

Alfred STACH¹⁾, Jan TAMULEWICZ²⁾

Wstępna ocena przydatności wybranych algorytmów przestrzennej estymacji miesięcznych i rocznych sum opadów na obszarze Polski.

Efficiency of chosen algorithms of monthly and yearly precipitation totals spatial estimation. Preliminary assessment

¹⁾ Instytut Badań Czwartorzędu i Geoekologii UAM, ul. Fredry 10, 61-701 Poznań, frdstach@amu.edu.pl

²⁾ Instytut Geografii Fizycznej i Kształtowania Środowiska Przyrodniczego UAM, ul. Fredry 10, 61-701 Poznań, jatamu@amu.edu.pl

Streszczenie

Dostępne dane pluwiometryczne dla 1980 roku stały się podstawą przestrzennej estymacji rocznych i wybranych miesięcznych sum opadów, z zamiarem uzyskania wstępnej oceny przydatności wybranych algorytmów interpolacyjnych. W części numerycznej uwzględniono sumy roczne opadów oraz sumy stycznia, kwietnia, lipca i października. Na bazie tego materiału źródłowego przedstawiono osiem metod estymacji z czego pięć o charakterze geostatystycznym (tab. 2). W procedurze ich testowania uwzględniono dane o opadach w około 2400 punktach na obszarze Polski (ryc. 1) oraz cyfrowy model rzeźby naszego kraju (ryc. 2). W algorytmie obliczeniowym uwzględniono jednolitą dla wszystkich metod technikę *jackknifing*. Wyniki przeprowadzonych obliczeń i analiz wskazują, że większą wiarygodność estymacji uzyskuje się stosując algorytmy oparte na lokalnym modelu struktury, niż na modelu globalnym. Przy estymacjach obszarowych bardziej skuteczne wydają się być algorytmy: TIN, SKlm-gva i SKlm-lv, przy punktowych algorytmy: MC, OKgv, Oklv i SKlm-gvm. W rankingu testowanych metod najlepiej wypadła metoda minimalnej krzywizny MC, polecana zwłaszcza dla obszarów ze względnie równomiernym pokryciem punktami pomiarowymi. Poszczególne metody estymacji cechuje zróżnicowana „wrażliwość” na typ cechy (statystyki opisowe) zbioru danych wyjściowych i dlatego żadna z metod nie może być uznana za uniwersalną, a więc najlepszą w odniesieniu do każdego zbioru danych opadowych.

Wprowadzenie

Obserwowany w ostatnich latach wzrost efektywności metod ilościowych w wielu dyscyplinach geograficznych to skutek m. in. postępu w zakresie oprogramowania oraz wzrostu mocy obliczeniowej wykorzystywanych systemów komputerowych. Coraz powszechniejsza dostępność zaawansowanych numerycznie algorytmów obliczeniowych przekłada się na podejmowanie nowych prób parametryzacji zjawisk i procesów zachodzących w środowisku przyrodniczym. W naukach o atmosferze sformalizowane koncepcje badawcze dotyczą przede wszystkim analizy pól meteorologicznych, zaś metody ilościowe do tego wykorzystywane pozwalają na przechodzenie od badania prostych zależności do kwantyfikacji złożonych całości strukturalnych. W każdym jednak przypadku pożądana jest w miarę możliwości precyzyjna przestrzenna estymacja rozpatrywanych wskaźników klimatycznych. Faktem również jest i to, że żaden algorytm estymacji czasoprzestrzennej nie może być traktowany jako w pełni uniwersalny. Przydatność danego postępowania numerycznego bywa na ogół zależna od właściwości danego wskaźnika (elementu meteorologicznego) w przekroju czasowym i w ujęciu przestrzennym. Duży wpływ na efektywność zastosowania ilościowej parametryzacji pól meteorologicznych ma ponadto

charakter danych źródłowych wynikający chociażby z zagęszczenia punktów pomiarowych, dokładności ich lokalizacji, a nawet metodyki prowadzenia pomiarów.

Opady atmosferyczne należą do tych elementów pogody i klimatu, które są szczególnie „niewdzięcznymi” obiektami estymacji ze względu na ich czasową i przestrzenną nieciągłość, relatywną do sezonowej i obszarowej zmienności warunków opadogenezy. Stosunki pluwiometryczne w umiarkowanych szerokościach geograficznych kontynentu europejskiego cechuje przewaga opadów frontalnych w sezonie zimowym, podczas gdy w okresie lata dominują opady konwekcyjne. Z kolei, w regionach zróżnicowanych hipsometrycznie tereny dowietrzne otrzymują znacznie więcej opadów niż sąsiednie tereny po stronie zawietrznej, leżące w cieniu opadowym. W dotychczasowych opracowaniach opadów w Polsce zwykle uwzględniano niewielką część istniejących danych pluwiometrycznych, co w świetle poczynionych wyżej uwag można uznać za niewykorzystaną szansę możliwie pełnego opisu istniejącej rzeczywistości. Należy pamiętać także o dużym zapotrzebowaniu na wiarygodne dane punktowe i obszarowe o ilości opadów. Trudno przecenić znaczenie tych informacji w procedurach modelowania hydrologicznego czy też bilansowania zasobów wodnych np. zlewni.

Podjętą próbę przestrzennej estymacji miesięcznych i rocznych sum opadów na obszarze Polski¹ założono uwzględnienie w postępowaniu badawczym praktycznie całego istniejącego, zweryfikowanego materiału pluwiometrycznego zamieszczonego w opracowanych przez IMGW (PIHM) rocznikach „Opady atmosferyczne” dla okresu 1956 – 1980. W poszczególnych latach tego wielolecia sumy opadów notowano w ponad 2300 miejscowościach. Przejście z tak dużego zbioru danych punktowych w obszarowe wymaga procedur numerycznych praktycznie niestosowanych jeszcze w naszej literaturze klimatologicznej. Chodzi tu m. in. o uwzględnienie cyfrowych danych o geograficznych czynnikach wpływających na rozkład opadów. Dysponujemy przecież cyfrowymi modelami rzeźby tereny (DEM) i to o rozdzielczości wielokrotnie większej niż gęstość sieci pomiarowej.

Wśród dostępnych algorytmów automatycznej estymacji mamy dwie grupy (nie są to grupy rozłączne): „wierne” i „wygładzające”. Estymatory wierne pozostawiają oryginalne dane pomiarowe nienaruszone, tzn. jeśli punkt estymowany przypada w miejscu punktu pomiarowego podawana jest wartość oryginalna. W algorytmach wygładzających tworzony jest pewien model struktury przestrzennej analizowanego zjawiska, a wartość estymowana jest średnią ważoną wyników pomiarów z co najmniej kilku blisko leżących punktów. Nawet jeśli lokalizacja punktu pomiarowego i szacowanego jest identyczna – wynik pomiaru i estymacji różnią się. Estymator najczęściej „obcina” ekstrema i w tym sensie ma charakter „wygładzający”. Uznajemy zazwyczaj, że im bardziej estymator wierne oddaje oryginalne dane pomiarowe, tym jest lepszy. Okazuje się, że nie zawsze taka ocena jest uzasadniona, skoro np. to właśnie przy użyciu algorytmów wygładzających można zredukować błędy estymacji wynikające zarówno z niedokładnych pomiarów, jak i z nieprecyzyjnej informacji o lokalizacji punktów pomiarowych.

Istotnym zagadnieniem jest kwestia wielkości analizowanego obszaru przy korzystaniu z algorytmów wygładzających. Pole opadów atmosferycznych jest zazwyczaj polem niestacjonarnym (tzn. jego charakterystyki statystyczne zmieniają się w przestrzeni). Algorytmy wygładzające oparte są na modelu struktury pola liczonym albo dla jego całego obszaru, albo części (najczęściej w postaci ruchomego okna lub wielkości zbioru sąsiedztwa). Algorytmy „globalne”, są bardziej odporne na lokalne błędy pomiarowe i dają lepsze wyniki przy małej liczebności zbioru danych oraz w przypadku pól względnie jednorodnych. Algorytmy „lokalne” bardziej nadają się do dużych zbiorów danych obejmujących rozległe obszary o dużym gradiencie parametrów wpływających na wielkość i reżim opadów.

¹ Niniejsze opracowanie zawiera wstępne wyniki badań wykonanych w ramach projektu badawczego KBN nr 6 PO4E 030 21: *Geostatystyczna analiza pola opadów atmosferycznych Polski*

Celem niniejszego opracowania jest uzyskanie wstępnej oceny przydatności wybranych algorytmów interpolacyjnych w procedurze estymacji rozkładu rocznych i miesięcznych sum opadów na obszarze Polski. Spodziewanym wynikiem przeprowadzonej kompletnej analizy porównawczej będzie odpowiedź na następujące pytania:

- Czy testowane algorytmy z taką samą wiarygodnością estymują sumy roczne i miesięczne?
- Czy w zróżnicowanej efektywności uwzględnionych algorytmów znajduje odbicie sezonowa zmienność struktury przestrzennej pola opadów?
- Które algorytmy są bardziej przydatne do estymacji punktowej, a które dla obszarowej?
- Jaka jest wielkość bezwzględnych i względnych błędów estymacji, i jaki jest ich rozkład geograficzny?

Analizowane dane

W części analitycznej opracowania posłużono się danymi dla 1980 roku., uwzględniając sumę roczną oraz sumy stycznia, kwietnia, lipca i października (tab. 1 ryc. 1 i 3). Roczne sumy na przeważającym obszarze Polski kształtowały się wówczas powyżej normy. Średnia arytmetyczna suma roczna wyliczona ze 2385 stacji i posterunków opadowych wyniosła 758 mm. Opady powyżej 1000 mm notowano na Pobrzeżu Koszalińskim i Pojezierzu Południowobałtyckim, na Wyżynie Kielecko – Sandomierskiej, w Sudetach, w Beskidach i w Tatrach (Kasprowy Wierch - 2241 mm, Hala Gąsienicowa – 2176 mm, Morskie Oko – 1866 mm). Z kolei sumy roczne poniżej 600 mm wystąpiły w zachodnich i południowych rejonach Nizin Południowobałtyckich oraz na małych obszarach Wyżyny Środkowopolskiej. Najniższe sumy roczne wykazały posterunki: Gruszczycze (dorzecze Prosną) – 477mm, Cykarzew (dorzecze Warty) – 487 mm i Grzebieńsko (dorzecze Obry) – 487 mm. W przebiegu rocznym najniższe sumy przypadły na styczeń i maj, natomiast miesiącem najobfitszym w opady był lipiec, kiedy to na wielu stacjach na południu Polski, a także w dorzeczach Noteci, Brdy, Wdy, Wisły i Drwęcy sumy miesięczne przekroczyły 300 mm.

Metody

Przetestowano 8 metod estymacji (tab. 2): 5 wersji krigingu (o charakterze lokalnym (Oklv, SKlm-lv), i globalnym (Okgv, SKlm-gva, SKlm-gvm); uwzględniający (SKlm-lv, SKlm-gva, SKlm-gvm) i nieuwzględniający (Okgv, Oklv) dane z cyfrowego modelu rzeźby terenu), metodę odwrotności odległości (do kwadratu, ID²), minimalnej krzywizny (MC) i triangulacji (TIN) używając oprogramowania firmy *Golden Software (Surfer v. 8.02)* i *Australian Centre for Precision Agriculture (Vesper v. 1.5.6)*. Z częściej wykorzystywanych metod pominięto kriging z zewnętrznym trendem (KED), kolokacyjny kokriging (coOCK), metodę poligonów Thiessena, funkcji radialnych (*radial basis function*).

Niektóre metody automatycznej estymacji przestrzennej umożliwiają ocenę jej jakości – na przykład wariancja krigingowa (Goovaerts 1997). W tym przypadku trzeba jednak było użyć jednolitej techniki, wspólnej dla wszystkich testowanych metod. Stosuje się w takich przypadkach albo *cross-validation* albo *jackknifing*. W pierwszym przypadku z analizowanego zbioru danych eliminuje się sekwencyjnie po jednym punkcie i dla tego punktu dokonuje się estymacji. Jeśli mamy 2500 punktów pomiarowych, obliczenia wykonuje się 2500 razy, za każdym razem bez jednego punktu. Na końcu dysponujemy dwoma zbiorami danych o identycznej wielkości: oryginalnych danych pomiarowych i estymacji dla tych samych lokalizacji. Zaletą tej metody jest wykorzystanie praktycznie wszystkich oryginalnych danych pomiarowych, co ma istotne znaczenie przy niewielkiej ich liczebności. Niestety nie każde oprogramowanie umożliwia wykonanie takich obliczeń, a ich „ręczne” przeprowadzenie przy dużych zbiorach danych zajmuje zbyt dużo czasu. Można wówczas zastosować *jackknifing* polegający na podziale posiadanego zbioru danych na dwa różniące się wielkością podzbiory. Jeden zdecydowanie większy służy do przeprowadzenia estymacji w lokalizacjach punktów z drugiego podzbiory, nieużywanego w obliczeniach. Danych w

drugim podzbiorem powinno być tyle, aby umożliwiały obliczenie wiarygodnych statystyk jakości estymacji. Procedura ta podobna w swej idei do kalibracji i walidacji modeli dynamicznych, ma oczywiście wadę związaną z eliminacją z obliczeń, części oryginalnych danych pomiarowych. Kiedy jednak dysponujemy zbiorem złożonym z tysięcy danych, ma to drugorzędne znaczenie. Podana wyżej charakterystyka *cross-validation* i *jackknifing* jednoznacznie wskazuje, że optymalną ze względu na czas obliczeń i typ analizowanych danych, jest ta druga.

Z analizowanych zbiorów danych usunięto losowo co 40 punkt pomiarowy. Przyjęta procedura zapewniała równomierne rozmieszczenie punktów wybranych do walidacji na terenie całego kraju. Ze względu na różną liczebność zbioru stacji dla poszczególnych miesięcy i całego roku (minimalnie 2385 dla całego roku, maksymalnie 2504 stacje w lipcu) wylosowano od 59 do 63 punktów pomiarowych, co stanowiło od 2,47 do 2,53% analizowanych zbiorów danych². Ubytek oryginalnych wyników pomiarów był zatem znikomo mały.

Lokalizacja stacji w rocznikach jest zapisana we współrzędnych sferycznych z dokładnością do jednej minuty długości i szerokości geograficznej (w tzw. układzie „42”). Zostały one przeliczone na współrzędne płaskie w układzie GUGIK 1992 (z południkiem osiowym 19°) za pomocą programu *GeoTrans* wersja 5.22 firmy *Geo-System* (<http://www.geo-system.com.pl>). Błędy algorytmu transformacji oraz związane z odwzorowaniem nie przekraczają na terytorium Polski 0,5 m, a więc są nieistotne w stosunku do poziomu dokładności lokalizacji punktów pomiarowych (około ± 1 km). Również wykorzystany w niniejszym opracowaniu cyfrowy model rzeźby Polski (ryc. 2) *GTOPO30* (<http://edcdaac.usgs.gov/gtopo30/gtopo30.html>) o rozdzielczości 30" kątowych, czyli około 1 km został przeliczony z układu WGS 84 na GUGiK „92”.

Metodyka dołączenia do procedury szacowania opadów ich relacji z lokalizacją punktu pomiarowego była dwustopniowa. Najpierw obliczano trend przestrzenny opadów jako funkcję współrzędnych XYZ punktu pomiarowego, a następnie metodami geostatystycznymi estymowano wartości reszt z trendu. Zmienność przestrzenna opadów atmosferycznych jest łącznym efektem wielu zjawisk i warunków środowiska przyrodniczego występujących w różnych skalach przestrzennych. Zastosowany przez autorów uproszczony deterministyczno-probabilistyczny model przestrzenny opadów oparty jest na założeniu, że zmienność wielkoskalowa ma charakter deterministyczny i może być opisana za pomocą funkcji trendu. Odchylenia od powierzchni trendu (reszty trendu) mają charakter skorelowanej przestrzennie (w małej skali) zmiennej losowej, którą można modelować i prognozować metodami geostatystycznymi. Zależność sumy opadów od położenia punktu pomiarowego oceniono wykorzystując wielomian kwadratowy postaci:

$$P = a + bX + cY + dZ + eXY + fXZ + gYZ + hX^2 + iY^2 + jZ^2 + kX^2Y + lXY^2 + mX^2Z + nXZ^2 + oY^2Z + pYZ^2$$

gdzie:

P – suma opadów,

X, Y, Z – współrzędne położenia punktów pomiarowych,

a, b, c, d, e, f, g, h, i, j, k, l, m, n, o, p – parametry równania.

i stosując algorytm regresji wielokrotnej z krokową eliminacją zmiennych (StatSoft Inc. 2001). W pierwszym kroku wszystkie zmienne niezależne są uwzględnione w modelu, a następnie kolejno eliminowane są zmienne o coraz niższych wartościach statystyki *F*. Ponieważ jako wartość graniczną przyjęto $F \geq 20$, uzyskane modele zawierają tylko zmienne bardzo wysoko istotne.

² Wyjątkiem jest ilość estymacji uzyskanych za pomocą TIN. Metoda ta wymaga, aby lokalizacja dla której dokonuje się obliczeń była otoczona przez minimum 3 punkty z danymi. Przy każdym losowaniu 1 lub 2 punkty były zlokalizowane przy granicy państwa i warunek ten nie był spełniony

Wyniki obliczeń poddano analizie umożliwiającej ocenę stosowanych algorytmów zarówno jako estymatorów lokalnych, jak i obszarowych. Dla pierwszego zakresu wykorzystano następujące miary: średni błąd (ME), pierwiastek średniego błędu kwadratowego bezwzględnego i względnego (RMSE, RRMSE) i współczynnik korelacji liniowej Spearmana (r). Wizualnie również oceniono rozkład przestrzenny błędów na obszarze kraju. Ocenę estymacji obszarowej przeprowadzono porównując wielkość średniej, mediany, odchylenia standardowego, pierwszego i trzeciego kwartyła, minimum i maksimum oraz skośności i kurtozy w oryginalnym zbiorze danych walidacyjnych z odpowiadającymi wartościami wyliczonymi ze zbiorów estymowanych.

Aby ułatwić analizę wyników przeprowadzonych testów zdecydowano się je zagregować w postaci statystyk rangowych. Dla każdego podzbioru danych i każdego szacowanego parametru wynikom uzyskanym za pomocą poszczególnych metod estymacji przypisano rangi od 1 (wynik najbardziej zbliżony do rzeczywistości) do 8 (wartość najbardziej odbiegająca od rzeczywistości). Następnie policzono średnie rangi i odchylenia standardowe rang dla każdego podzbioru danych i grup parametrów estymacji obszarowych oraz punktowych.

Wyniki

Podstawą metod geostatystycznych (krigingu) estymacji przestrzennych jest określenie modelu struktury przestrzennej analizowanego pola (Goovaerts 1997). Model ten jest utożsamiany w tym ujęciu, z niezależną od położenia punktów danych, a tylko od ich odległości i kierunku funkcją spadku podobieństwa (autokorelacji). Funkcję tą zwaną modelem semiwariancji, charakteryzuje się poprzez podanie jej typu (dobieranego z kilka „dopuszczalnych” wariantów podstawowych), oraz trzema parametrami: C_0 – wariancją nuggetową, C_1 – wariancją progową (*sill*) i A_1 – zasięgiem. Jeśli dane zjawisko jest efektem procesów działających w różnych skalach przestrzennych wtedy do opisu jego struktury trzeba użyć modeli złożonych (*nested*). Takie modele mają więcej niż jedną wartość wariancji progowej ($C_1 \dots C_n$) i zasięgu ($A_1 \dots A_n$). Model semiwariancji oblicza się zazwyczaj ze wszystkich dostępnych danych pomiarowych – zwłaszcza kiedy jest ich niewiele. Jest to wówczas model globalny, nie uwzględniający możliwej niestacjonarności analizowanego pola. Przy dużej ilości danych można się pokusić o obliczenie lokalnych funkcji semiwariancji, zazwyczaj w węzłach ustalonej siatki, używając określonej liczby danych z najbliższego sąsiedztwa. Zazwyczaj w pełni wiarygodne szacunki funkcji semiwariancji uzyskuje się uwzględniając około 100 danych pomiarowych. W metodach OKgv, SKlm-gva i SKlm-gvm estymację oparto na globalnym modelu semiwariancji. W pierwszym wypadku został on obliczony z danych oryginalnych, w drugim i trzecim – z reszt trendu przestrzennego. Zastosowane w tych metodach modele semiwariancji przedstawiono w tabeli 2 na rycinie 4. W pozostałych metodach geostatystycznych (OKlv i SKlm-lv) użyto lokalnych modeli semiwariancji obliczanych dla każdego estymowanego punktu na podstawie danych z 80-120 najbliższych leżących punktów pomiarowych.

Jakkolwiek interpretacja uzyskanych modeli semiwariancji znajduje się poza głównym celem niniejszego opracowania warto zwrócić choć pobieżnie uwagę na ich główne cechy (tab. 3 i ryc. 4). Semiwariogramy danych oryginalnych modelowano za pomocą modelu wykładniczego, bądź złożonego wykładniczego. Ten typ modelu wykazuje nieograniczony spadek podobieństwa danych (a w zasadzie wzrost niepodobieństwa) na analizowanym dystansie 50 km. Wskazuje to że mamy do czynienia z polem niestacjonarnym wykazującym trend przestrzenny co najmniej w takiej skali. Usunięcie trendu (analiza reszt) ujawnia rzeczywisty zasięg autokorelacji danych wynoszący 25-30 km (rok, kwiecień i październik), bądź 47 – 49 km (styczeń i lipiec). Zarówno jednakże dane surowe jak i reszty wykazują na dystansie do 5-7 km zupełnie inną strukturę pola, charakteryzującą się znacznie większą zmiennością. Maksimum tej zmienności przypada na odległości rzędu 2-3 km oraz na kwiecień i lipiec. Jest prawdopodobnie efekt opadów konwekcyjnych (typowe komórki konwekcyjne mają około 5 km² powierzchni), oraz w obrębie frontów ciepłych. Niestety w analizowanym zbiorze danych jest zbyt mało blisko siebie leżących stacji pomiarowych, aby wyniki

były numerycznie stabilne i statystycznie reprezentatywne (średnia odległość między stacjami to ok. 11,3 km). W odległościach od 0 do 4 km (w przedziałach co 1 km) było jedynie od 10 do 60 par danych. Przy odległościach większych od 8 km wartości semiwariancji obliczane są natomiast z 1000 do ponad 5000 par danych.

Wyniki analizy trendów przestrzennych analizowanych sum opadów przedstawiono w **tabeli 4** i na **rycinie 5**. Wszystkie uzyskane modele są bardzo wysoko istotne statystycznie (statystyka F waha się od 215,2 dla lipca do 554,3 dla października). W przypadku sum rocznych model objaśnia aż 71,5% obserwowanej zmienności sum opadów. Błąd standardowy estymacji wynosi 98,1 mm, czyli 12,9% średniej sumy opadu. W przypadku sum miesięcznych modele mają słabszą moc predykcyjną, i jak można się było spodziewać jest ona lepsza w przypadku miesięcy jesienno-zimowych ($I - R = 60,2\%$ i $X - R = 69,0\%$), niż wiosenno-letnich ($IV - R = 56,4\%$ i $VII - R = 50,7\%$). W modelach jest od 11 do 13 parametrów. We wszystkich z nich występują jako zmienne Y, Z, X2, Y2, X2Y. Wielkość opadów zawsze jest odwrotnie proporcjonalna do współrzędnej Y, czyli konsekwentnie maleje z zachodu na wschód. Zależność opadów z kwadratem współrzędnej Y jest jednakże konsekwentnie wprost proporcjonalna. Oprócz kwietnia opady są wprost proporcjonalne do Z, czyli rosną wraz z wysokością terenu.

Obraz przestrzenny uzyskanych modeli trendu (ryc. 5) różni się znacznie dla każdego z analizowanych zbiorów danych. W rozkładzie wartości trendu sum rocznych zwraca uwagę równoleżnikowy ogólnie biorąc przebieg izarytm (ryc. 5). Od szerokiej strefy najmniejszych wartości (poniżej 600 mm) przebiegającej w obrębie nizin środkowopolskich opady wzrastają zarówno w kierunku północnym, osiągając w najwyższych partiach Pojezierza Pomorskiego wartości 900 - 1000 mm, jak i na południe, gdzie w regionie sudeckim i karpackim, przekraczają 1200 mm. W przypadku trendów miesięcznych sum opadów gradient zmian przestrzennych bywa różnie zorientowany. Powierzchnie trendu dla stycznia i kwietnia ukazują dość wyraźnie zmienność opadów wzdłuż osi północ – południe, przy czym w styczniu (poza wąskimi strefami ograniczonymi do Sudetów i Karpat) opady maleją w kierunku południowym, w kwietniu zaś odwrotnie – w kierunku północnym. Izohiety lipca dla odmiany wykazują bardziej złożony przebieg. Najmniejsze opady w tym miesiącu wystąpiły w północno – zachodniej części Polski (Nizina Szczecińska) oraz na północnym wschodzie w przygranicznej części Niziny Podlaskiej. Wschodnia część Pojezierza Pomorskiego, obszar Żuław oraz zachodnia i środkowa część Pojezierza Mazurskiego stanowią zwarty obszar już znacznie większych sum. Także od strefy względnie małych opadów przebiegającej przez Nizinę Wielkopolską i Nizinę Mazowiecką opady systematycznie wzrastają w kierunku południowym. Z kolei izohiety października układają się koncentrycznie wokół obszaru najmniejszych opadów obejmującego Pojezierze Lubuskie, znaczną część Niziny Śląskiej oraz Niziny Wielkopolskiej. W tym przypadku można mówić o trendzie sum opadów wyraźnie wzrastających w kierunku wschodnim.

Porównanie sekwencji map przedstawionych na rycinach 3 i 5 pozwala wizualnie ocenić stopień przekształcenia strukturalnych (morfologicznych) właściwości pola opadów, jakie zachodzi w trakcie przechodzenia od analizy opadów rzeczywistych do wyrażonych powierzchnią trendu. Fizyczną naturę opadów atmosferycznych oddaje ich nieciągłość czasowa i przestrzenna; w przypadku niniejszego opracowania widoczna na mapach rozkładu opadów w poszczególnych miesiącach 1980 roku. Natomiast izorytmiczna metoda stosowana powszechnie przy przedstawianiu przestrzennej zmienności poszczególnych elementów meteorologicznych niejako z założenia zakłada ciągłość pola danego elementu. W przypadku opadów atmosferycznych to założenie znacznie lepiej spełnia pole powierzchni trendów, podkreślając tym samym swoją przydatność i walory dla analiz klimatologicznych.

Z przeprowadzonej analizy wynika (**ryc. 6-10, tab. 5 i 6**), że żadna z testowanych metod nie może być uważana za uniwersalną i najlepszą w każdych warunkach. Wyniki testów są nie tylko różne w przypadku poszczególnych zbiorów danych (sumy rocznej i sum miesięcznych), ale także w sytuacji różnych parametrów oceny jakości estymacji. Porównanie wyników obliczeń wykonanych na jednym jedynie zbiorze danych referencyjnych może prowadzić do fałszywych

uogólnień. Można by bowiem sądzić na przykład (ryc. 6), że porównywane metody zaniżają wyniki estymacji (rok, styczeń i kwiecień), podczas gdy możliwe jest zarówno przeszacowanie wartości średniej (lipiec), jak i odmienny stosunek do wartości rzeczywistej estymacji uzyskanych różnymi metodami (październik). Podobnie zmienny układ parametrów estymowanych do rzeczywistych analizowanej próbki uzyskano w przypadku odchylenia standardowego i skośności (ryc. 7 i 8). Nie ma tutaj jakiejś wyraźniej regularności, lecz dość wyraźnie zaznacza się odmienność opadów lipcowych w stosunku do pozostałych analizowanych serii danych.

Najwyższy współczynnik korelacji liniowej między danymi rzeczywistymi a szacowanymi uzyskano dla października (ryc. 9). Oscylował on bowiem między 0,937 dla ID² do 0,953 dla MC. Zmienność jakości estymacji różnymi metodami nie była zatem duża w porównaniu na przykład ze styczniem (0,848 dla SKlm-gva i 0,907 – OKlv). Najniższe współczynniki korelacji liniowej (oscylujące wokół 0,88 – 0,89) uzyskano dla stycznia i lipca. W przypadku sumy rocznej większość metod dała korelację z danymi referencyjnymi zbliżoną do 0,92. Jedynie SKlv znacznie odstawała od przeciętnej – współczynnik korelacji wynosił zaledwie 0,866.

Średni błąd estymacji sumy rocznej opadów (ryc. 10) wahał się od 6,7 (SKlm-lv) do 7,9% (ID²), przy rozrzucie estymacji punktowych od –22,5 do +25,0%. Średnie błędy estymacji sum miesięcznych (dla wszystkich metod) wynosiły: styczeń – 18,6%, kwiecień – 10,9%, lipiec – 13,0%, październik – 9,2%. Różnice pomiędzy najlepszą a najgorszą metodą estymacji sum miesięcznych wahały się od 0,8% w lipcu do 3,4% w styczniu. Błędy estymacji punktowych mogą przy sumach miesięcznych sięgać ±75%, większości jednak przypadków oscylują w granicach ±35%.

Generalnie dość słabo wypadły algorytmy (SKlm-), które uwzględniały dane z cyfrowego modelu rzeźby terenu (tab. 6). Zależność między wysokością nad poziom morza a opadami obliczono bowiem w postaci jednego modelu wielomianowego dla całego terytorium Polski. Jest ona jednakże bardzo zróżnicowana regionalnie – inna dla Sudetów, zachodniej i wschodniej części Karpat itp. Zastosowanie algorytmów uwzględniających lokalne (w ruchomym oknie, lub zdefiniowanym sąsiedztwie) zależności z dodatkowymi zmiennymi (np. KED i coOCK) powinno dać znacznie lepsze rezultaty.

Lepsze wyniki dają algorytmy oparte na lokalnym modelu struktury pola opadów niż na globalnym. Ręczne dopasowanie (wizualne) modelu struktury pola opadów daje nieco lepsze wyniki niż automatyczne. Zależy to jednakże od doświadczenia operatora, co przy automatycznych metodach interpolacji powinno być raczej eliminowane. Algorytmy TIN, SKlm-gva, SKlm-lv były nieco bardziej skuteczne przy estymacjach parametrów populacji (obszarowych), podczas gdy MC, OKgv, OKlv i SKlm-gvm – punktowych.

W niniejszym opracowaniu zdecydowanie najlepiej wypadła metoda minimalnej krzywizny (MC). Jej średni wynik zarówno z estymacji punktowych, jak i obszarowych był znacznie lepszy niż wszystkich pozostałych metod (tab. 6). Przy większości analizowanych zbiorów danych i ocenianych parametrów metoda ta plasowała się w czołówce zestawienia. Można ją wstępnie zalecać do rutynowego wykonywania map opadów atmosferycznych, tym bardziej, że nie wymaga specjalistycznego parametryzowania. Pamiętać należy jednakże, że metoda ta daje dobre rezultaty jedynie przy względnie równomiernym pokryciu analizowanego obszaru punktami pomiarowymi. Zdecydowanie najgorzej wypadł kriging w oparciu o globalny model struktury pola opadów (OKgv) i popularna metoda odwrotności odległości przy wykładniku kwadratowym (ID²).

W odniesieniu do metody uznanej w niniejszym zestawieniu za najlepszą (MC) przeprowadzono również wizualną ocenę rozkładu geograficznego błędów estymacji (ryc. 11). Niewielka liczba estymowanych wartości (59 do 63) umożliwia uzyskanie tylko bardzo orientacyjnego obrazu. Rozkład błędów nie jest losowy, lecz w większości przypadków uwarunkowany reżimem opadów analizowanego okresu. Maksymalne wartości błędów estymacji nie koncentrują się bynajmniej na obszarach górskich, jak można by przypuszczać. W zależności od okresu ich skupienia występują w innych partiach kraju. Dla sum rocznych najczęściej punktów z

dużymi odchyleniami od wartości rzeczywistych występuje w trójkącie między Łodzią a Pojezierzem Kaszubskim i centralną częścią Pojezierza Mazurskiego. W styczniu i kwietniu wysokie błędy występują mniej więcej równomiernie w środkowej i wschodniej Polsce. W lipcu z kolei są one skoncentrowane na Pojezierzu Pomorskim i w pasie wyżyn i gór. W październiku ekstremalne odchylenia wartości szacowanych od rzeczywistych nie było w pasie od Sudetów po Suwalszczyznę.

Podsumowanie

Prezentowane wyniki mają charakter wstępnej oceny niektórych algorytmów estymacyjnych. Aktualnie trwają dalsze prace związane z testowaniem szerokiego spektrum metod automatycznej estymacji opadów przy wykorzystaniu większej ilości danych wyliczonych jako wartości przeciętne jak i danych uwzględniających ekstremalne wysokości opadów.

Z czterech pytań postawionych we wprowadzeniu do niniejszego artykułu, udało się uzyskać częściową odpowiedź dla trzech. Aby odpowiedzieć, jaki wpływ na efektywność algorytmów estymacji ma sezonowa zmienność struktury pola opadów, należy zbadać znacznie większą próbę danych z, kilku co najmniej lat. Na pytanie pierwsze, czy algorytmy z taką samą wiarygodnością estymują sumy roczne opadów, jak miesięczne, odpowiedź jest, jak można było na samym wstępie przypuszczać, przecząca. Na podstawie przedstawionych w pracy wyników, można przypuszczać, że dla większości metod estymacji, błąd oceny sumy rocznej (obszarowej) będzie wahał się między 5 a 10%, a sum miesięcznych - 10 do 20%. Różnice między efektywnością porównywanych metod do oceny miar centralnych populacji nie są duże. Do celów wizualizacji zmienności przestrzennej opadów, można używać z powodzeniem każdej z nich. Znaczne jednak różnice występują w jakości oceny punktowych wartości ekstremalnych. To bardzo ważne zagadnienie czeka na bardziej wnikliwe badanie.

Literatura:

- Golden Software, 2002: Surfer 8. User's guide. Golden Software Inc., 809 14th Street, Golden, Colorado 80401-1866, USA, ss. 640.
- Franke, R. 1982: Scattered Data Interpolation: Test of Some Methods. Mathematics of Computations, v. 33, n. 157, 181-200.
- Goovaerts, P., 1997: Geostatistics for natural resources evaluation. Oxford University Press, 1-483.
- Haas, T.C., 1990. Kriging and automated variogram modeling within a moving window. Atmospheric Environment 24A, 1759-1769.
- Lee, D. T., Schachter, B. J. 1980: Two Algorithms for Constructing a Delaunay Triangulation. International Journal of Computer and Information Sciences, v. 9, n. 3, 219-242.
- Minasny, B., McBratney, A.B., and Whelan, B.M., 2002. VESPER version 1.5. Australian Centre for Precision Agriculture, McMillan Building A05, The University of Sydney, NSW 2006. (<http://www.usyd.edu.au/su/agric/acpa>).
- Smith, W. H. F., Wessel, P. 1990: Gridding with Continuous Curvature Splines in Tension. Geophysics, v. 55, n. 3, 293-305.
- StatSoft, Inc. 2001: STATISTICA (data analysis software system), version 6. www.statsoft.com.

Summary

Spatial estimation of yearly and chosen monthly precipitation totals, based on available precipitation data for 1980, was aimed at preliminary assessment of efficiency of chosen interpolation algorithms. In the digital part of the study there were taken into consideration both yearly precipitation totals and the ones for January, April, July and October. On the basis of this source material there were presented eight assessment methods, of which five were of geostatistical type (Table 2). To test them there were used precipitation data in around 2400 points around Poland (Figure 1) and a digital elevation model of the country (Figure 2). A uniform *jackknifing* technique

was applied in the calculation algorithm for all methods. The results of calculations and analyses show that estimation is more reliable if there are applied algorithms based on local structure model than on the global model. For spatial estimation the more efficient algorithms are: TIN, SKlm-gva and SKlm-lv, whereas for local analyses: MC, OKgv, Oklv and SKlm-gvm. The best ranked testing method was the minimal curve method MC, especially efficient in the case of areas with relatively regular distribution of measurement points. Particular estimation methods are characterized by various 'sensitivity' to features (descriptive statistics) of the output data. Therefore no methods may be regarded as a universal or the best for all sets of precipitation data.

Spis tabel i rycin:

Tab. 1. Statystyki opisowe analizowanych danych sum opadów atmosferycznych z roku 1980.
Table 1. Descriptive statistics of the analyzed precipitation totals in 1980.

Tab. 2. Porównywane metody estymacji przestrzennej.
Table 2. Compared methods of spatial estimation.

Tab. 3. Parametry i charakterystyki statystyczne globalnych modeli semiwariancji analizowanych zbiorów danych. Do danych oryginalnych zastosowano model wykładniczy lub złożony wykładniczy, do reszt z trendu – model sferyczny.
Table 3. Parameters and statistic characteristics of global semivariance models of the studied sets of data. An exponential or nested exponential model was applied to the original data and a spherical model to the rest of the trend.

Tab. 4. Modele trendu przestrzennego analizowanych sum opadów atmosferycznych.
Table 4. Models of spatial trends of the analyzed precipitation totals.

Tab. 5. Wyniki estymacji opadów atmosferycznych w 1980 roku 8 metodami. Skróty nazw metod estymacji są objaśnione w tekście.
Table 5. Results of precipitation estimation in 1980 with 8 methods. Abbreviated method names are explained in the text.

Tab. 6. Średnie rangi i odchylenia standardowe rang dokładności poszczególnych testowanych metod estymacji opadów atmosferycznych. Podano też średnią globalną (dla wszystkich testowanych zbiorów danych) rangę i średnie globalne odchylenie standardowe. Skróty nazw metod estymacji są objaśnione w tekście.
Table 6. Average ranks and standard deviations of particular precipitation estimation methods accuracy ranks. For all tested data sets there were also given mean global rank as well as mean global standard deviation. Abbreviated method names are explained in the text.

Ryc. 1. Lokalizacja punktów pomiarów opadów atmosferycznych w 1980 roku. Współrzędne mapy przedstawiono w układzie GUGIK 1992-19.
Figure 1. Localization of precipitation measurement points in 1980. Map coordinates in the system GUGIK 1992-19.

Ryc. 2. Cyfrowy Model Rzeźby Terenu (DEM) Polski o rozdzielczości 30'' kątowych uzyskany z globalnej bazy danych GTOPO30 (<http://edcdaac.usgs.gov/gtopo30/gtopo30.html>).

Figure 2. Digital Elevation Model (DEM) of Poland at the resolution of 30'' obtained from the global data base GTOPO30 (<http://edcdaac.usgs.gov/gtopo30/gtopo30.html>).

Ryc. 3. Opady w 1980 roku – suma roczna oraz sumy wybranych miesięcy. Mapy wykonano przy pomocy metody minimalnej krzywizny (MC).

Figure 3. Precipitation in 1980 – yearly total and totals of chosen months. Maps made with the use of the minimal curve method (MC).

Ryc. 4. Semiwariancje empiryczne i modele semiwariancji analizowanych zbiorów danych. Dane oryginalne oznaczono symbolem ●, a reszty z trendu - ✕.

Figure 4. Empirical semivariances and semivariance models of the analyzed sets of data. Original data marked with ●, the rest of the trend with ✕.

Ryc. 5. Trendy przestrzenne sum opadów atmosferycznych w 1980 roku.

Figure 5. Spatial trends of precipitation total in 1980.

Ryc. 6. Porównanie rzeczywistej średniej sumy opadów w analizowanych okresach z wynikami estymacji 8 porównywanymi metodami.

Figure 6. Comparison of actual average precipitation total in the analyzed periods with the results of estimation with the eight studied methods.

Ryc. 7. Porównanie odchylenia standardowego rzeczywistych sum opadów w analizowanych okresach z wynikami estymacji 8 porównywanymi metodami.

Figure 7. Comparison of standard deviation of the actual precipitation totals in the analyzed periods with the results of estimation with the eight studied methods.

Ryc. 8. Porównanie skośności rozkładu rzeczywistych sum opadów w analizowanych okresach z wynikami estymacji 8 porównywanymi metodami.

Figure 8. Comparison of distribution skewness of the actual precipitation totals in the analyzed periods with the results of estimation with the eight studied methods.

Ryc. 9. Współczynnik korelacji liniowej rzeczywistych sum opadów w analizowanych okresach z sumami estymowanymi 8 porównywanymi metodami.

Figure 9. Linear correlation index of the actual precipitation totals in the analyzed periods with the results of estimation with the eight studied methods.

Ryc. 10. Średni względny błąd estymacji sum opadów w analizowanych okresach dla 8 porównywanym metod.

Figure 10. Mean relative estimation error for precipitation totals in the analyzed periods for the eight studied methods.

Ryc. 11. Rozkład przestrzenny błędów estymacji metodą minimalnej krzywizny (MC).

Figure 11. Spatial distribution of estimation errors with the minimal curve method (MC).

Tab. 1. Statystyki opisowe analizowanych danych sum opadów atmosferycznych z roku 1980.
 Table 1. Descriptive statistics of the analyzed precipitation totals in 1980.

Parametr	Parameter	Rok Year	Styczeń January	Kwiecień April	Lipiec July	Październik October
n	N	2385	2479	2494	2504	2492
Średnia	Mean	757,6	20,6	68,9	163,6	94,1
-95% PUS*	- 95% CIM*	750,2	20,2	67,9	161,0	92,6
+95% PUS*	+ 95% CIM*	765,0	21,0	69,9	166,2	95,6
Mediana	Median	715,0	19,0	66,0	151,0	93,0
Minimum	Minimum	471,0	2,0	19,0	46,0	26,0
Maksimum	Maximum	2241,0	104,0	293,0	806,0	330,0
Dolny kwartył	First Quartile	638,0	14,0	52,0	119,0	61,0
Górny kwartył	Third Quartile	829,0	24,0	80,0	194,5	121,0
Odchylenie Standardowe	Standard Deviation	183,64	10,41	25,40	66,65	38,06
Skośność	Skewness	2,088	2,040	1,433	1,771	0,685
Kurtoza	Kurtosis	7,835	7,542	4,592	7,389	1,800

* -95%/+95% PUS - dolna i górna granica 95% przedziału ufności dla średniej (lower and upper limit of 95% Confidence Interval for the Mean)

Tab. 2. Porównywane metody estymacji przestrzennej.

Table 2. Compared methods of spatial estimation.

	Skrót nazwy	Nazwa metody	Oryginalna nazwa angielska	Implementacja algorytmu wykorzystana w pracy	Opis metody i/lub algorytmu
	Abbreviation	Name	Original English name	Applied implementation of algorithm	Method and/or algorithm description
1	OKgv	Zwykły kriging na podstawie globalnego wariogramu	Ordinary Kriging based on global variogram	<i>Vesper</i> w. 1.5.6	Goovaerts 1997
2	OKlv	Zwykły kriging na podstawie lokalnego wariogramu (w ruchomym oknie)	Ordinary Kriging based on local variograms	<i>Vesper</i> w. 1.5.6	Goovaerts 1997, Haas 1990, Minasny i in. 2002
3	SKlm-gvm	Prosty kriging ze zmiennymi średnimi lokalnymi na podstawie globalnego wariogramu esytmowanego manualnie	Simple Kriging with varing local means based on global varogram fitted manually	<i>Statistica</i> w. 6 i <i>Vesper</i> w. 1.5.6	StatSoft Inc. 2001, Goovaerts 1997,
4	SKlm-gva	Prosty kriging ze zmiennymi średnimi lokalnymi na podstawie globalnego wariogramu esytmowanego automatycznie	Simple Kriging with varing local means based on global varogram fitted automatically	<i>Statistica</i> w. 6 i <i>Vesper</i> w. 1.5.6	StatSoft Inc. 2001, Goovaerts 1997,
5	SKlm-lv	Prosty kriging ze zmiennymi średnimi lokalnymi na podstawie wariogramu lokalnego	Simple Kriging with varing local means based on local variograms	<i>Statistica</i> w. 6 i <i>Vesper</i> w. 1.5.6	StatSoft Inc. 2001, Goovaerts 1997, Haas 1990, Minasny i in. 2002
6	ID²	Odwrotność odległości do drugiej potęgi	Inverse Distance squared	<i>Surfer</i> w. 8.02	Golden Software 2002, Franke 1982
7	MC	Minimalnej krzywizny	Minimal Curvature	<i>Surfer</i> w. 8.02	Golden Software 2002, Smith, Wessel 1990
8	TIN		Triangulated Irregular Network	<i>Surfer</i> w. 8.02	Golden Software 2002, Lee, Schachter, 1980

Tab. 3. Parametry i charakterystyki statystyczne globalnych modeli semiwariancji analizowanych zbiorów danych. Do danych oryginalnych zastosowano model wykładniczy lub złożony wykładniczy, do reszt z trendu – model sferyczny.

Table 3. Parameters and statistic characteristics of global semivariance models of the studied sets of data. An exponential or nested exponential model was applied to the original data and a spherical model to the rest of the trend.

Okres – Time period	C_0	C_1	A_1	C_2	A_2	SSE*	RMSE**
Dane oryginalne - Original data							
Rok - Year	6134,3	2304	1,526	10000	24,82	57995004	1122,8
I	47,72	24,26	25,25			1834,2	6,182
IV	0	206,9	3,109	95,96	17,18	141333	55,43
VII	1071,9	4491,1	174,2			3502180	270,1
X	41,97	87,99	1,193	501	70,68	32182	26,45
Reszty z trendu - Trend residuals							
Rok - Year	5323,5	3819	29,21			10890512	476,3
I	36,88	1,575	46,96			941,8	4,429
IV	93,96	157	24,25			60460	35,49
VII	821,2	675	49			2983443	249,3
X	64,84	189,7	30,82			84394	41,93

* SSE - suma kwadratów błędów modelu (model sum of squared error),

** RMSE – pierwiastek średniego błędu kwadratowego modelu (model root of mean square error).

Tab. 4. Modele trendu przestrzennego analizowanych sum opadów atmosferycznych.
 Table 4. Models of spatial trends of the analyzed precipitation totals.

Parametr Parameter	Rok Year	I	IV	VII	X
ww*	+	+	+	+	+
X	•	–	–	–	+
Y	–	–	–	–	–
Z	+	+	–	+	+
XY	•	+	+	+	•
XZ	•	•	+	–	–
YZ	•	–	+	•	–
X²	+	+	+	+	–
Y²	+	+	+	+	+
Z²	+	+	•	+	•
X²Y	–	–	–	–	+
XY²	•	•	•	•	–
X²Z	+	•	–	+	•
XZ²	–	–	+	–	•
Y²Z	+	•	–	•	+
YZ²	–	–	•	–	•
R²	71,45	60,18	56,37	50,66	68,96
F	543,3	341,4	269,4	215,2	554,3
SE	98,1	6,56	16,8	46,8	21,2
n	2385	2479	2494	2504	2492

(+) – parametr wprost proporcjonalny, (–) – parametr odwrotnie proporcjonalny, (•) – parametr w modelu nie występuje, ww – wyraz wolny modelu, R² – skorygowany współczynnik determinacji modelu w %, F – statystyka F modelu, SE – błąd standardowy modelu.

(+) – directly proportional parameter, (–) – inversely proportional parameter, (•) – parameter absent from the model, ww – free term of the model, R² – corrected determination coefficient in %, F – F statistics, SE – standard error.

Tab. 5. Wyniki estymacji opadów atmosferycznych w 1980 roku 8 metodami. Skróty nazw metod estymacji są objaśnione w tekście.

Table 5. Results of precipitation estimation in 1980 with 8 methods. Abbreviated method names are explained in the text.

Nr	Metoda estymacji	n	Średnia	Mediana	Minimum	Maksimum	Dolny Kwartyl	Górny Kwartyl	Odch. Standard.	Skośność	Kurtoza	ME*	RMSE*	RRMSE*	r*
No	Estimation method	N	Mean	Median	Minimum	Maximum	First Quartile	Third Quartile	Standard Deviation	Skewness	Kurtosis	ME*	RMSE*	RRMSE*	r*
Rok 1980 - Year															
	Dane - Data	59	769,7	728	509	1273	650	831	184,14	1,096	0,734				
1	OKgv	59	757,9	715,5	551,8	1227,9	671,6	818,9	146,63	1,293	1,425	11,799	75,6	7,36	0,923
2	OKlv	59	759,6	730,1	527,1	1289,5	669,2	810,9	150,97	1,369	2,039	10,057	74,3	7,40	0,922
3	SKlm-gvm	59	762,0	719,1	531,1	1216,0	672,4	793,4	154,80	1,291	1,359	7,707	71,9	7,11	0,926
4	SKlm-gva	59	757,9	724,9	530,0	1191,2	670,6	790,9	149,09	1,223	1,154	11,741	74,4	7,17	0,926
5	SKlm-lv	59	752,5	737,2	557,7	1166,0	658,2	805,5	130,09	1,149	1,435	17,191	98,5	9,83	0,866
6	ID2	59	756,8	720,4	559,0	1184,0	675,1	802,7	142,26	1,218	1,063	12,836	79,8	7,89	0,916
7	MC	59	760,9	720,9	504,7	1274,2	661,7	820,9	167,06	1,285	1,539	8,724	70,0	7,25	0,927
8	TIN	58	764,5	716,7	524,7	1377,8	673,5	797,4	167,56	1,652	3,074	4,604	73,5	7,63	0,917
Styczeń 1980 - January															
	Dane - Data	62	22,1	19,5	9	55	14	28	10,98	0,997	0,491				
1	OKgv	62	21,0	18,2	10,2	60,1	14,1	23,4	9,69	1,732	3,635	1,035	4,9	17,91	0,899
2	OKlv	62	21,5	19,3	8,5	62,2	14,4	23,7	10,53	1,647	2,978	0,551	4,5	17,22	0,907
3	SKlm-gvm	62	21,5	18,8	9,5	74,5	15,1	23,1	10,99	2,418	8,274	0,555	5,7	19,25	0,855
4	SKlm-gva	62	21,5	19,0	9,8	75,0	14,7	24,5	10,84	2,493	9,004	0,585	5,8	19,63	0,848
5	SKlm-lv	62	21,8	19,0	8,7	70,8	14,9	24,2	11,32	1,958	5,082	0,263	5,3	18,55	0,880
6	ID2	62	21,2	18,9	9,9	53,9	13,8	23,4	9,86	1,427	1,544	0,914	4,6	17,39	0,905
7	MC	62	22,0	19,7	6,6	68,8	13,8	24,3	12,14	1,766	3,494	0,088	5,8	20,50	0,876
8	TIN	60	21,5	19,2	7,3	63,5	14,4	24,2	11,01	1,728	3,366	0,416	5,4	20,57	0,874
Kwiecień 1980 - April															
	Dane - Data	63	72,3	67	30	163	54	88	29,71	1,206	1,565				
1	OKgv	63	69,9	67,8	34,5	145,7	54,5	78,2	24,59	1,388	2,455	2,367	11,4	11,67	0,931
2	OKlv	63	69,4	68,5	32,8	148,4	53,2	79,7	24,90	1,200	1,996	2,903	11,0	10,83	0,938
3	SKlm-gvm	63	70,5	67,3	35,4	158,4	52,8	79,1	26,64	1,617	3,446	1,806	10,6	10,85	0,936
4	SKlm-gva	63	69,8	67,6	34,0	152,9	54,3	78,9	25,24	1,487	3,043	2,497	11,0	10,84	0,936
5	SKlm-lv	63	70,7	66,7	34,2	170,3	53,0	78,7	27,99	1,712	3,885	1,588	11,1	11,05	0,928
6	ID2	63	69,8	66,0	33,5	151,7	53,7	77,4	25,71	1,369	2,403	2,463	10,9	10,86	0,935
7	MC	63	71,2	68,9	31,0	160,7	51,5	83,4	29,59	1,344	2,066	1,120	10,5	11,53	0,937
8	TIN	62	71,4	67,6	30,1	158,7	52,2	84,3	28,50	1,325	2,237	0,658	11,4	10,96	0,924

Tab. 5. Ciąg dalszy.
Table 5. Continued.

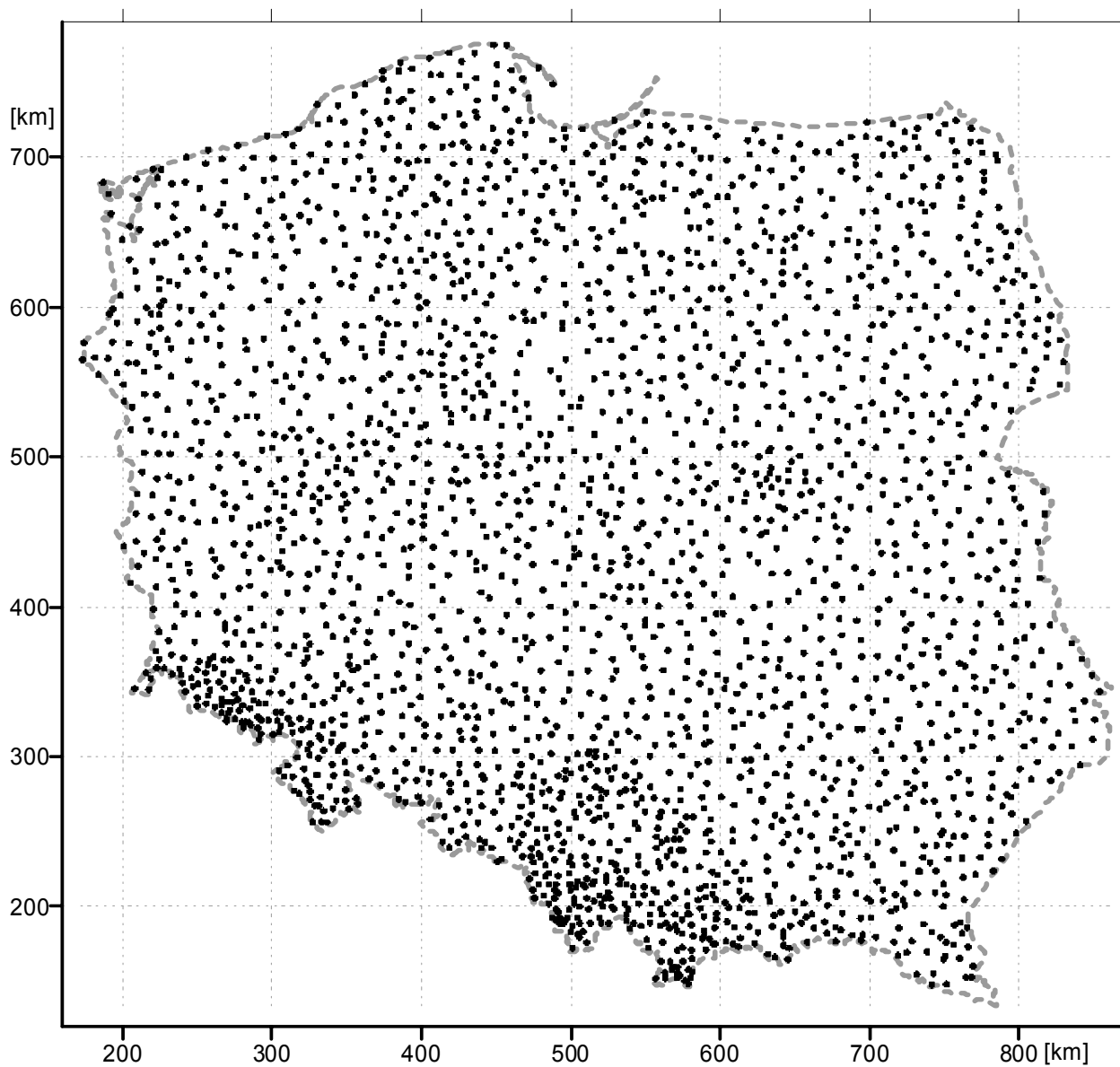
Nr	Metoda estymacji	n	Średnia	Mediana	Minimum	Maksimum	Dolny Kwartyl	Górny Kwartyl	Odch. Standard.	Skośność	Kurtoza	ME*	RMSE*	RRMSE*	r*
No	Estimation method	N	Mean	Median	Minimum	Maximum	First Quartile	Third Quartile	Standard Deviation	Skewness	Kurtosis	ME*	RMSE*	RRMSE*	r*
Lipiec 1980 - July															
	Dane - Data	63	155,2	143	61	393	121	183	55,85	1,531	4,361				
1	OKgv	63	160,0	151,6	74,4	302,3	123,7	191,2	49,23	0,758	0,280	-4,776	25,8	13,25	0,893
2	OKlv	63	158,8	150,2	78,0	313,6	118,5	200,3	49,68	0,823	0,632	-3,638	25,5	13,04	0,893
3	SKlm-gvm	63	158,8	152,1	71,9	295,1	122,6	187,8	50,19	0,898	0,608	-3,612	26,1	12,77	0,894
4	SKlm-gva	63	159,8	151,5	74,2	286,5	122,8	190,6	49,44	0,800	0,250	-4,622	26,4	12,84	0,890
5	SKlm-lv	63	158,2	151,5	68,0	303,5	120,3	190,5	50,00	0,858	0,723	-2,961	25,5	12,96	0,891
6	ID2	63	160,0	151,5	76,3	300,0	121,4	187,9	48,89	0,750	0,254	-4,773	26,6	13,55	0,884
7	MC	63	157,8	148,3	65,9	321,7	116,8	187,7	55,47	0,860	0,473	-2,570	26,3	13,06	0,888
8	TIN	62	158,9	152,1	70,7	298,9	119,8	185,3	52,14	0,733	0,115	-2,724	26,2	13,05	0,883
Październik 1980 - October															
	Dane - Data	62	93,8	94,5	35	178	59	118	37,81	0,312	-0,715				
1	OKgv	62	93,8	92,9	37,1	194,1	61,8	125,3	37,82	0,423	-0,429	0,051	12,9	8,98	0,952
2	OKlv	62	94,1	91,6	36,8	198,9	59,8	124,5	38,05	0,447	-0,345	-0,275	13,3	9,09	0,947
3	SKlm-gvm	62	93,8	92,8	36,6	188,8	58,3	121,3	38,43	0,439	-0,511	-0,018	14,1	9,39	0,945
4	SKlm-gva	62	94,2	93,2	37,3	189,2	59,3	124,8	38,73	0,441	-0,535	-0,414	13,7	9,03	0,949
5	SKlm-lv	62	94,3	92,8	37,4	189,6	59,0	122,8	38,77	0,440	-0,520	-0,451	14,1	9,82	0,944
6	ID2	62	94,3	95,1	37,5	212,4	59,9	125,9	38,23	0,545	0,079	-0,452	14,6	9,35	0,937
7	MC	62	93,2	93,3	36,3	185,0	57,4	124,8	37,98	0,340	-0,698	0,663	12,7	9,50	0,953
8	TIN	61	92,5	90,9	35,0	202,1	60,3	125,1	36,83	0,483	-0,040	0,949	12,5	8,70	0,944

* ME – średni błąd (Mean Error), RMSE – pierwiastek średniego błędu kwadratowego (Root of Mean Square Error), RRMSE – względny średni błąd kwadratowy (Relative RMSE), r – współczynnik korelacji liniowej (linear correlation coefficient).

Tab. 6. Średnie rangi i odchylenia standardowe rang dokładności poszczególnych testowanych metod estymacji opadów atmosferycznych. Podano też średnią globalną (dla wszystkich testowanych zbiorów danych) rangę i średnie globalne odchylenie standardowe. Skrótów nazw metod estymacji są objaśnione w tekście.

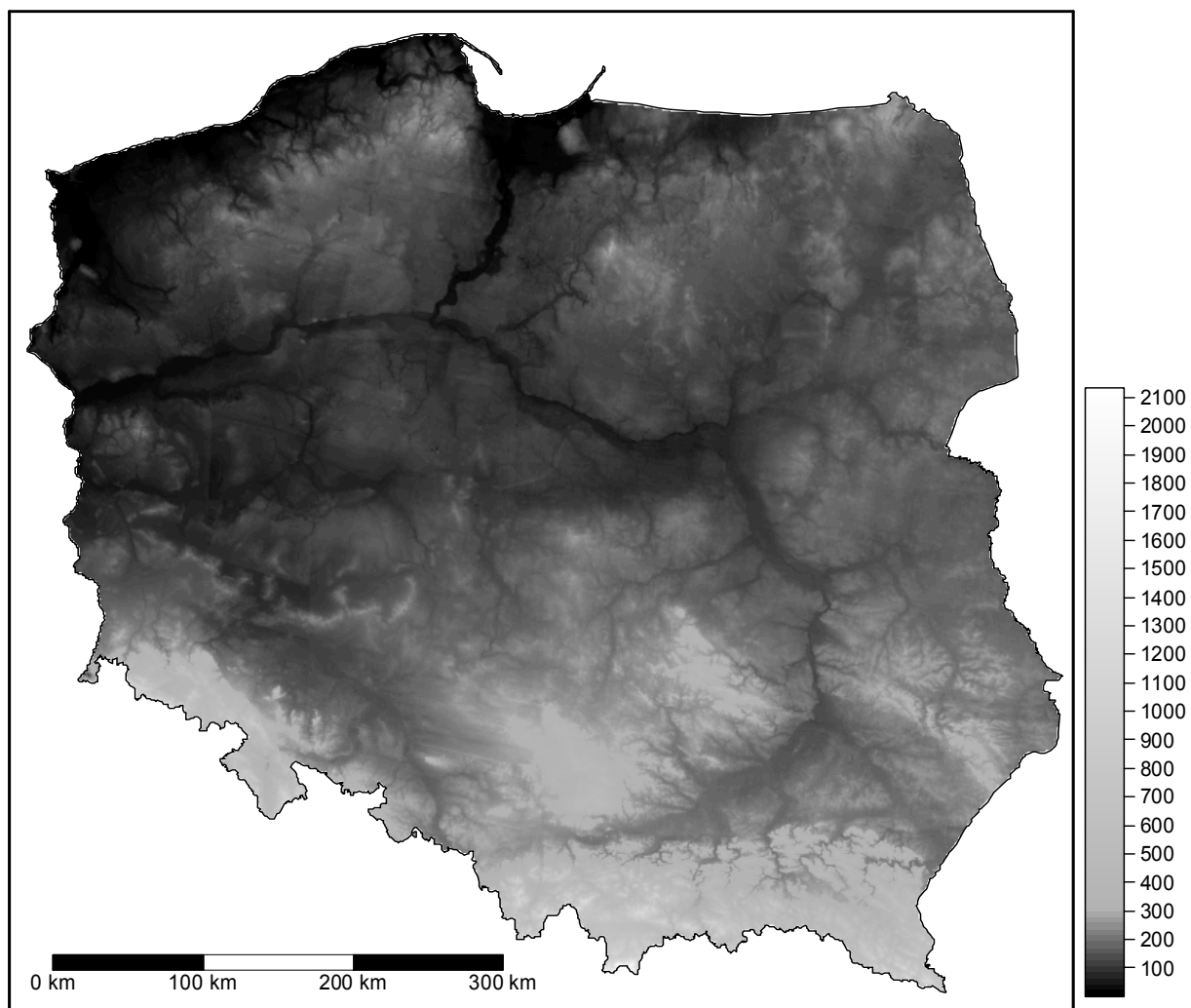
Table 6. Average ranks and standard deviations of particular precipitation estimation methods accuracy ranks. For all tested data sets there were also given mean global rank as well as mean global standard deviation. Abbreviated method names are explained in the text.

Metoda / Statystyki rang Method / Rank statistics	Rok Year				Styczeń January				Kwiecień April			
	estymacja obszarowa spatial estimation		estymacja punktowa local estimation		estymacja obszarowa spatial estimation		estymacja punktowa local estimation		estymacja obszarowa spatial estimation		estymacja punktowa local estimation	
	\bar{x}	SD	\bar{x}	SD	\bar{x}	SD	\bar{x}	SD	\bar{x}	SD	\bar{x}	SD
OKgv	5,1	1,8	5,0	0,0	5,4	2,7	4,3	2,3	5,9	1,7	6,0	1,0
OKlv	3,8	2,0	3,3	0,6	3,2	1,4	1,7	1,2	4,6	2,7	4,7	3,5
SKlm-gvm	4,4	1,6	3,3	3,2	5,8	2,5	5,3	1,5	5,0	2,1	2,7	0,6
SKlm-gva	4,2	1,9	4,7	1,2	5,3	2,4	6,7	1,5	5,0	1,7	5,0	1,7
SKlm-lv	5,3	2,8	7,3	0,6	4,3	2,1	3,3	1,2	4,9	2,4	5,0	2,6
ID ²	5,3	2,5	4,7	2,3	3,9	2,6	3,3	2,3	5,0	1,7	4,7	1,5
MC	2,6	1,7	1,3	0,6	4,0	2,5	4,0	2,6	3,2	2,8	1,3	0,6
TIN	5,2	3,0	6,3	2,9	4,0	1,6	7,3	1,2	2,4	1,9	6,7	2,3
	Lipiec July				Październik October				Ranga globalna Global rank			
OKgv	6,2	1,2	4,7	2,9	4,3	2,3	2,0	0,0	5,4	1,9	4,4	1,2
OKlv	4,6	2,4	2,7	2,1	4,7	1,6	3,3	0,6	4,2	2,0	3,1	1,6
SKlm-gvm	4,0	2,2	3,0	1,7	3,1	1,7	3,7	2,3	4,5	2,0	3,6	1,9
SKlm-gva	5,7	1,4	5,7	0,6	4,0	1,6	3,7	0,6	4,8	1,8	5,1	1,1
SKlm-lv	2,9	1,3	3,0	1,0	4,2	2,0	5,7	0,6	4,3	2,1	4,9	1,2
ID ²	5,6	2,1	7,0	0,0	6,2	2,5	7,0	1,0	5,2	2,3	5,3	1,4
MC	2,3	2,3	4,3	2,1	3,0	2,4	3,0	3,5	3,0	2,3	2,8	1,9
TIN	4,8	2,6	5,7	4,0	6,4	2,2	7,7	0,6	4,6	2,3	6,7	2,2



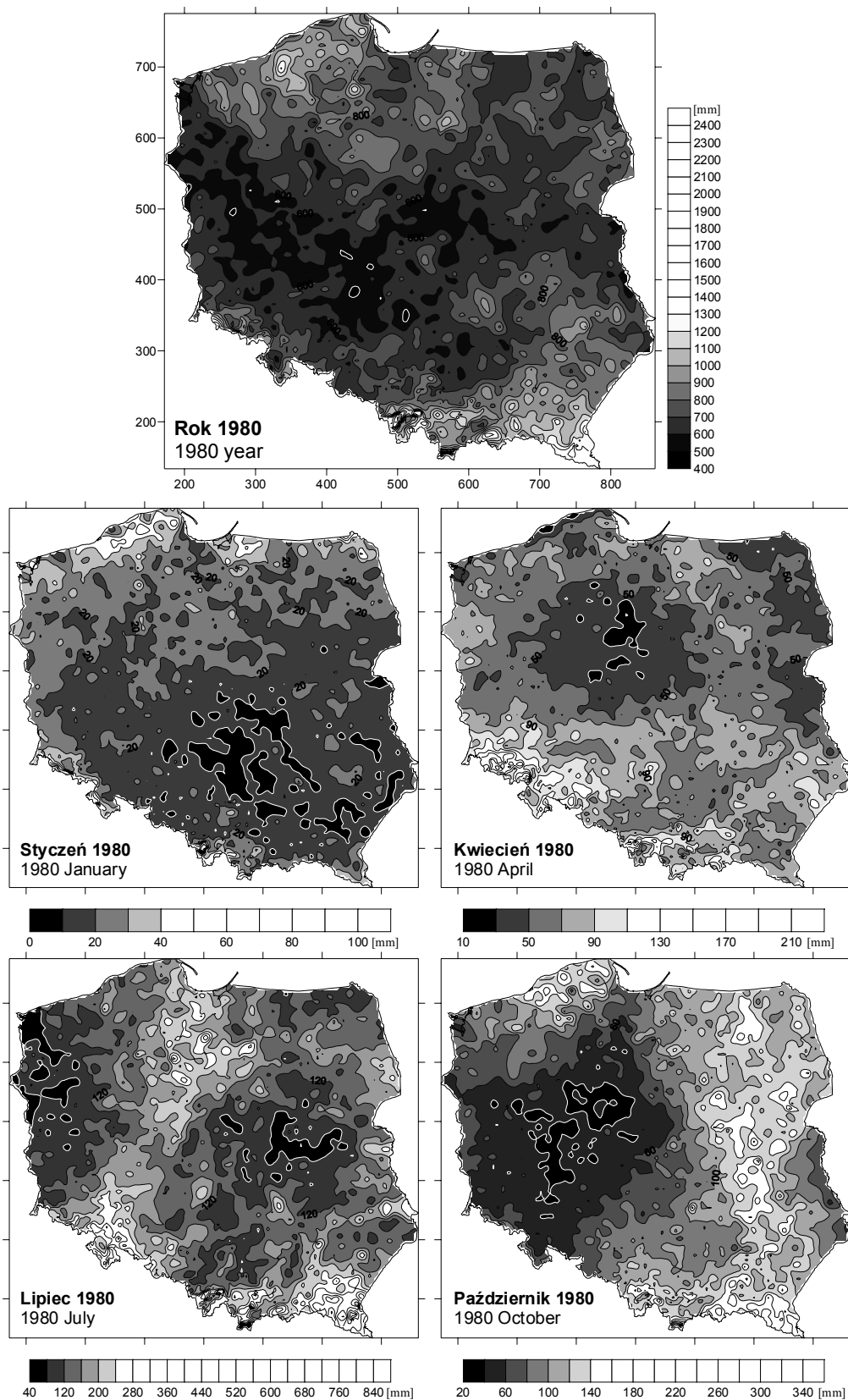
Ryc. 1. Lokalizacja punktów pomiarów opadów atmosferycznych w 1980 roku. Współrzędne mapy przedstawiono w układzie GUGIK 1992-19.

Figure 1. Localization of precipitation measurement points in 1980. Map coordinates in the system GUGIK 1992-19.



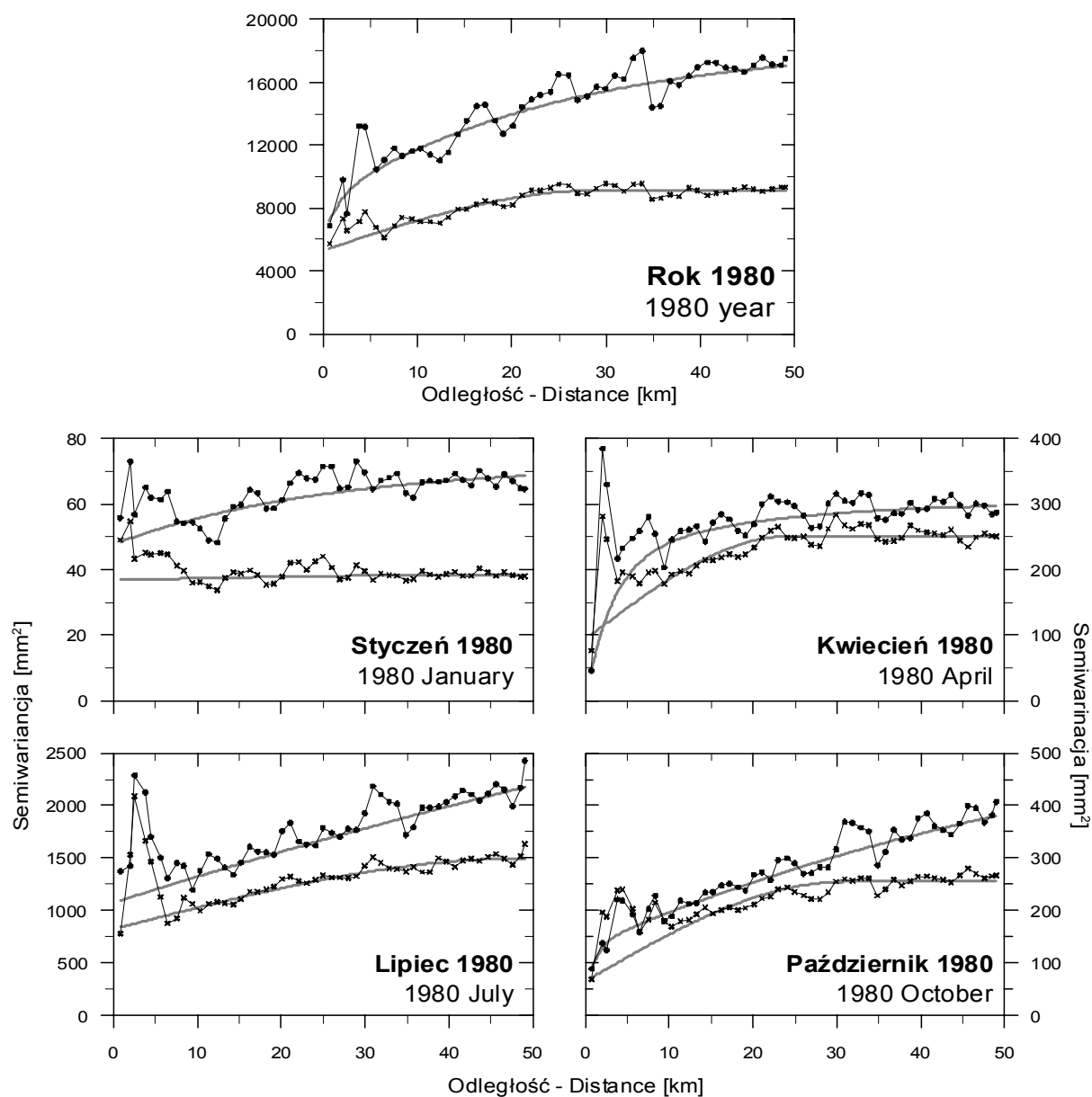
Ryc. 2. Cyfrowy Model Rzeźby Terenu (DEM) Polski o rozdzielczości 30'' kątowych uzyskany z globalnej bazy danych GTOPO30 (<http://edcdaac.usgs.gov/gtopo30/gtopo30.html>).

Figure 2. Digital Elevation Model (DEM) of Poland at the resolution of 30'' obtained from the global data base GTOPO30 (<http://edcdaac.usgs.gov/gtopo30/gtopo30.html>).



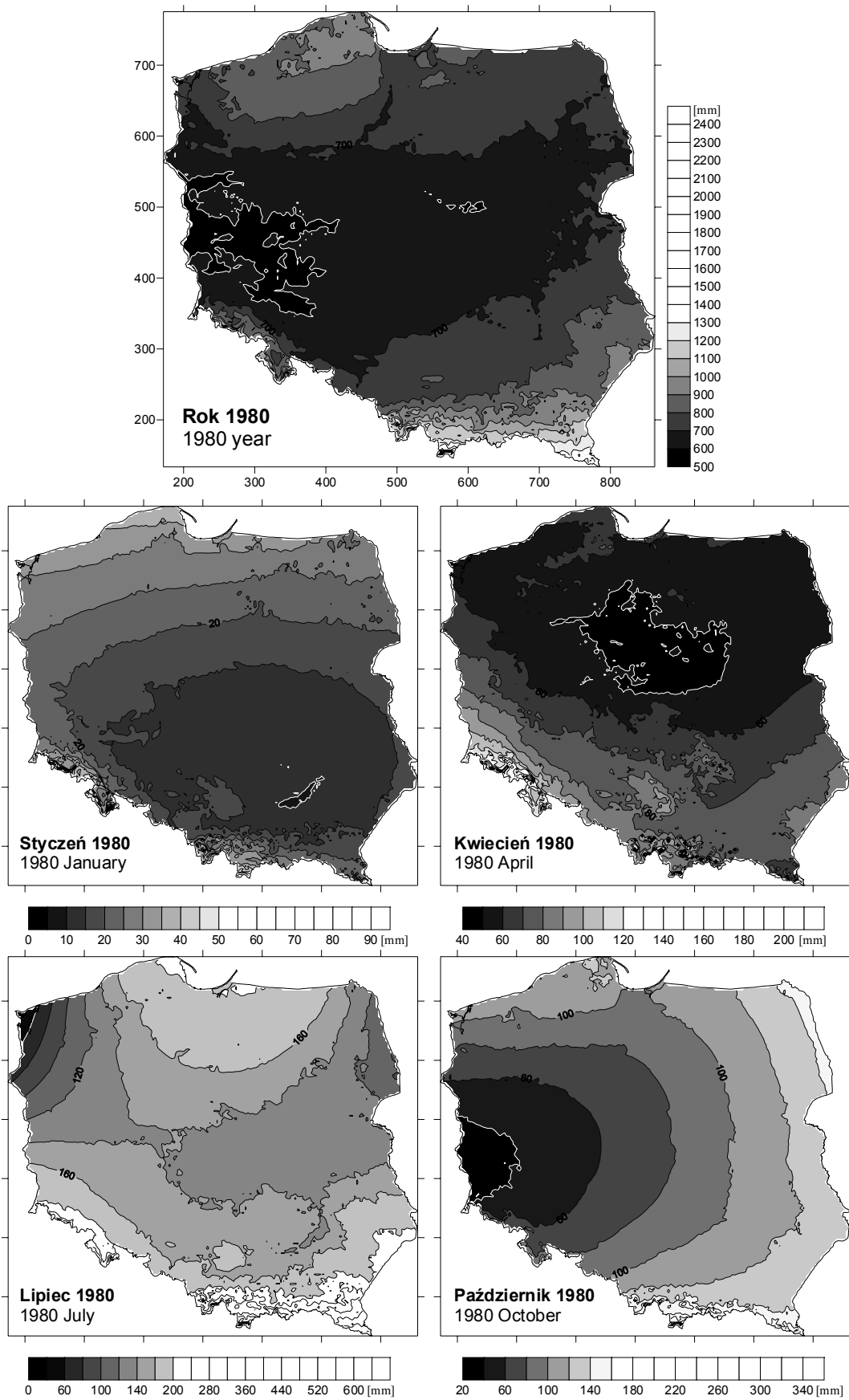
Ryc. 3. Opady w 1980 roku – suma roczna oraz sumy wybranych miesięcy. Mapy wykonano przy pomocy metody minimalnej krzywizny (MC).

Figure 3. Precipitation in 1980 – yearly total and totals of chosen months. Maps made with the use of the minimal curve method (MC).

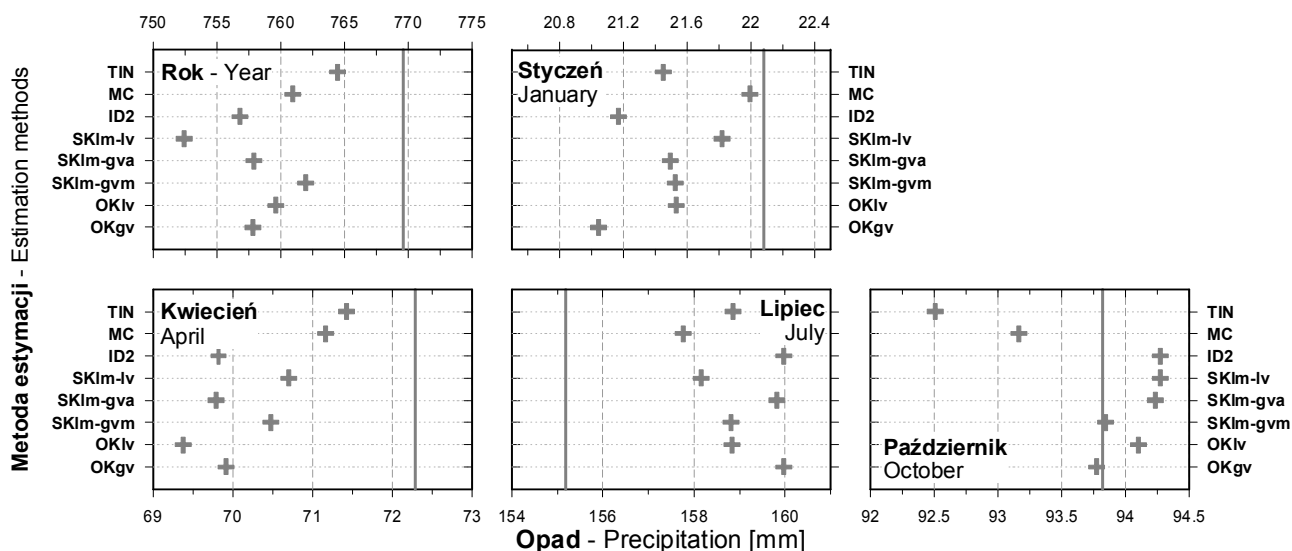


Ryc. 4. Semiwariancje empiryczne i modele semiwariancji analizowanych zbiorów danych. Dane oryginalne oznaczono symbolem ●, a reszty z trendu - ✕.

Figure 4. Empirical semivariations and semivariation models of the analyzed sets of data. Original data marked with ●, the rest of the trend with ✕.

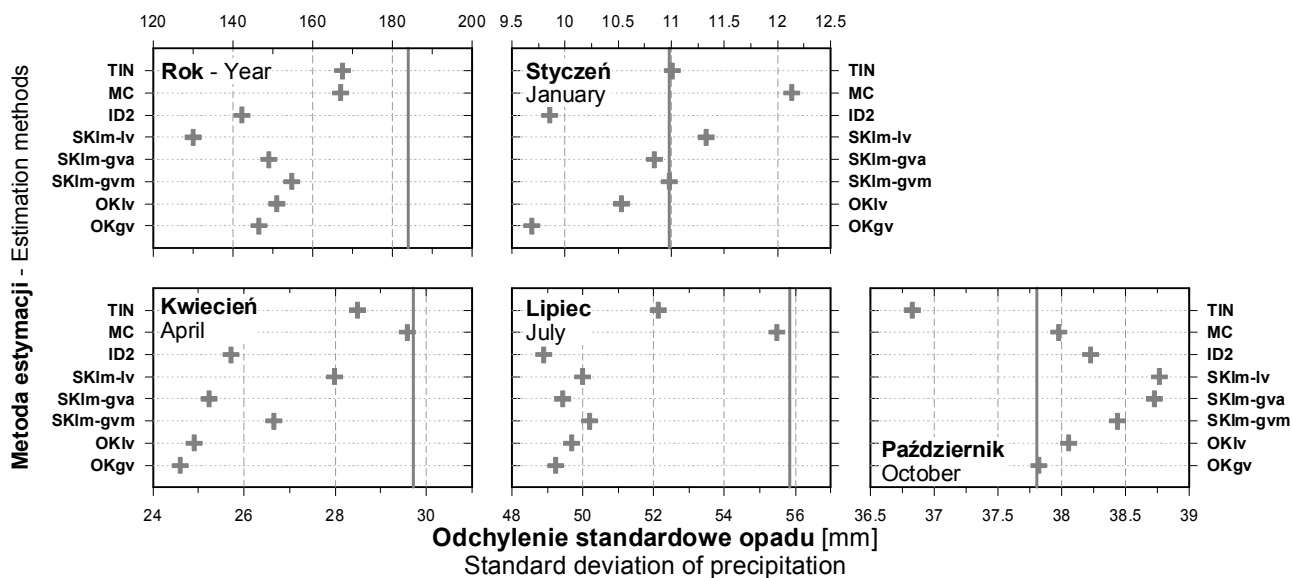


Ryc. 5. Trendy przestrzenne sum opadów atmosferycznych w 1980 roku.
 Figure 5. Spatial trends of precipitation total in 1980.



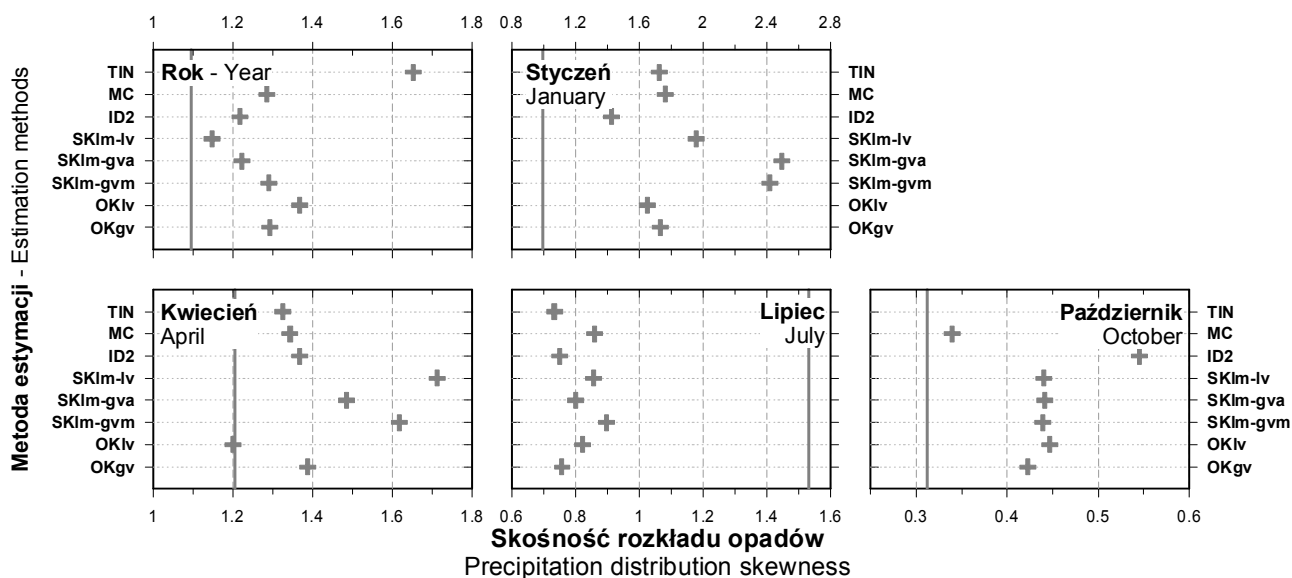
Ryc. 6. Porównanie rzeczywistej średniej sumy opadów w analizowanych okresach z wynikami estymacji 8 porównywanymi metodami.

Figure 6. Comparison of actual average precipitation total in the analyzed periods with the results of estimation with the eight studied methods.



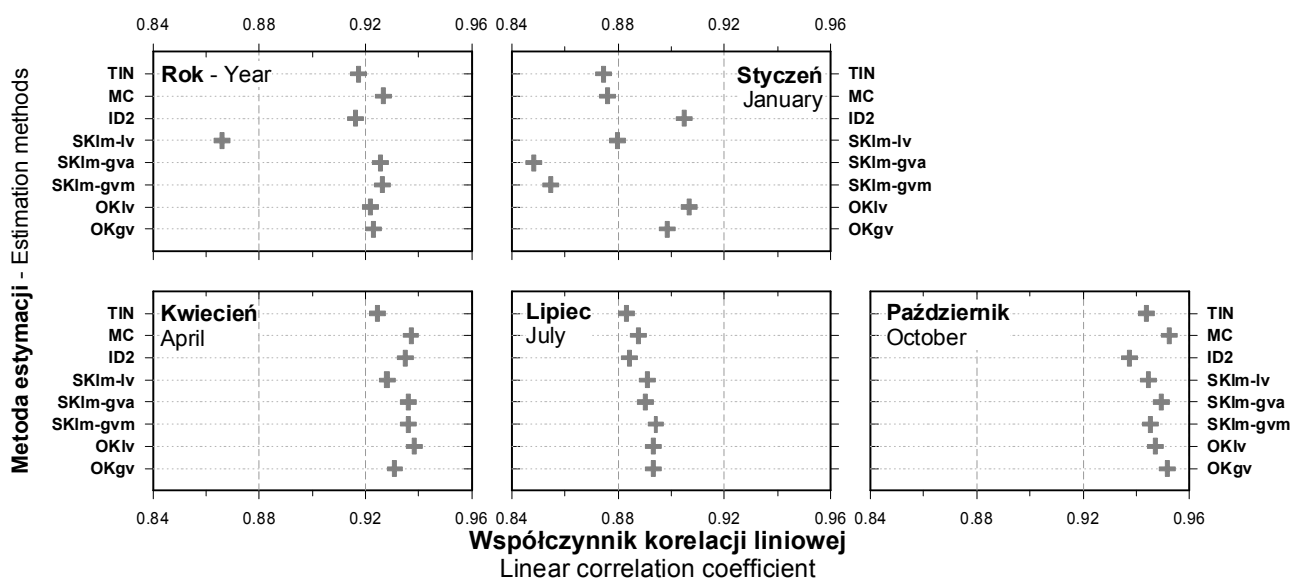
Ryc. 7. Porównanie odchylenia standardowego rzeczywistych sum opadów w analizowanych okresach z wynikami estymacji 8 porównywanymi metodami.

Figure 7. Comparison of standard deviation of the actual precipitation totals in the analyzed periods with the results of estimation with the eight studied methods.



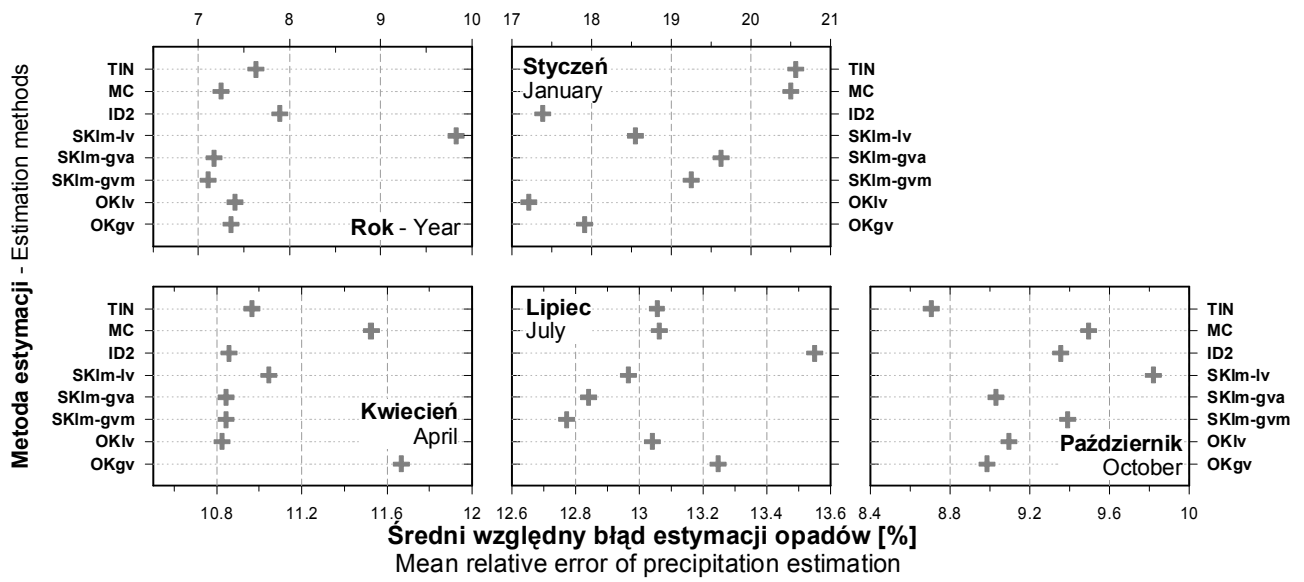
Ryc. 8. Porównanie skośności rozkładu rzeczywistych sum opadów w analizowanych okresach z wynikami estymacji 8 porównywanymi metodami.

Figure 8. Comparison of distribution skewness of the actual precipitation totals in the analyzed periods with the results of estimation with the eight studied methods.



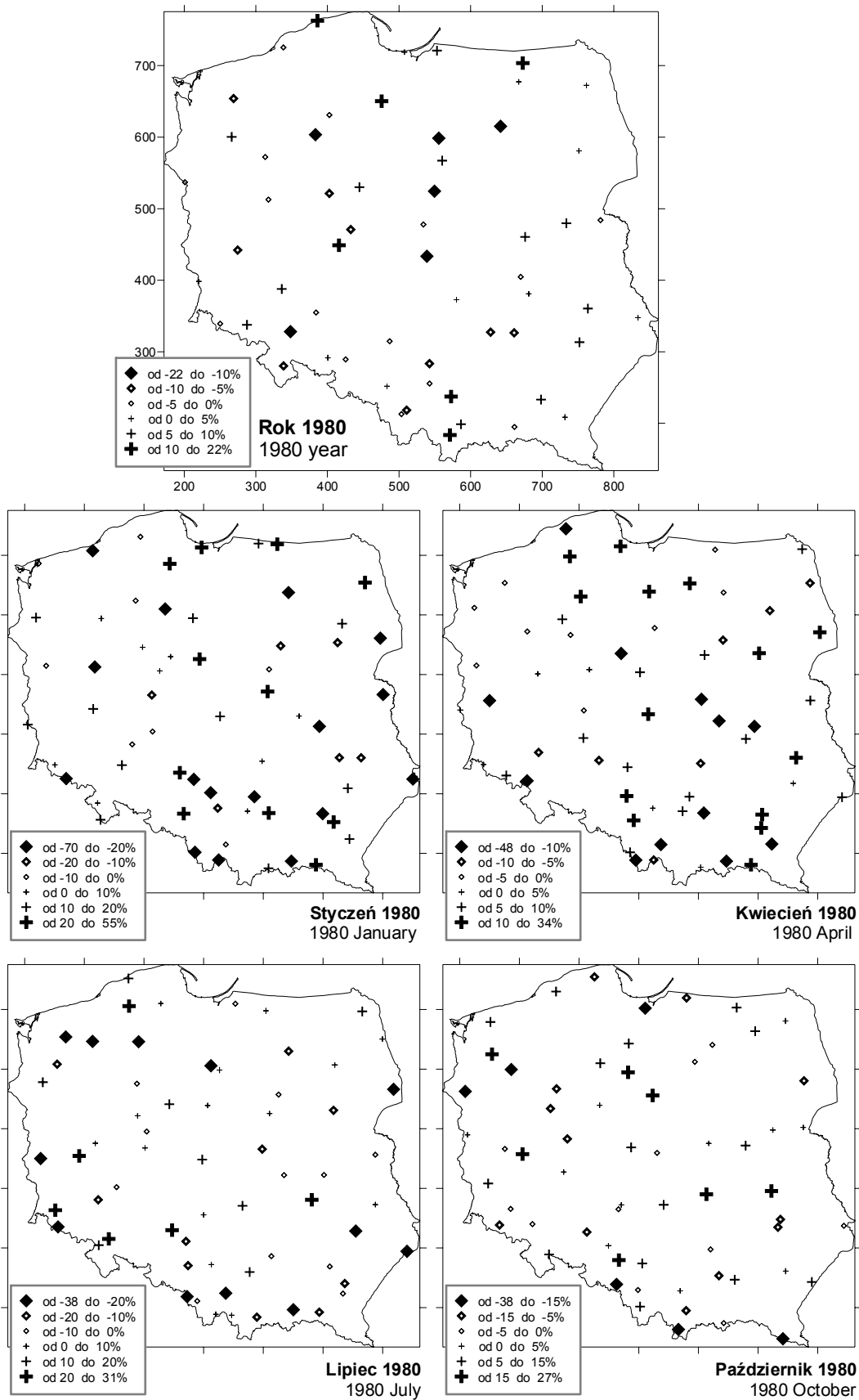
Ryc. 9. Współczynnik korelacji liniowej rzeczywistych sum opadów w analizowanych okresach z sumami estymowanymi 8 porównywanymi metodami.

Figure 9. Linear correlation index of the actual precipitation totals in the analyzed periods with the results of estimation with the eight studied methods.



Ryc. 10. Średni względny błąd estymacji sum opadów w analizowanych okresach dla 8 porównywanych metod.

Figure 10. Mean relative estimation error for precipitation totals in the analyzed periods for the eight studied methods.



Ryc. 11. Rozkład przestrzenny błędów estymacji metodą minimalnej krzywizny (MC).
Figure 11. Spatial distribution of estimation errors with the minimal curve method (MC).