

Jacek SZEDEL

ROZPOZNAWANIE PODPISÓW

Streszczenie. Opracowanie zawiera opis kompleksowej metody komputerowego rozpoznawania podpisów. Pierwsza część zawiera opis algorytmów, których zadaniem jest utworzenie strukturalnej reprezentacji obrazu wraz z etapem obróbki wstępnej (filtracja, binaryzacja). Przedstawiono opracowane przez autora algorytm wektoryzacji oraz algorytm tworzenia grafu z uzyskanych wektorów. W metodzie korzysta się także z wyników analizy pewnych cech geometrycznych badanego obrazu. Druga część poświęcona jest klasyfikacji na podstawie opisu strukturalnego i cech geometrycznych. Zakończenie zawiera ocenę dokładności części opisowej i klasyfikacyjnej oraz całościową ocenę skuteczności metody.

SIGNATURE RECOGNITION

Summary. This paper presents a method of computerised signature recognition. The first part contains the description of pre-processing phases (filtering, binarization) and algorithms of creating structural representation of a picture. The vectorization algorithm developed by the author is also described. The method uses also the analysis of some geometrical features of signatures. The second part concerns the classification based on the structural representation and geometrical features. In the ending the accuracy of the descriptive and the classifying part is appreciated as well as the general efficiency of the whole method.

RECONNAISSANCE DE SIGNATURE

Résumé. L'exposé qui suit présente une méthode de reconnaissance de signature. La première partie décrit les algorithmes de création de représentation structurelle

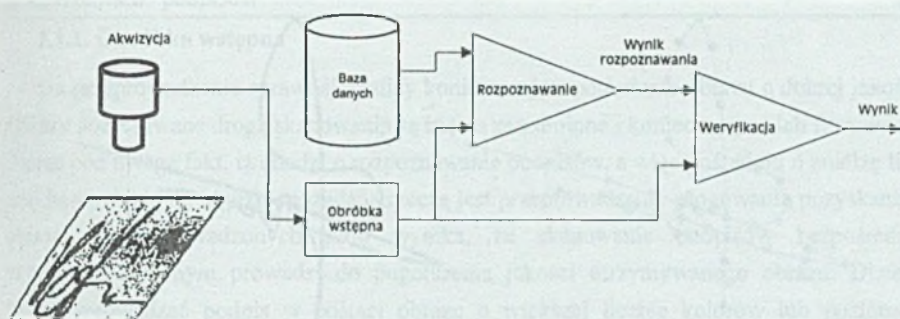
d'une image incluant des phases de traitements préalables (filtrage, binarisation). Cette partie décrit aussi l'algorithme de vectorisation qui a été développé par l'auteur. La méthode traite également des analyses des caractéristiques géométriques particulières aux signatures. La seconde partie concerne la classification basée sur la représentation structurale et les caractéristiques géométriques. La partie finale évaluera la précision des parties descriptives et de classification, et se proposera de cerner l'efficacité de la méthode.

1. Wprowadzenie

Rozpoznawanie odręcznie pisanych liter, cyfr i podpisów jest przedmiotem intensywnych badań od ponad dwudziestu lat. Pomimo znacznego postępu i licznych rozwiązań, jakie opracowano, problem ten pozostaje nadal rozwiązany jedynie częściowo. W szczególności dotyczy to rozpoznawania i weryfikacji podpisów [1,2,3,4].

Wyodrębniły się dwa podejścia do automatycznego rozpoznawania podpisów [1,2]. Pierwsze podejście to analiza dynamiczna, zwana także analizą *on-line*. W tym przypadku osoba składa podpis na specjalnym elektronicznym rejestratorze, z którego odczytuje się odpowiednie przebiegi czasowe. Pozwala to na badanie dynamicznych cech podpisu, takich jak kolejność pociągnięć, siła nacisku pisaka, przyspieszenia. Druga metoda, zwana analizą *off-line*, polega na badaniu podpisów złożonych na papierze. Podpisy te wprowadzane są do komputera za pomocą skanera lub innego urządzenia do akwizycji obrazów.

Rozpoznawanie i weryfikację podpisów rozróżnia się jako dwa osobne zagadnienia [1]. Rozpoznawanie polega na poszukiwaniu w odpowiedniej bazie danych podpisów najbardziej podobnych do podpisu badanego. Wspomniana baza danych zawiera obrazy cyfrowe podpisów uzyskane drogą akwizycji lub ich reprezentacje oraz odpowiednie etykiety (np. imię i nazwisko osoby, która podpis złożyła). Weryfikacja natomiast rozstrzyga, czy badany podpis jest autentyczny (czy nie został sfalszowany). Rozpoznawanie i weryfikacja stanowią więc dwa kolejne etapy analizy podpisów *off-line*, w której podpisy, odnalezione w bazie danych w wyniku rozpoznawania, poddawane są weryfikacji celem ustalenia, czy faktycznie złożone są przez osobę, której podpis jest badany. Rys. 1 przedstawia schematycznie przebieg procesu analizy podpisów. Analiza poprzedzona jest fazą obróbki wstępnej, która obejmuje najczęściej filtrację i progowanie.



Rys. 1. Ilustracja procesu analizy podpisów off-line
 Fig. 1. Illustration of the process of the off-line signature analysis

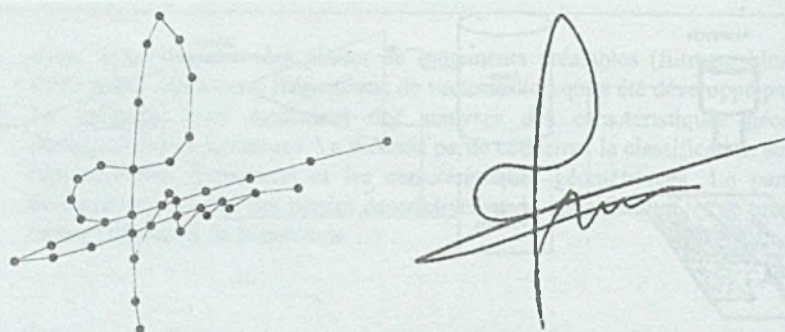
Niniejsze opracowanie zawiera opis metody rozpoznawania podpisów *off-line* wraz z fazą obróbki wstępnej. W zaprezentowanym rozwiązaniu zastosowano analizę cech strukturalnych i geometrycznych podpisu.

2. Opis metody

W proponowanej metodzie wprowadzony do komputera obraz cyfrowy poddawany jest obróbce wstępnej, po czym tworzona jest jego strukturalna i geometryczna reprezentacja. W procesie "uczenia" reprezentacje zapamiętywane są w bazie danych wraz z etykietami. Rozpoznawanie polega na odpowiednim porównywaniu opisu badanej sygnatury z opisami zgromadzonymi w bazie danych. Faza obróbki wstępnej obrazu obejmuje filtrację i progowanie.

2.1. Tworzenie reprezentacji obrazu

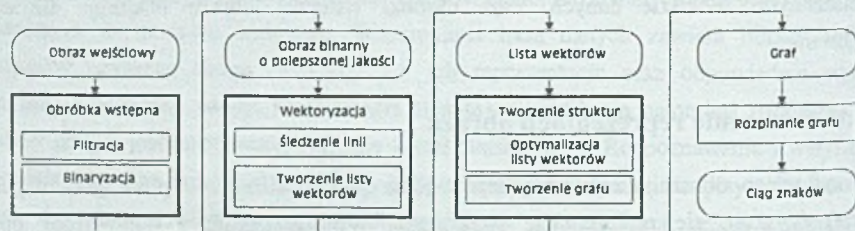
Z cyfrowego obrazu przedstawiającego podpis (wprowadzony do pliku przy użyciu skanera) uzyskuje się reprezentację strukturalną w postaci grafu i odpowiedni opis geometryczny. Wspomniany graf jest tworzony na podstawie wektorów otrzymanych w wyniku wektoryzacji obrazu. Wektory te stanowią gałęzie, a miejsca stykania się ich końców są wierzchołkami grafu. Hipotetyczny graf utworzony w oparciu o obraz cyfrowy zawierający podpis przedstawia rys 2.



Rys. 2. Hipotetyczny graf uzyskany na podstawie obrazu cyfrowego
 Fig. 2. Hypothetical graph created on the base of digital image

Proces tworzenia opisu strukturalnego jest dwuetapowy, bowiem klasyfikacja przeprowadzana jest nie bezpośrednio w oparciu o graf, lecz na podstawie łańcucha znaków otrzymanego z tzw. rozpięcia grafu. Proces rozpinania grafu polega w tym wypadku na umieszczaniu w łańcuchu takich informacji, jak długość i kąt nachylenia jego gałęzi. Informacje te zapisywane są odpowiednio w łańcuchu znaków stanowiącym ostateczną reprezentację strukturalną.

Oczywiście uzyskanie finalnego opisu w postaci łańcucha nie jest rzeczą prostą i wymaga użycia wielu algorytmów na drodze od obrazu cyfrowego do opisującego go ciągu znaków. Rys. 3 przedstawia przebieg obróbki obrazu wejściowego. Przedstawiono na nim kolejne etapy tworzenia reprezentacji strukturalnej.



Rys. 3. Kolejne etapy procesu tworzenia reprezentacji
 Fig. 3. Phases of process of representation creating

Oprócz opisu strukturalnego posłużono się także opisem geometrycznym. Obejmuje on analizę kątów nachylenia wektorów oraz badanie prostokątnego obszaru, w którym zawiera się podpis.

2.1.1. Obróbka wstępna

Do przeprowadzenia sprawnej analizy konieczne jest posiadanie obrazu o dobrej jakości. Obrazy pozyskiwane drogą skanowania są często zaszumione i konieczne jest ich filtrowanie. Biorąc pod uwagę fakt, iż chodzi o rozpoznawanie podpisów, a więc pośrednio o analizę linii znajdujących się na obrazie, pożądaną rzeczą jest przeprowadzenie progowania pozyskanego obrazu. Z przeprowadzonych prób wynika, że skanowanie podpisów bezpośrednio w formacie binarnym prowadzi do pogorszenia jakości otrzymywanego obrazu. Dlatego lepiej wprowadzać podpis w postaci obrazu o większej liczbie kolorów lub poziomów szarości.

2.1.1.1. Odszumianie obrazu - filtracja

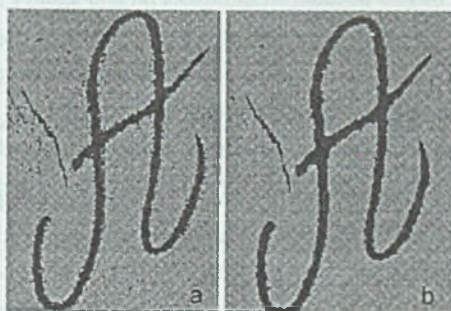
Jak już wspomniano, obraz wprowadzony za pomocą skanera jest znacznie zaszumiony. Dla uniknięcia niepożądanych, z punktu widzenia późniejszej analizy, zakłóceń zastosowano filtrację dolnoprzepustową. Filtracja dolnoprzepustowa jest szczególnym przypadkiem filtracji liniowej polegającej na dokonaniu dyskretnego splotu funkcji, jaką jest obraz z macierzą odpowiedniego filtru. Operacja splotu wyraża się równaniem:

$$f'(x, y) = \sum_{i=-m}^m \sum_{j=-m}^m h_{ij} f(x+i, y+j)$$

gdzie: $f'(x, y)$ jest nową wartością poziomu szarości piksela, h_{ij} jest macierzą filtru o rozmiarach $n \times n$, $m = (n-1)/2$. W tym przypadku zastosowano macierz o rozmiarach 3×3 zawierającą następujące współczynniki:

1/16	1/8	1/16
1/8	1/4	1/8
1/16	1/8	1/16

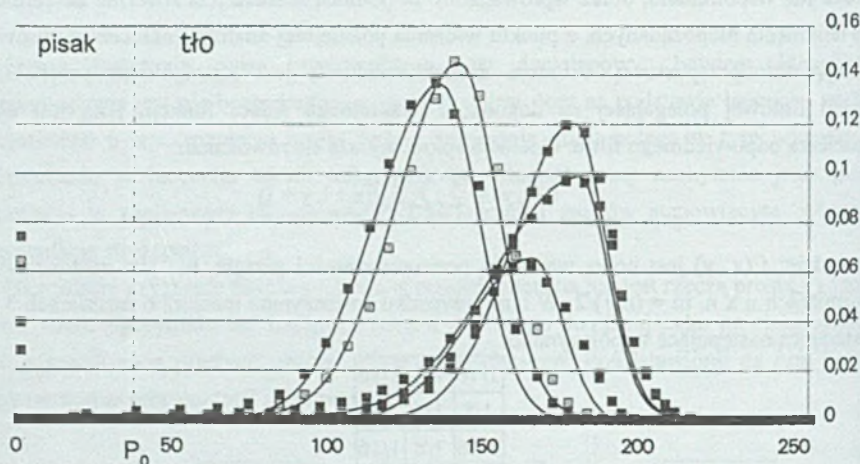
Efekt przeprowadzenia filtracji przedstawiono na rys 4. Widoczna jest wyraźna redukcja zaszumienia oraz wyraźne wygładzenie brzegów linii podpisu.



Rys. 4. Efekt działania filtracji: a) obraz przed filtracją, b) po zastosowaniu filtru
Fig. 4. Filtering results: a) image before filtering, b) image after filtering

2.1.1.2. Progowanie

Progowanie jest kolejnym etapem obróbki wstępnej. Ta prosta operacja polega na odpowiedniej zmianie wartości poziomów szarości, tak aby otrzymać obraz dwupoziomowy. Ważną rzeczą jest tutaj odpowiedni dobór wartości progowej, tak aby zachować wszystkie istotne szczegóły obrazu, a jednocześnie uniknąć powstania zakłóceń. W tym celu przeprowadzono analizę histogramów obrazów zawierających podpisy. Z obserwacji wynika, że wartość progę P_0 należy dobrać tak, aby była ona mniejsza od najniższego poziomu szarości związanego z tłem (przy założeniu że podpis składany jest ciemnym pisakiem na jasnym tle). Rys. 5 przedstawia przykładowe histogramy obrazów zawierających podpisy (aby uzyskać lepszą czytelność, na histogramy naniesiono krzywe normalne).



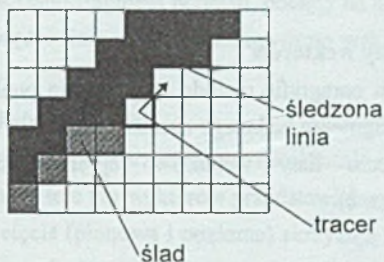
Rys. 5. Przykładowe histogramy obrazów zawierających podpisy
Fig. 5. Examples of histograms of signature images

2.1.2. Wektoryzacja

Wektoryzacja jest najbardziej złożoną operacją, jaka przeprowadzana jest w procesie powstawania reprezentacji obrazu. W ogólnym przypadku jest to proces ekstrakcji linii, znaków i innych geometrycznych prymitywów z obrazu rastrowego. Zadanie to wymaga zastosowania odpowiednich algorytmów i przeprowadzane jest w kilku etapach, takich jak śledzenie linii, wyodrębnianie prymitywów i tworzenie odpowiednich struktur. W prezentowanej metodzie zrealizowano każdy z wymienionych etapów. Wyodrębnianymi prymitywami są wektory łączące punkty węzłowe (p. 2.1.2.2). Na podstawie listy znalezionych wektorów budowana jest struktura - graf (p. 2.1.2.5).

2.1.2.1. Śledzenie linii

Algorytmy śledzenia linii stanowią podstawę większości metod wektoryzacji obrazów cyfrowych. W przypadku opisywanej metody zastosowano śledzenie z użyciem tracera (*ang. trace - śledzić, ślad*). Działanie tracera polega na przesuwaniu się wzdłuż krawędzi śledzonego obszaru (rys. 6). Stosuje się tutaj algorytmy odpowiedniej zmiany współrzędnych punktu tracera w zależności od wartości poziomu szarości punktów sąsiadujących z nim w danej chwili. Współrzędne zmienia się tak, aby badana krawędź znajdowała się zawsze po jednej 'stronie' tracera.



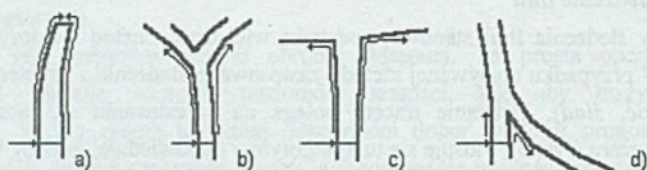
Rys. 6. Śledzenie linii z zastosowaniem tracera
Fig. 6. Line tracing using tracer

2.1.2.2. Wykrywanie punktów węzłowych

Ważnym etapem analizy struktur graficznych złożonych z dużej liczby przecinających się linii, do których należą także obrazy zawierające próbki podpisów, jest wykrywanie punktów węzłowych. Punkty takie to zakończenia, rozgałęzienia i punkty przecinania się linii. Omawiana operacja w znacznym stopniu decyduje o dokładności otrzymanej później reprezentacji w postaci grafu.

Zastosowany algorytm oparty jest na metodzie użytej przez Stallingsa w analizie znaków alfabetu chińskiego [3,5]. Polega ona na śledzeniu za pomocą dwóch tracerów obu krawędzi linii do momentu, w którym wystąpi jedno z wymienionych zdarzeń:

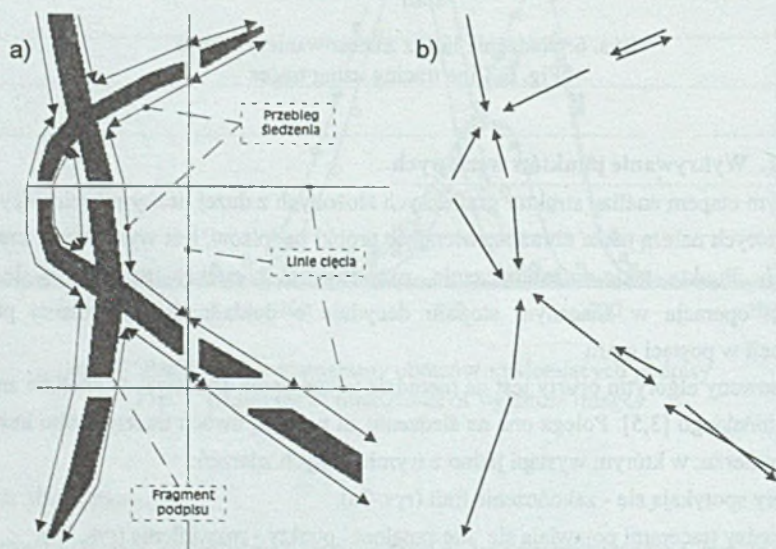
- tracery spotykają się - zakończenie linii (rys. 7a),
- pomiędzy tracerami pojawiają się 'nie zapalone' punkty - rozwidlenie (rys. 7b),
- wzrasta znacząco odległość pomiędzy tracerami - intersekcja (rys. 7c),
- tracery poruszają się w przeciwnym kierunku - odwrócone rozwidlenie (rys. 7d).



Rys. 7. Wykrywanie punktów węzłowych
Fig. 7. Detection of nodes

2.1.2.3. Tworzenie listy wektorów

Opisana w poprzednim paragrafie metoda znajdowania punktów węzłowych odnosi się jedynie do niewielkiego fragmentu badanego obrazu. Zadaniem opisywanego w tym punkcie algorytmu jest utworzenie listy wektorów reprezentującej cały obraz rastrowy przedstawiający podpis (rys. 8).

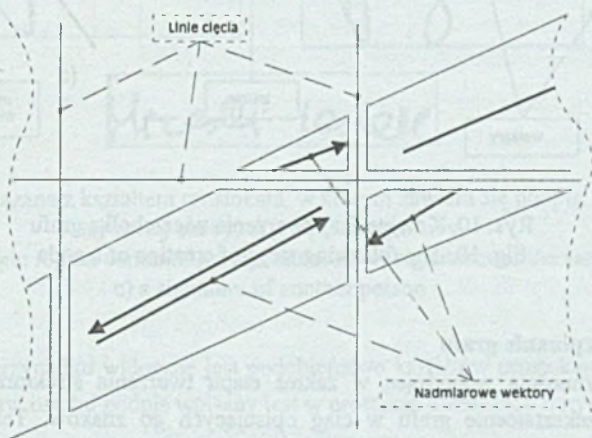


Rys. 8. Ilustracja działania algorytmu wektoryzacji: a) obraz pocięty na segmenty, b) otrzymane wektory
Fig. 8. Illustration of the vectorization algorithm: a) image cut into segments, b) obtained vectors

Działanie algorytmu polega na 'pocięciu' linii podpisu na kawałki z interwałem, który został dobrany doświadczalnie. Obraz przeszukiwany jest poziomo i pionowo ze wspomnianym interwałem i w momencie napotkania wąskiego segmentu linii zostaje ona przecięta, a współrzędne punktu przecięcia są zapamiętywane. W dalszej kolejności w zapamiętanych punktach przecięcia rozpoczyna się śledzenie obu krawędzi linii, które zatrzymuje się w momencie wykrycia punktu węzłowego. Śledzenie wykonuje się w obu kierunkach od punktu przecięcia. Jako początek otrzymanego w efekcie śledzenia wektora przyjmuje się punkt, w którym śledzenie się rozpoczęło. Punktem końcowym jest punkt zatrzymania się tracerów. Na rysunku pokazano fragment podpisu, pocięty na segmenty; strzałki pokazują przebieg śledzenia obu krawędzi linii; obok przedstawiono wektory otrzymane w efekcie całego procesu.

2.1.2.4. Optymalizacja listy wektorów

Niektóre fragmenty podpisu zostają prześledzone dwukrotnie (w jedną i w drugą stronę). Powoduje to pojawienie się na liście par wektorów przedstawiających ten sam fragment linii. Ponadto zdarza się, że linie cięcia (pionowa i pozioma) skrzyżują się wewnątrz obszaru linii podpisu. Powstają wówczas zbędne wektory o niewielkiej długości (kilka pikseli). Optymalizacja polega na usunięciu z listy wektorów, które powstały w wyniku zaistnienia opisanych powyżej sytuacji (rys. 9).



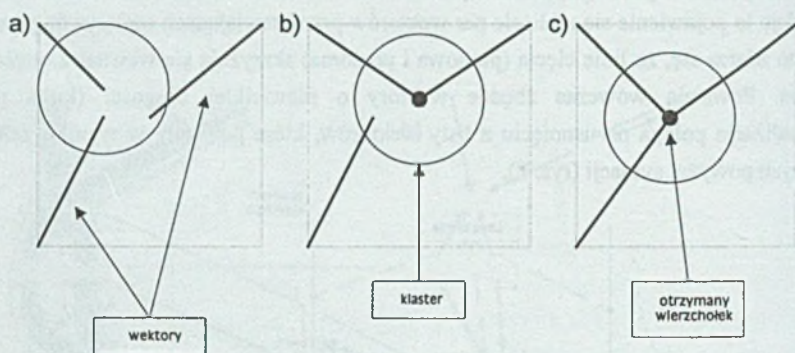
Rys. 9. Powstawanie nadmiarowych wektorów

Fig. 9. Arising of redundant vectors

2.1.2.5. Tworzenie grafu

Zadaniem tego etapu tworzenia reprezentacji jest utworzenie grafu na podstawie otrzymanej listy wektorów. Dla realizacji tego zadania wykorzystano algorytm klasteryzacji.

Klasteryzacja to automatyczne grupowanie punktów w przestrzeni w skupiska zwane klasterami. Klaster zawiera punkty skupione względem siebie i jednocześnie odległe od innych. Klasteryzacja wykorzystywana jest najczęściej do automatycznej klasyfikacji obiektów w przestrzeni cech. W przypadku opisywanej metody algorytm klasteryzacji wykorzystany został do grupowania punktów będących zakończeniami wektorów. Jeśli kilka punktów znajdzie się w jednym klasterze, oznacza to, iż zakończenia odpowiednich wektorów położone były blisko siebie. W takiej sytuacji środek rozpatrywanego skupiska stanie się jednym z wierzchołków powstającego grafu, zaś objęte tym klasterem wektory utworzą gałęzie należące do tego wierzchołka. Zastosowany został algorytm klasteryzacji progowej. Wymagał on jedynie drobnej modyfikacji: aby wszystkie wektory przydzielone do konkretnego wierzchołka zaczepione były w jednym punkcie, konieczna jest odpowiednia modyfikacja współrzędnych środka klastra. Kolejne fazy przyłączania końców wektorów do wierzchołka grafu pokazuje rys. 10.



Rys. 10. Kolejne fazy tworzenia wierzchołka grafu
 Fig. 10. The following steps of creation of a node

2.1.2.6. Rozpinanie grafu

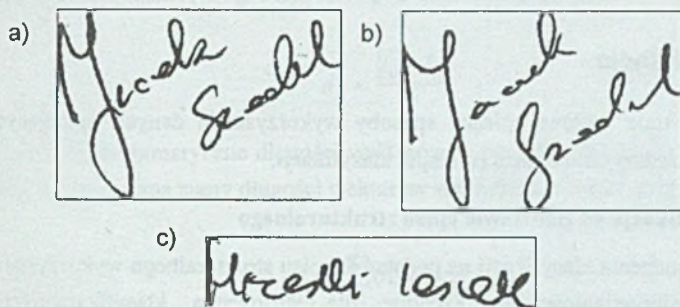
Kolejną czynnością wchodzącą w zakres etapu tworzenia strukturalnej reprezentacji obrazu jest przekształcenie grafu w ciąg opisujących go znaków. Takie podejście jest wygodne, ponieważ łańcuch jest strukturą łatwą do składowania. Taka reprezentacja wymagana również będzie podczas późniejszej klasyfikacji, w której korzysta się z algorytmu porównywania łańcuchów dla obliczenia "odległości" pomiędzy podpisami. Zakodowania grafu w ciąg znaków dokonuje się w prosty sposób: poszczególne wielkości (liczba gałęzi w wierzchołku, długość gałęzi, kąty nachylenia) zamienia się odpowiednio na znaki ASCII, tak że np. z kąta nachylenia z zakresu 0-360 stopni otrzymuje się litery od spacji do 'z'.

2.1.3. Opis geometryczny

Na początku niniejszego rozdziału zaznaczono, że opracowana metoda rozpoznawania podpisów będzie w sobie łączyć elementy analizy strukturalnej i geometrycznej. Jak wynika z poczynionych we wprowadzeniu uwag, analiza geometryczna pozwala na ujęcie w opisie obrazu prostych, lecz niejednokrotnie istotnych jego cech. Jest tak też w przypadku opisywanej metody.

2.1.3.1. Cecha prostokąta

Pierwszą właściwością podpisu, jaką ujęto w analizie geometrycznej, jest cecha, określająca proporcje prostokąta zamykającego obszar zajmowany przez podpis, nazwana cechą prostokąta. Uwzględnienie tego oczywistego faktu pozwala w prosty sposób, na etapie klasyfikacji, odrzucić podpisy niepodobne do podpisu badanego ze względu na omawianą cechę kształtu. Ilustracja pokazuje trzy podpisy, w tym dwa złożone przez tę samą osobę (rys. 11a,b) i jeden należący do innej (rys. 11c).



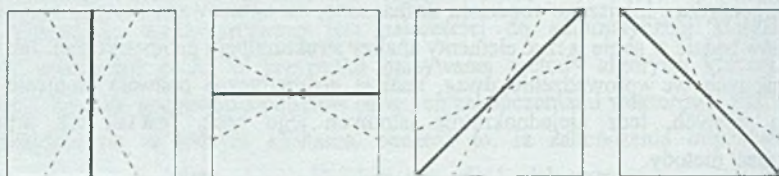
Rys. 11. Cecha związana z kształtem prostokąta, w którym zawiera się podpis: a), b) podpisy tej samej osoby, c) podpis innej osoby

Fig. 11. Rectangle region containing a signature: a), b) signatures of the same person, c) a signature of another person

W pierwszym przypadku widoczne jest podobieństwo kształtów prostokątów, w których zamykają się podpisy; ostatni podpis wpisany jest w prostokąt o znacząco innym kształcie.

2.1.3.2. Statystyka wektorów

W tej części procesu tworzenia geometrycznego opisu obrazu korzysta się z danych otrzymanych pośrednio w procesie tworzenia reprezentacji strukturalnej. Chodzi o otrzymaną po wektoryzacji listę wektorów. Wspomniana w tytule tego rozdziału statystyka wektorów polega na obliczeniu sumarycznej długości wektorów w czterech podstawowych grupach (rys. 12), do których zostają one przydzielone w zależności od kąta ich nachylenia (kąta nachylenia obliczany jest względem osi Y układu współrzędnych ekranu).



Rys. 12. Cztery grupy wektorów
Fig. 12. Four groups of vectors

Liniami przerywanymi oznaczono graniczne wartości kątów decydujące o przydzieleniu do danej grupy. W efekcie opisanego tu postępowania otrzymuje się cztery liczby wyrażające sumaryczną długość wektorów w każdej z grup. Sposób wykorzystania tak uzyskanego opisu przedstawiony zostanie w części poświęconej klasyfikacji.

2.2. Klasyfikacja

W tym rozdziale zostaną opisane sposoby wykorzystania danych opisujących cechy strukturalne i geometryczne obrazu na etapie klasyfikacji.

2.2.1. Klasyfikacja na podstawie opisu strukturalnego

Do przeprowadzenia klasyfikacji na podstawie opisu strukturalnego wykorzystana została metoda minimalnoodległościowa. Ogólnie dla stosowania klasyfikacyjnych metod odległościowych konieczna jest możliwość określenia dystansu - miary odległości pomiędzy klasyfikowanymi obiektami. W tym przypadku będzie to odległość pomiędzy łańcuchami znaków wyznaczona za pomocą algorytmu dynamicznego porównywania łańcuchów. Wykorzystano algorytm symetryczny z wszystkimi wagami równymi 1.

2.2.2. Wykorzystanie cech geometrycznych

W proponowanej metodzie rozpoznawania podpisów połączono elementy analizy strukturalnej i geometrycznej. Klasyfikacja dokonuje się więc także w oparciu o cechy geometryczne. W części poświęconej tworzeniu reprezentacji obrazu wymieniono dwie zastosowane metody. Pierwsza polega na badaniu kształtu prostokąta, w którym zamyka się podpis, druga na liczeniu sumarycznej długości wektorów w czterech grupach, rozgraniczonych ze względu na kąt nachylenia.

Klasyfikacja na podstawie wymiarów prostokąta jest zagadnieniem dosyć prostym. Sprowadza się ona do obliczania różnicy długości obu boków prostokąta dla dwóch

porównywanych podpisów i odrzuceniu próbek, dla których różnica ta jest większa od pewnego progu dobranego doświadczalnie.

Szczegółowego omówienia wymaga algorytm klasyfikacji na podstawie danych zgromadzonych podczas statystyki wektorów.

2.2.2.1. Klasyfikacja na podstawie statystyki wektorów

Przeprowadzona na etapie tworzenia opisu statystyka wektorów polega na obliczaniu sumarycznej długości wektorów w czterech grupach, do których zalicza się wektory na podstawie ich kąta nachylenia do osi Y układu współrzędnych ekranu.

Algorytm klasyfikacji na podstawie takiej reprezentacji opracowano w oparciu o obserwacje testowe. W tym celu obliczono tak zdefiniowaną statystykę dla pewnej liczby próbek podpisów. Na podstawie otrzymanych wyników badano, w jakim stopniu długości te różnią się dla dwóch podpisów tej samej osoby i dla podpisów różnych osób. Przykładowe wyniki opisanych obserwacji przedstawia tabela 1. Zawiera ona sumy długości wektorów w czterech grupach, różnicę długości i różnicę znormalizowaną wyrażoną wzorem:

$$d_{ni} = \frac{|l_{1i} - l_{2i}|}{\bar{l}}$$

gdzie l_{1i} i l_{2i} to sumaryczne długości wektorów w poszczególnych grupach. Wielkość \bar{l} jest średnią arytmetyczną sumy długości wektorów wszystkich czterech grup obu podpisów:

$$\bar{l} = \frac{\sum_{i=1}^4 (l_{1i} + l_{2i})}{2}$$

Na podstawie otrzymanych wyników stwierdzono, że dla dwóch podpisów tej samej osoby podobnych do siebie we wszystkich czterech grupach, wielkość znormalizowanej różnicy długości wektorów była rzędu setnych (ciemniejsze pozycje w tabeli), a w przypadkach gdy dwa podpisy tej samej osoby bardziej różniły się od siebie przynajmniej w trzech grupach, zachodziła wyżej wymieniona prawidłowość. W większości przypadków, gdy porównywano podpisy dwóch różnych osób, różnice te były o rząd wielkości większe dla wszystkich lub dla trzech grup. Ostatecznie przyjęto, że w wyniku takiego postępowania za podobne uznać można próbki, dla których w co najmniej trzech grupach spełniony jest warunek $d_{ni} < 0.1$.

Tabela 1

Przykładowe wyniki pięciu porównań dwóch podpisów (1,2,3 - porównywano podpisy tej samej osoby; 4,5 - porównywano podpisy różnych osób)

Lp.		grupa	1	2	3	4
1	sumaryczne	podpis 1	156	96	54	95
	długości wektorów	podpis 2	153	40	30	70
	moduł różnicy długości		3	56	24	25
	różnica znormalizowana		0.004	0.008	0.034	0.036
2	sumaryczne	podpis 1	150	493	154	37
	długości wektorów	podpis 2	125	405	513	56
	moduł różnicy długości		25	88	359	19
	różnica znormalizowana		0.025	0.091	0.37	0.019
3	sumaryczne	podpis 1	736	451	255	58
	długości wektorów	podpis 2	429	442	353	178
	moduł różnicy długości		307	9	98	120
	różnica znormalizowana		0.211	0.006	0.067	0.082
4	sumaryczne	podpis 1	429	442	353	178
	długości wektorów	podpis 2	150	493	513	56
	moduł różnicy długości		279	51	160	122
	różnica znormalizowana		0.213	0.039	0.122	0.093
5	Sumaryczne	podpis 1	70	153	0	30
	długości wektorów	podpis 2	429	442	353	178
	moduł różnicy długości		359	289	353	148
	różnica znormalizowana		0.433	0.349	0.426	0.178

3. Podsumowanie

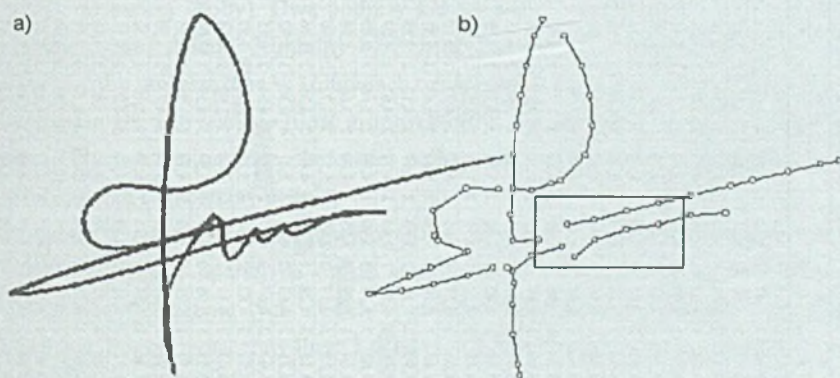
3.1. Ocena uzyskanych wyników

Metoda rozpoznawania podpisów zaproponowana w niniejszym opracowaniu jest dosyć złożona. Składa się ona z kilku etapów, a na każdym z nich wykorzystano szereg algorytmów realizujących poszczególne fazy obróbki obrazu i końcową klasyfikację. Na ostateczną skuteczność metody ma więc wpływ efektywność poszczególnych zastosowanych rozwiązań. Zanim zostanie dokonana globalna ocena skuteczności tej metody, przedstawione zostaną wyniki uzyskane w jej poszczególnych etapach.

3.1.1. Dokładność metody tworzenia grafu

Strukturalny opis obrazu w postaci grafu oddającego kształt podpisu tworzony jest na drodze wektoryzacji. Wektory znajdowane są przez algorytm śledzenia linii, którego ważnym elementem jest znajdowanie punktów węzłowych (p. 2.1.2.2). Testy tego algorytmu wykazały, że nawet w przypadku obrazów bardzo zakłóconych punkty węzłowe grafu lokalizowane są bezbłądnie.

Należy przypomnieć, że ostateczny graf otrzymywany jest po przeprowadzeniu wektoryzacji (p. 2.1.2.3), optymalizacji listy wektorów i utworzeniu wierzchołków (p. 2.1.2.5). Wyniki uzyskane na tym etapie są zadowalające. Większość linii składających się na podpis zostaje przetworzona na wektory i umieszczona w grafie. Okazało się jednak, że zastosowany algorytm ma trudności z uchwyceniem drobnych, pofalowanych linii podpisu. Fakt ten nie ma jednak dużego wpływu na rozpoznawanie podpisu w późniejszym etapie. Ważną rzeczą jest to, że dla podpisów tej samej osoby otrzymane grafy są podobne. Rys. 13 pokazuje przykład podpisu i otrzymanego z niego grafu. Prostokątną ramką oznaczono miejsce niedokładnej wektoryzacji. Podpis ten i inne podpisy tej osoby rozpoznawane były zawsze bezbłędnie.



Rys. 13. Dokładność procesu tworzenia grafu: a) podpis, b) otrzymany graf
Fig. 13. Precision of creating the graph: a) a sample signature, b) its graph

3.1.2. Skuteczność rozpoznawania

Rozpoznawanie odbywa się w oparciu o opis strukturalny i cechy geometryczne. Podobieństwo podpisów, określane w oparciu o cechy strukturalne, wyraża się odległością pomiędzy łańcuchami znaków tworzonymi na podstawie grafu. Odległość ta obliczana jest przez algorytm dynamicznego porównywania łańcuchów. Klasyfikacja na podstawie statystyki wektorów (opis geometryczny) polega na odrzuceniu tych próbek, dla których znormalizowana różnica długości d_{ni} (p. 2.1.3.2) jest większa od 0.1 w co najmniej trzech grupach wektorów.

Testy wykazały, że odległość dla podpisów tej samej osoby jest w znacznej większości przypadków mniejsza niż dla podpisów różnych osób. Okazało się także, że reguły klasyfikacji na podstawie opisu geometrycznego spełnione były tylko dla podpisów tej samej osoby. Nie dotyczy to oczywiście cechy prostokąta, ponieważ istnieje duże prawdopodobieństwo, że podpisy dwóch osób zamknąć można w prostokącie o podobnym kształcie. Uwzględnienie tej cechy pozwala jedynie na wstępne odrzucenie podpisów zupełnie różnych, co znacznie przyspiesza proces rozpoznawania, ponieważ dla takich podpisów nie trzeba już przeprowadzać klasyfikacji na podstawie cech strukturalnych, która jest w tym wypadku bardzo czasochłonna. Tabela zawiera wyniki przykładowego testu przeprowadzonego na sześćdziesięciu próbkach podpisów należących do dwudziestu osób (trzy wersje od każdej osoby). Dwa podpisy każdej osoby wprowadzono do bazy danych, trzeci podpis rozpoznawano. Kolumny oznaczone literą *d* zawierają odległości pomiędzy podpisami. Liczby umieszczone w kolumnach oznaczonych literą *w* to wyniki klasyfikacji na podstawie opisu geometrycznego (ilość grup wektorów, dla których $d_{ni} > 0.1$). Podkreśleniem oznaczono odległości minimalne dla każdej próby rozpoznania podpisu, pogrubiona ramka oznacza poprawnie rozpoznany podpis.

Jak widać z wyników przedstawionych w tabeli 2, istnieje zbieżność pomiędzy rezultatami klasyfikacji opartej na opisie strukturalnym i klasyfikacji na podstawie cech geometrycznych. Połączenie tych dwóch sposobów klasyfikowania zwiększa skuteczność rozpoznawania. Podpis oznaczony literą *J* w tabeli nie zostałby poprawnie rozpoznany, gdyby uwzględnić jedynie opis strukturalny.

3.1.3. Globalna ocena skuteczności

Aby globalnie oszacować skuteczność rozpoznawania podpisów przez opracowany program komputerowy, przeprowadzono jego test dla pewnej liczby podpisów. Zebrano podpisy pięćdziesięciu osób, po trzy podpisy od każdej z nich, co daje w sumie sto pięćdziesiąt próbek.

W pierwszej fazie testu wprowadzono do bazy danych po jednym podpisie każdej osoby, a testowano dwiema pozostałymi wersjami podpisu. Program rozpoznał 63% badanych próbek, w pozostałych 37% przypadkach nie znalazł w bazie danych odpowiedników badanych podpisów. Ważną rzeczą jest jednak to, że żadna z badanych próbek nie została błędnie zaklasyfikowana. W drugiej części testu uzupełniono dane w bazie o opisy drugiej wersji każdej sygnatury, a trzecią wersję wykorzystano do testowania. Tym razem rozpoznanych zostało 75% podpisów i nie została popełniona żadna pomyłka.

3.2. Zakończenie

Komputerowe rozpoznawanie obrazów jest dziedziną informatyki, która się stale rozwija. Osiągnięty w ciągu ostatnich lat znaczny postęp i rozwój stosowanych metod zawdzięcza się intensywnym badaniom naukowym prowadzonym na całym świecie. Algorytmy rozpoznawania obrazu cyfrowego tworzone są często dla konkretnych potrzeb i niejednokrotnie ich opracowanie wymaga kilku lat pracy dużych zespołów badawczych. Również rozpoznawanie podpisów, nawet w zakresie określonym w tym opracowaniu, pozostaje zadaniem dość trudnym. Przedstawiona metoda stanowić może interesującą próbę jego rozwiązania, a niektóre rozwiązania, np. algorytm wektoryzacji, mogą zostać wykorzystane do innych zadań związanych z analizą innych obrazów. Chodzi oczywiście o obrazy podobnej klasy co podpis, składające się z dużej liczby przecinających się wzajemnie linii o podobnej szerokości (pismo odręczne, odciski palców, fragmenty map itp.).

Istnieją oczywiście profesjonalne programy badania sygnatur stosowane na świecie. Wykorzystują one różne rozwiązania techniczne. W niektórych znanych metodach identyfikacji podpisów stosuje się specjalne rejestratory pozwalające badać podpis nie tylko w oparciu o jego wizerunek, ale i rozpatrywać jego cechy dynamiczne, takie jak siła nacisku na podłoże i dynamika ruchów pisaka. Jednym z lepszych produktów w tej dziedzinie dostępnych na rynku światowym jest system firmy IBM Sival/2. Służy on do analizy podpisów jedynie na podstawie obrazu. Praca nad tym systemem zajęła firmie IBM sześć lat. Skuteczność tego systemu wynosi 90%. Zastosowane w nim metody wykorzystują sieci neuronowe.

LITERATURA

- [1] Pavlidis I.: Off-line Recognition of Signatures Using Revolving Active Deformable Model. IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1994.
- [2] Lee S., Pan J.C.: Off-line Tracing and Representation of Signatures. IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1992.
- [3] Plamondon R., Lorette.G.: Automatic Signature Verification a Writer Identification: The State of Art. Pattern Recognition, str. 576-579, 1986.
- [4] Pavlidis T.: Structural Pattern Recognition. Springer-Verlag Berlin-Heidelberg-New York 1977.
- [5] Pavlidis T.: Frontiers of Pattern Recognition. Academic Press, New York 1972.
- [6] Stallings W.: Syntactic Pattern Recognition. Applications, Springer-Verlag, Berlin-Heidelberg-New York 1977.
- [7] Tadeusiewicz R., Flasiński M.: Rozpoznawanie obrazów. PWN, Warszawa 1991.

- [8] Tadeusiewicz R.: Rozpoznawanie obrazów - zarys teorii. Skrypty Uczelniane UJ Kraków 1985.
- [9] Jakubowski R.: A Structural Representation Of Shape, and it's Features, inf.sci. 1986 vol. 39, nr 2.
- [10] James M.: Pattern Recognition, John Wiley, NewYork 1988.
- [11] Harary F.: Graph Teory, Addison-Wesley, Reading 1969.
- [12] Skarbek W.: Metody reprezentacji obrazów cyfrowych, Akademicka Oficyna Wydawnicza PLJ, Warszawa 1993.

Recenzent: Dr hab. inż. Adam Mrózek

Wpłynęło do Redakcji 4 marca 1996 r.

Abstract

The method of computerised signature recognition described in this paper allows to recognise signatures without analysing their authenticity. It consists of two main parts. First creates the structural description of a signature - a graph (Fig. 2) which is next translated to the string. Strings are stored in the database. The graph is built from vectors obtained in vectorization algorithm (Fig. 8) using tracing (Fig. 2) and the detection of nodes (Fig. 7). The first part includes also the analysis of some geometrical features: the shape of a rectangle region bounding a signature (Fig. 11) and the angle of vectors (Fig. 12). The second part of described method of signature recognition is a process of classification. The classification is based both on structural description and geometrical features. As was previously said the graph describing a signature is translated to the string. The classification uses dynamic string comparison. Classification based on so called here statistic of vectors is developed basing on results of tests. The ending contains appreciation of creating a structural description (Fig. 13), classification and general efficiency of the whole method.