

FILTRY TEKSTURALNE W PROCESIE AUTOMATYCZNEJ KLASYFIKACJI OBIEKTÓW

TEXTURE FILTERS IN THE PROCESS OF AUTOMATIC OBJECT CLASSIFICATION

Urszula Marmol¹ Grzegorz Lenda²

¹ Katedra Geoinformacji, Fotogrametrii i Teledetekcji Środowiska,
Akademia Górniczo-Hutnicza

² Katedra Geodezji Inżynierskiej i Budownictwa, Akademia Górniczo-Hutnicza

SŁOWA KLUCZOWE: analiza tekstury, klasyfikacja obiektów, filtry Lawsa, filtry Gabora

STRESZCZENIE: Badanie tekstury jest istotne w wielu zastosowaniach związanych z analizą obrazów dla klasyfikacji, detekcji i segmentacji obiektów. Tekstura stanowi lokalny wzorzec przestrzenny, trudny do zdefiniowania w sposób ścisły. Nie oznacza to jednak, że cecha ta, ze względu na swoją niejednoznaczność, może być ignorowana i pomijana w badaniach nad informacją pochodzącą z obrazów.

Tematem przeprowadzonych prac jest interpretacja ortofotomapy prawdziwej (*ang. trueortho*) w celu automatycznego wykrycia obiektów zabudowy i roślinności. Elementy te na obrazach charakteryzują się różnorodnym kształtem, kolorem i teksturą. W niniejszych badaniach podjęto próbę udowodnienia tezy, że tekstura może stanowić dobry wyznacznik wydzielenia obiektów takich jak drzewa od elementów zabudowy.

Procedury teksturalne można podzielić na trzy kategorie: strukturalne, statystyczne i bazujące na filtracji. W niniejszym artykule skupiono się na filtrach teksturalnych – filtrach Gabora, wzmocnionych z wykorzystaniem „energii teksturalnej” Lawsa. Energia teksturalna reprezentuje ilość zmian wewnątrz rozpatrywanego okna na obrazach poddanych określonej wariantowi filtru. Filtr Gabora jest filtrem liniowym, wykorzystywanym do detekcji krawędzi. Stanowi on uogólnienie transformaty Fouriera, jego reprezentacja częstotliwościowa jest zbliżona do obrazowania systemu wizyjnego człowieka i może być przydatna w procesie opisywania i rozróżniania tekstur.

W badaniach wykorzystano dane pozyskane podczas nalotu nad miastem Espoonlahti w Finlandii: dane obrazowe o rozdzielczości terenowej 0.06 m, zarejestrowane kamerą cyfrową Rollei i dane laserowe z systemu TopEye MK II o gęstości 30 punktów/m².

1. WPROWADZENIE

Tematem przeprowadzonych prac jest interpretacja ortofotomapy prawdziwej (*ang. trueortho*) w celu automatycznego wykrycia obiektów zabudowy i roślinności. Elementy te na obrazach charakteryzują się różnorodnym kształtem, kolorem i teksturą. W badaniach skupiono się na teksturze, która może stanowić dobry wyznacznik oddzielenia obiektów takich jak drzewa od elementów zabudowy.

Różnorodność naturalnych i sztucznych tekstur sprawia, że jest niemożliwe podanie uniwersalnej definicji tekstury. W ostatnich dziesięcioleciach zaproponowano wiele metod analizy tekstury m.in.: strukturalne, statystyczne, bazujące na filtracji. W artykule skupiono się na szczególnym podejściu do analizy tekstur: wielokanałowej filtracji.

2. METODOLOGIA

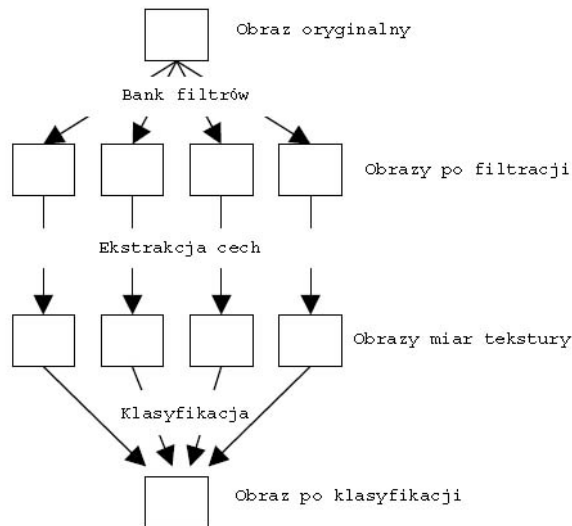
2.1. Analiza teksturalna

W artykule skupiono się na szczególnym podejściu do analizy tekstur: wielokanałowej filtracji. Podejście to wywodzi się z teorii filtracji wykorzystywanej dla przetwarzania informacji w wizyjnym systemie człowieka. Teoria ta została zaproponowana przez Campbella i Robsona (Campbell, Robson, 1968). Polega ona na dekompozycji obrazu na określoną liczbę obrazów przefiltrowanych, każdy z nich zawiera wariancję intensywności w wąskim zakresie częstotliwości i orientacji. Formowany jest zestaw filtrów (tzw. bank filtrów) o ściśle określonej częstotliwości i orientacji, który jest wykorzystywany w procesie analizy tekstur (Randen, 1997).

Podejście filtracyjne do analizy teksturalnej jest oczywiste, gdyż dziedzina częstotliwościowa dla odmiennych tekstur jest zdecydowanie różna (Jain, Farrokhnia, 1991). Istotną korzyścią filtracji wielokanałowej jest fakt, że można używać prostych statystyk w filtrowanym obrazie jako miar tekstury. Wynika to z faktu, że przefiltrowany obraz niesie ograniczoną informację spektralną.

Główne etapy wielokanałowego podejścia filtracyjnego to:

- określenie charakterystyki obrazów po filtracji i ich liczby,
- wyodrębnienie właściwej miary tekstury z obrazów przefiltrowanych,
- określenie zależności między obrazami (zależne, niezależne),
- integracja miar tekstury z różnych obrazów w procesie klasyfikacji (Rys. 1).



Rys. 1. Schemat wielokanałowego podejścia filtracyjnego

2.2. Filtr Gabora

Pojedynczy filtr Gabora pozwala przefiltrować obraz zachowując tylko precyzyjnie dobrany zakres częstotliwości. Może być realizowany zarówno w dziedzinie przestrzennej za pomocą konwolucji z wyliczoną maską, jak i w dziedzinie częstotliwości.

Filtr Gabora w dziedzinie przestrzennej to sinusoida o określonej częstotliwości i orientacji (nośnik, *ang. carrier*) modulowana funkcją Gaussa (koperta, *ang. envelop*):

$$g(x, y) = s(x, y) * w(x, y) \quad (1)$$

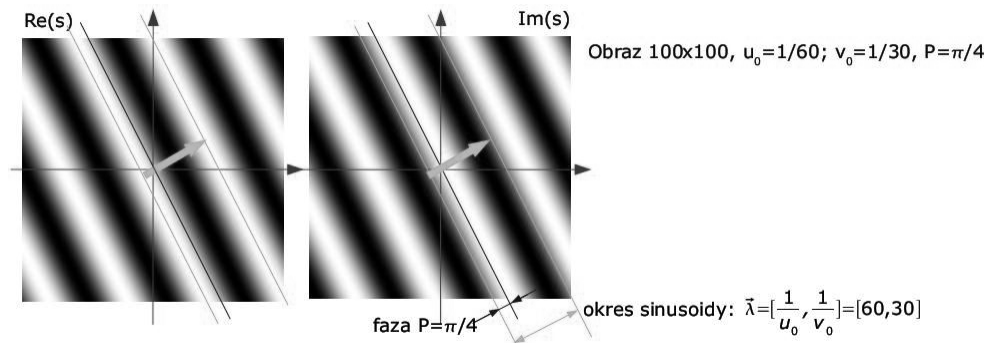
Nośnik jest zespoloną sinusoidą (Rys. 2):

$$s(x, y) = \cos(2\pi \cdot (u_0 \cdot x + v_0 \cdot y) + P) + i \cdot \sin(2\pi \cdot (u_0 \cdot x + v_0 \cdot y) + P) \quad (2)$$

gdzie:

(u_0, v_0) – określa częstotliwość zespolonej sinusoidy,

P – faza zespolonej sinusoidy.



Rys. 2. Rzeczywista i urojona część zespolonej sinusoidy.

Źródło: (Włodarczyk, Matuszczak, 2009)

Koperta jest funkcją Gaussa (Rys. 3):

$$w(x, y) = K \cdot e^{-\pi \cdot (a^2(x-x_0)_r^2 + b^2(y-y_0)_r^2)} \quad (3)$$

gdzie:

K – czynnik skalujący,

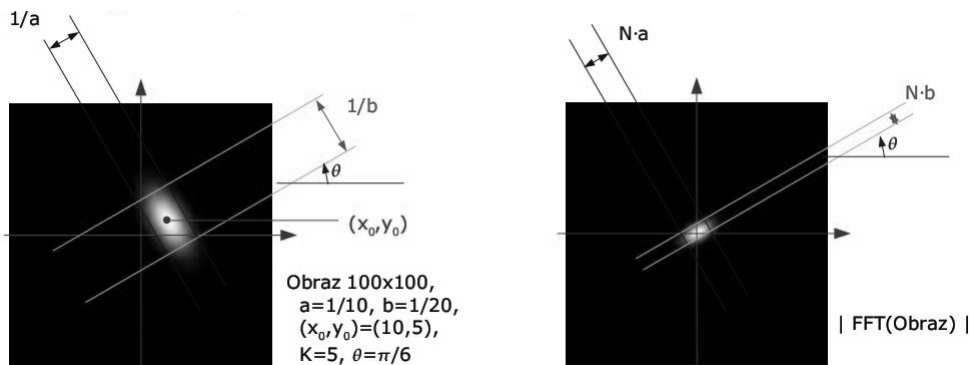
a, b – parametry skalujące dwie osie funkcji Gaussa,

(x_0, y_0) – środek funkcji Gaussa,

θ – kąt obrotu funkcji Gaussa wokół (x_0, y_0) ,

$(x-x_0)_r = (x-x_0) \cos \theta + (y-y_0) \sin \theta$

$(y-y_0)_r = (x-x_0) \sin \theta + (y-y_0) \cos \theta$



Rys. 3. Koperta – funkcja Gaussa. Źródło: (Włodarczyk, Matuszczak, 2009)

2.3. Wybór parametrów filtru

W przypadku filtrów Gabora dwa parametry wpływają w sposób istotny na realizację filtru:

- parametr θ , określający orientację filtru,
- parametr $f_0 = \sqrt{u_0^2 + v_0^2}$ – częstotliwość filtru.

Eksperymenty psychofizyczne wskazują, że rozdzielczość orientacji w systemie wizyjnym człowieka wynosi 5° . W związku z tym zdecydowano się zmieniać parametr θ w takim właśnie przedziale, a następnie z szeregu powstałych obrazów wybrać najbardziej reprezentatywne.

W przypadku częstotliwości zdecydowano się wybrać następujący zakres wartości (Jain, Farrokhnia, 1991):

$$1 \cdot \sqrt{2}, 2 \cdot \sqrt{2}, 4 \cdot \sqrt{2}, \dots, (N/4) \cdot \sqrt{2} \quad \text{cykli/szerokość obrazu}$$

W przypadku analizowanego fragmentu o wymiarach 1736×1855 pikseli rozpatrywana ilość częstotliwości wynosi: 10, a orientacji: 37. Liczba obrazów po filtracji wyniosła zatem 370 (!!!). Analiza takiej liczby danych była niemożliwa, dlatego badania rozpoczęto od przeprowadzenia wstępnej oceny wizualnej uzyskanych rezultatów i wyboru obrazów, na których obiekty poddane analizie (budynki i drzewa) były najlepiej rozróżnialne.

3. POWIERZCHNIA TESTOWA I WSTĘPNA OBRÓBKA DANYCH

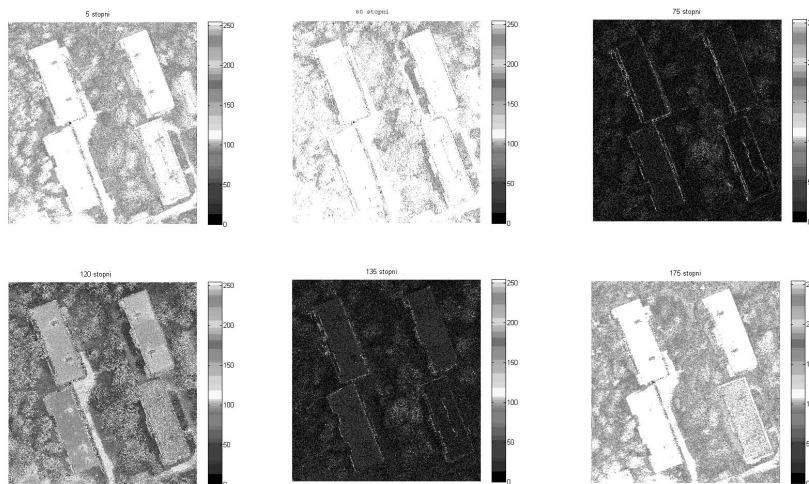
W badaniach wykorzystano dane pozyskane podczas nalotu nad miastem Espoonlahti w Finlandii: dane obrazowe zostały zarejestrowane kamerą cyfrową Rollei o rozdzielczości terenowej 0.06 m i dane laserowe z systemu TopEye MK II o gęstości 30 punktów/m².

W pierwszym etapie na podstawie danych laserowych została wydzielona powierzchnia topograficzna z wykorzystaniem filtracji Axelssona. Pozyskano także zNMT jako różnicę NMPT i NMT. Dane te wraz z obrazami pozyskanymi podczas nalotu pozwoliły na wygenerowanie ortofotomapy prawdziwej o rozdzielczości przestrzennej 0.05 m, która stanowiła podstawę do dalszych eksperymentów.

4. PRAKTYCZNA REALIZACJA FILTRÓW GABORA

Filtry Gabora zostały zaprojektowane w środowisku MATLAB i zastosowane dla fragmentu ortofotomapy prawdziwej o wymiarach 1736×1855 pikseli, czyli około 86×92 m. Wybrano pole badawcze o niewielkich rozmiarach, aby mieć precyzyjną kontrolę nad rezultatami, uzyskanymi w poszczególnych etapach analizy. Obszar obejmuje cztery budynki o nieskomplikowanym kształcie, w otoczeniu wolnostojących drzew i elementów infrastruktury. W wyniku zastosowania opisanych w podrozdziale 2.3 parametrów filtru powstało 370 obrazów.

Jak wspomniano w rozdziale 2.3, analiza takiej liczby obrazów była niemożliwa pod względem obliczeniowym, dlatego rozpoczęto od przeprowadzenia wstępnej oceny wizualnej uzyskanych rezultatów i wyboru najbardziej reprezentatywnych wyników. Przykładowe realizacje filtrów Gabora, dla zmieniającego się parametru θ i stałej częstotliwości $4 \cdot \sqrt{2}$, zostały zamieszczone na Rysunku 4.



Rys. 4. Wybrane przykłady realizacji filtrów Gabora, przy zmiennym parametrze θ i założonej stałej częstotliwości

5. WYZNACZENIE OBRAZÓW MIAR TEKSTURY

Przy zmianie parametrów częstotliwości i orientacji powstaje zespół filtrów (tzw. bank filtrów). W niniejszym opracowaniu wybrano subiektywnie (wizualnie) grupę 30 przefiltrowanych obrazów, która charakteryzowała się najlepszym rozróżnieniem analizowanych obiektów. Wybór takich filtrów, które będą minimalizować błąd klasyfikacji jest złożonym problemem, poruszonym w wielu publikacjach (Recio Recio *et al.*, 2005), (Welon, Higgins, 1998). Optymalizacja tego problemu może stanowić pole do dalszych badań w przyszłości.

Obrazy po filtracji Gabora mogą być wykorzystywane bezpośrednio jako wektor cech tekstury dla każdego piksela obrazu. Nie jest to jednak podejście optymalne. Standardowo przeprowadza się wzmocnienie informacji teksturalnej z wykorzystaniem różnych metod. (Clausi *et al.*, 2000), które bazują na:

- zastosowaniu wygładzenia z wykorzystaniem funkcji Gaussa,
- wykorzystaniu nieliniowej funkcji sigmoidalnej,
- analizie sąsiedztwa pikseli

W niniejszych badaniach zdecydowano się wzmocnić uzyskaną informację poprzez zastosowanie filtrów Lawsa. Metoda zaproponowana przez Lawsa (Laws, 1980a, 1980b) oparta jest na klasyfikacji pikseli obrazu na podstawie miar lokalnej „energii teksturalnej”. Energia teksturalna reprezentuje ilość zmian wewnątrz rozpatrywanego okna na obrazach poddanych określonemu wariantowi filtracji.

Najczęściej wykorzystywane są następujące filtry:

$L5 = L3 * L3 = [1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1]$ – wyrównanie (*ang. level*),

$E5 = L3 * E3 = [-1 \ -2 \ 0 \ 3 \ 1]$ – pierwsza pochodna – wykrywanie krawędzi (*ang. edge*),

$S5 = -E3 * E3 = [-1 \ 0 \ 2 \ 0 \ -1]$ – druga pochodna – wykrywanie plam (*ang. spot*),

$W5 = -E3 * S3 = [-1 \ 2 \ 0 \ -2 \ 1]$ – wykrywanie zafalowań (*ang. wave*),

$R5 = S3 * S3 = [1 \ -4 \ 6 \ -4 \ 1]$ – wykrywanie zmarszczek (*ang. ripple*).

Można uzyskać 25 dwuwymiarowych filtrów, poprzez konwolucję filtrów 1D. Przykładowe filtry mają postać: $L5E5 = L5TE5$ i są reprezentowane jako maska $A(i,j)$ – 5×5 pikseli.

W kolejnym etapie dokonywany jest splot masek filtrów z obrazami przefiltrowanymi z wykorzystaniem filtrów Gabora:

$$F(i, j) = A(i, j) * I(i, j) \quad (4)$$

gdzie:

$F(i,j)$ – obraz po filtracji filtrem Lawsa ($i = 0, 1 \dots N, j = 0, 1 \dots M$),

$I(i,j)$ – obraz po filtracji filtrem Gabora,

$A(i,j)$ – jądro filtru o rozmiarze $(2a+1) \times (2a+1)$.

Następnie przeprowadzana jest estymacja energii na otrzymanych obrazach, wyznaczana, w sposób uproszczony, jako:

$$E(i, j) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{p=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} |F(p, l)| \quad (5)$$

gdzie:

$F(p,l)$ – obraz po filtracji,

rozmiar okna $(2n+1) \times (2n+1)$.

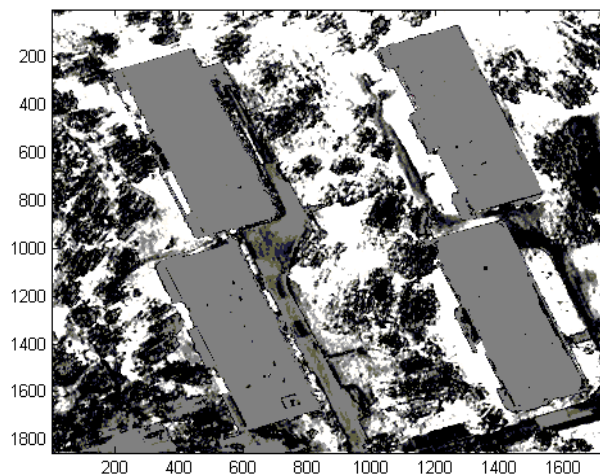
Informacja zawarta w obrazach po filtracji Gabora została wzmocniona z wykorzystaniem „energii teksturalnej” Lawsa. Powstałe w ten sposób obrazy miar tekstury zostały wykorzystane w procesie klasyfikacji.

6. KLASYFIKACJA OBSZARU BADAWCZEGO

Obrazy miar tekstury zostały wykorzystane w procesie klasyfikacji. Przed procesem klasyfikacji, obrazy przefiltrowane zostały poddane przestrzennemu wygładzeniu, w celu wyeliminowania dużych zmienności w obszarach należących do tej samej tekstury (Hammouda, Jernigan, 2010). Jako metodę wygładzania zastosowano funkcję Gaussa.

Analiza teksturalna oparta na filtrach Gabora może być podzielona na dwie kategorie: klasyfikacji nadzorowanej i nienadzorowanej (Clausi *et al.*, 2000). W przypadku klasyfikacji nadzorowanej następuje wybór filtrów optymalnych, na podstawie wiedzy a priori o teksturach występujących na obrazie. Minusem tej metody jest brak możliwości automatyzacji. Klasyfikację nienadzorowaną charakteryzuje obiektywność i wysoki stopień automatyzacji, konieczne jest jednak wykorzystywanie całego banku filtrów. W przeprowadzonych badaniach zastosowano klasyfikację nadzorowaną, wybrano algorytm największego prawdopodobieństwa, oparty o model rozkładu normalnego gęstości cech w klasach (*ang. maximum likelihood*).

Wzorce klas zostały wybrane w sposób manualny poprzez wskazanie na obrazach obszarów jednorodnych odpowiadających trzem grupom obiektów: budynki, drzewa i obiekty inne. Dla każdej kategorii określono po 5 pól testowych o rozmiarach 10×10 pikseli. Wynik klasyfikacji zamieszczono na Rysunku 5.



Rys. 5. Wynik klasyfikacji metodą maksymalnego prawdopodobieństwa

7. ANALIZA UZYSKANYCH WYNIKÓW

Analiza dokładności polegała na porównaniu wyników automatycznej klasyfikacji z wynikami manualnej fotointerpretacji obrazu. Ocena uzyskanych wyników została oparta o ważony współczynnik χ , obliczony w oparciu o macierz niezgodności, określającą liczbę punktów należących do klasy j , które zostały zaklasyfikowane do klasy i (Borkowski, Tymków, 2007), (Iwaniak *et al.*, 2005). Uzyskano współczynnik $\chi = 0.687$.

Głównym czynnikiem, który spowodował spadek dokładności był fakt, że obiekty inne (np. drogi, samochody, parkingi itp.) posiadają właściwości teksturalne zbliżone do budynków i w procesie klasyfikacji zostały błędnie przydzielone do tej kategorii.

Pojedyncze drzewa zostały zlokalizowane we właściwy sposób, jednakże pojawiły się pojedyncze błędnie sklasyfikowane piksele w obrębie korony danego drzewa. Problem ten jest łatwy do wyeliminowania przy wykorzystaniu prostych filtrów np. medianowych.

8. PODSUMOWANIE

Filtry Gabora są wykorzystywane w wielu dziedzinach związanych z analizą obrazu w procesie segmentacji obiektów, ekstrakcji cech, identyfikacji linii papilarnych, rozpoznawania twarzy czy wykrywania krawędzi. W niniejszym artykule zaproponowano wielokanałową filtrację Gabora dla wyodrębnienia na podstawie zdjęć lotniczych elementów zabudowy i roślinności.

Filtry Gabora, przy zmieniających się parametrach orientacji i częstotliwości, generują bank filtrów, o zmiennych właściwościach. Klasyfikacja obrazów przefiltrowanych pozwala na jednoznaczna identyfikację obiektów posiadających określone cechy teksturalne.

Przeprowadzone badania wskazują, że jest możliwe rozróżnienie obiektów zabudowy od drzew z wykorzystaniem analizy teksturalnej. Problem pojawia się w przypadku występowania obiektów o teksturach zbliżonych do poszukiwanych (na przykład parkingi czy drogi o teksturze zbliżonej do budynków). Błędy te mogą zostać wyeliminowane poprzez włączenie danych lidarowych (zNMT dla parkingów lub dróg będzie przyjmował wartości bliskie zera). W niniejszych badaniach skupiono się jednakże nie na uzyskaniu jak najlepszych wyników klasyfikacji, ale na próbie odpowiedzi na pytanie, na ile filtry teksturalne mogą stanowić alternatywną metodę pozyskiwania informacji o obiektach, zlokalizowanych na zdjęciach.

Praca została wykonana w ramach badań statutowych AGH nr 11.11.150.949/10 i 11.11.150.005/10.

9. LITERATURA

Borkowski A., Tymków P., 2007. Wykorzystanie danych lotniczego skaningu laserowego i zdjęć lotniczych do klasyfikacji pokrycia terenu. *Archiwum Fotogrametrii, Kartografii i Teledetekcji*, Vol. 17a, s. 93–103.

Campbell F. W., Robson J. G., 1968. Application of Fourier analysis to the visibility of gratings. *J. Physiology*, vol. 197, s. 551–566.

Clausi D. A., Jernigan M. E., 2000. Designing Gabor filters for optimal texture separability. *Pattern Recognition* 33, s. 1835–1849.

Hammoda K., Jernigan E., 2010. Texture segmentation using Gabor filters. cite-seerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.112.6669.pdf

Iwaniak A., Kubik T., Paluszyński W., Tymków P., 2005. Classification of features in high-resolution aerial photographs using neural network. *XXII Int. Cartographic Conference: Mapping Approaches Into A Changing World*. A Coruna.

Jain A. K., Farrokhnia F., 1991. Unsupervised texture segmentation using gabor filters. *Pattern Recognition*, vol. 16, s. 1167–1186.

Laws K. I., 1980a. Texture image segmentation. Ph.D. dissertation, Dept. Of Engineering, University of Southern California.

- Laws K. I., 1980b. Rapid texture identification. Proc. SPIE vol. 238, s. 376–380.
- Przybyło J., 2008. Automatyczne rozpoznawanie elementów mimiki w obrazie twarzy i analiza ich przydatności do sterowania. *Rozprawa doktorska*, AGH.
- Randen T., 1997. Filter and filter bank design for image texture recognition. *Ph.D. Thesis*. Norwegian University of Science and Technology.
- Recio Recio J. A., Ruiz Fernández L. A., Fernández-Sarriá, 2005. Use of Gabor filters for texture classification of digital image. *Física de la Tierra* 17, s. 47–59.
- Weldon T. P., Higgins W. E., 1998. An algorithm for designing multiple Gabor filters for segmenting multi-textured images. IEEE Int. Conf. On Image Processing, s. 333–337.
- Włodarczyk M., Matuszczak T., 2009. Rozpoznawanie człowieka przy pomocy wzorca tęczy oka. *Raport z projektu kursu metody i algorytmy sztucznej inteligencji*. Politechnika Wroclawska.

TEXTURE FILTERS IN THE PROCESS OF AUTOMATIC OBJECT CLASSIFICATION

KEY WORDS: texture analysis, object classification, Laws filters, Gabor filters

SUMMARY: The texture analysis is important in many applications of image analysis for classification, detection and segmentation of objects. Texture is the local spatial pattern, which is difficult to define strictly. This doesn't mean, however, that this feature can be ignored and neglected in research on information derived from images, because of its ambiguity.

The theme of the study is the interpretation of true orthophoto for automatic detection of building objects and vegetation. These elements are characterized in the image by a variety of shape, color and texture. In the present study the authors attempt to prove the thesis that the texture can be a good indicator for separation of objects such as trees from building elements.

Textural procedures can be divided into three categories: structural, statistical and filter based approaches. The paper is focused on the textural filters – the Gabor filters, strengthened by the use of Laws' "texture energy". The texture energy represents the number of changes within the window in an image subjected to a particular filter variant. The Gabor filter is linear, used for edge detection. It is a generalization of the Fourier transform, its frequency representation is similar to the imaging of human visual system and may be useful in the process of describing and differentiating textures.

The data used for study have been collected during a flight over the Finland town Espoonlathi. They were as follow: image data with a spatial resolution of 0.06 m, acquired with a digital camera Rollei, and laser data from the TopEye MK II system with a resolution of 30 points/m².

dr inż. Urszula Marmol
e-mail: entice@agh.edu.pl
telefon: 12 617 23 02

dr inż. Grzegorz Lenda
e-mail: grzenda@agh.edu.pl
telefon: 12 617 23 14