicznymi interpretacjami właściwości wyodrębnianych elementów pisma. Nie są to jednak proste przyporządkowania jeden do jeden, lecz ich zależności są złożone. Wpływ na pojedynczą cechę osobowości mają częściowo wszystkie wyodrębnione własności. Cechy charakteru dobrane są w pary o przeciwstawnym znaczeniu, dzięki czemu łatwiej można określić stopień w jakim występują u osoby piszącej.

1. planowość  $\iff$  spontaniczność
2. optymizm  $\iff$  pesymizm
3. opanowanie  $\iff$  porywczność
4. pasywność  $\iff$  aktywność
5. powściągliwość  $\iff$  brak umiaru
6. lenistwo  $\iff$  pracowitość
7. konserwatyzm  $\iff$  postępowość
8. otwartość  $\iff$  zamkniętość
9. odosobnienie  $\iff$  towarzyskość

10. stałość  $\iff$  zmienność
11. dominacja  $\iff$  uległość
12. gadatliwość  $\iff$  małomówność
13. śmiałość  $\iff$  nieśmiałość
14. odpowiedzialność  $\iff$  beztroska
15. konfliktowość  $\iff$  ugodowość
16. staranność  $\iff$  niedokładność
17. wrażliwość  $\iff$  nieczułość
18. cierpliwość  $\iff$  niecierpliwość
19. surowość  $\iff$  łagodność
20. zaangażowanie  $\iff$  obojętność

## 7. Charakterystyka bazy danych

Baza danych wykorzystywana jest w systemie przez moduł uczący sieć neuronową. Powstała ona w wyniku badania ankietowego opisanego w sekcji 7.2.

### 7.1. Struktura danych

Dane przechowywane są w postaci pliku tekstowego. Każdy wiersz (rekord) tego pliku posiada informacje dotyczące własności zeskanowanego pisma odręcznego oraz przypisane im cechy osobowości. Pierwsze 25 kolumn oznacza kolejne własności, zgodne z opisem w sekcji 6.5, a ostatnie 20 kolumn to cechy osobowości przedstawione w sekcji 6.6. Wartości zapisane są jako liczby zmiennoprzecinkowe o różnych znakach i zakresach. Każda ankieta zawiera po 2 próbki pisma odręcznego. Podczas przetwarzania i wyznaczania własności tych próbek użyto zmienną liczbę segmentów: od 7 do 9 włącznie (podsekcja 8.3.2), zwiększając tym samym liczbę rekordów w bazie danych. W rezultacie składa się ona z 396 rekordów.

W związku z tym, że liczba własności, a co za tym idzie liczba wartości wejściowych sieci neuronowej jest stosunkowo duża, występuje problem nadmiernego dopasowania w procesie uczenia (ang. *overfitting*). Jednym z rozwiązań tego problemu jest skonstruowanie odpowiednio dużego zbioru danych wejściowych. Tłumaczy to decyzję o wprowadzeniu zmiennej liczby segmentów dla każdego obrazu. Operacja ta nie zmienia znacząco wartości obliczonych własności, wprowadzając przy tym więcej wariacji danych.

### 7.2. Wykorzystanie ankiety

Celem przeprowadzenia ankiety jest zgromadzenie danych wymaganych do nauczania sieci neuronowej, która umożliwi rozpoznawanie wzorców własności pisma i przyporządkowywanie im wybranych cech osobowości. Adresatami ankiety są osoby, u których zdążyły się wykształcić indywidualne cechy graficzne pisma (grafizm). Ankietowanych było 66 osób lewo i prawo ręcznych, w wieku od 16 do 60 lat, w tym kobiety i mężczyźni. Każdej z nich przedstawiono jednakowy formularz pokazany na rysunku B.1 i B.2, składający się z dwóch sekcji: badającej pismo odręczne ankietowanych oraz ich cechy osobowości.

a	b	c	d	e
1	2	3	4	5

Tablica 7.1: Przyporządkowanie wartości liczbowych dla cech w ankiecie

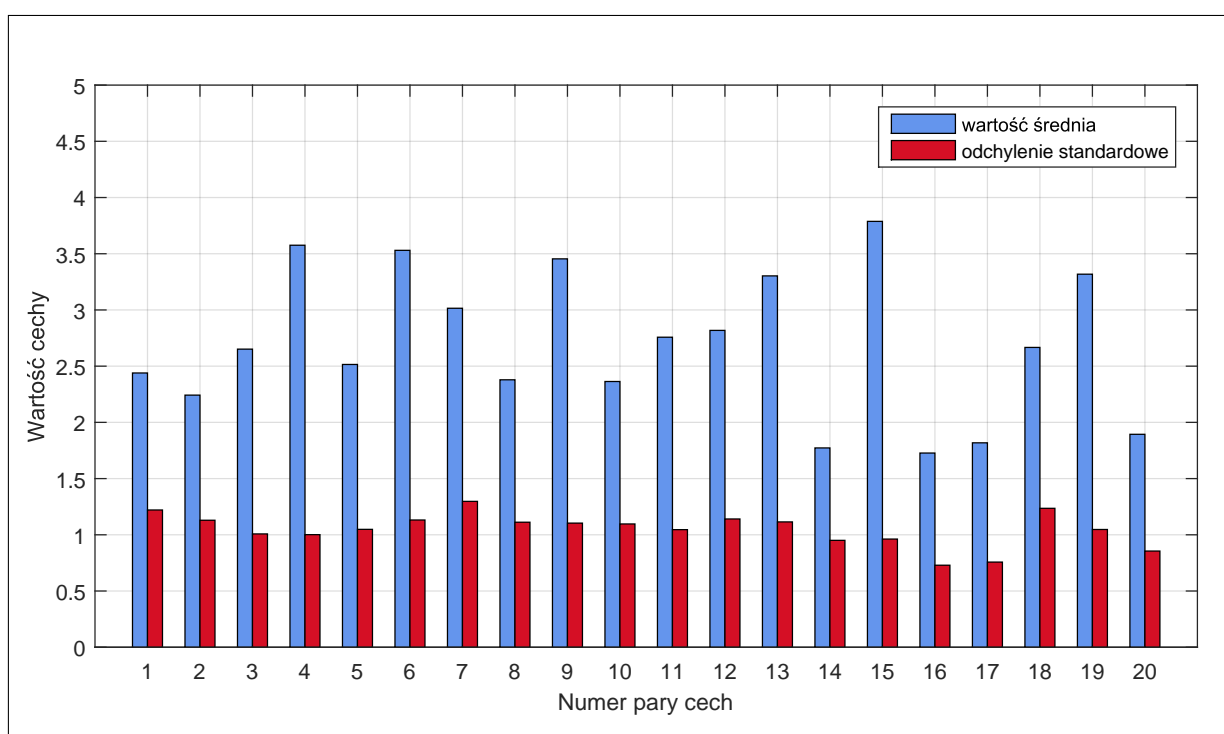
Ankieta drukowana była wyłącznie na kartkach w formacie A4, dzięki czemu wszyscy ankietowani przepisywali tekst do obramowanych obszarów o jednakowym rozmiarze. Umożliwiło to obliczenie takich własności elementów pisma odręcznego jak szerokości marginesów, długości wyrazów i wiele innych. Ankietowani zostali również poproszeni o korzystanie wyłącznie z długopisu bądź pióra, aby dodatkowo ujednolicić warunki przeprowadzanego badania. Do przepisania podany został tekst składający się z 13 słów (102 liter, przecinek i kropka), zawierający polskie znaki dialektyczne oraz litery znajdujące się w różnych obszarach względem linii tekstu.

Cechy osobowości zostały dobrane tak, by ankietowani mieli możliwość stosunkowo łatwej samooceny, bez korzystania z zaawansowanych kwestionariuszy osobowości, które często składają się z wielu pytań. W związku z tym cechy te wybrane zostały spośród podstawowych cech osobowości składających się na popularne modele charakteru. Wzięto również pod uwagę te, które bezpośrednio wiążą się z elementami pisma wykrywanymi przez zaimplementowaną w pracy aplikację. Kolejnym ułatwieniem jest zestawienie ze sobą w pary cech osobowości o przeciwnym znaczeniu. Ankietowani mieli możliwość wyboru stopnia w jakim jedna z nich jest im bliższa. Znaczenie stopni przedstawione jest w tabeli na rysunku B.2. Formularz składa się z 20 par cech osobowości (w sumie 40 cech).

### 7.3. Wartości statystyczne danych

Na rysunku 7.1 przedstawiono wartość średnią oraz odchylenie standardowe zaznaczanych w ankiecie wartości cech osobowości. Każdej parze cech przyporządkowano wartości całkowite z przedziału [1, 5] (dla kolejnych stopni zdecydowania), zgodnie z tabelą 7.1. Numeracja par cech na osi  $OX$  jest zgodna z numeracją w ankiecie (rysunek B.2) oraz w sekcji 6.6.





Rysunek 7.1: Odchylenie standardowe oraz średnia wartość cech osobowości



## 8. Charakterystyka aplikacji

Właściwą częścią przedstawionej pracy jest wspomniane w we wprowadzeniu, zaprojektowanie i zaimplementowanie systemu automatycznego rozpoznawania osobowości i stanu emocjonalnego człowieka na podstawie komputerowej analizy pisma odręcznego z wykorzystaniem metod sztucznej inteligencji. Aplikacja ma na celu udzielenie nadmienionych informacji, bez ingerencji eksperta w dziedzinie grafologii. System opiera się na metodzie zaprezentowanej we wcześniejszej części pracy. W tym rozdziale opisany został szereg procesów i algorytmów realizujących podane założenia.

### 8.1. Założenia początkowe

Na wejściu aplikacja otrzymuje skan lub zdjęcie obrazu w formacie obsługiwanym przez bibliotekę *OpenCV*. Szczegóły dotyczące wersji biblioteki oraz spis obsługiwanych formatów znajduje się w sekcji 8.5. Aplikacja przetwarza obrazy kolorowe lub monochromatyczne. Obraz musi posiadać odpowiedni kontrast, a pismo w nim zawarte musi być ciemniejsze od tła, tzn. musi posiadać niższą wartość przy konwersji do skali szarości. W przeciwnym przypadku ciemne fragmenty obrazu oznaczane są jako tekst, a to wyklucza poprawność działania aplikacji. Szczegóły dotyczące jakości obrazu oraz procesu wstępnego przetwarzania opisane są w podrozdziale 8.3.1. Rozmiar obrazu może być dowolny, a w praktyce nie powinien być mniejszy niż  $256 \times 256$  pikseli.

Znajdujący się na obrazie tekst nie może być odwrócony, a linie wierszy pochylone pod kątem większym niż wskazujący na to parametr (domyślnie  $45^\circ$ ). Tekst zapisany musi być na białej kartce papieru bez zaznaczonych linii, bądź kratek. Nachylenie pisma nie może przekraczać wartości  $45^\circ$  (wartość ta jest parametryczna, aczkolwiek nie zaleca się jej zwiększania). Całość tekstu nie powinna składać się wyłącznie z wielkich liter, bądź cyfr, ponieważ w małym stopniu posiadają one własności charakterystyczne dla pisma danej osoby.

Aplikacja przystosowana jest do przetwarzania tekstu w języku polskim, ponieważ użyta w programie baza danych składa się ze skanów pisma w tym języku. Mimo to aplikacja ma możliwość przetwarzania języków wywodzących się z alfabetu łacińskiego.

## 8.2. Funkcjonalność

Aplikacja ma za zadanie odczyt obrazu zawierającego pismo odręczne, wyznaczenie własności tego pisma, a następnie na tej podstawie, przyporządkowanie cech osobowości i stanu emocjonalnego osoby piszącej. Z perspektywy użytkownika, system pozwala na edycję wielu parametrów wejściowych, ustalanie trybu działania przedstawionego poniżej oraz wczytanie obrazu i obserwacji wyników przyporządkowania.

Program posiada trzy tryby działania, ściśle zależne od sposobu wykorzystania sieci neuronowej:

- **tryb uczenia** – w którym zaimplementowana w programie sieć neuronowa uczy się rozpoznawania cech osobowości na podstawie istniejącej bazy danych,
- **tryb analizy** – w którym po przetworzeniu własności tekstu przez sieć neuronową, następuje rozpoznanie cech osobowości osoby piszącej,
- **tryb weryfikacji** – łączący dwa wyżej wspomniane tryby, w którym po rozpoznaniu cech osobowości osoby piszącej, możliwa jest weryfikacja wyników oraz dodanie ich do bazy danych, co sprawia, że sieć neuronowa się doucza.

Funkcje zaimplementowanej aplikacji posiadają wiele parametrów, jest ona więc wysoce konfigurowalna, co może być pomocne w szczególnych przypadkach obrazów. Ustalone wartości domyślne tych parametrów są jednak dostosowane do większości przypadków.

## 8.3. Opis działania

W tej sekcji przedstawiony został szczegółowy opis działania zaimplementowanej aplikacji. Jej praca podzielona jest na etapy zgodnie z poniższymi podrozdziałami. Zaprezentowane zostały autorskie metody i algorytmy wyznaczania własności pisma oraz szczegóły dotyczące sposobów przetwarzania obrazu i wykorzystanej sieci neuronowej.

### 8.3.1. Przetwarzanie wstępne

Etap ten jest podstawą obliczeń w kolejnych częściach aplikacji. Przetworzony w nim obraz nie podlega zmianom do końca wykonywania się programu. Aby wyznaczanie własności tekstu przebiegło poprawnie, konieczna jest realizacja następujących procedur:

- konwersja obrazu do postaci monochromatycznej, a następnie odwrócenie wartości pikseli tak, aby elementy pisma miały największą wartość,
- usunięcie zakłóceń i szumów powstałych przy akwizycji obrazu, lub istniejących z powodu zanieczyszczeń kartki papieru bądź innych niedoskonałości,
- usunięcie elementów pisma przylegających do krawędzi obrazu,

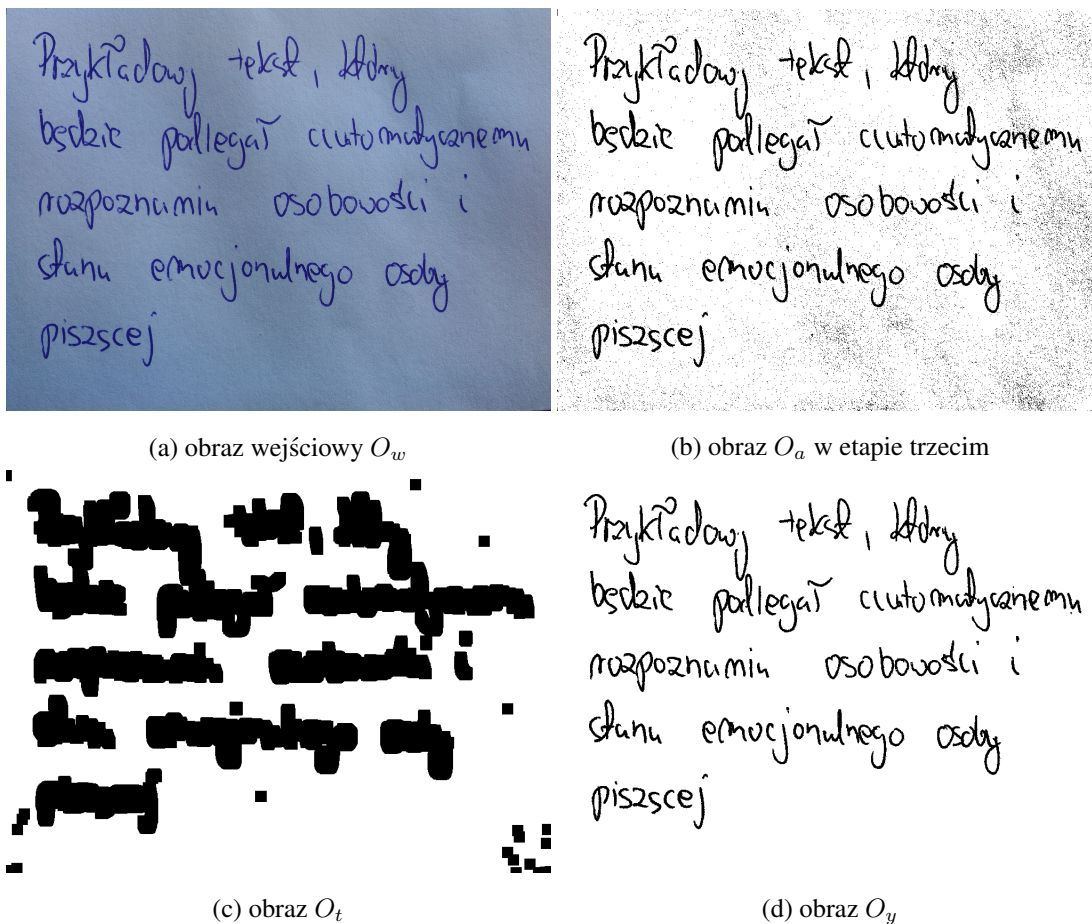
- zniwelowanie wpływu tła pisma, czyli wyzerowanie jego elementów, przy czym wziąć pod uwagę należy kolor kartki papieru, stopień lub niejednorodność oświetlenia,
- wyznaczenie fragmentów obrazu, na którym znajdują się elementy pisma, przy jednoczesnym uwzględnieniu jego odcieni w skali szarości, zależnych od nacisku pisania i położenia,
- normalizacja wartości pikseli do przedziału  $[0, 1]$ .

W celu spełnienia powyższych założeń zastosowano szereg operacji progowania, przekształceń morfologicznych i operacji logicznych na obrazach binarnych. Kroki zaproponowanej metody przedstawiono poniżej. Wprowadzono oznaczenia obrazów:  $O_w$  – obraz wejściowy,  $O_a$ ,  $O_t$  – obrazy poddawane osobnym przekształceniom przedstawionym w poniższych punktach,  $O_y$  – obraz wynikowy. Dodatkowo w celu przyspieszenia oraz uproszczenia obliczeń, rozmiar obrazu wejściowego podlega zmianie z zachowaniem proporcji wysokości i szerokości takiej, by jego szerokość wynosiła 1024 piksele. Przy tej operacji użyto metodę interpolacji dwuliniowej.

1. Dobór wielkości okien dla operacji morfologicznych oraz progowania adaptacyjnego na podstawie parametrów wejściowych. Wartość ta obliczana jest jako stosunek do rozmiarów obrazu.
2. Operacja konwersji do trybu monochromatycznego.
3. Progowanie adaptacyjne obrazu wejściowego  $O_w$  metodą *Gaussa*, po którym otrzymano obraz  $O_a$ .
4. Dwukrotne zastosowanie operacji otwarcia na obrazie  $O_a$  z kolejno większą i mniejszą maską.
5. Odwrócenie wartości pikseli obrazu  $O_w$  oraz  $O_a$  poprzez ich odjęcie od maksymalnej wartości jasności.
6. Progowanie obrazu wejściowego  $O_w$  z wartością  $v_p$  obliczoną jako część maksymalnej wartości  $v_{max}$  obrazu  $v_p = v_{max} \cdot r$ , gdzie domyślna wartość to  $r = 0.6$ . W wyniku tej operacji otrzymano obraz  $O_t$ .
7. Użycie morfologicznej operacji dylatacji na obrazie  $O_t$ .
8. Operacja logiczna *AND* na powstałych obrazach  $O_a$ ,  $O_t$  i obrazie wejściowym  $O_w$ . Wynikiem jest obraz  $O_y$ .
9. Wyzerowanie wartości przy krawędziach obrazu  $O_y$  o szerokości zgodnej z parametrem.
10. Normalizacja obrazu  $O_y$  do wartości z przedziału  $[0, 1]$ .

Przykład obrazów przetworzonych zgodnie z powyższymi punktami przedstawiony jest na rysunku 8.1.

Stworzono również osobną procedurę, która wstępnie przetwarza szczególny przypadek obrazu wejściowego, jakim jest obraz zeskanowany przy użyciu skanera. Tworzy on obrazy o wysokim kontraście tak, jak przy operacji progowania, a dodatkowo jasność elementów często reprezentowana jest poprzez



Rysunek 8.1: Przykład obrazów utworzonych w procesie przetwarzania wstępnego

rzadkość rozstawienia pikseli. W związku z tym, procedura w miejscu kroków 3 - 8 została zmieniona na przedstawione operacje:

3. Odwrócenie wartości pikseli obrazu  $O_w$  poprzez ich odjęcie od maksymalnej wartości jasności.
4. Użycie morfologicznej operacji zamknięcia na obrazie  $O_w$ , tworząc w wyniku obraz  $O_y$ .

### 8.3.2. Wyznaczenie wierszy tekstu

Ten fragment aplikacji jest najbardziej obszerny jeśli chodzi o stopień złożoności i czas wykonywania. Określenie miejsc położenia linii jest podstawowym parametrem wejściowym kolejnych algorytmów wyznaczania elementów pisma (rozdział 8.3.2). Dodatkowe rozróżnienie i klasyfikacja tych obszarów niesie ze sobą wiele informacji dotyczących pisma i pozwala na określenie wielu własności (rozdział 6.5).

Podstawą obliczeń jest geometria prostej w przestrzeni dwuwymiarowej zdefiniowanej równaniem 8.1, w której dziedzinę wyznacza rozmiar obrazu wejściowego:

$$Ax + By + C = 0 \quad (8.1)$$

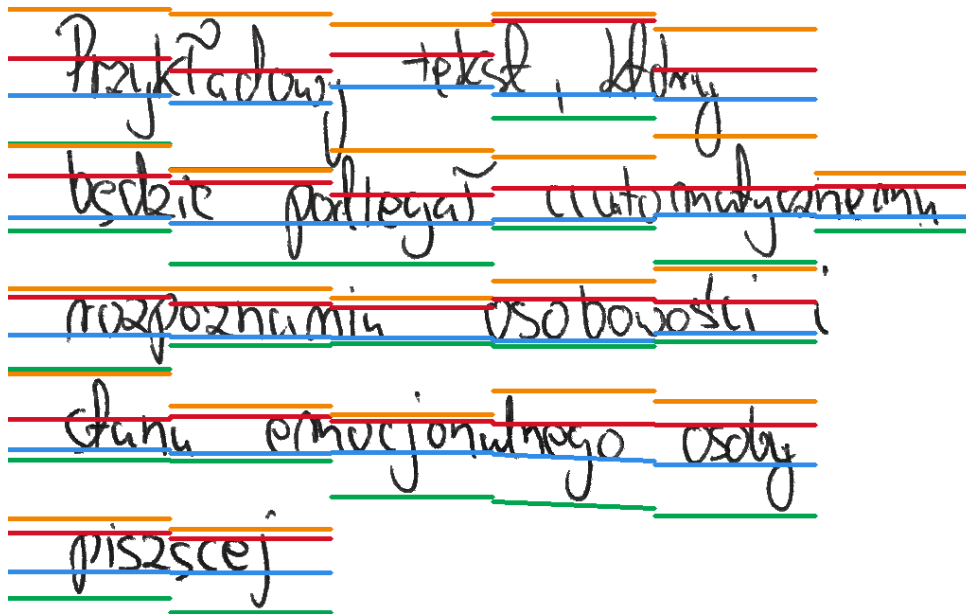
gdzie  $A$ ,  $B$ ,  $C$  to współczynniki prostej, a wartości całkowite  $x$  i  $y$  definiują współrzędne piksela na obrazie, odpowiednio szerokość i wysokość. Zadaniem tego etapu jest wyodrębnienie linii tekstu poprzez wskazanie położenia czterech prostych:

- prosta szczytowa,
- prosta górna,
- prosta dolna,
- prosta końcowa.

Przykład oznaczenia tych prostych przedstawiony jest na rysunku 8.2. Kolory pomarańczowy, czerwony, niebieski i zielony oznaczają kolejno proste szczytową, górną, dolną i końcową. Proste te definiują dodatkowo następujące obszary:

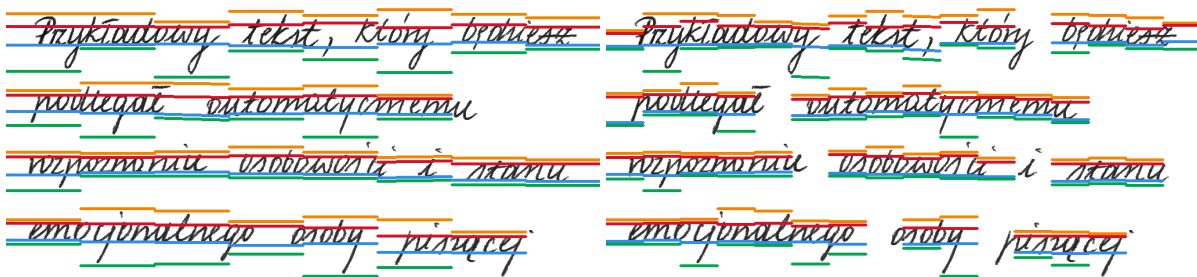
- obszar górny – pomiędzy prostą szczytową i górną,
- obszar środkowy – pomiędzy prostą górną i dolną,
- obszar dolny – pomiędzy prostą dolną i końcową.

Pierwszym krokiem algorytmu jest podzielenie obrazu na segmenty o szerokości zależnej od parametru i długości równej wysokości obrazu wejściowego. Na każdym z osobna przeprowadzane są te same procedury. Im większy podział, tym proste wymienione powyżej są ściślej dopasowane do wierszy. Z drugiej jednak strony, mniejszy podział pozwala na dokładniejsze i bardziej ogólne określenie pochylenia pisma, dodatkowo generując mniej przypadkowych błędów dopasowania, które trzeba korygować.



Rysunek 8.2: Przykład oznaczenia prostych opisujących linię tekstu

W celu uzyskania najlepszych wyników, należy ten parametr dobrać tak, aby liczba segmentów była mniej więcej równa podwojonej średniej liczbie wyrazów w wierszu. Przykład wyboru różnej liczby segmentów przedstawiony jest na rysunku 8.3.

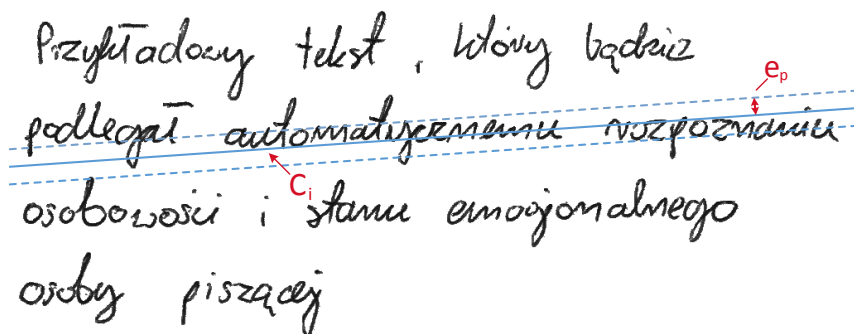


Rysunek 8.3: Przykład podziału obrazu na odpowiednio 8 i 16 segmentów

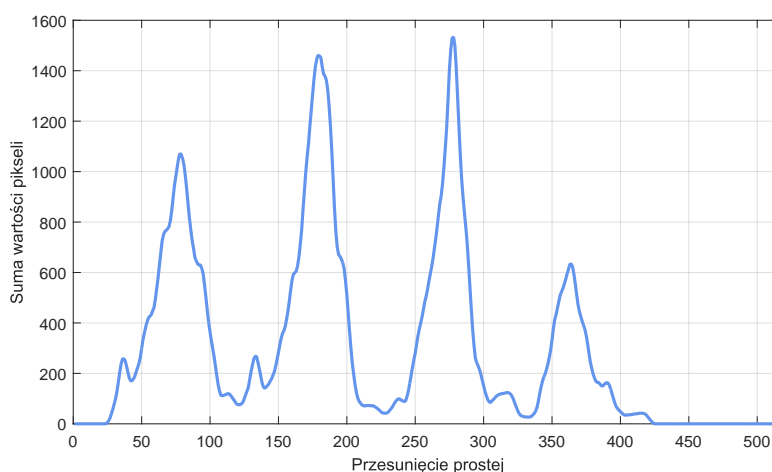
Następnie dla danego segmentu obraz skanowany jest prostymi o różnym nachyleniu  $S = \frac{A}{B}$ , z przedziału  $S \in [S_{min}, S_{max}]$  i o zadanym kroku  $s_0$ . Przy czym  $S_i$  to aktualne nachylenie prostej, obliczonej ze wzoru  $S_i = S_{min} + s_0 \cdot i$ , gdzie  $i$  jest numerem iteracji. Skanowanie polega na dopasowywaniu prostej o wybranym nachyleniu do obrazu i obliczenie sumy wartości pikseli odległych od tej prostej o mniej niż zadany epsilon  $e_p$ . W ten sposób utworzony zostaje histogram w którym pozycja to wartość przesunięcia prostej  $C_i = c_0 \cdot i$ , gdzie  $c_0$  to ustalona wartość kroku, a  $i$  to numer iteracji, podobnie jak w przypadku nachylenia. Przykład utworzonego histogramu przedstawiony jest na rysunku 8.4. Wi-



dać na nim wyraźnie zaznaczone cztery wiersze jako ekstrema lokalne, oraz wartości tych ekstremów związanych z długością wierszy. Obraz przetwarzany był w całości, jako pojedynczy segment.



(a) Przetwarzany obraz



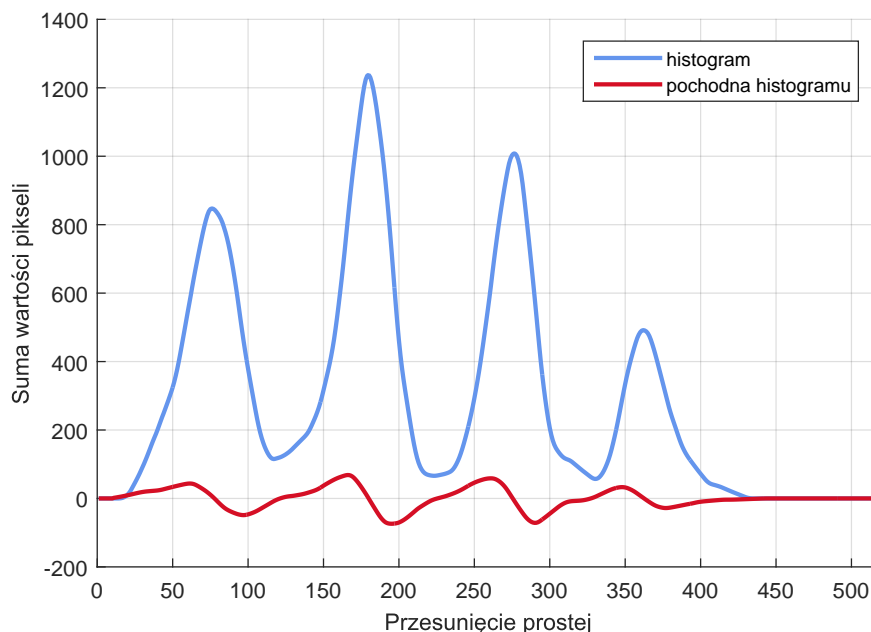
(b) Wygenerowany histogram

Rysunek 8.4: Przykład histogramu dla obrazu i prostej o nachyleniu  $S_i = 0.04$ 

W celu zwiększenia szybkości obliczeń histogramu, algorytm pobiera kolejne wartości położenia pikseli i na ich podstawie wyznacza przesunięcia prostych  $C_i$ , dla których odległość jest mniejsza niż epsilon. Mając te informacje zwiększona zostaje wartość histogramu na określonej pozycji o wartość tego pikseli.

Kolejnym krokiem jest przetwarzanie wstępne otrzymanego histogramu, na które składa się filtrowanie medianowe i uśredniające o zadanym oknie. Obliczana jest pochodna z histogramu, która jest podstawą do wyznaczania prostej górnej i dolnej. Przykład przefiltrowanego histogramu i jego pochodna przedstawiony jest na rysunku 8.5.

Ekstrema lokalne pochodnej histogramu wskazują na miejsca przesunięcia prostej  $C_i$ , dla których zmiana sumy wartości przylegających pikseli była największa. Prosta górna zaznaczana jest tam gdzie występuje maksimum, a prosta dolna minimum. Aby ograniczyć liczbę dopasowanych prostych, wprowadzono kryterium najmniejszej odległości pomiędzy wyznaczonymi prostymi oraz kryterium najmniej-



Rysunek 8.5: Przykład użycia filtrów na histogramie z rysunku 8.4 i obliczona pochodna

szej wartości bezwzględnej pochodnej histogramu obliczanej na podstawie ekstremum globalnego. Dodatkowo najbliższymi sąsiadami danej prostej nie może być prosta tego samego typu (górną lub dolną). Na podstawie zdefiniowanych prostych górnych i dolnych prosta szczytowa i końcowa oznaczane są pomiędzy nimi w miejscu, gdzie występują minima lokalne oryginalnego, nieprzefiltrowanego histogramu. Pojedynczy histogram wskazuje na proste o tym samym pochyleniu  $S_i$ .

W ten sposób otrzymano zbiór wszystkich wymienionych typów prostych o różnym nachyleniu i przesunięciu w danym segmencie. Przyszedł czas, aby wybrać te najlepiej dopasowane i uporządkować w czwórki definiujące wiersze tekstu. Najlepiej dopasowana prosta to taka, której wartość bezwzględna różnicy sumy pikseli oddalonych o zadany epsilon po obu stronach tej prostej jest największa. Liczbę tę można uzyskać na przykład za pomocą pochodnej histogramu. W związku z tym, że proste górna i dolna są najważniejsze z punktu widzenia własności wierszy tekstu, po ich wybraniu proste szczytowa i końcowa są dopasowywane na podstawie tej samej wartości pochylenia  $S_i$ .

Poprawnie wyznaczone wiersze muszą spełniać poniższe kryteria:

- obszary wyznaczone przez proste dwóch różnych wierszy są rozłączne,
- wiersz posiada dokładnie cztery proste – szczytową, górną, dolną i końcową,
- wartości prostych w środku przedziału danego segmentu zachowują kolejność:  
p. szczytowa  $\geq$  p.górna  $>$  p. dolna  $\geq$  p.końcowa,
- obszar lub różnica wysokości wartości środkowych dla danego segmentu jest większa od zadanego parametru wejściowego,

- obszar lub różnica wysokości pomiędzy najbliższymi prostymi dwóch różnych wierszy jest większa od zadanego parametru wejściowego,
- liczba wierszy jest mniejsza niż wartość maksymalna zadana przez parametr wejściowy.

Dobór prostych realizujących podane kryteria przebiega następująco:

1. Rozpoczynając od góry segmentu obrazu, szukany jest pierwszy rozłączny zbiór prostych górnych. Z tego zbioru wybierana jest najlepiej dopasowana prosta.
2. Następnie, iterując dalej w dół obrazu, szukany jest pierwszy rozłączny zbiór prostych dolnych, których różnica wysokości od prostej górnej jest większa od zadanego parametru. Podobnie jak poprzednio wybierana jest najlepiej dopasowana prosta.
3. Prosta szczytowa to pierwsza wskazana prosta tego typu, iterując w górę od prostej górnej, której pochylenie równe jest pochyleniu tej prostej.
4. Prosta końcowa to pierwsza wskazana prosta tego typu, iterując w dół od prostej dolnej, której pochylenie równe jest pochyleniu tej prostej.
5. Proste porządkowane są w wiersz i cała procedura rozpoczyna się na nowo (od punktu pierwszego) od miejsca wyznaczenia ostatniej prostej końcowej.

Na koniec wiersze z każdego segmentu łączone są w linie. Dopasowywane są one do siebie, jeżeli różnica wysokości pomiędzy nimi jest możliwie najmniejsza i nie przekracza wartości zadanej parametrem. Jeżeli dla danego wiersza nie istnieje taki odpowiednik, staje się on początkiem nowej linii. Aplikacja w tym fragmencie przetwarzania zwraca zbiór linii, na które składają się lista czterech dopasowanych prostych do wierszy. Na podstawie wyznaczonych linii tekstu możliwe jest uzyskanie wielu własności pisma opisanych w rozdziale 6.5.

### 8.3.3. Wyznaczenie pochylenia tekstu

W przeciwieństwie do uprzednio wyznaczonych linii tekstu, pochylenie pisma określa tylko jedną jej własność, aczkolwiek najbardziej znaczącą w kontekście przyporządkowania cech osobowości. W tym przypadku obraz przetwarzany jest w całości, bez podziału. Wyznaczana jest pojedyncza, uśredniona wartość pochylenia pisma. Przewagą takiego podejścia jest to, że wszystkie pociągnięcia pisma biorą udział w obliczaniu jego pochylenia, a nie tylko te, które znajdują się w obszarach dolnym i górnym.

Do obliczeń w tym fragmencie aplikacji wykorzystano zmieniony i uproszczony model prostej. Różni się on od tego użytego przy wyznaczaniu linii tym, że wykorzystuje jedynie odwrotne nachylenie  $I = \frac{B}{A} = \frac{1}{S}$  w celu określenia położenia punktów na tej prostej z zadanym krokiem. Zdefiniowany został wektor przesunięcia,

$$\vec{p} = [x_p, y_p], \quad x_p = \frac{s_p}{\sqrt{I^2 + 1}}, \quad y_p = I \cdot x_p \quad (8.2)$$



Rysunek 8.6: Przykład ujemnej wartości pochylenia pisma obliczonej przez aplikację



Rysunek 8.7: Przykład dodatniej wartości pochylenia pisma obliczonej przez aplikację

gdzie  $s$  to ustalona wartość długości kroku  $s_p = \sqrt{x_p^2 + y_p^2}$ . Za pomocą tego wektora uzyskuje się współrzędne następnego punktu przetwarzania.

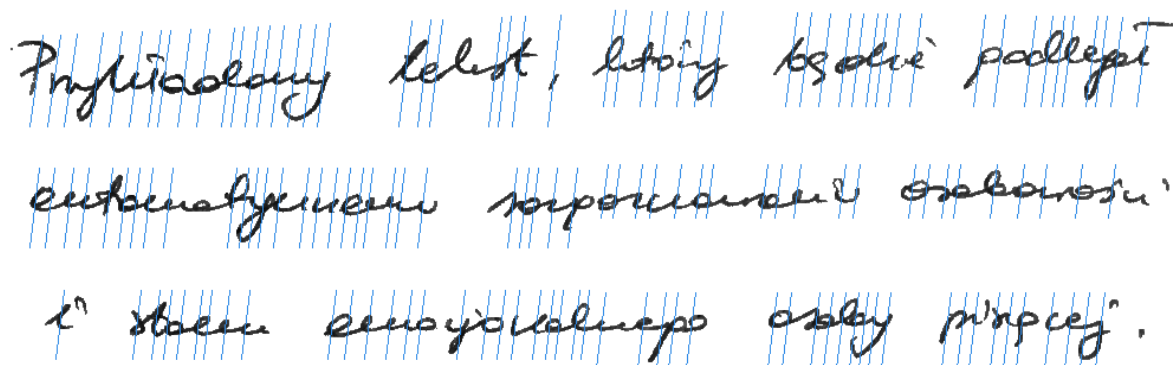
Globalna wartość pochylenia pisma  $I_g$  obliczana jest jako średnia ważona wyników dla wszystkich pochyłeń z przedziału  $I \in [I_{min}, I_{max}]$ , o zadanym kroku  $i_0$ . Procedura rozpoczyna się od oznaczenia współrzędnych początkowych na krawędziach obrazu. Konkretnie na górnej krawędzi i jednej z krawędzi bocznych, w zależności od znaku aktualnie badanego nachylenia  $I_i$ . Odległości pomiędzy tymi współrzędnymi na krawędzi górnej wynoszą  $d_g = s_p$ , a na krawędzi bocznej  $d_b = |\frac{s_p}{I_i}|$ , lub ich brak w przypadku gdy  $I_i = 0$ . Zaczynając od punktów startowych i iterując zgodnie z wektorem przesunięcia  $\vec{p}$ , sprawdzane jest czy w sąsiedztwie punktu nie występuje tekst (niezerowa wartość piksela). Wielkość obszaru sąsiedztwa definiowana jest przez parametr wejściowy. Nieprzerwany ciąg punktów, dla których w sąsiedztwie występuje tekst, oznaczany jest jako pociągnięcie pisma, a jego długość  $d_{ij}$  jest zapamiętywana razem z pochyleniem  $I_i$ . Wynikiem jest zbiór długości krawędzi większej niż zadany parametr, pomnożony przez pochylenie  $I_i$ . Po obliczeniu średniej ważonej tego zbioru otrzymuje się wynik globalnego pochylenia pisma:

$$I_g = \frac{\sum_i \left( I_i \cdot \sum_j d_{ij} \right)}{\sum_{i,j} d_{ij}} \quad (8.3)$$

Przykłady obliczonych pochyłeń pisma przedstawione są na rysunku 8.6 i 8.7.

#### 8.3.4. Wyznaczenie wyrazów i odstępów tekstu

Określenie położenia wyrazów i odstępów w tekście, a co za tym idzie również ich długości, odbywa się na podstawie zdefiniowanych wcześniej linii oraz globalnego pochylenia pisma. Zaczynając od lewej strony każdej z linii, wyznaczane są punkty startowe położone na prostych końcowych, w odstęp-



Rysunek 8.8: Przykład oznaczenia rozstawienia liter pisma

pach zadanych krokiem  $s_p$ . Zgodnie ze wzorem 8.2 oraz wartością globalnego pochylenia  $I_g$ , wyliczany jest wektor przesunięcia  $\vec{p}_g$ . Dla każdego z tych punktów obliczane są punkty współliniowe, położone w obszarze linii tekstu, zgodnie z przesunięciem o wektor  $\vec{p}_g$ . W zależności od tego, czy choć jeden z punktów współliniowych posiada w swoim obszarze sąsiednim (określony przez parametr) niezerową wartość piksela, punkt początkowy (referencyjny) oznaczany jest jako część wyrazu lub odstępu.

Wektor oznaczonych jako wyraz lub odstęp punktów, podlega operacji zmiany przynależności elementów, których odległości między sobą są krótsze niż zadany parametr wejściowy. W ten sposób eliminuje się przerwy w pojedynczym wyrazie lub artefakty tekstu, które nie można zaklasyfikować jako wyraz.

Odnajdując miejsca zmiany typu oznaczonych punktów, określone są początki wyrazów i odstępów tekstu. Natomiast suma odległości pomiędzy tymi punktami wskazuje na wartości szerokości tych elementów tekstu.

### 8.3.5. Wyznaczenie rozstawienia liter w wyrazach

Obecnie prezentowany fragment przetwarzania aplikacji działa w analogiczny sposób do wyznaczania wyrazów i odstępów tekstu. Posiadając informacje o położeniu wyrazów oraz globalnym pochyleniu pisma, definiowane są punkty referencyjne w odstępach zadanych krokiem  $s_p$ . Tak jak poprzednio, obliczany jest wektor przesunięcia  $\vec{p}_g$ , a za jego pomocą punkty współliniowe z tymi punktami referencyjnymi. Różnica polega na tym, że dla każdego punktu referencyjnego obliczana jest długość pociągnięcia pisma wzdłuż punktów współliniowych. W miejscach gdzie wartość długości pociągnięcia jest większa od wartości zadanej parametrem, oznaczane są punkty, dzięki którym możliwe jest obliczenie własności rozstawienia liter. Na koniec usuwane są oznaczone punkty referencyjne, które położone są za blisko siebie, poprzez wybór tego, dla którego wartość długości pociągnięcia pisma jest największa. Przykład oznaczenia rozstawienia liter wraz z wizualizacją globalnego nachylenia przedstawiony jest na rysunku 8.8.

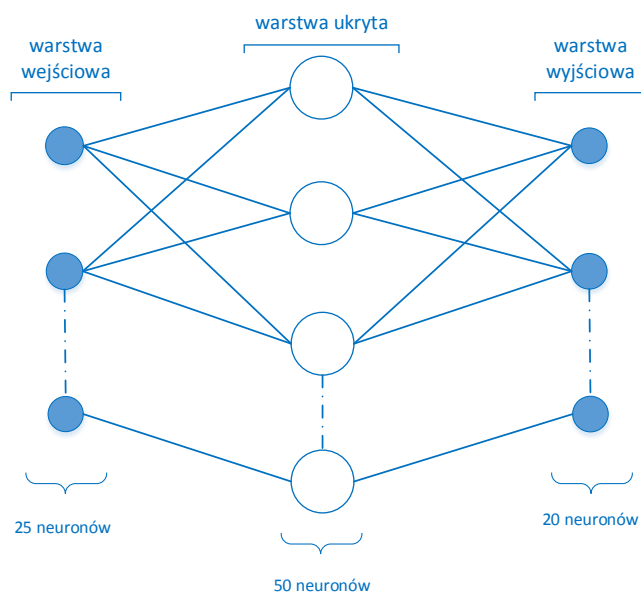
### 8.3.6. Obliczanie własności wyznaczonych parametrów

Elementy tekstu oznaczone w sposób przedstawiony w poprzednich sekcjach, posiadają wiele informacji dotyczących struktury pisma. Pełna lista własności obliczonych na ich podstawie, znajduje się w sekcji 6.5. Są one wartościami wejściowymi sieci neuronowej i na ich podstawie przebiega klasyfikacja cech osobowościowych i stanu emocjonalnego osoby piszącej. Oto lista przykładowych informacji na podstawie których wyznaczane są własności tekstu:

- Linie tekstu:
  - pola powierzchni obszarów
  - położenie linii (wysokości)
  - pochylenie linii
  - różnica wartości pomiędzy segmentami
- Pochylenie pisma:
  - wartość pochylenia
  - znak wartości pochylenia
- Wyrazy i odstępy tekstu:
  - długość wyrazów i odstępów
  - długość marginesów
  - liczba wyrazów i odstępów w linii
- Rozstawienie liter w wyrazach:
  - liczba pociągnięć w wyrazach
  - odległości pomiędzy pociągnięciami

### 8.3.7. Zastosowanie sieci neuronowej

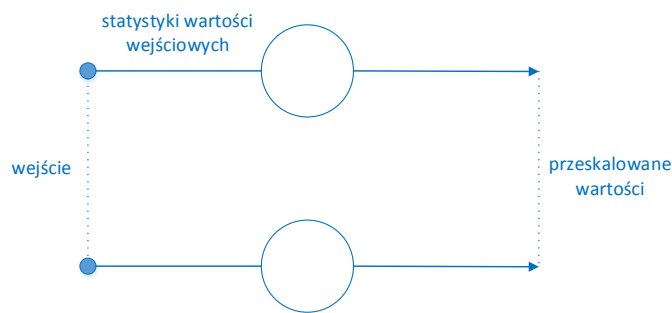
Sposobem na określenie cech osobowości osoby piszącej jest realizacja zadania rozpoznawania wzorców (*ang. Pattern Recognition*). Posiadając obliczony zbiór własności tekstu oraz przypisane im cechy na etapie uczenia, można próbować odnaleźć związek pomiędzy tymi wartościami. Potrzebne informacje zawarte są w bazie danych uzyskanej za pomocą ankiety lub w trakcie korzystania z aplikacji przez użytkownika. Metodą pozwalającą na realizację tego zadania jest zastosowanie uczącej się sieci neuronowej. Po procesie uczenia, określone są właściwości pisma znajdującego się na obrazie, a następnie wartości te przekazywane są do warstwy wejściowej sieci, dzięki czemu obliczane są odpowiednie cechy osobowości.



Rysunek 8.9: Architektura zastosowanej sieci neuronowej

Dane uczące reprezentowane są jako macierz, w której każdy wiersz (wektor) zawiera informacje dotyczące własności pisma na pojedynczym obrazie oraz przypisane im cechy osobowości. Dane podlegające weryfikacji są wektorem nie posiadającym przypisanych cech. Podczas inicjalizacji sieci neuronowej użyta jest baza danych w postaci pliku, w którym każdy wiersz to wektor uczący.

Sieć neuronowa w aplikacji stworzona została zgodnie ze specyfikacją opisaną w rozdziale 6.4 oraz zgodnie z użytą biblioteką *OpenNN*. Wybrana architektura tej sieci przedstawiona jest na rysunku 8.9. Sieć neuronowa składa się z warstwy wejściowej, wyjściowej i jednej warstwy ukrytej. Liczba neuronów warstw wejściowej i wyjściowej równa jest odpowiednio liczbie wyznaczanych własności tekstu (25 neuronów) oraz liczbie przyporządkowywanych cech osobowości (20 neuronów). Liczba neuronów warstwy ukrytej to 50 neuronów. Zaimplementowana sieć posiada również warstwy skalujące wartości wejściowe i wyjściowe, dzięki czemu są one normalizowane. Liczba neuronów tych warstw równa jest liczbie neuronów warstwy wejściowej i wyjściowej. Prosty schemat warstwy skalującej przedstawiony jest na rysunku 8.10. Funkcje skalowania wyznaczone są na podstawie zebranych wcześniej statystyk danych wejściowych. Dla warstwy wejściowej obliczane jest odchylenie standardowe, a wyjściowej różnica wartości minimalnej i maksymalnej.



Rysunek 8.10: Schemat warstwy skalującej wartości wejściowe

Aplikacja ma możliwość zapisu i odczytu stworzonej sieci neuronowej do formatu *XML*. Po etapie uczenia rejestrowane i tworzone są statystyki jego przebiegu.

Celem uczenia sieci neuronowej jest minimalizacja sumy kwadratów błędów w odniesieniu do celu, którym jest odnalezienie wartości cech osobowości. użytą strategią uczenia sieci neuronowej jest metoda *quasi-Newtona*, która jest algorytmem szukania ekstremów lokalnych funkcji. Rozpatrywaną funkcją jest funkcja optymalizacji jakości wyniku. Kryteriami zakończenia procesu uczenia są:

- wartość bezwzględna przyrostu jest mniejsza od wartości minimalnej,
- zwiększenie jakości wyniku jest mniejsze niż ustalona wartość,
- funkcja jakości osiągnęła zamierzoną wartość,
- osiągnięto maksymalną liczbę epok,
- przekroczono maksymalny czas obliczeń.

W trakcie inicjalizacji sieci 75% rekordów w bazie danych użytych zostało w procesie uczenia, a pozostałe 25% jako zbiór testowy. Celem testowania jest porównanie wartości wyjściowych i zamierzonych.

## 8.4. Parametry wejściowe funkcji

Parametry funkcji zostały zdefiniowane tak, aby zniwelować wpływ rozmiaru przetwarzanego obrazu, jak również rozmiarów tekstu oraz jego ilości. W związku z tym większość parametrów określanych jest jako proporcje w stosunku do reszty współczynników. Współczynnikiem tym głównie jest rozmiar obrazu wejściowego, ale na przykład są nim również długości histogramów lub szerokości segmentów.

Każda klasa odpowiedzialna za wyznaczanie elementów tekstu posiada zdefiniowane parametry domyślne, które dostosowane są do typowych przypadków obrazów wejściowych. Oto przykłady najbardziej istotnych parametrów, ich wartości domyślne oraz opisy:



```
#define HISTOGRAM_BASELINE_STEP 1.0
#define HISTOGRAM_BASELINE_EPSILON 4.0
#define EXTRACT_PARTITION_RATIO 0.1
#define BASELINES_TOP_EPSILON 1.0
#define POINT_STEP 1.0
#define POINT_EPSILON 1.0
```

- *HISTOGRAM\_BASELINE\_STEP* określa wartość przesunięcia prostych skanujących obraz  $c_0$ , podczas tworzenia histogramu.
- *HISTOGRAM\_BASELINE\_EPSILON* określa wartość odległości od każdej prostej  $C_i$ , w zasięgu której piksele są dodawane do histogramu.
- *EXTRACT\_PARTITION\_RATIO* określa wartość szerokości podziału obrazu na segmenty jako stosunek do szerokości obrazu wejściowego.
- *BASELINES\_TOP\_EPSILON* określa minimalną wartość ekstremum lokalnego pochodnej histogramu, dla której wyznaczane są proste opisujące wiersze tekstu, jako stosunek do wartości maksymalnej tego histogramu.
- *POINT\_STEP* określa wartość kroku dla punktów pochylenia tekstu.
- *POINT\_EPSILON* określa odległość od punktu kroku, w sąsiedztwie którego szukana jest niezera wartość piksela.

Wszystkie obliczone wartości mają wymiar piksela.

## 8.5. Narzędzia i biblioteki

Aplikacja w całości została zaimplementowana przy użyciu języka programowania C/C++. Środowiskiem implementacji jest *Microsoft Visual Studio Professional 2012 Version 11.0.50727.1 RTMREL*, wraz z kompilatorem *MS C/C++ Compiler 11.0.61030 - VC++11* i systemem operacyjnym *Microsoft Windows 8.1*. W pracy użyte zostały biblioteki:

– *OpenCV 2.4.9* –

Zaawansowana biblioteka *open-source* z licencją *BSD*, która zawiera parę setek algorytmów przetwarzania i rozpoznawania obrazu [3]. Składa się z wielu modułów, natomiast w pracy najczęściej używane były:

- *core* – moduł definiujący podstawowe struktury danych,
- *imgproc* – moduł przetwarzania obrazów (filtrowanie, przekształcenia geometryczne itp.),

- *highgui* – moduł interfejsu użytkownika.

– *OpenNN 2.0* –

Biblioteka z licencją *LGPL*, napisana w języku *C/C++*, implementująca funkcjonalność sieci neuronowych. Przeznaczona jest dla użytkowników posiadających wiedzę na temat *Uczenia Maszynowego (Machine Learning)*. *OpenNN* zapewnia efektywny *framework* dla budowy aplikacji oraz badań dotyczących *Data Mining*'u. Jej główną zaletą jest wysoka wydajność, szybkość wykonywanych operacji i alokacji pamięci oraz wielowątkowość. Typowymi zadaniami, które realizuje są funkcje regresji, rozpoznawanie wzorców i predykcja szeregów czasowych [4].

Biblioteka wspiera podane formaty obrazów:

*\*.bmp, \*.dib, \*.jpeg, \*.jpg, \*.jpe, \*.jp2, \*.png, \*.pbm, \*.pgm, \*.ppm, \*.sr, \*.ras, \*.tiff, \*.tif.*

## 8.6. Testy wydajnościowe

Ważnym aspektem każdego systemu jest złożoność czasowa i wydajność, z uwzględnieniem wszelkich możliwych danych wejściowych. W tej sekcji przedstawiono zestawienie czasów wykonywania różnych fragmentów aplikacji. Aplikacja posiada kilka trybów działania, a każdy z nich odznacza się inną złożonością obliczeniową. Wzięto również pod uwagę zmiany czasu wykonywania przy regulacji niektórych parametrów.

Testy przeprowadzono na komputerze o podanych parametrach technicznych:

**Procesor:** Intel(R) Core(TM) i7-4700MQ CPU @ 2.40GHz

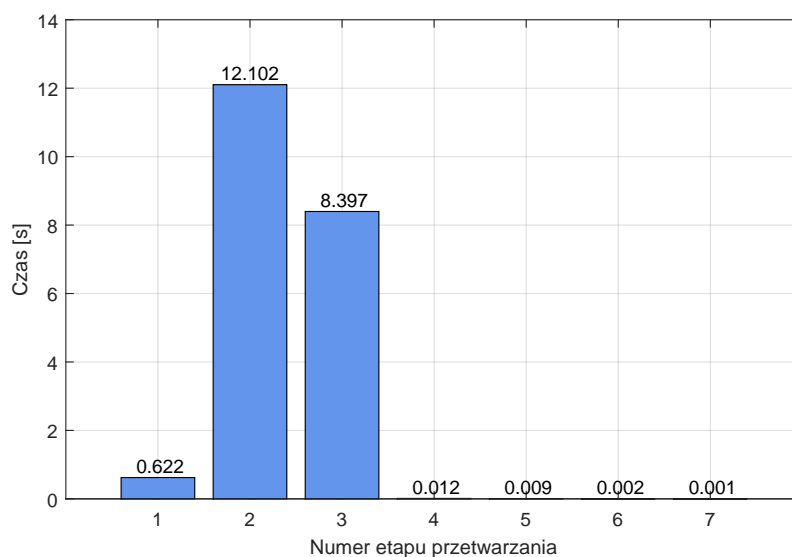
**Zainstalowana pamięć RAM:** 16.0 GB (dostępne 15.7 GB)

**Typ systemu:** 64-bitowy system operacyjny, procesor x64

Test 1. Rozkład czasowy przetwarzania kolejnych etapów procesu wyznaczania cech osobowości przedstawiony został na rysunku 8.11. Proces ten składa się z następujących etapów:

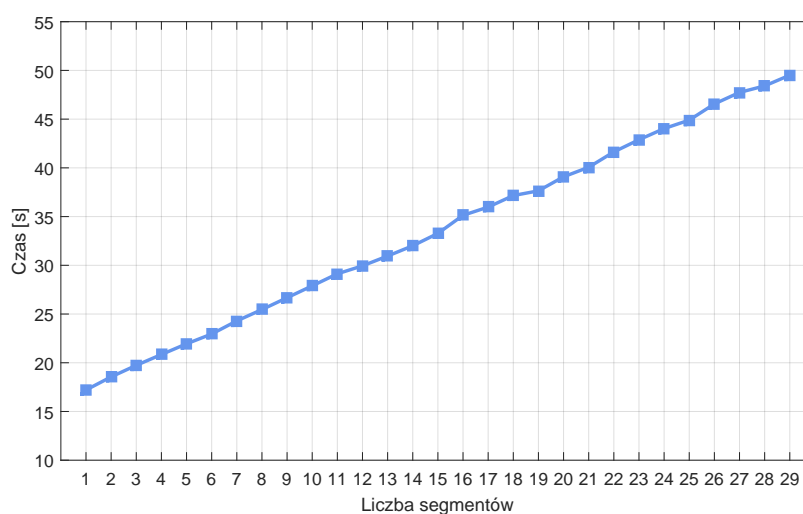
1. przetwarzanie wstępne,
2. wyznaczanie wierszy tekstu,
3. wyznaczanie pochylenia tekstu,
4. wyznaczanie rozstawienia liter,
5. wyznaczanie wyrazów i odstępów,
6. obliczanie własności wyznaczonych parametrów,
7. obliczenie cech osobowości na podstawie nauczonej sieci neuronowej.

Numeracja na osi  $OX$  jest zgodna z powyższymi punktami. Wyniki są średnią wartością z czterech osobnych uruchomień programu dla tego samego obrazu wejściowego.



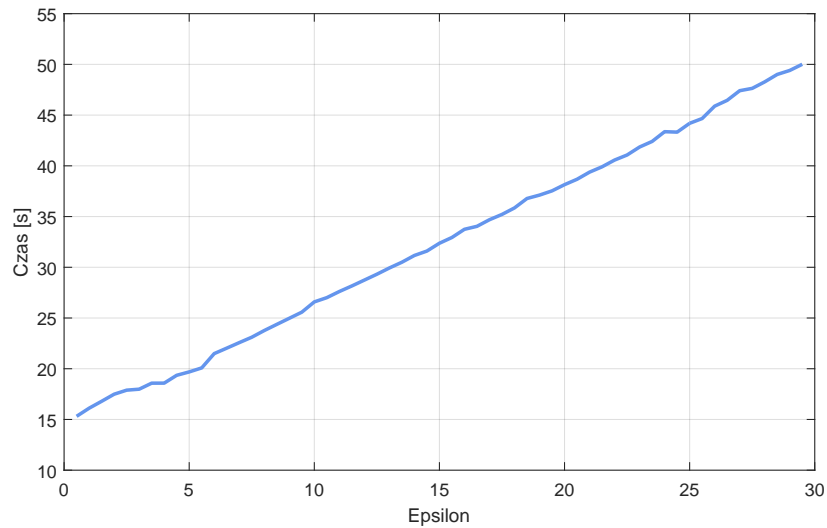
Rysunek 8.11: Czas wykonywania etapów procesu wyznaczania cech osobowości

Test 2. Na rysunku 8.12 przedstawiono zależność czasu wyznaczania własności tekstu od liczby segmentów, na które obraz został podzielony. Proces ten składa się z etapów oznaczonych w teście 1. numerami 1 - 6. Na podstawie wyników testu zaobserwować można, że taka złożoność ma charakter liniowy. Czas wykonania tego procesu jest ściśle związany z liczbą histogramów (dla każdego segmentu obrazu), które aplikacja generuje.



Rysunek 8.12: Czas wyznaczania własności tekstu, w zależności od liczby segmentów na które obraz został podzielony

Test 3. Na rysunku 8.13 przedstawiono zależność czasu wyznaczenia własności tekstu od wartości parametru *HISTOGRAM\_BASELINE\_EPSILON*, oznaczającego maksymalną odległość sąsiedztwa epsilon  $e_p$ , od prostej skanującej obraz.



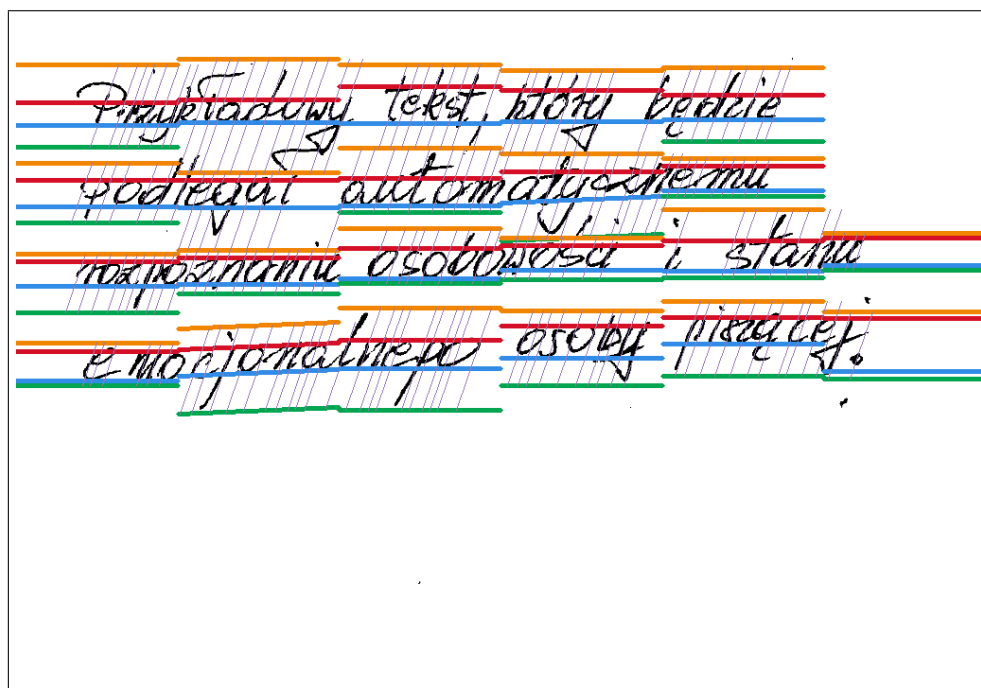
Rysunek 8.13: Czas wyznaczenia własności tekstu, w zależności od wartości epsilon  $e_p$

## 9. Analiza wyników

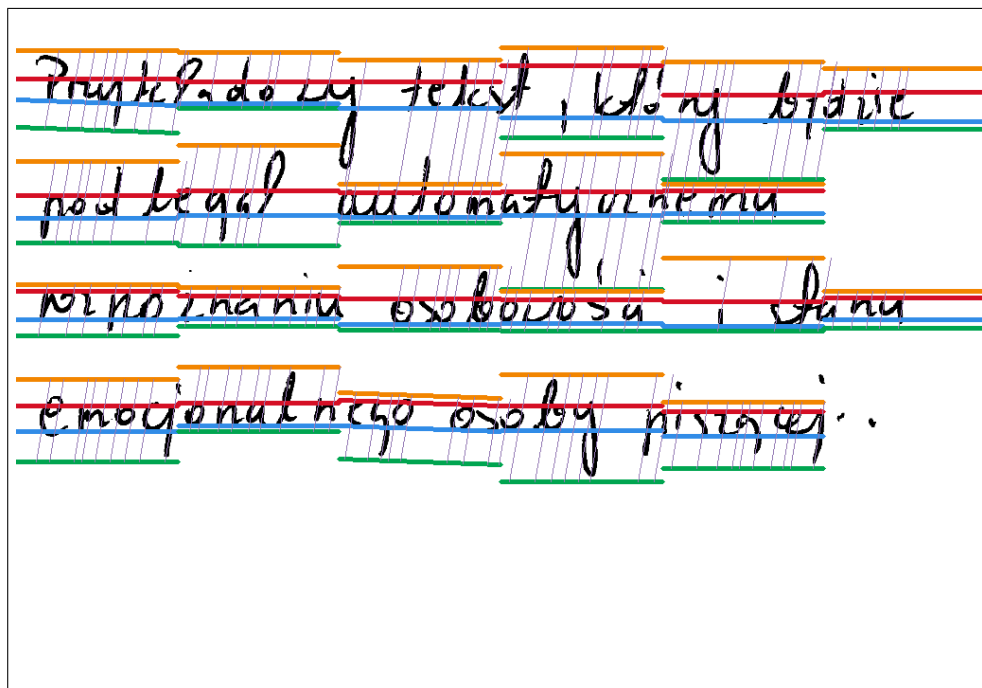
Zaimplementowana w pracy aplikacja poddana została analizie, w której wzięto pod uwagę skuteczność i poprawność działania poszczególnych procesów jej działania. Każdy fragment przetwarzania znacząco wpływa na następujące po nim obliczenia, a ewentualny błąd propaguje się. Rozdział ten podzielony został na sekcje, w których weryfikowana jest każda z części.

### 9.1. Skuteczność detekcji elementów pisma

W przypadku weryfikacji poprawności wyznaczania elementów pisma, pomocna jest obserwacja wizualnej reprezentacji wyniku. Na rysunkach 9.1 i 9.2 przedstawiono przykładowe obrazy pisma oraz zaznaczono na nich wykryte linie, segmenty, pochylenie pisma oraz rozstaw, zgodnie z definicjami zawartymi w sekcji 6.2. Ponadto testom podlegało wiele typów obrazów wejściowych zgodnych z założeniami początkowymi. Na ich podstawie, stwierdzono poprawność działania funkcji detekcji, oraz dobre dopasowanie wartości wyznaczonych elementów.



Rysunek 9.1: Przykład detekcji elementów pisma

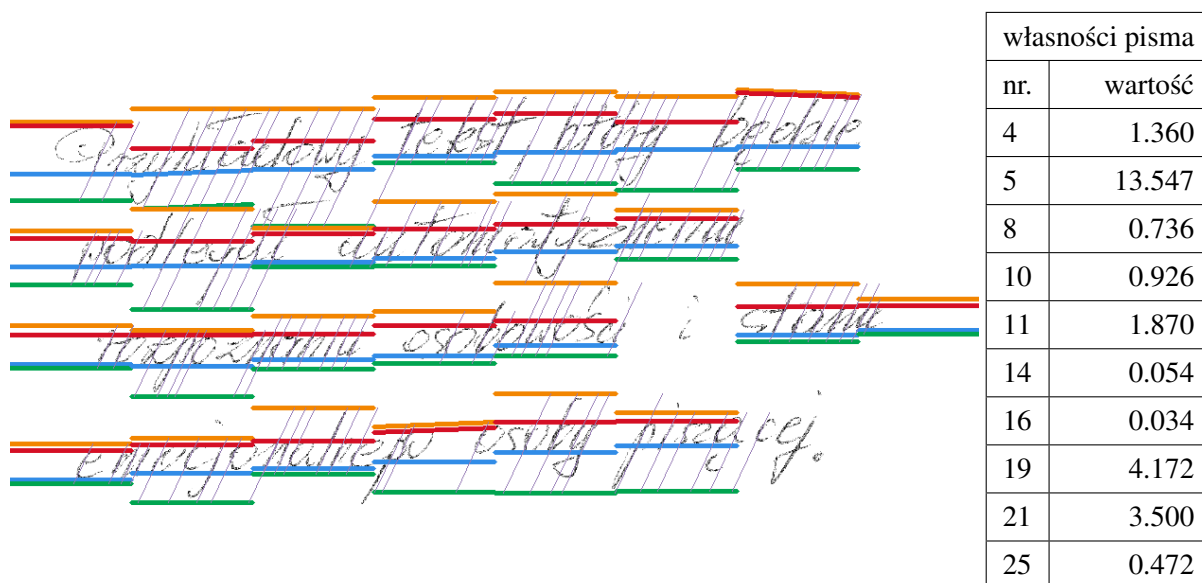


Rysunek 9.2: Przykład detekcji elementów pisma

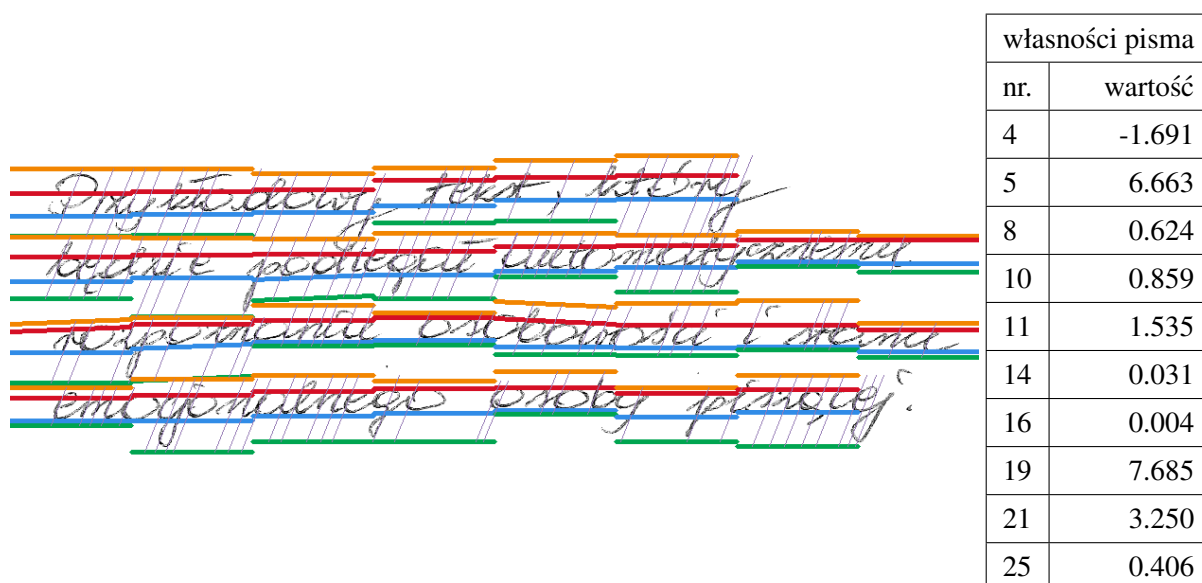
Wyniki rozpoznania właściwości graficznych pisma zależą przede wszystkim od doboru wielkości segmentów oraz od innych parametrów (przykład przedstawiony jest na rysunku 8.3). Pomimo tego obliczone własności są stałe, poddane jedynie nieznacznym fluktuacjom. Domyślne wartości tych parametrów dostosowane zostały właściwie, dzięki czemu otrzymano odpowiednią generalizację, a system przystosowany został do zróżnicowanych obrazów wejściowych.

## 9.2. Rezultaty obliczeń własności pisma

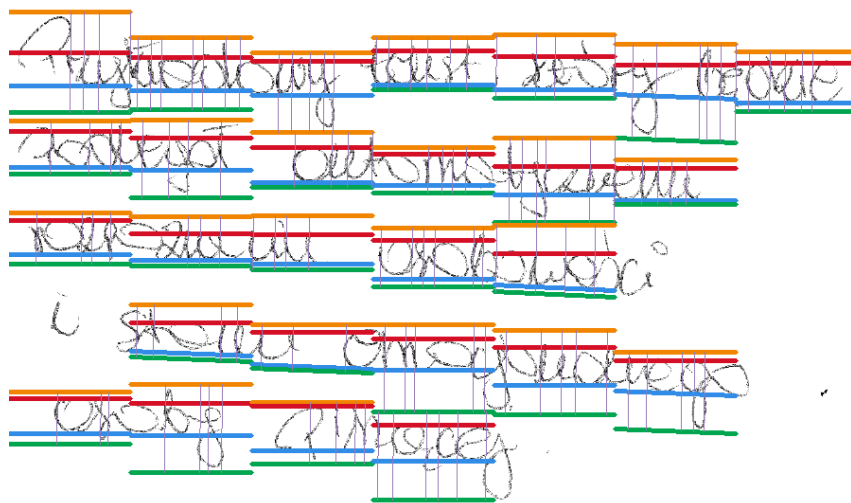
W wyniku testowania wielu obrazów, potwierdzono zgodność pomiędzy obliczonymi własnościami zawartych w nich pism odręcznych, a oczekiwanymi rezultatami. Na rysunkach 9.3, 9.4 i 9.5 przedstawiono przykłady obrazów pisma odręcznego i niektóre z obliczonych własności. Wybrane zostały te, dla których możliwa jest stosunkowo łatwa weryfikacja. Numery tych własności zawarte w tabelach zgodne są ze spisem w sekcji 6.5. Na podstawie podanych przykładów można zauważyć, że wartość opadania i unoszenia linii tekstu (numer 5) jest odpowiednio dodatnia dla pisma na obrazie 9.3 i ujemna dla pisma na obrazie 9.5. Pismo na obrazach 9.3 i 9.4 charakteryzuje również dodatnia wartość pochylenia (numer 25), a na obrazie 9.5 wielkość ta jest bliska zeru. Obliczone własności są więc adekwatne.



Rysunek 9.3: Przykład obrazu pisma oraz tabela obliczonych własności (numeracja zgodna ze spisem w sekcji 6.5)



Rysunek 9.4: Przykład obrazu pisma oraz tabela obliczonych własności (numeracja zgodna ze spisem w sekcji 6.5)



własności pisma	
nr.	wartość
4	-1.33457
5	-15.1503
8	0.497
10	0.720
11	1.015
14	0.042
16	0.032
19	6.265
21	3.000
25	0.011

Rysunek 9.5: Przykład obrazu pisma oraz tabela obliczonych własności (numeracja zgodna ze spisem w sekcji 6.5)

### 9.3. Wyniki uczenia sieci neuronowej

Proces uczenia sieci neuronowej jest monitorowany, a wartości diagnostyczne rejestrowane są co dziesięć iteracji algorytmu. Metoda poszukiwania ekstremów lokalnych zadanego funkcjonału, zwraca wartości takie jak gradient, norma gradientu, czas przetwarzania oraz aktualna wartość błędu. Szukaną wartością minimalną jest błąd średniokwadratowy  $MSE$ . Rysunek 9.7 przedstawia wartość logarytmiczną (o podstawie równej 10) błędu w zależności od liczby dziesiątek iteracji. Ostatecznie uzyskano błąd uczenia sieci wynoszący:

$$MSE = 0.180814 \quad (9.1)$$

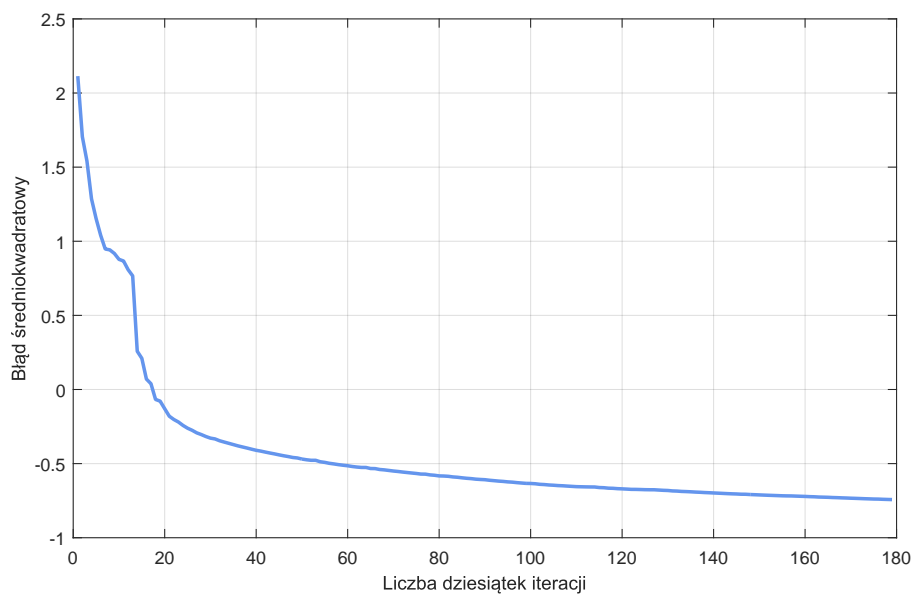
Wartość błędu jest bardzo dobra i świadczy o poprawnym wyniku uczenia sieci neuronowej. Można więc stwierdzić, iż istnieje związek pomiędzy wyznaczonymi własnościami pisma odręcznego, a cechami osobowościowymi. Na rysunku 9.7 zaprezentowano błąd  $MSE$  dla każdej par cech osobno, pokazując tym samym, które z wartości przyporządkowane zostały najdokładniej. Numeracja na osi  $Ox$  zgodna jest ze spisem zawartym w sekcji 6.6.

Architektura sieci dobrana została empirycznie w rezultacie testowania i doboru parametrów, do których należą: liczba warstw ukrytych, liczba zawartych neuronów, liczba rekordów w bazie danych, funkcje skalowania warstw wejściowej oraz wyjściowej i tym podobne. Pomimo uzyskania mniejszego błędu  $MSE$  w niektórych konfiguracjach, wybrana została ta konfiguracja sieci neuronowej, która wykazuje lepszą generalizację.

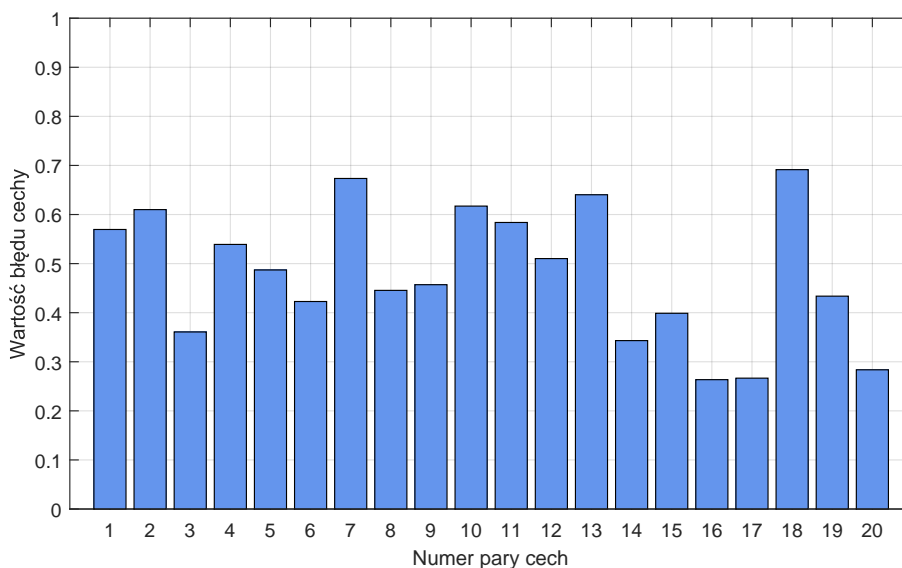
Trzeba zwrócić uwagę na to, że dane dotyczące cech osobowości pochodzące z procesu ankietowania są wartościami subiektywnymi i niekoniecznie pokrywają się z wartościami rzeczywistymi. Co więcej na wynik wpływa również wartość odchylenia standardowego poszczególnych cech (rysunek 7.1). Dzięki



obserwacji różnic pomiędzy tą wartością, a wartością błędu  $MSE$  dla danej cechy, można wyznaczyć te z nich, na które największy wpływ miały własności pisma. Odpowiednim przykładem jest para cech *opanowanie – porywczność* (numer 3).



Rysunek 9.6: Logarytmiczny błąd średniokwadratowy uczenia sieci neuronowej



Rysunek 9.7: Średni błąd kwadratowy wyznaczania cech (numeracja zgodna ze spisem w sekcji 6.6)

## 9.4. Rozpoznanie cech osobowości

Wprowadzając zbiór wyznaczonych własności pisma jako wartości wejściowe dla nauczonej sieci neuronowej, otrzymuje się na wyjściu obliczony zbiór cech osobowości. Numery par cech zgodne są z tymi w sekcji 6.6, a wartości liczbowe cech przyporządkowane zostały zgodnie z opisem w rozdziale 7 i tabelą 7.1. Przykłady obrazów oraz wyznaczonych wartości cech osobowości znajdują się na rysunkach 9.1 i 9.2. Obrazy te pozyskane zostały za pomocą ankiety, a obliczone cechy osobowości pokrywają się z zaznaczonymi na tej ankiecie wartościami.

Przykładowy tekst, który będzie podlegał automatycznemu rozpoznaniu osobowości i stanu emocjonalnego osoby piszącej.

cechy osobowości			
nr.	wartość	nr.	wartość
1	1.48	11	1.64
2	1.67	12	2.53
3	1.72	13	4.53
4	4.47	14	0.95
5	2.14	15	3.64
6	4.51	16	1.87
7	3.30	17	1.86
8	1.53	18	1.50
9	3.29	19	3.32
10	1.91	20	1.69

Rysunek 9.8: Przykład obrazu pisma oraz tabela określonych na jego podstawie cech osobowości (numeracja zgodna ze spisem w sekcji 6.6)

Przykładowy tekst, który będzie podlegał automatycznemu rozpoznaniu osobowości i stanu emocjonalnego osoby piszącej.

cechy osobowości			
nr.	wartość	nr.	wartość
1	2.21	11	2.90
2	1.64	12	1.89
3	1.79	13	3.12
4	4.04	14	1.57
5	3.71	15	6.07
6	3.34	16	1.18
7	5.94	17	2.05
8	0.84	18	2.32
9	3.28	19	4.98
10	2.06	20	1.31

Rysunek 9.9: Przykład obrazu pisma oraz tabela określonych na jego podstawie cech osobowości (numeracja zgodna ze spisem w sekcji 6.6)

## 10. Podsumowanie

Wynikiem pracy jest prawidłowa charakterystyka problemu i prezentacja rozwiązania przy zastosowaniu metod sztucznej inteligencji. Przedstawiona koncepcja oraz projekt i implementacja systemu demonstruje poprawność działania procesu rozpoznania cech osobowości i stanu emocjonalnego osoby piszącej na podstawie zeskanowanego obrazu pisma odręcznego. Jednocześnie, zaproponowane algorytmy detekcji elementów pisma właściwie określają ich własności i umożliwiają wyznaczenie wybranych cech osobowości. Analizując wyniki operacji rozpoznania tych cech wykryto nieznaczący związek pomiędzy nimi i właściwościami graficznymi pisma. Wykorzystanie metod sztucznej inteligencji potwierdza ich skuteczność w rozwiązywaniu problemów o dużej złożoności oraz ujawnia ich uniwersalne zastosowania.

Niniejsza praca zawiera szczegółowy opis działania, implementacji oraz algorytmów poszczególnych fragmentów przetwarzania. Liczne przykłady prezentują stojącą za tymi fragmentami intuicję funkcjonowania. Efektem końcowym jest dostarczenie praktycznego narzędzia w postaci działającego programu oraz biblioteki.

Propozycją modyfikacji i usprawnienia systemu byłyby po pierwsze selekcja tych wyznaczanych własności pisma oraz cech osobowości, które wykazują najistotniejszy związek pomiędzy sobą. Dodatkowo zwiększenie liczby definiowanych elementów graficznych pisma pozytywnie wpłynęłoby na dokładność określania cech osobowości. Podobny efekt przyniosłoby powiększenie liczby rekordów w bazie danych poprzez uzyskanie nowych zeskanowanych obrazów pisma odręcznego. Zastosowanie profesjonalnych kwestionariuszy osobowości zawartych w procesie ankietowania zwiększyłoby obiektywność oceny.



## A. Spis symboli

$O_w$  – obraz wejściowy pisma odręcznego

$O_a$  – obraz po zastosowaniu operacji progowania adaptacyjnego

$v_p$  – wartość progowa dla operacji progowania

$v_{max}$  – maksymalna wartość piksela w obrazie

$r_p$  – stosunek wartości maksymalnej

$O_t$  – obraz po zastosowaniu operacji progowania

$O_y$  – obraz po procesie przetwarzania wstępnego

$A, B, C$  – współczynniki prostej

$x$  – współrzędna szerokości piksela w obrazie

$y$  – współrzędna wysokości piksela w obrazie

$S$  – pochylenie prostej względem poziomu

$S_{min}, S_{max}$  – wartość minimalna i maksymalna pochylenia

$s_0$  – krok pochylenia prostej, minimalna różnica pochyleń

$S_i$  – aktualnie przetwarzana wartość pochylenia

$C_i$  – aktualna wartość  $C$  przesunięcia prostej

$c_0$  – krok przesunięcia prostej, minimalna różnica przesunięcia

$i$  – numer iteracji algorytmu

$I$  – pochylenie pisma względem pionu

$\vec{p}$  – wektor przesunięcia punktów diagnostycznych nachylenia

$x_p, y_p$  – wartości przesunięcia względem poziomu i pionu

$s_p$  – wartość długości kroku punktów diagnostycznych nachylenia

$I_{min}, I_{max}$  – minimalna i maksymalna wartość pochylenia pisma względem pionu

$I_i$  – aktualnie przetwarzana wartość pochylenia

$i_0$  – krok pochylenia pisma, minimalna różnica pochyleń

$d_g$  – odległość pomiędzy punktami początkowymi na górnej krawędzi obrazu

$d_b$  – odległość pomiędzy punktami początkowymi na bocznej krawędzi obrazu

$d_{ij}$  – długość nieprzerwanego pociągnięcia pisma, o określonym pochyleniu  $I_i$

$I_g$  – wartość globalnego pochylenia pisma względem pionu

$p_g$  – wektor przesunięcia zgodny z wartością globalnego pochylenia pisma  $I_g$

$MSE$  – błąd średniokwadratowy

## B. Wzór ankiety

---

Badanie cech osobowości osoby piszącej

---

Ankieta jest anonimowa, przeprowadzona i wykorzystana w ramach pracy magisterskiej. <sup>1</sup>

PISMO ODRĘCZNE

Proszę o przepisanie poniższego tekstu dwukrotnie, w miejscach zaznaczonych prostokątnym obramowaniem (jedno zdanie w pojedynczym obramowaniu). Proszę o użycie ciemno piszącego długopisu lub pióra.

*Przykładowy tekst, który będzie podlegał automatycznemu rozpoznaniu osobowości i stanu emocjonalnego osoby piszącej.*

1 / 2

Rysunek B.1: Wygląd pierwszej strony ankiety wykorzystanej w pracy

## CECHY OSOBOWOŚCI

Poniżej znajduje się lista zestawionych ze sobą par cech osobowości i zwrotów o przeciwnym znaczeniu. Proszę o zaznaczenie znakiem **X** odpowiedzi dla każdej z par w miejscu, w którym uważasz że dana cecha osobowości jest Ci bliższa. Miejsca w tabeli oznaczają (← to cecha po lewej stronie tabeli, → to cecha po prawej stronie tabeli):

cecha ←	a	b	c	d	e	cecha →
zdecydowanie ←			brak zdecydowania			zdecydowanie →

	a	b	c	d	e	
1	planowość					spontaniczność
2	optymizm					pesymizm
3	opanowanie					porywczność
4	pasywność					aktywność
5	powściągliwość					brak umiaru
6	lenistwo					pracowitość
7	konserwatyzm					postępowość
8	otwartość					zamkniętość
9	odosobnienie					towarzyskość
10	stałość					zmienność
11	dominacja					uległość
12	gadatliwość					małomówność
13	nieśmiałość					śmiałość
14	odpowiedzialność					beztroska
15	konfliktowość					ugodowość
16	staranność					niedokładność
17	wrażliwość					nieczułość
18	cierpliwość					niecierpliwość
19	surowość					łagodność
20	zaangażowanie					obojętność

<sup>1</sup>Niniejsza ankieta posłuży do przeprowadzenia badań w ramach pracy magisterskiej pt. "System automatycznego rozpoznawania osobowości i stanu emocjonalnego człowieka na podstawie komputerowej analizy pisma odręcznego z wykorzystaniem metod sztucznej inteligencji." Ankieta jest anonimowa, a jej wyniki zostaną wykorzystane jedynie w celach naukowych.  
Autor: Łukasz Potępa – Informatyka, wydział EAIIB, Akademia Górniczo-Hutnicza im. Stanisława Staszica w Krakowie

Rysunek B.2: Wygląd drugiej strony ankiety wykorzystanej w pracy



## C. Specyfikacja aplikacji

Lista parametrów wejściowych aplikacji, ich wartości domyślne oraz możliwe opcje wyboru:

- **help** – wyświetlenie pomocy
- **mode = {analyze[/train/teach]}** – wybór trybu działania
  - analyze – tryb analizy pisma odręcznego (wartość domyślna)
  - train – tryb uczenia sieci neuronowej
  - teach – tryb weryfikacji i dodania informacji do bazy danych
- **image = {}** – ścieżka do obrazu pisma odręcznego
- **imgtype = {scan[/picture]}** – typ obrazu wejściowego
  - scan – obraz zeskanowany przy użyciu skanera (wartość domyślna)
  - image – obraz uzyskany przy użyciu kamery lub aparatu fotograficznego
- **traits = {}** – ścieżka do pliku z cechami osobowości
- **nn = {neural\_network/neural\_network.xml}** – ścieżka do pliku *XML* sieci neuronowej
- **dbfile = {neural\_network/hand789.dat}** – ścieżka do pliku z bazą danych
- **pratio = {0.125}** – wartość podziału obrazu na segmenty
- **log = {false[/true]}** – flaga zapisu obrazów przetwarzania, dla wartości `true` aplikacja generuje pliki o podanych rozszerzeniach:
  - .png – wizualna reprezentacja wyniku przetwarzania
  - .prp – własności pisma zawartego w obrazie
  - .dat – rekord bazodanowy (własności pisma i cechy osobowości)
- **print = {false[/true]}** – flaga wyświetlania informacji przetwarzania
- **output = {/output}** – ścieżka zapisu plików wyjściowych

Wymagane parametry poszczególnych trybów działania aplikacji:

**-- mode = analyze**

- -- image
- -- imgtype
- -- nn
- -- pratio

**-- mode = train**

- -- dbfile
- -- output

**-- mode = teach**

- -- image
- -- imgtype
- -- traits
- -- pratio
- -- dbfile

## **D. Zawartość dołączonego nośnika**

**art** – artykuły zawarte w bibliografii w formacie *PDF*

**exe** – plik wykonywalny programu wraz z bibliotekami

**data** – obrazy testowe wraz plikiem bazy danych

**neural\_network** – plik *XML* sieci neuronowej

**output** – katalog wyjściowy plików przetwarzania programu

**lib** – spakowane pakiety bibliotek użytych w aplikacji

**mgr** – dokument niniejszej pracy w formacie *PDF*

**src** – kod źródłowy programu oraz projekt *Microsoft Visual Studio 2012*



## Bibliografia

- [1] Autograf. <http://grafolog.net.pl>. Dostęp: 2015-07-01.
- [2] Centrum ekspertyz grafologicznych. <http://ekspertyzy-grafologiczne.eu>. Dostęp: 2015-07-01.
- [3] OpenCV documentation. <http://opencv.org/documentation.html>. Dostęp: 2015-07-01.
- [4] OpenNN documentation. <http://www.intelnics.com/opennn/doc-opennn>. Dostęp: 2015-07-01.
- [5] Sung-Hyuk Cha and C.C. Tappert. Automatic detection of handwriting forgery. *Eighth International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, Proceedings*, pages 264–267, 2002.
- [6] H.N. Champa and K.R. Anandakumar. Automated human behavior prediction through handwriting analysis. *First International Conference on Integrated Intelligent Computing (ICIIC)*, pages 160–165, 2010.
- [7] D. Diringier. *Alfabet*. Państwowy Instytut Wydawniczy, 1972.
- [8] E.C. Djamal, R. Darmawati, and S.N. Ramdhan. Application image processing to predict personality based on structure of handwriting and signature. *International Conference on Computer, Control, Informatics and Its Applications (IC3INA)*, pages 163 – 168, 2013.
- [9] B. Gawda. *Psychologiczna analiza pisma*. Wydawnictwo UMCS, Lublin, 1999.
- [10] B. Gawda. *Pismo a osobowość człowieka*. Wydawnictwo UMCS, Lublin, 2000.
- [11] B. Gawda. *Grafizm jako forma ekspresji*. Wydawnictwo UMCS, Lublin, 2006.
- [12] R. Lopez. *Neural Networks for Variational Problems in Engineering*. PhD thesis, Technical University of Catalonia, 2008.
- [13] O. Miguel-Hurtado, R. Guest, S. V. Stevenage, and G. J. Neil. The relationship between handwritten signature production and personality traits. *IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB)*, pages 1–8, 2014.

- [14] N. Mogharreban, S. Rahimi, and M. Sabharwal. A combined crisp and fuzzy approach for handwriting analysis. *IEEE Annual Meeting of the Fuzzy Information, Processing NAFIPS, (Volume:1)*, pages 351–356 Vol.1, 2004.
- [15] R. Plamondon and S.N. Srihari. Online and off-line handwriting recognition: a comprehensive survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (Volume:22, Issue: 1)*, pages 63–84, 2000.
- [16] D. Poole and A. Mackworth. *Artificial Intelligence: Foundations of Computational Agents*. Cambridge University Press, 2010.
- [17] S.J. Russell and P. Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Pearson Education, 2010.
- [18] H.E.S. Said, K.D. Baker, and T.N. Tan. Personal identification based on handwriting. *Fourteenth International Conference on Pattern Recognition, Proceedings (Volume:2)*, pages 1761–1764 vol.2, 1998.
- [19] O. Santana, C.M. Travieso, J.B. Alonso, and M.A. Ferrer. Writer identification based on graphology techniques. *42nd Annual IEEE International Carnahan Conference on Security Technology, ICCST*, pages 167–173, 2008.
- [20] D. Tarczyński. *Psychografologia*. Studio Astropsychologii, Białystok, 2004. edycja V.
- [21] José L. Vásquez Carlos M. Travieso and Jesús B. Alonso. Off line writer identification based on graphometric parameters. *IEEE 17th International Conference on Intelligent Engineering Systems (INES)*, pages 219–223, 2013.