

ANALIZA DOKŁADNOŚCI INTERPOLACYJNYCH MODELI POWIERZCHNI TYPU GRID

Dariusz Gościewski

Uniwersytet Warmińsko-Mazurski w Olsztynie

Streszczenie. Za pomocą większości systemów oprogramowania z grupy GIS można wygenerować numeryczny model powierzchni na podstawie regularnej siatki kwadratów typu GRID. Do utworzenia takiej siatki wykorzystuje się algorytmy interpolacyjne pozwalające na obliczenie wartości w punktach węzłowych na podstawie wybranych punktów pomiarowych. Dokładność tworzonych modeli powierzchni zależy w głównej mierze od doboru algorytmów interpolacji oraz ich parametrów obliczeniowych. Istotnym zagadnieniem staje się porównanie jakości i dokładności modeli powierzchni tworzonych za pomocą różnych algorytmów. W tym celu wykorzystać można współczynniki statystyczne. W artykule wykorzystano wybrane współczynniki statystyczne do porównania dokładności modeli interpolacyjnych utworzonych przez różne algorytmy.

Słowa kluczowe: numeryczny model terenu, algorytmy interpolacyjne, współczynniki statystyczne, analiza dokładności

1. WSTĘP

Numeryczny model terenu (DTM) wykorzystywany jest jako jedna z podstawowych warstw informacyjnych w systemach informacji przestrzennej (SIT, GIS) [Marble D.F. 1990, Walker T.C., Miller R.K. 1990]. Do utworzenia takiego modelu wykorzystywane są często dane pochodzące z pomiarów bezpośrednich. Współczesne techniki pomiarowe pozwalają na pozyskanie dużej ilości danych w stosunkowo krótkim czasie. Wymienić tu należy zwłaszcza dane pochodzące z pomiarów echosondą wielowiązkową czy laserowego skaningu lotniczego [Obermeyer N.J., Pinto J.K. 1994, Walker T.C., Miller R.K. 1990]. Danych takiego rodzaju, ze względu na ich ilość oraz nieuporządkowaną strukturą zapisu informacji, nie wykorzystuje się bezpośrednio w systemach informacji przestrzennej [Douglas D.M., Peucker T.K. 1973, Gościewski D. 2005]. Dąży się do takiego uporządkowania struktury zapisu informacji, aby ograniczyć jej ilość i redundancję przy jednoczesnym zachowaniu dokładności opisu tworzonej powierzchni. Dane wykorzystywane do utworzenia numerycznego modelu terenu mogą być zorganizowane w postaci nieregularnej siatki trójkątów (TIN) lub regularnej siatki

kwadratów (GRID) [Douglas D.M., Peucker T.K. 1973, Gościński D. 2005, Lue Y., Novak K. 1991]. Model GRID, dzięki redukcji ilości przechowywanej informacji, pozwala na znaczne przyspieszenie procesu jej przetwarzania. Ma on również szczególne zastosowanie w przypadku analiz prowadzonych na tych samych obiektach w czasie [Lue Y., Novak K. 1991, Obermeyer N.J., Pinto J.K. 1994]. W procesie tworzenia siatki GRID mogą brać udział różne algorytmy interpolacyjne. Pozwalają one na wygenerowanie modelu powierzchni z różną dokładnością. Zależy ona od rodzaju użytego algorytmu, jego parametrów interpolacji oraz lokalizacji punktów pomiarowych wokół tworzonego węzła [Gościński D. 2005, Gościński D. 2006]. Istotne jest zatem przeanalizowanie sposobów umożliwiających porównanie dokładności modeli interpolacyjnych utworzonych przez różne algorytmy.

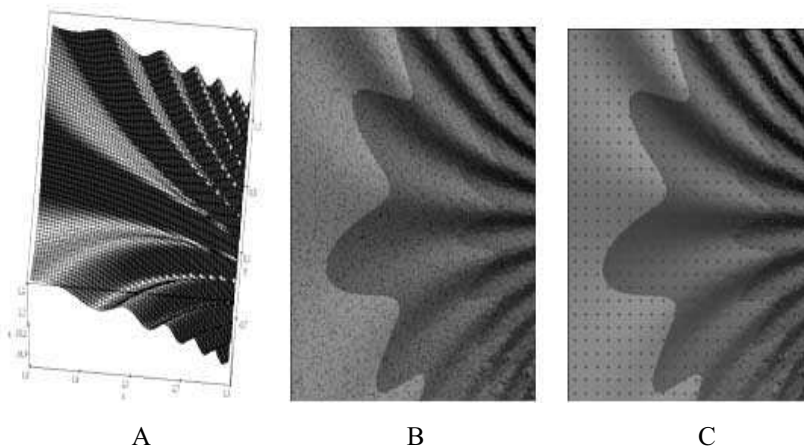
2. ZAŁOŻENIA MODELU TESTOWEGO

Analizy mające na celu porównanie dokładności poszczególnych algorytmów interpolacyjnych powinny zakładać wykorzystanie tej samej bazy punktów pomiarowych do interpolacji powierzchni różnymi metodami. W celu wygenerowania takiej bazy opracowany został teoretyczny model powierzchni. Wykorzystana została do tego funkcja dwóch zmiennych (1) umożliwiająca utworzenie wzorcowej powierzchni matematycznej (rys. 1A).

$$f(x, y) = 2(\text{SIN}(e^x y) + (y^2 - x^2)) \quad (1)$$

$$x \in < 1.0; 3.3 > \quad , \quad y \in < -1.4; 1.5 >$$

Na jej podstawie, w podanym przedziale współrzędnych x, y (1), wygenerowano w sposób losowy 10000 punktów pseudopomiarowych (pp). Powierzchnia utworzona przez te punkty została następnie przeskalowana i przesunięta w taki sposób, aby powstały model DTM utworzył prostokąt o wymiarach 230 m X 290 m i zawierał wyłącznie punkty o dodatnich wartościach współrzędnych x, y, z (rys.1B). Na tak utworzonym modelu została założona siatka węzłów GRID o kwadracie bazowym 10 m X 10 m (rys. 1C).



Rys. 1. Konstrukcja modelu testowego
Fig. 1. Test model design

Zagęszczenie punktów pseudopomiarowych, przypadające na kwadrat bazowy, wyniosło 15 pp/100 m². Wielkość kwadratu bazowego oraz zagęszczenie punktów pp zostało dostosowane do cech morfologicznych powierzchni w taki sposób, aby umożliwić dokładną interpolację w różnych miejscach modelu DTM. Ponadto węzły brzegowe zostały tak zlokalizowane, aby zapewnić dostateczną ilość punktów pp do ich interpolacji. Następnie, w oparciu o punkty pp, wykorzystując kolejno pięć różnych algorytmów interpolacyjnych, dokonano wyznaczenia wysokości na każdym węźle siatki GRID. Powstało w ten sposób pięć modeli interpolacyjnych zbudowanych z węzłów praktycznych, obliczonych w oparciu o tę samą bazę punktów pseudopomiarowych. Następnie, przy wykorzystaniu funkcji (1), wygenerowane zostały teoretyczne punkty węzłowe siatki GRID, posiadające taką samą lokalizację jak węzły wyinterpolowane za pomocą algorytmów. Pozwoliło to na obliczenie dla każdego algorytmu różnic wysokości pomiędzy wartością praktyczną (interpolacyjną) a wartością teoretyczną na każdym punkcie węzłowym.

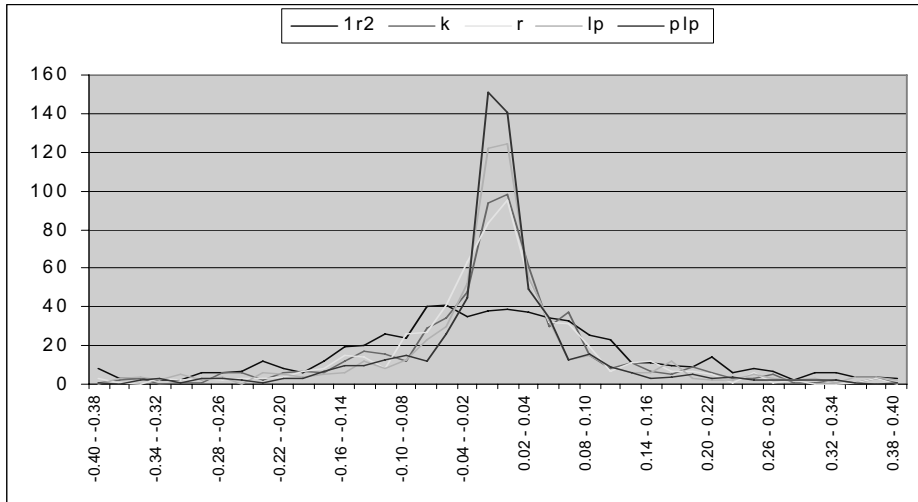
3. ALGORYTMY INTERPOLACYJNE

Do przeprowadzenia obliczeń wykorzystano pięć algorytmów interpolacyjnych. Pierwszy algorytm (*lr2*) obliczał wysokość na punkcie węzłowym na podstawie średniej wysokości n punktów pseudopomiarowych zrównoważonych odwrotnością kwadratu ich odległości od węzła. Drugi algorytm (k) – kriging – zakładał obliczenie wartości w węźle na podstawie semiwariogramu liniowego dopasowanego do rozkładu wysokości punktów pomiarowych wokół węzła. Trzeci algorytm (r) do interpolacji wysokości w punkcie węzłowym wykorzystywał multikwadratowe funkcje radialne. Czwarty algorytm (lp) do obliczeń wykorzystywał funkcję wielomianu lokalnego pierwszego stopnia. Za pomocą piątego algorytmu (plp) wysokość w węźle była wyznaczana jako wynik rozwiązania układu równań: płaszczyzny przechodzącej przez trzy najbliższe punkty pomiarowe i prostej przechodzącej przez węzeł, prostopadłej do płaszczyzny poziomej. Wszystkie algorytmy bazowały na punktach położonych najbliżej węzła i zlokalizowanych w czterech sektorach poszukiwań. Kąt linii tworzącej pierwszego sektora ustalono na 0°. Promień poszukiwań punktów wokół węzła nie został ograniczony i był jednakowy we wszystkich kierunkach. [Akai T.J. 1994, Cressie N. 1991, Douglas D.M. 1973, Gościński D. 2005, Pitas I. 200].

4. WIELOBOK LICZEBNOŚCI

W celu przeprowadzenia analiz statystycznych wybrano skończoną zbiorowość generalną składającą się z 610 elementów (węzłów). Jako cechy statystyczne obrano obliczone błędy prawdziwe (różnice wysokości pomiędzy wartością praktyczną (interpolacyjną) a wartością teoretyczną) na każdym punkcie węzłowym. Wykonano badanie pełne obejmujące wszystkie mierzalne cechy statystyczne danej skończonej zbiorowości generalnej. Następnie pogrupowano liczebności obliczonych cech statystycznych (wartości bezwzględne błędów prawdziwych interpolacji na poszczególnych węzłach) w dwadzieścia przedziałów klasowych (od 0 m do 0,40 m) domkniętych prawostronnie. Pogrupowania dokonano również dla wartości rzeczywistej błędów, tworząc czterdzieści przedziałów klasowych (od -0,40 m do +0,40 m). Rozpiętości przedziałów w obu przypadkach ustalono na 0,02 m. Rysunek 2 przedstawia wielobok liczebności, czyli

wykresy liczebności błędów prawdziwych w poszczególnych przedziałach klasowych dla kolejnych algorytmów interpolacji. Na osi poziomej przedstawiono poszczególne przedziały, a na osi pionowej liczebności błędów występujące w tych przedziałach.



Rys. 2. Wykresy liczebności błędów dla poszczególnych algorytmów
Fig. 2. Graphs of the number of errors for individual algorithms

We wszystkich przypadkach najwięcej błędów występuje w przedziałach bliskich zeru. Analizując wykresy można porównać rozkłady błędów dla poszczególnych algorytmów. Najkorzystniejszy rozkład błędów wystąpił w przypadku interpolacji algorytmem *plp*, gdzie stosunkowo najwięcej węzłów zostało wyinterpolowanych z najmniejszym błędem. Mniej korzystny rozkład błędów posiadał algorytm *lp*. Z kolei algorytmy *k* i *r* wykazały podobne charakterystyki rozkładu błędów. Najgorsze wyniki dała interpolacja algorytmem *1r2*, gdzie ilość węzłów obliczonych z małym błędem jest najmniejsza.

5. MIARY ZRÓŻNICOWANIA

Analizę dokładności modeli interpolacyjnych osiągniętą przez poszczególne algorytmy można przeprowadzić stosując wybrane współczynniki statystyczne [Akai T.J. 1994, Cressie N. 1991, Pitas I. 2000]. W omawianym przykładzie wykorzystanych dyspersję (zróźnicowanie) wartości cechy. Na podstawie danych przedstawiono w postaci szeregu rozdzielnego obliczono wartości środków przedziałów klasowych (2) oraz odpowiadającą im średnią arytmetyczną ważoną liczebnościami w przedziale (3). W celu obliczenia miar zróźnicowania absolutnego wykorzystano wariancję (4) i odchylenie standardowe (5).

$$x_i = (x_{0i} + x_{1i}) / 2 \quad (2)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k x_i n_i \quad (3)$$

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^k x_i^2 n_i - n(\bar{x})^2 \quad (4)$$

$$s = \sqrt{s^2} \quad (5)$$

gdzie:

x_{0i}, x_{1i} – dolna i górna granica przedziału ($i=1,2,\dots,k$),

k – ilość przedziałów,

n_i – liczebność cech w przedziale $x_{0i} - x_{1i}$,

n – liczebność zbiorowości,

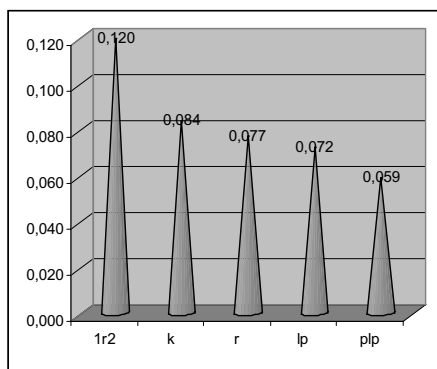
x_{0i}, x_{1i} – lower and upper range limit ($i=1,2,\dots,k$),

k – number of ranges,

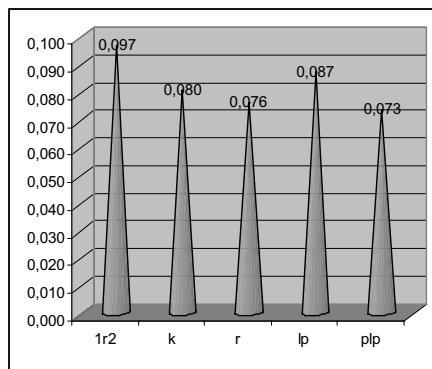
n_i – number of characteristics within the range $x_{0i} - x_{1i}$,

n – population size.

Im większe jest absolutne zróżnicowanie cechy w zbiorze, tym większe są odchylenia wartości cechy od średniej arytmetycznej i większa jest wariancja oraz odchylenie standardowe. Porównanie odchylenia standardowego dla poszczególnych modeli interpolacyjnych pokazane zostało na rysunku 3. Najmniejszym absolutnym zróżnicowaniem cechy w zbiorze charakteryzuje się algorytm *plp*, gdzie ponad 50% błędów mieści się w jednym przedziale ($\pm 0,02m$). Największe absolutne zróżnicowanie wartości błędów występuje w przypadku algorytmu *1r2*, gdzie błędy rozrzucone są po różnych przedziałach.



Rys. 3. Odchylenie standardowe
Fig. 3. Standard deviation



Rys. 4. Rozstęp ćwiartkowy
Fig. 4. Interquartile range

Do porównania dokładności algorytmów można posłużyć się również rozstępem. Stanowi on bardzo ogólną miarę stopnia zróżnicowania wartości cechy i jest wyznaczany jako różnica między maksymalną i minimalną wartością cechy w zbiorze. W omawianych przykładach jest on jednakowy dla wszystkich algorytmów i jest mniejszy niż 0,40 m. Trzeba zaznaczyć, że rozstęp uwzględnia wyłącznie skrajne wartości cechy,

kótre mogą ulegać dużym przypadkowym wahaniom. W celu wyeliminowania wartości skrajnych można posłużyć się rozstępem ćwiartkowym. Wymaga on wyznaczenia miar położenia rozkładu – kwartyli (6). Rozstęp ćwiartkowy jest definiowany jako różnica między trzecim (Q_3 , $p=0,75$) i pierwszym (Q_1 , $p=0,25$) kwartylem ($Q_3 - Q_1$). Obejmuje on środkowe 50% obserwacji i oparty jest na centralnych wartościach cechy.

$$Q_p = x_{0p} + [p - F_n(x_{0p})] \frac{h_p}{w_p} \quad (6)$$

gdzie:

- p – rząd kwartyła,
- x_{0p} – dolna granica przedziału, w którym znajduje się wartość kwartyła rzędu p ,
- $F_n(x_{0p})$ – dystrybuanta empiryczna dla dolnej granicy przedziału kwartyła rzędu p ,
- h_p – rozpiętość przedziału kwartyła rzędu p ,
- w_p – częstość przedziału kwartyła rzędu p ,
- p – quartile order,
- x_{0p} – lower limit of the range within which the order quartile value p is situated,
- $F_n(x_{0p})$ – empirical distribution for the lower order p quartile range limit,
- h_p – spread of order p quartile limit,
- w_p – frequency of order p quartile range.

Na rysunku 4 pokazano porównanie wartości rozstępu ćwiartkowego dla poszczególnych algorytmów interpolacyjnych. Im większy jest przedział rozstępu ćwiartkowego, tym większe jest zróżnicowanie cechy w rozkładzie. Największym zróżnicowaniem wartości błędów w środkowej części rozkładu charakteryzuje się algorytm $1r2$, natomiast najmniejsze zróżnicowanie cechy w tym przedziale wykazuje algorytm plp . Wyniki te pokrywają się z analizą odchylenia standardowego (rys. 3). Wyjątek stanowi algorytm lp , gdzie odchylenie standardowe jest przesunięte w kierunku większej wartości cechy, co wskazuje na większe zróżnicowanie wartości w zbiorze.

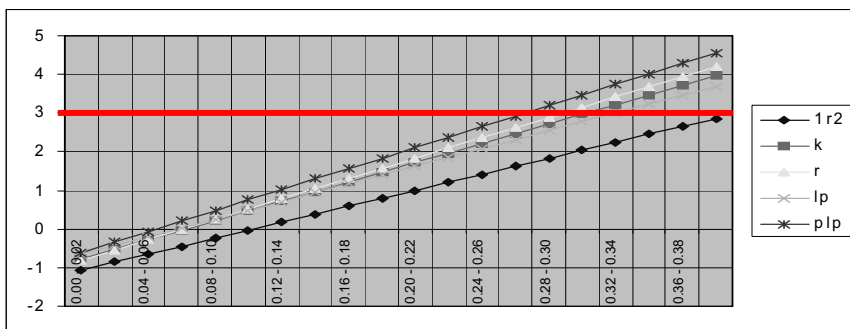
Wykorzystując średnią arytmetyczną i odchylenie standardowe, można przekształcić cechy do postaci standaryzowanej wykorzystując wzór (7). Pozwala to na określenie, o ile odchylen standardowych różnią się wartości cechy od średniej arytmetycznej.

$$u_i = \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right) \quad (i=1,2,\dots,k) \quad (7)$$

gdzie:

- x_i – środek przedziału klasowego,
- \bar{x} – średnia arytmetyczna ważona liczebnościami w przedziale,
- s – odchylenie standardowe,
- k – ilość przedziałów,
- x_i – class range center,
- \bar{x} – arithmetic weighted average of range population,
- s – standard deviation,
- k – number of ranges.

Na rysunku 5 przedstawione zostały standaryzowane wartości cechy dla poszczególnych przedziałów szeregu rozdzielczego. Analizując wykresy można zauważyć wyraźne przesunięcie większych wartości standaryzowanych cechy w kierunku przedziałów o większych wartościach błędów. Wartości zerowe (pokrywające się ze średnią) dla wartości standaryzowanych mieszczą się w przedziałach 0,04 m – 0,06 m dla algorytmu *plp*, 0,06 m – 0,08 m dla algorytmów *k*, *r* i *lp* oraz 0,10 m – 0,12 m dla algorytmu *lr2*. Wartości standaryzowane różniące się od średniej o więcej niż o trzy odchylenia standardowe ($|u| > 3$) można uznać za wartości nietypowe (izolowane) (rys. 5). Jedyń w przypadku algorytmu *lr2* wartości standaryzowane nie przekraczają tej granicy. Pozwala to stwierdzić, że algorytm ten jest najmniej dokładny, ponieważ wartości błędów w żadnym z przedziałów nie są izolowane. Oznacza to, że wszystkie przedziały błędów (również dużych) są typowe dla tego algorytmu.



Rys. 5. Porównanie wartości standaryzowanych
Fig. 5. Comparison of standardized values

Spowodowane jest to stosunkowo dużą ilością błędów występujących w przedziałach o większych wartościach i przesunięciem średniej arytmetycznej w tym kierunku. Dla pozostałych czterech algorytmów za wartości nietypowe można przyjąć błędy większe niż 0,28 m w przypadku *plp*, 0,30 m w przypadku *r* oraz 0,32 m w przypadkach *k* i *lp*. Takie zestawienie pozwala porównać dokładności poszczególnych algorytmów. Najdokładniejszym algorytmem okazał się *plp*, ponieważ już od przedziału 0,28 m błędy różniły się od średniej arytmetycznej o więcej niż trzy odchylenia standardowe. Wartościami typowymi dla tego algorytmu były błędy mniejsze niż 0,28 m. Analogicznie można przeanalizować pozostałe przypadki. W przypadku algorytmu *r* błędy typowe są mniejsze niż 0,30 m, a w przypadku *k* i *lp* mniejsze niż 0,32 m.

6. MIARY ASYMETRII

Wykorzystując współczynniki będące miarami asymetrii można określić, w jakim kierunku przesunięte są błędy o większej liczebności w stosunku do średniej arytmetycznej. Parametrami rozkładu empirycznego, które wskazują na asymetrię, są: trzeci moment centralny (8), pozycyjny współczynnik asymetrii (10) oraz współczynnik skośności (12).

$$M_3 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^k \left(x_i - \bar{x} \right)^3 n_i \quad (8)$$

gdzie:

n_i – liczebność cech w przedziale,

n – liczebność zbiorowości,

x_i –

\bar{x} – środek przedziału klasowego,

\bar{x} – średnia arytmetyczna ważona liczebnościami w przedziale,

k – ilość przedziałów,

n_i – number of characteristics within the range,

n – population size

x_i –

\bar{x} – class range center,

\bar{x} – arithmetic weighted average of range population,

k – number of ranges.

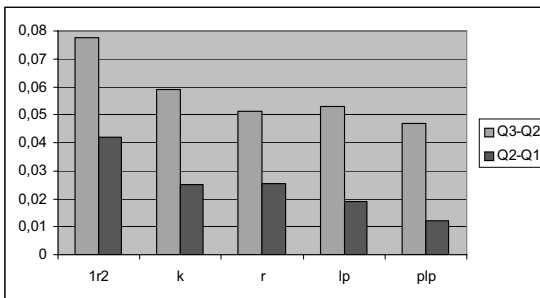
Wyniki obliczeń dla trzeciego momentu centralnego pokazano w tabeli 1.

Tabela 1. Trzeci moment centralny

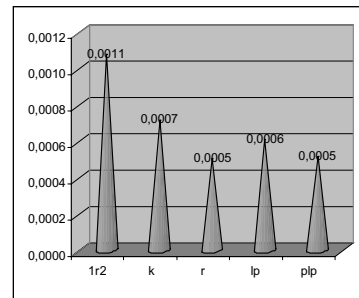
Table 1 Third central moment

algorytm	1r2	k	r	lp	plp
M3	0,0010	0,0009	0,0008	0,0013	0,0009

Ponieważ we wszystkich analizowanych przypadkach trzeci moment centralny jest dodatni, można stwierdzić, że wszystkie algorytmy charakteryzują się prawostronną asymetrią, czyli posiadają wydłużone prawe ramię rozkładu, co z kolei wskazuje na większe grupowanie się cech w przedziałach o małej wartości błędu.



A



B

Rys. 6. Pozycyjny współczynnik asymetrii

Fig. 6. Positional asymmetry coefficient

Porównania asymetrii rozkładów można również dokonać wykorzystując pozycyjny współczynnik asymetrii (9). Jego obliczenie poprzedza wyznaczenie za pomocą wzoru 6 trzech kwartyli rzędu: Q_1 dla $p=0,25$; Q_2 dla $p=0,50$ (mediana) i Q_3 dla $p=0,75$.

$$P = \frac{(Q_3 - Q_2) - (Q_2 - Q_1)}{Q_3 - Q_1} \quad (9)$$

Analizując wykresy (rys. 6A) można stwierdzić, że w każdym przypadku asymetria rozkładu jest prawostronna, ponieważ wszędzie zachodzi zależność $Q_3 - Q_2 > Q_2 - Q_1$, czyli odległość między kwartylem trzecim a kwartylem drugim (mediana) jest większa niż między medianą a kwartylem pierwszym. Porównując wyniki obliczeń przedstawione na wykresach 6A i 6B można dokonać porównania dokładności poszczególnych algorytmów. W omawianym przykładzie największą asymetrię prawostronną posiada algorytm *1r2*, a najmniejszą algorytmy *plp* i *r*. W przypadku algorytmu *1r2* świadczy to o większym rozrzuceniu błędów po przedziałach o wyższej wartości cechy (mniej dokładny algorytm). W drugim przypadku (algorytmy *plp* i *r*) stosunkowo duża ilość błędów znajduje się w przedziałach o mniejszej wartości cechy (algorytmy dokładniejsze). Wykorzystując pozycyjny współczynnik asymetrii można także uchwycić różnicę między dokładnością osiągniętą przez algorytmy *k* i *r*, która podczas analiz, przy użyciu wcześniej opisywanych współczynników, była porównywalna.

Porównując wykresy przedstawione na rysunku 6B z wykresem odchyłeń standardowych (rys. 3) można zauważyć wpływ zróżnicowania cechy w zbiorze na wyniki obliczeń. Aby otrzymać wyniki wolne od wpływu zróżnicowania, przy przeprowadzaniu analizy symetrii rozkładu empirycznego można posłużyć się niemianowanym współczynnikiem skośności (11), który można wykorzystać do porównania asymetrii kilku rozkładów. Jego wyznaczenie należy poprzedzić obliczeniem dominanty (10).

$$D = x_{0d} + \frac{n_d - n_{d-1}}{(n_d - n_{d-1}) + (n_d - n_{d+1})} h_d \quad (10)$$

gdzie:

x_{0d} – dolna granica przedziału dominanty,

h_d – rozpiętość przedziału dominanty,

n_d, n_{d-1}, n_{d+1} – liczebność przedziału dominanty, przedziału poprzedniego i następnego,

x_{0d} – lower dominant range limit,

h_d – dominant range spread,

n_d, n_{d-1}, n_{d+1} – size of dominant range, preceding range and following range.

$$Sk = \frac{\bar{x} - D}{s} \quad (11)$$

gdzie:

\bar{x} – średnia arytmetyczna ważona liczebnościami w przedziale,

D – dominanta,

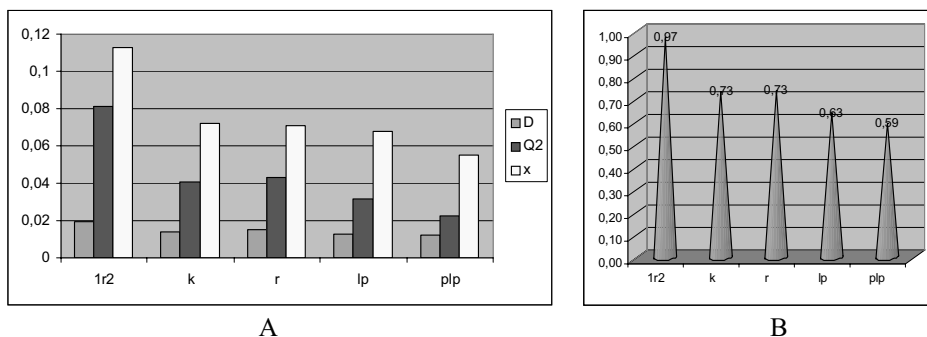
s – odchylenie standardowe,

\bar{x} – arithmetic weighted average of range population,

D – dominant,

s – standard deviation.

Na rysunku 7 przedstawiono zestawienie dominanty, mediany i średniej arytmetycznej (rys.7A) oraz współczynnika skośności (rys.7B) dla poszczególnych algorytmów.



Rys. 7. Współczynnik skośności
Fig. 7. Sewness coefficient

Również w tym przypadku można stwierdzić, że asymetria rozkładu jest prawostronna, ponieważ wszędzie zachodzi zależność $D < Q_2 < x$. Z analizy wykresów (rys. 7) wynika, że we wszystkich przypadkach najczęściej występująca wartość cechy jest niższa niż średnia arytmetyczna. Oznacza to, że najczęściej występująca wielkość błędów interpolacji jest niższa od przeciętnej liczby błędów. Im mniejsza jest różnica pomiędzy średnią arytmetyczną a dominantą, tym więcej błędów występuje w przedziałach o mniejszych wartościach i tym samym dokładniejszy jest algorytm interpolacyjny. W przypadku algorytmu *1r2* (rys. 7B), mimo stosunkowo największej dominanty, średnia arytmetyczna tego algorytmu jest przesunięta w kierunku większego błędu (najmniej dokładny algorytm). Najmniejszą różnicę między średnią arytmetyczną a dominantą wykazał algorytm *plp* (rys. 7B). W przypadku tego algorytmu średnia arytmetyczna, mediana i dominanta cechowały się najmniejszymi wartościami. Z kolei dla algorytmów *k* i *r* porównanie wartości współczynnika skośności dało porównywalne rezultaty (rys. 7B), przy czym algorytm *r* cechuje się większą medianą (rys. 7A).

7. WNIOSKI

Pogrupowanie liczebności obliczonych cech statystycznych (błędów prawdziwych interpolacji wartości na poszczególnych węzłach) w dwadzieścia przedziałów klasowych umożliwiło zastosowanie wybranych współczynników statystycznych. Wykorzystanie tych współczynników oraz zastosowanie tej samej bazy punktów pseudopomiarowych pozwoliło dokonać porównania dokładności modeli powierzchni utworzonych przez różne algorytmy interpolacyjne. Za pomocą wszystkich współczynników statystycznych osiągnięto porównywalne rezultaty w ocenie dokładności poszczególnych algorytmów. Pozwoliło to na kompleksową ocenę dokładności modeli interpolacyjnych. Z przeprowadzonych analiz wynika, że najdokładniejszym algorytmem okazał się algorytm *plp*, a najmniej dokładnym algorytm *1r2*. Dokładności osiągnięte przez algorytmy *k* i *r* są porównywalne. Wyniki badań potwierdzone zostały analizami przeprowadzonymi za pomocą tych samych współczynników, przy wykorzystaniu innych modeli powierzchni wzorcowej oraz różnych algorytmów interpolacyjnych. Z przeprowadzonych badań wynika, że zastosowana metoda pozwala w sposób obiektywny porównać różne algorytmy interpolacyjne i określić najdokładniejszy z nich.

PIŚMIENNICTWO

- Akai T.J., 1994. Applied Numerical Methods for Engineers. John Wiley and Sons, New York.
- Cressie N., 1991. Statistics for Spatial Data. John Wiley and Sons, New York.
- Douglas D.M., Peucker T.K., 1973. Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a digitized line or its caricature. Canadian Cartographer.
- Gościewski D., 2005. Influence of measuring point location on selection of interpolation algorithms. The 6th International Conference: Environmental Engineering, Gediminas Technical University Press, Vilnius.
- Gościewski D., 2006. Influence of measurement points positioning on accuracy of interpolation surfaces. Proceedings of 12th FIG Symposium on Deformation Measurements. Research Group of Engineering Geodesy, Vienna University of Technology, Baden-Austria.
- Lue Y., Novak K., 1991. Recursive Grid-Dynamic Window Matching for Automatic DEM Generation. ACSM-ASPRS Fali Conention Technical Papers.
- Marble D.F., 1990. Geographic Information Systems: An Overview, Introductory Readings in Geographic Information Systems. Bristol, Pennsylvania.
- Obermeyer N.J., Pinto J.K., 1994. Managing Geographic Information Systems. Guilford Press, Los Angeles.
- Pitas I., 2000. Digital Image Processing Algorithms and Applications. John Wiley and Sons, New York.
- Walker T.C., Miller R.K., 1990. Geographic Information Systems: An Assessment of Technology, Applications, and Products. Madison, Georgia: SEAI Technical Publications.

GRID TYPE SURFACE INTERPOLATION MODELS ACCURACY ANALYSIS

Abstract: The majority of GIS type software systems allow generating numerical surface models on the basis of GRID type regular network of squares. Interpolation algorithms allowing computation of values at nodal points on the basis of selected measurement points are used for establishment of such a grid. The accuracy of generated surface models depends mainly on the choice of the interpolation algorithms and their computation parameters. Comparison of quality and accuracy of surface models generated by application of different algorithms seems an important issue. Statistical coefficients can be used for that purpose. The paper uses selected statistical coefficients for comparison of accuracy of interpolation models generated by application of different algorithms.

Key words: numerical terrain model, interpolation algorithms, statistical coefficients, accuracy analysis

Zaakceptowano do druku – Accepted for print: 18.12.2007