

Przemysław TYMKÓW<sup>1</sup>  
Marian MOKWA<sup>2</sup>  
Andrzej BORKOWSKI<sup>3</sup>  
Piotr GOŁUCH<sup>4</sup>

## **AUTOMATYCZNA ESTYMACJA WARTOŚCI WSPÓŁCZYNNIKÓW OPORÓW PRZEPŁYWU WÓD W DOLINACH RZEK Z WYKORZYSTANIEM DANYCH SKANINGU LASEROWEGO ORAZ ZDJĘĆ LOTNICZYCH<sup>5</sup>**

### **1. Wstęp**

Dla określenia przepływu wielkich wód podstawowe znaczenie ma prawidłowe oszacowanie własności terenów zalewowych. Szczególnie trudnym problemem jest określenie charakterystyki oporów obszarów zajętych przez roślinność. Odnosi się to głównie do roślinności wysokiej (drzewa), dla której współczynniki szorstkości Manninga  $n$  określane są poprzez parametryzację wybranych cech geometrycznych roślin. Podstawowymi parametrami charakteryzującymi roślinność wysoką są: rodzaj roślinności oraz jej wysokość. Dane skaningu laserowego, który coraz częściej wykorzystywany jest do budowy NMT na potrzeby modelowania hydrodynamicznego, wraz z informacją obrazową pozyskiwaną zazwyczaj równolegle w trakcie takich pomiarów mogą być podstawą nadzorowanej klasyfikacji pokrycia terenu uwzględniającej opory przepływu.

W pracy autorzy posłużyli się danymi skaningu laserowego oraz zdjęciami lotniczymi wykonanymi dla obszaru doliny rzeki Widawy w okolicy jej ujścia.

---

<sup>1</sup> Mgr inż., Instytut Inżynierii Środowiska Akademii Rolniczej we Wrocławiu

<sup>2</sup> Dr hab. inż. prof. nadzw., Instytut Inżynierii Środowiska Akademii Rolniczej we Wrocławiu

<sup>3</sup> Dr hab. inż., Instytut Geodezji i Geoinformatyki Akademii Rolniczej we Wrocławiu

<sup>4</sup> Dr inż., Instytut Geodezji i Geoinformatyki Akademii Rolniczej we Wrocławiu

<sup>5</sup> Praca naukowa finansowana ze środków na naukę w latach 2005-2007, projekty badawcze nr 2P06S04229 oraz nr 4T12E0172.

## 2. Współczynniki szorstkości roślinności wysokiej w modelowaniu hydrodynamicznym

Opory przepływu obliczyć możemy w dwojaki sposób:

- 1 – według formuły Manninga: określając wielkości współczynnika szorstkości  $n$ .
- 2 – według formuły opartej o uniwersalne prawo przepływu Darcy – Weisbacha: określając wielkość współczynnika  $\lambda$ .

Związek pomiędzy współczynnikiem szorstkości  $n$  ze wzoru Manninga a bezwymiarowym współczynnikiem oporu  $\lambda$  przedstawia się następująco (1):

$$\frac{1}{n} = \sqrt{\frac{8g}{\lambda R^{1/3}}} \quad (1)$$

gdzie  $R$  – promień hydrauliczny przekroju [m].

Użycie w modelowaniu matematycznych współczynników  $n$  lub  $\lambda$  zależy od zastosowanego oprogramowania komputerowego, bazującego na określonej metodzie obliczania oporów przepływu [1].

Przy użyciu standardowego oprogramowania (np. pakiet HEC – RAS), zakłada się, że wartość współczynnika  $n$  w danym przekroju poprzecznym przepływu jest niezmienna i przyjmowana jest na ogół w sposób opisowy na podstawie tablic Ven Te Chowa (1959) [2]. W tablicach tych współczynnik szorstkości  $n$  dla „koryt w terenach zalewowych” potraktowany jest ogólnikowo i zajmuje dwie pozycje:

- duża liczba pni, nieliczne uwalone drzewa, niewielkie pokrycie lasu, poziom wielkiej wody poniżej gałęzi drzew:  
min = 0,080      średni = 0,100      max = 0,120,
- jw., lecz poziom wielkiej wody zatapia gałęzie drzew:  
min = 0,100      średni = 0,120      max = 0,160,

należy dodać, że wartości tych współczynników są weryfikowane i w różnych modelach określa się daleko idącą ich szczegółowość.

W budowanych współcześnie wysokiej klasy oprogramowaniach opory ruchu określane są głównie w oparciu o uogólnione prawo przepływu. Dotyczy to w szczególności obszarów pokrytych roślinnością, gdzie o oporach ruchu decydują parametry podłoża oraz roślinności. Ponieważ metoda jest stosunkowo nowa, prace nad jej udoskonaleniem i weryfikacją trwają. Artykuł przedstawia jeden z wybranych elementów określania oporu ruchu wywołanych roślinnością wysoką, wykorzystując w tym celu najnowsze techniki teledetekcyjne.

W metodologii obliczeń przepustowości dolin rzecznych, roślinność wysoką określa się jako wyższą niż głębokość przepływu i w niewielkim stopniu ulegającą aktualizacjom pod wpływem naporu hydrodynamicznego wody.

### 2.1. Estymacja współczynników szorstkości obszarów porośniętych roślinnością wysoką

Opory przepływu roślinności wysokiej (nie zatopionej) są w głównej mierze związane z oporami opływanej bryły roślin. Jeżeli występuje skupisko drzew, wówczas parametryzacja roślin sprowadza się do określenia ich średniej średnicy  $d_p$  oraz rozstawu  $a_x$  i  $a_y$ .

Wówczas współczynnik oporu drzewa oblicza się za wzoru [1]:

$$\lambda_p = C_{WR} \frac{4 \cdot d_p \cdot h \cos \alpha}{a_x \cdot a_y} \quad (2)$$

gdzie  $h$  – głębokość przepływu [m],  $\alpha$  – kąt nachylenia profilu podłużnego terenu do poziomu.

Współczynnik oporów dla opływu skupiska drzew  $C_{WR}$  podaje Rickert [3]:

$$C_{WR} = \left[ 1.1 + 2.3 \cdot \frac{dp}{dy} \right] \cdot \left[ 0.6 + 0.5 \cdot \log \left( \frac{ax}{ay} \right) \right] + 2 \cdot \left[ \frac{1}{1 - \frac{dp}{dy}} - 1 \right] \quad (3)$$

Oszacowanie wartości parametrów  $d_p$  oraz  $a_x$  i  $a_y$  wymaga pracochłonnych badań i wywiadów terenowych. Dzięki nowoczesnym technikom teledetekcyjnym i zdjęciom lotniczym możliwe jest oszacowanie tych parametrów przy ograniczeniu wizyt w terenie do minimum lub nawet ich wyeliminowaniu w przypadku analizy wzrokowej drzew na ukośnych zdjęciach lotniczych wspartej informacją o ich wysokości. Ekspert określa właściwości roślin na niewielkich polach testowych a następnie wykorzystując metody komputerowego wspomaganie decyzji identyfikuje podobne obszary w całym zakresie opracowania. Oczywiście w podobny sposób można identyfikować również inne formy pokrycia terenu i nadawać im parametry oporu co jest zadaniem o wiele łatwiejszym. Opracowana w ten sposób mapa obszarów o zbliżonych parametrach szorstkości obok numerycznego modelu terenu może służyć do modelowania hydrodynamicznego zarówno jedno jak i dwuwymiarowego.

### 3. Metody akwizycji i ekstrakcji danych o szorstkości terenu

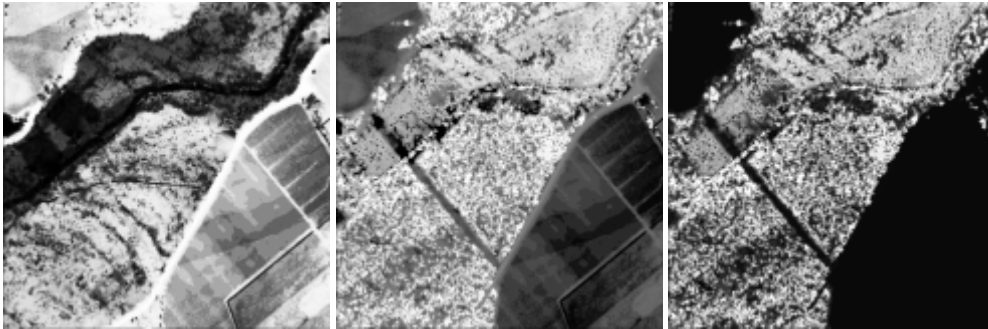
W badaniach autorzy wykorzystali następujące dane:

- numeryczny model terenu (NMT) oraz numeryczny model pokrycia terenu (NMPT) wykonana na podstawie danych skaningu laserowego,
- kolorowe zdjęcia lotnicze.

#### 3.1. Skaningu laserowy

Metoda skaningu laserowego pozwala szybko zbudować NMT oraz NMPT, stanowi zatem doskonałe źródło informacji o rzeźbie i pokryciu terenu. Ponieważ część promieni lasera odbija się od form pokrycia terenu takich jak korony drzew, a część przenika głębiej, surowe dane skaningowe niosą informację zarówno o pokryciu jak i rzeźbie terenu. W procesie budowy NMT punkty odbite od powierzchni innych niż teren są odfiltrowywane, a z pozostałych punktów budowany jest model [4]. Podobnych czynności wymaga budowa NMPT, z tą różnicą, że odfiltrowywane są punkty odbite od powierzchni terenu wewnątrz obszarów zadrzewionych. Na potrzeby określania współczynników oporu na podstawie NMT oraz NMPT wygenerowane zostały wartości współrzędnych  $XYH$  układu „1992” dla siatki 1 x 1 m w terenie. Następnie poprzez odjęcie od siebie współrzędnych wysokościowych NMT od NMPT dla tych samych współrzędnych płaskich otrzymano

informację o wysokościach form roślinnych względem rzeźby terenu (PT). Dane te stanowią cechę niezbędną do klasyfikacji homogenicznych obszarów oraz dalszej estymacji współczynnika oporu wg formuły (3). Wykonano wizualizację współrzędnej  $h$  dla NMT, NMPT i PT w odcieniach szarości (8-bitów) dla fragmentu obszaru opracowania (rys. 1).



Rys. 1. Wizualizacja danych wysokościowych opracowanych na podstawie skaningu laserowego, od lewej: NMT, NMPT, PT

### 3.2. Zdjęcia lotnicze

Rejestracja obrazu obok akwizycji wysokości form pokrycia terenu ma kluczowe znaczenie w budowie wektora cech niezbędnego do automatycznego rozpoznawania obszarów homogenicznych pod względem oporu przepływu [5]. Na potrzeby pracy wykonano zdjęcia lotnicze z pułapu ok. 800 m nad terenem. Termin ich wykonania pokrywał się z terminem wykonania skaningu laserowego. Łączenie poszczególnych scen oparto

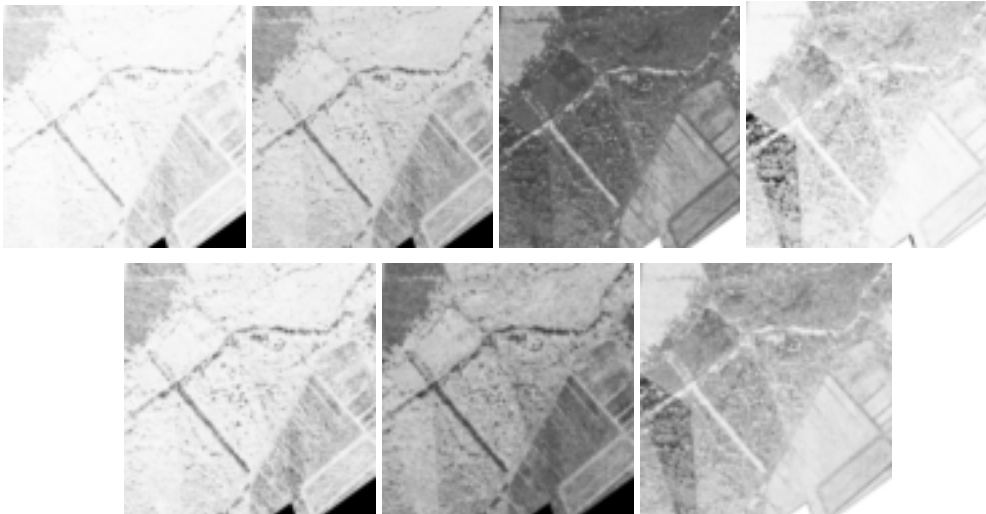


Rys. 2. Obraz fragmentu doliny rzeki Widawy uzyskany poprzez połączenie zdjęć lotniczych

transformacji rzutowej (IRAS-C). Orientację przestrzenną określono na podstawie punktów dostosowania pobranych drogą digitalizacji z mapy topograficznej o skali 1:10000. Średniokwadratowy błąd wpasowania RMS transformacji mieścił się w przedziale 1.5 – 3 m, a mając na uwadze późniejsze zastosowanie materiału uznano to za wystarczającą dokładność. Otrzymana tą drogą informacja obrazowa po przeskalowaniu do rozdzielczości terenowej 1x1 m i rozbiciu przestrzeni barw RGB na poszczególne kanały, została zintegrowana z danymi o wysokości form pokrycia nad terenem (PT). Ponadto posłużyła do obliczenia wartości cech opisujących teksturę obrazu, które także włączono do wektora cech klasyfikowanych obszarów. Poniżej przedstawiono fragment informacji obrazowej o wymiarach 1x1 km w terenie (rys. 2).

### 3.3. Metoda GLCM w analizie tekstur

Metoda GLCM (Gray level co-occurrence matrix) stanowi jedną z wielu znanych metod ekstrakcji cech tekstur obrazów. Jej przydatność w analizie zdjęć lotniczych wykazano we wcześniejszych badaniach [6]. Opiera się ona na macierzy charakteryzującej częstość sąsiedzowania pikseli o danej wartości z innymi zwanej macierzą sąsiedztwa. Macierz ta definiowana jest za pomocą odległości i kąta (parametrów analizy). Proces ekstrakcji cech opiera się na przemiataniu obrazu maską przesuwaną i tworzeniu macierzy GLCM dla każdego położenia maski na obrazie. Rozmiar maski jest istotnym parametrem i musi być empirycznie dobrana dla danego problemu. Autorzy zastosowali maskę o rozmiarze 25x25 pikseli a obliczane cechy przypisano pikselowi centralnemu w masce. Analiza poprzedzona była przekształceniem obrazu kolorowego w obraz o 32 odcieniach szarości, co pozwoliło zredukować złożoność obliczeniową zadania. Na podstawie macierzy sąsiedztwa definiuje się szereg parametrów [7], z których autorzy wykorzystali: asm, energię, entropię, kontrast, max, podobieństwo i zróżnicowanie. Uzupełniły one wektor cech będący podstawą klasyfikacji *per-pixel* obszarów ze względu na rodzaj pokrycia. Na rysunku poniżej przedstawiono wizualizację cechy GLCM obliczonych na podstawie obrazu lotniczego (rys. 3).



Rys. 3. Wizualizacja zestawu cech GLCM, kolejno: asm, energia, entropia, kontrast, max, podobieństwo, zróżnicowanie.

### 4. Klasyfikacja oparta o sztuczne sieci neuronowe

Aby wykonać klasyfikację metodą nadzorowaną niezbędne jest przygotowanie zestawu danych uczących stanowiących N- elementowy zbiór obiektów, z których każdy opisany jest wektorem wartości cech  $x_i$  oraz zakodowanym numerem klasy  $j_i$  [8]:

$$S = \{(x_1, j_1), (x_2, j_2), \dots, (x_N, j_N)\} \quad (4)$$

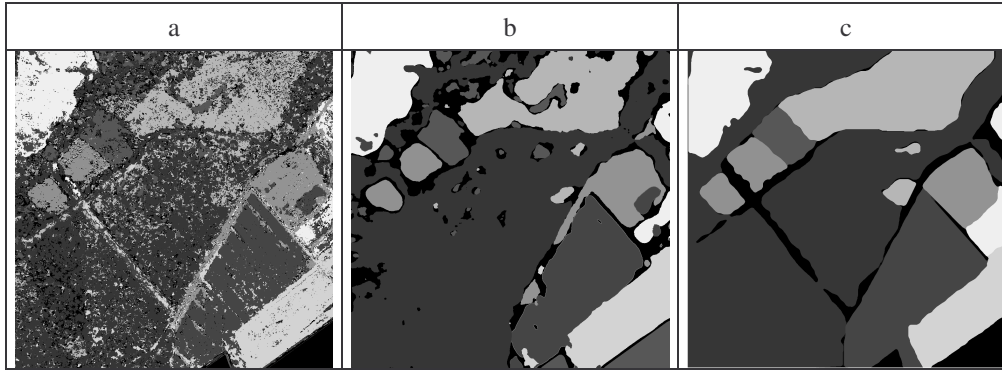
Do zbioru S wybrano po dwa pola treningowe o rozmiarze 80 x 80 m w terenie dla każdej klasy. Każde z pól (rys. 4) charakteryzuje się podobieństwem ze względu na opory przepływu i każdemu można nadać pewien uśredniony współczynnik oporu zależny od wielkości przepływu.

Nr klasy $j$	Cechy										
	RGB			GLCM						PT	
1											
2											
3											
4											
5											
6											
7											
8											

Rys. 4. Wizualizacja zestawu cech pól uczących

Zbiór uczący stanowił podstawę do treningu sztucznej sieci neuronowej. Wykorzystano sieci typu feed-forward z dwoma warstwami ukrytymi po 9 neuronów każda. Dla każdej klasy ( $j_i$ ) nauczono oddzielną sieć. Nauczona na podstawie próbek uczących sieci posłużyły do klasyfikacji całego obszaru zainteresowania. Wyniki poszczególnych rozpoznań zestawiono na jednej mapie pokrycia terenu (rys. 5a). Otrzymane odpowiedzi sieci można poddać filtracji medianowej w celu eliminacji losowych zakłóceń [9] (rys. 5b). W celu analizy jakości rozpoznania manualnie opracowano dla całego obszaru referencyjną mapę klasyfikacji (rys. 5c).





Rys. 4. Wizualizacja zestawu cech pól uczących: a - odpowiedź sieci, b – odpowiedź po filtracji medianowej, c – oczekiwany wynik

#### 4.1. Ilościowa ocena dokładności

W celu ilościowego określenia dokładności klasyfikacji posłużono się ważonym współczynnikiem  $\kappa$  definiowanym na podstawie macierzy niezgodności  $A=[a_{ij}]$  określającej liczbę pikseli z klasy  $i$  zakwalifikowanych do klasy  $j$  [10]:

$$\kappa_w = \frac{P_{o(w)} - P_{e(w)}}{1 - P_{e(w)}}, \text{ gdzie } P_{o(w)} = \sum_i \sum_j w_{ij} a_{ij} / a_i, \quad P_{e(w)} = \sum_i \sum_j w_{ij} a_i \cdot a_{.j} / a_i^2, \quad (5)$$

$$0 \leq w_{ij} < 1 \text{ dla } i \neq j, \quad w_{ij} = 1 \text{ dla } i = j, \quad w_{ij} = w_{ji};$$

Dla wyniku klasyfikacji bez filtracji medianowej (rys. 4a)  $\kappa$  wynosi 0,698, natomiast po wykonaniu filtracji (rys. 4b) 0,856. Według Fleiss'a kappa w przedziale od 0,40 do 0,75 sugeruje silną, a powyżej 0,75 bardzo silną zgodność obrazów, co jest potwierdzeniem analizy wzrokowej.

#### 5. Podsumowanie

Przedstawiona przez autorów praca stanowi próbę realizacji koncepcji użycia nowoczesnych technik pozyskiwania i przetwarzania danych dla potrzeb modelowania hydrodynamicznego przepływów wielkich wód [6]. Opracowana przez autorów metoda pozwala na szybką identyfikację obszarów o podobnych cechach i estymacji przybliżonych współczynników oporu na podstawie danych teledetekcyjnych. Zaletą tej koncepcji jest wykorzystanie danych, które służą budowie numerycznego modelu terenu również niezbędnego w modelowaniu hydrodynamicznym. Opracowana metodyka rozpoznawania obszarów o podobnych oporach przepływu może być pomocna w budowie modeli przepływów wezbraniowych i stanowić uzupełnienie dla danych opisujących szorstkość koryta.

## Literatura

- [1] KUBRAK J., NACHLIK E., Hydrauliczne podstawy obliczenia przepustowości koryt rzecznych. Wyd. SGGW, Warszawa, 2003.
- [2] CHOW VEN TE, Open – Channel Hydraulics. McGraw – Hill Book Company, 1959.
- [3] RICKERT K., Der Einfluss von Geholzen auf Abflussverhalten in Fließgewässern. Mitteilungen, Institut für Wasserwirtschaft, Hydrologie und Landwirtschaftlichen Wasserbau der Universität Hannover, Heft 61, 1986.
- [4] BORKOWSKI A., GOŁUCH P., MOKWA M., TYMKÓW P., Wykorzystanie lotniczego skaningu laserowego do budowy numerycznego modelu terenu doliny rzeki Widawy, (w niniejszej publikacji).
- [5] MOKWA M., TYMKÓW P., Koncepcja zastosowania koncepcja zastosowania sieci neuronowych w klasyfikacji pokrycia terenu na zdjęciach lotniczych dla potrzeb oceny oporów przepływów wielkich wód Zeszyty Naukowe AR Wrocław, Nr XXII (500), Geodezja i Urządzenia Rolne XXII, 25-31, 2004.
- [6] TYMKÓW P., MOKWA M., Contemporary Methods Of The Flood Flows Hydrodynamic Modelling, XIV International School of Hydraulics, Debrzyno, 12 - 16 Wrzesień 2005.
- [7] HALL-BEYER M., A teaching module for co-occurrence matrix texture: illustrations and exercises. 22nd Canadian Remote Sensing Symposium, Victoria, August 2000.
- [8] KURZYŃSKI M., Rozpoznawanie Obiektów metody statystyczne, Oficyna Wydawnicza Politechniki Wrocławskiej, Wrocław, 1997.
- [9] PAVLIDIS T., Grafika i przetwarzanie obrazów – Algorytmy. Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa, 1987.
- [10] FLEISS J. L., Statistical Methods for Rates and Proportions, volume 20 John Wiley & Sons, New York, second edition, 1987.

## **AUTOMATIC ESTIMATION OF HIGH WATER FLOW RESISTANT PARAMETERS IN RIVER VALLEY USING LASER SCANNING DATA AND AERIAL PHOTOGRAPHY**

### Summary

The principal aim in determining the high water flows is to estimate the characteristics of the valley like an area cover. Especially hard is to define the characteristic of the area resistance covered by trees for which Manning's roughness parameter  $n$  is estimated through describing of chosen geometrical plants features. The basic vegetation parameters are height and type. Laser scanning data which can be used to build digital terrain model for hydrodynamic modeling, with graphical information collected simultaneously during such surveys can be the basis of area cover classification which takes into consideration the flow resistance. In this paper, authors used laser scanning data and photos of Widawa valley.