

PROGNOZOWANIE EROZYJNOŚCI DESZCZY W POLSCE NA  
PODSTAWIE MIESIĘCZNYCH SUM OPADÓW

PAWEŁ LICZNAR

Akademia Rolnicza we Wrocławiu, Instytut Budownictwa i Architektury Krajobrazu  
pl. Grunwaldzki 24, 50-363 Wrocław

Keywords: rainfall erosivity, prediction, artificial neural networks, modified Fournier index.

RAINFALL EROSIIVITY PREDICTION IN POLAND ON THE BASIS OF MONTHLY  
PRECIPITATION TOTALS

Rainfall erosivity and its estimation are the key issues in proper modeling and determination of the degree of potential and real hazard for land in process of soil erosion by water. Proposed by Wischmeier and Smith rainfall erosivity  $R_f$ -factor is generally considered as a useful tool for regional climatic condition description in respect to soil erosion by water.  $R_f$ -factor values should be calculated on the base of longtime rainfall registrations. It makes  $R_f$ -factor calculation very time-consuming and impossible for many locations without storm intensity registrations. Because of this a number of methods for  $R_f$ -factor approximation on the base of more general precipitation data was proposed, e.g. Arnoldus and Fournier's indexes. The aim of the research was to examine the performance of  $R_f$ -factor predictions made by modified Fournier index and to develop a new procedure of annual  $R_f$ -factor estimation on the basis of an Artificial Neural Network (ANN) technology. The research was done using database containing previously calculated annual  $R_f$ -factor values for 100 years from 4 stations in Poland: Puławy, Sandomierz, Limanowa and Wrocław-Swojec. The power-type relation of annual  $R_f$ -factor versus modified Fournier index values was established with a correlation coefficient equal to  $r = 0.64$ . Moreover, it was proved that the satisfactory results of annual rainfall erosivity prediction, on the basis of monthly precipitation totals, are possible to be obtained, from perceptron artificial neural networks, having one or two hidden layers.

Streszczenie

Erozyjność deszczy i jej szacowanie są kluczowym zagadnieniem dla właściwego modelowania oraz określania stopnia zagrożenia potencjalnego i rzeczywistego terenu procesami erozji wodnej gleb. Zaproponowany przez Wischmeiera i Smitha wskaźnik erozyjności deszczy  $R_f$  jest ogólnie uważany za przydatne narzędzie dla opisu regionalnych warunków klimatycznych z uwagi na erozję wodną gleb. Wartości wskaźnika  $R_f$  powinny być obliczane na podstawie długoletnich zapisów pluwiograficznych. Czyny to obliczanie wskaźnika  $R_f$  bardzo pracochłonnym i niemożliwym dla wielu lokalizacji pozbawionych rejestracji intensywności opadów. Z tej racji opracowano liczne metody aproksymacji wskaźnika  $R_f$ , na podstawie bardziej ogólnych

danych opadowych, np. indeksy Arnoldusa i Fourniera. Celem badań była ocena wyników predykcji uzyskiwanych ze zmodyfikowanego indeksu Fourniera i opracowanie nowej procedury estymacji rocznych wartości wskaźnika  $R_f$  na bazie technologii sztucznych sieci neuronowych. Badania wykonano na podstawie bazy danych zawierającej wcześniej obliczone roczne wartości wskaźnika  $R_f$  dla 100 lat z 4 stacji w Polsce: Puławy, Sandomierz, Limanowa oraz Wrocław-Swojec. Związek potęgowy o współczynniku korelacji równym  $r = 0,64$ , pomiędzy wartościami rocznymi wskaźnika  $R_f$  a zmodyfikowanego indeksu Fourniera został ustalony. Ponadto wykazano, że satysfakcjonujące wyniki predykcji rocznych erozyjności deszczy są możliwe do otrzymywania na podstawie miesięcznych sum opadów, z perceptronowych sztucznych sieci neuronowych, posiadających jedną lub dwie warstwy ukryte.

## WPROWADZENIE

Erozja wodna gleb należy do grona podstawowych czynników istotnie wpływających na stan pokrywy glebowej Polski oraz jakość wód powierzchniowych. Ujawnia się ona głównie na obszarze Polski południowej, gdzie sprzyja jej występowaniu urozmaiconą rzeźba terenów górskich, ale jest zauważalna także na obszarach wyżynnych i pojezierzy Polski. Właśnie na obszarach wyżynnych, takich jak Wyżyna Lubelska, Roztocze, czy też obszar Wzgórz Trzebnickich erozja wodna gleb ma charakter intensywny i jest podstawowym procesem niszczącym i degradującym żyzną pokrywę gleb lessowych [9-11, 19, 20]. Zwykle marginalizowana w Polsce rola procesów erozji na obszarach górskich ma olbrzymi wpływ na funkcjonowanie całych systemów fluwialnych naszego kraju. Obszary źródliskowe zarówno Wisły jak i Odry znajdują się w obszarach górskich, silnie narażonych na procesy erozji. O stanie zanieczyszczenia rumowiskiem wód powierzchniowych Polskich rzek decydują więc często sploty erozyjne w tym obszarze. Obydwa procesy: degradacja gleb oraz zanieczyszczenie wód powierzchniowych w wyniku procesów erozji wodnej są przyczyną powstawania strat ekonomicznych wynikających z obniżenia potencjału produkcyjnego gleb wielu obszarów, licznych utrudnień związanych z utrzymywaniem stabilności koryt rzecznych, potrzebą uzdatniania wody do picia oraz procesów przemysłowych, itp. Wszystko to przemawia za potrzebą kompleksowego spojrzenia na procesy powierzchniowej erozji wodnej w Polsce. W zakresie tym konieczne jest uaktualnienie, sprecyzowanie i ujednoczenie rozpoczętych jeszcze w latach 50. prac nad oceną zagrożenia potencjalnego i rzeczywistego erozją wodną gleb Polski [5, 9-11, 23] oraz wypracowanie praktycznych narzędzi modelowania i prognozowania intensywności tego zjawiska. Wydaje się, że dla realizacji tego celu najlepszym byłoby zastosowanie metodyki USLE (Universal Soil Loss Equation) [12, 24]. Za przyjęciem tego rozwiązania przemawia prostota proponowanego modelu, który może być stosowany na szeroką skalę w praktyce zarówno do oceny strat glebowych w skali pola uprawnego, jak i oceny ilościowej rumowiska wynoszonego z małych zlewni rolniczych [12]. Ponadto budowa równania USLE, będącego iloczynem 5 wydzielonych parametrów związanych z poszczególnymi czynnikami warunkującymi erozję, ułatwia przeprowadzenie właściwej i precyzyjnej oceny zagrożenia zarówno potencjalnego jak i rzeczywistego erozją wodną gleb.

Realizacja wyżej postawionych celów nie jest jednakże możliwa w Polsce bez opracowania choćby przybliżonej mapy wskaźnika erozyjności deszczy ( $R_f$ ). Wskaźnik ten jest nie tylko podstawową daną wejściową dla prostych i sprawdzonych w praktyce modeli USLE [24] i RUSLE (Revised Universal Soil Loss Equation) [21], ale jest również punktem wyjścia dla właściwego określenia zagrożenia potencjalnego i rzeczywistego analizowanych obszar-

rów przez procesy erozji wodnej. Jak dotąd prace nad wyznaczeniem lokalnych wartości wskaźnika  $R_r$  były właściwie prowadzone jedynie przez dwa ośrodki w Polsce: SGGW w Warszawie i AR we Wrocławiu. Ich bezpośrednim wynikiem było poznanie wartości rocznych i miesięcznych wskaźnika  $R_r$  w oparciu o analizę wieloletnich zapisów pluwiograficznych dla łącznej liczby dziesięciu stacji meteorologicznych [1-3, 8, 12, 17] takich jak: Suwałki, Mikołajki, Ostrołęka, Otwock, Sulejów, Puławy, Sandomierz, Limanowa, Lesko, Wrocław-Swojec. Dodatkowym efektem tych badań było opracowanie metody uzupełniania brakujących wartości erozyjności dla deszczy pozbawionych zapisów pluwiograficznych w oparciu o pomierzone deszczomierzem Helmana sumy opadu [3, 17] oraz zaproponowanie oryginalnej metody automatyzacji przetwarzania zapisów pluwiograficznych dla obliczania wartości indeksów erozyjności z wykorzystaniem nowoczesnych technik komputerowych [13]. Niemniej obliczenie wartości wskaźnika dla nowych stacji w Polsce napotyka na bardzo duże trudności. Dostępność do pełnych i długoletnich zapisów pluwiograficznych jest bardzo ograniczona. Właściwie dane takie są gromadzone i przetwarzane jedynie przez IMGW, a ich pozyskiwanie jest możliwe jedynie na warunkach komercyjnych.

Sytuacja braku dostępu do długoletnich danych pluwiograficznych nie jest jednak specyfiką krajową, ale bardzo często spotykaną sytuacją w wielu obszarach świata. Z tego względu opracowane zostały metody szacowania wskaźnika erozyjności deszczy w oparciu o łatwiej dostępne dane opadowe. FAO zaleca na przykład w tym względzie stosowanie wskaźnika Fourniera, który jest oparty na miesięcznych sumach opadów i w swojej zmodyfikowanej formie ma następującą postać [9, 12]:

$$R_r = \sum_{i=1}^{12} \frac{p_i^2}{P}$$

gdzie:

$R_r$  – roczna wartość wskaźnika erozyjności deszczy [ $\text{MJ}\cdot\text{ha}^{-1}\cdot\text{cm}\cdot\text{h}^{-1}$ ],

$p_i$  – wysokość opadów w  $i$ -tym miesiącu roku [mm],

$P$  – roczna wysokość opadów [mm].

Zmodyfikowany indeks Fourniera był stosowany w USA przez Renarda i Freimunda [22] oraz przez Gabrielsa [6] w Europie.

Oprócz klasycznej metody wskaźnika Fourniera opracowywane są całkiem nowe procedury. Bardzo zachęcające wyniki otrzymali de Santos Loureiro i de Azevedo Coutinho [4] w swoich badaniach przeprowadzonych na terenie Portugalii. Uzyskali oni bardzo dobre wyniki estymacji wskaźnika  $R_r$  po uwzględnieniu liczby dni z opadem przekraczającym 10 mm w miesiącu. Później dane te stały się podstawą dla wykreślenia mapy wskaźnika erozyjności deszczy dla regionu Algarve z zastosowaniem technik geostatystycznych [7]. Teoria Zmiennych Regionalnych będąca podstawą tych technik staje się coraz powszechniej stosowaną w obrębie opracowywania badań meteorologicznych, a wyniki jej aplikacji są znacznie bardziej wiarygodne od prostych metod interpolacyjnych.

W ostatnich latach rośnie także zainteresowanie zastosowaniem sztucznych sieci neuronowych w obrębie szeroko rozumianego zagadnienia przetwarzania danych meteorologicznych [14, 15, 18] jak i w modelowaniu samych procesów erozji wodnej gleb [16]. Pozwala to przypuszczać, że w tej nowej technice obliczeniowej istnieje pewien potencjał zastosowań dla szybkiego i precyzyjnego prognozowania wartości wskaźnika erozyjności deszczy.

Celem podjętych badań była weryfikacja możliwości prognozowania rocznych wartości wskaźnika erozyjności deszczy w Polsce przy wykorzystaniu klasycznej metody zmodyfikowanego indeksu Fourniera oraz podjęcie próby zastosowania dla tego celu sztucznych sieci neuronowych. Badania miały zapewnić możliwość porównania obydwu metod oraz stanowić podstawę dla identyfikacji metodyki, która byłaby przydatna w przyszłości dla opracowania mapy wskaźnika erozyjności deszczy dla całej Polski.

## MATERIAŁ I METODY

Do badań wykorzystano wcześniej utworzony zbiór danych. Składał się on z rocznych wartości wskaźnika erozyjności deszczy oraz miesięcznych sum opadów dla czterech stacji meteorologicznych w Polsce. Stacjami tymi były: Puławy (142 m n.p.m., 51°25'N, 21°58'E), Sandomierz (202 m n.p.m., 50°41'N, 21°45'E), Limanowa (440 m n.p.m., 49°42'N, 20°25'E) oraz Wrocław-Swojec (123 m n.p.m., 51°07'N, 17°07'E). Wartości erozyjności deszczy dla wszystkich tych stacji zostały wyznaczone zgodnie z oryginalną metodyką USLE, w oparciu o zapisy pluwiograficzne i były już wcześniej publikowane [3,17]. Zbiór zawierał roczne wartości wskaźnika erozyjności z 35 lat dla stacji Wrocław-Swojec (lata: 1966–2000), 21 lat dla Puław (1961–1981), 22 lat dla Limanowej (1960–1981) i 22 lata dla Sandomierza (1960–1981). Łącznie zbiór składał się ze 100 przypadków rocznej wartości wskaźnika  $R_r$  i odpowiadających mu miesięcznych sum opadów. W obrębie tak utworzonego zbioru, największą roczną wartość wskaźnika erozyjności zanotowano w 1979 dla stacji Sandomierz (180,2 MJ·ha<sup>-1</sup>·cm·h<sup>-1</sup>), a najmniejszą w 1969 dla stacji Wrocław-Swojec (9,4 MJ·ha<sup>-1</sup>·cm·h<sup>-1</sup>).

Badania podzielono na dwie części. W pierwszej wstępnej części obliczono wartości zmodyfikowanego wskaźnika Fourniera oraz porównano je z rzeczywistymi rocznymi wartościami wskaźnika  $R_r$ . Opracowano ponadto zależności statystyczne pomiędzy wyliczonymi wartościami zmodyfikowanego wskaźnika Fouriera i rocznymi sumami opadów, a wartościami rocznymi wskaźnika erozyjności deszczy.

W drugiej części badań opracowano dwie sztuczne sieci neuronowe służące predykcji rocznej wartości wskaźnika erozyjności na podstawie wartości miesięcznych sum opadów. Sieci te były perceptronami o jednej lub dwóch warstwach ukrytych. Liczba neuronów w warstwie wejściowej obydwu sieci wynosiła 12 i była zdeterminowana przez liczbę zmiennych wejściowych, którymi były sumy opadów miesięcznych wyrażone w mm. W ostatniej warstwie sieci znajdował się tylko jeden neuron, ponieważ na wyjściu sieci miano otrzymywać jedynie wartości wskaźnika erozyjności deszczy wyrażone w MJ·ha<sup>-1</sup>·cm·h<sup>-1</sup>.

W celu przeprowadzania procesu uczenia sieci oraz kontroli ich funkcjonowania dokonano podziału przygotowanego zbioru danych na trzy podzbiory (uczący, walidacyjny oraz testowy). Podział ten miał charakter losowy, jednakże założono, że liczebność zbioru uczącego powinna wynosić 50 przypadków, a dla podzbiorów walidacyjnego i testowego po 25 przypadków każdy. Przeprowadzony podział był niezbędny dla właściwego przebiegu procesu uczenia sieci, który był dwufazowy. W fazie pierwszej (dla pierwszych 100 cykli uczenia) zastosowano uczenie wsteczną propagacją, z umiarkowaną szybkością uczenia, otrzymując ogólną zbieżność. W fazie drugiej (dla cykli od 101 do końca uczenia) uruchomiono metodę gradientów sprzężonych – algorytm znacznie silniejszy obliczeniowo (szybszy), który po wstępnej fazie wolniejszej wstecznej propagacji nie był już narażony na problemy

ze zbieżnością. Ponadto prezentowane na wejściu sieci zbiory danych oraz otrzymywane na wyjściu sieci zbiory wynikowe były poddawane konwersji minimax, zapewniającej ich odpowiednie skalowanie, mające służyć lepszemu funkcjonowaniu sieci.

Wszystkie sieci zostały opracowane a obliczenia przeprowadzone przy użyciu programu STATISTICA i jego pakietu Sieci Neuronowe 6PL. Dla identyfikacji najlepszych sieci, określenia optymalnej liczby ich warstw ukrytych oraz przyjęcia dla nich odpowiedniej liczby neuronów, wykorzystano opcję „Automatycznego projektanta”. Dzięki tej opcji możliwe było szybkie zbudowanie i przeanalizowanie działania 100 różnych sieci i wybór spośród nich 2 najlepszych. W obrębie analizowanych sieci znalazły się perceptrony o jednej lub dwóch warstwach ukrytych, z liczbą neuronów na każdej z nich w zakresie od 1 do 12.

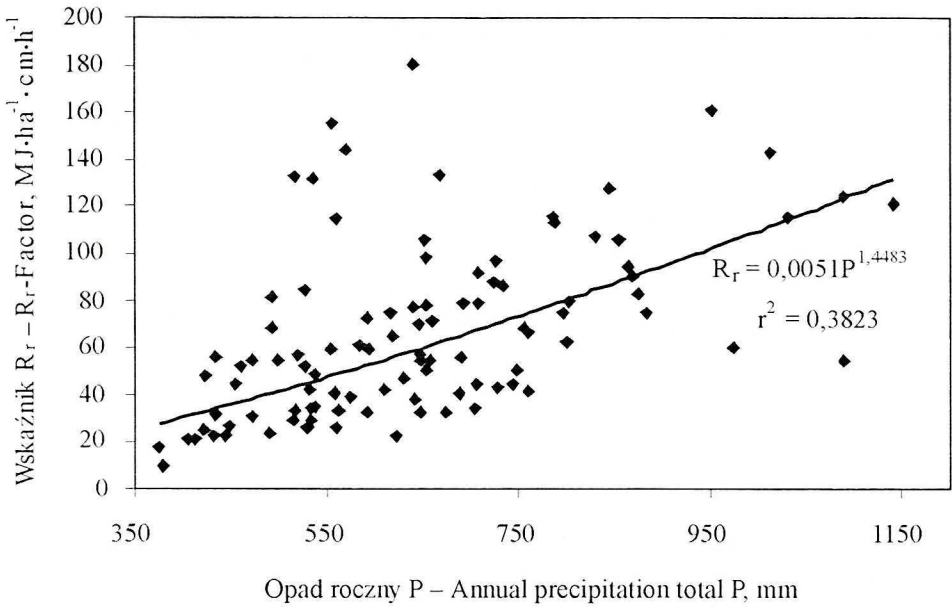
## WYNIKI I DYSKUSJA

Wyniki pierwszego etapu badań są przedstawione na rysunkach 1 i 2. Wykazały one słabą przydatność bezpośredniego stosowania zmodyfikowanego indeksu Fourniera ( $F$ ) dla bezpośredniego szacowania rocznej wartości wskaźnika erozyjności deszczy w warunkach Polski. Współczynnik korelacji dla liniowego związku  $F$  i wskaźnika  $R_r$  był bardzo niski i wynosił jedynie  $r = 0,55$  (Rys. 2). Był on niższy nawet od współczynnika korelacji dla związku potęgowego pomiędzy roczną sumą opadów ( $P$ ) a wskaźnikiem erozyjności deszczy. Współczynnik ten wynosił  $r = 0,62$  i był porównywalny ze współczynnikami korelacji otrzymanymi dla analogicznych zależności typu potęgowego i liniowego wiążących powyższe wielkości na kilku stacjach meteorologicznych w Polsce [1, 3, 17]. Znaczną poprawę wartości współczynnika korelacji ( $r = 0,64$ ) uzyskano po zmianie związku  $F$  i wskaźnika  $R_r$  z liniowego na potęgowy (Rys. 2).

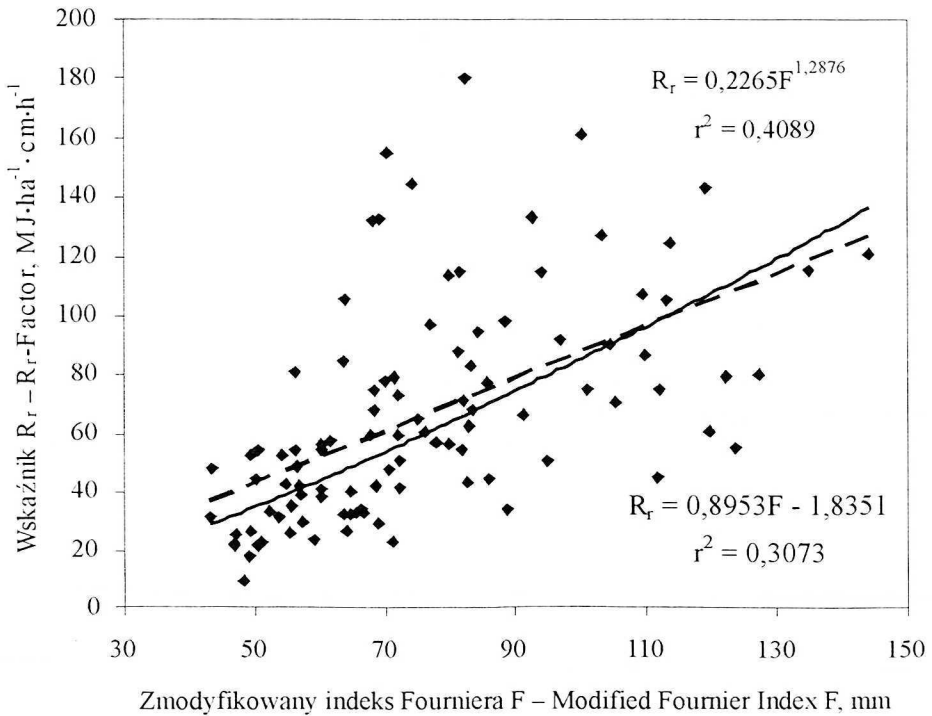
Pozostaje to w pełnej zgodzie z wcześniejszymi badaniami tego typu przeprowadzonymi dla obszaru USA i zachodniej Europy. Renard i Freimund [22] uzyskali najwyższą wartość współczynnika korelacji ( $r = 0,90$ ) właśnie dla analogicznego związku potęgowego pomiędzy średnimi rocznymi wartościami erozyjności deszczy a wartościami zmodyfikowanego indeksu Fourniera na 132 stacjach w USA. Gabriels [6] stwierdził w oparciu o szeroką bazę danych z 2083 stacji meteorologicznych w 16 państwach Europy słabą przydatność bezpośredniego stosowania zmodyfikowanego indeksu Fourniera dla szacowania średniej wartości rocznej wskaźnika  $R_r$ . Wskazywał ponadto przy tym, na konieczność opracowania regionalnych zależności statystycznych łączących powyższe wielkości dla poszczególnych obszarów Europy o zbliżonym klimacie.

Rezultatem drugiego etapu badań było opracowanie dwóch sieci neuronowych służących predykcji rocznej wartości wskaźnika erozyjności deszczy. Architektura tych sieci jest schematycznie przedstawiona na rysunku 3 oraz opisana w tabeli 1. Proces uczenia sieci 1 trwał 132 cykle a sieci 2 był nieznacznie krótszy i wynosił 125 cykli. W obydwu sieciach jako funkcja agregująca dla wszystkich neuronów użyta była funkcja liniowa.

Wyniki funkcjonowania obydwu sieci zostały przedstawione na tle rzeczywistych, docelowych, wartości rocznych wskaźnika  $R_r$  na rysunkach 4 i 5. Ponadto w tabeli 2 zestawiono dla utworzonych sieci szczegółowe statystyki regresji rzeczywistych i prognozowanych wartości wskaźnika  $R_r$  osobno dla podzbiorów: uczącego, walidacyjnego,



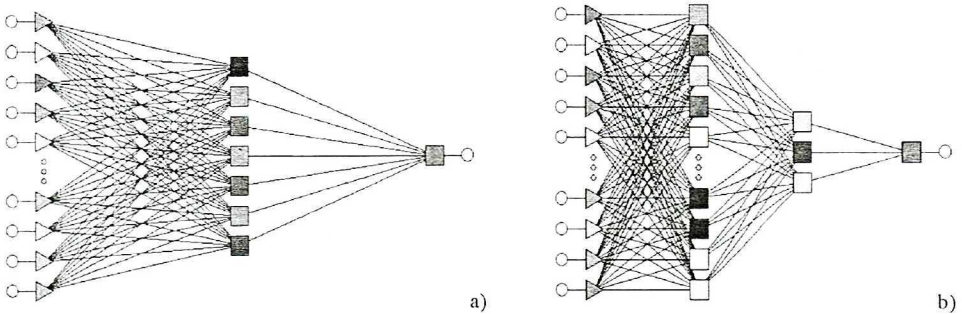
Rys. 1. Zależność dla szacowania wskaźnika  $R_r$  na podstawie rocznej sumy opadów  
 $R_r$  – factor estimation relation based on annual precipitation total



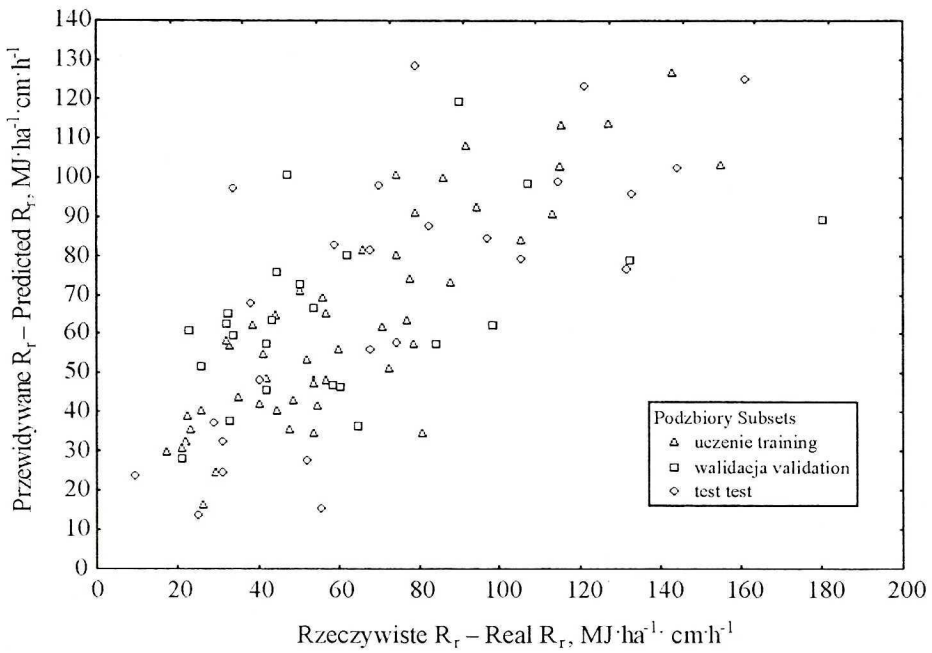
Rys. 2. Zależność dla szacowania wskaźnika  $R_r$  na podstawie zmodyfikowanego indeksu Fourniera  
 $R_r$  – factor estimation relation based on modified Fournier index

Tabela 1. Podstawowe charakterystyki opracowanych sztucznych sieci neuronowych  
 Basis characteristic of developed artificial neural networks' architecture

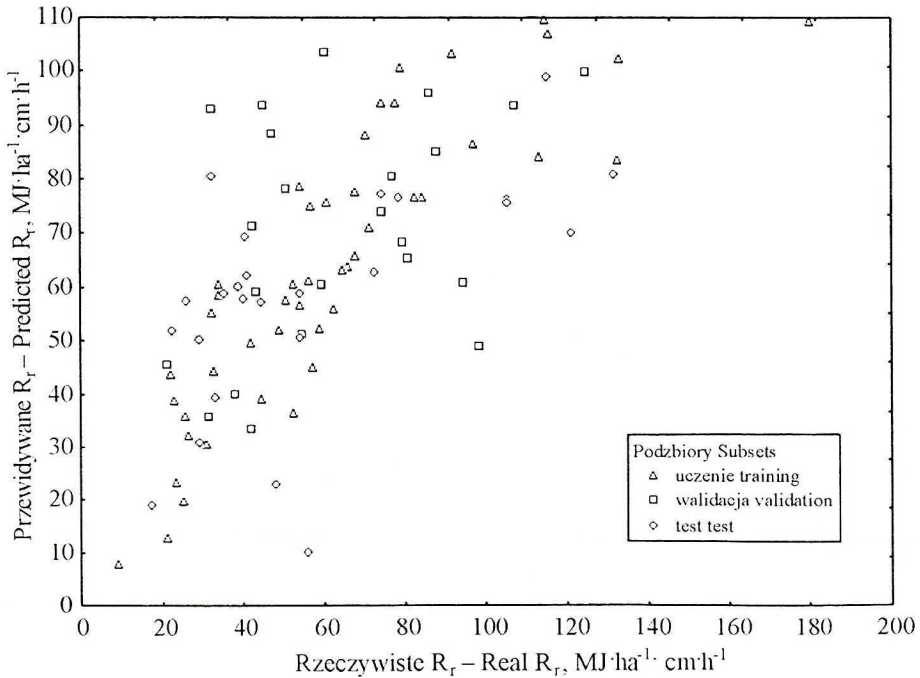
Sieć Net	Warstwa Layer	Liczba neuronów Number of neurons	Użyte funkcje aktywacji Activation functions used
1) MLP 12:12 -7-1:1	Wejściowa Input	12	liniowa linear
	Ukryta Hidden	7	hiperboliczna hyperbolic
	Wyjściowa Output	1	logistyczna logistic
2) MLP 12:12 -12-3-1:1	Wejściowa Input	12	liniowa linear
	Pierwsza ukryta The first hidden	12	hiperboliczna hyperbolic
	Druga ukryta The second hidden	3	hiperboliczna hyperbolic
	Wyjściowa Output	1	liniowa linear



Rys.3. Schematy opracowanych sztucznych sieci neuronowych:  
 a) sieć 1 - MLP 12:12-7-1:1, b) sieć 2 - MLP 12:12-12-3-1:1  
 Diagrams of developed neural networks:  
 a) net 1 - MLP 12:12-7-1:1, b) net 2 - MLP 12:12-12-3-1:1



Rys. 4. Rzeczywiste i przewidywane przez sieć 1 wartości  $R_r$   
Real versus predicted by net 1  $R_r$  values



Rys. 5. Rzeczywiste i przewidywane przez sieć 2 wartości  $R_r$   
Real versus predicted by net 2  $R_r$  values



Tabela 2. Statystyki regresji rzeczywistych i prognozowanych wartości wskaźnika  $R_f$  dla analizowanych sieci i zbiorów danych  
Regression statistics of real versus predicted  $R_f$  factor values for analyzed networks and datasets

Podzbiór danych Data subset	Sieć 1 Net 1				Sieć 2 Net 2			
	Uczenie Training	Walidacja Validation	Test Test	Wszystkie All	Uczenie Training	Walidacja Validation	Test Test	Wszystkie All
Średnia Data Mean	63,600	63,711	74,358	66,318	68,089	71,124	57,967	66,318
Odch. std. Data S.D.	32,354	38,554	41,064	36,580	38,655	34,449	32,836	36,580
Średni błąd Error Mean	-0,674	4,689	-3,498	-0,040	0,011	3,588	0,383	0,998
Odch. błędu Abs. E. Mean	17,039	31,777	28,418	24,663	19,636	27,287	26,368	23,559
Śr. bł. bezwz. Terror S.D.	13,966	26,313	23,235	19,370	14,261	21,454	21,380	17,839
Iloraz odch. S.D. Ratio	0,527	0,824	0,692	0,674	0,508	0,792	0,803	0,644
Korelacja Correlation	0,851	0,574	0,730	0,740	0,868	0,616	0,597	0,766

testowego oraz zbiorcze dla całego zakresu danych. Uzyskane współczynniki korelacji były w przypadku obydwu sieci bardzo zbliżone w obrębie poszczególnych zbiorów danych. Swoje maksimum osiągały one w przypadku podzbioru uczącego i wynosiły odpowiednio  $r = 0,85$  i  $r = 0,87$ . W obrębie podzbioru uczącego notowano także najmniejsze wartości średniego błędu bezwzględne, wynoszące około  $14 \text{ MJ}\cdot\text{ha}^{-1}\cdot\text{cm}\cdot\text{h}^{-1}$ , przy średniej wartości wskaźnika  $R_f$  w obrębie podzbioru na poziomie około  $64\text{--}68 \text{ MJ}\cdot\text{ha}^{-1}\cdot\text{cm}\cdot\text{h}^{-1}$ . Niższe współczynniki korelacji w obrębie podzbiorów walidacyjnego i testowego były porównywalne z wcześniej opisywanymi współczynnikami korelacji dla związków potęgowych rocznych sum opadów i zmodyfikowanego indeksu Fourniera z rocznymi wartościami wskaźnika  $R_f$  (Rys. 1 i 2) i zawierały się w przedziale od  $r = 0,57$  do  $r = 0,73$ . Jednakże ogólnie, dla całego zbioru danych, obserwowano wyższe wartości współczynników korelacji, wynoszące  $r = 0,74$  i  $r = 0,77$ . Jednocześnie wartości średniego błędu bezwzględne wynosiły około  $18\text{--}19 \text{ MJ}\cdot\text{ha}^{-1}\cdot\text{cm}\cdot\text{h}^{-1}$ , przy średniej wartości wskaźnika  $R_f$  w obrębie całego zbioru równej  $66,318 \text{ MJ}\cdot\text{ha}^{-1}\cdot\text{cm}\cdot\text{h}^{-1}$ . Wyniki te uznano za generalnie zadawalające. Analiza rysunków 4 i 5 jednoznacznie wskazuje, że sieci pozwalają na uzyskiwanie bardzo dobrych prognoz wskaźnika  $R_f$  dla jego najczęściej spotykanych wartości, mniejszych od około  $80 \text{ MJ}\cdot\text{ha}^{-1}\cdot\text{cm}\cdot\text{h}^{-1}$ .

## WNIOSKI

W świetle przeprowadzonych badań można wnioskować, że istnieje możliwość zadawalającej estymacji wartości rocznych wskaźnika erozyjności w Polsce w oparciu o bardzo ogólną i łatwo dostępną informację o przebiegu zjawisk opadowych, wyrażoną w postaci miesięcznych sum opadów. Jednakże proste przyjmowanie wartości zmodyfikowanego wskaźnika Fourniera za wartość roczną wskaźnika erozyjności deszczy cechuje się bardzo ograniczoną precyzją. Uzyskanie zadawalającej poprawy precyzji estymacji możliwe jest przy wykorzystaniu prostego związku potęgowego pomiędzy zmodyfikowanym wskaźnikiem Fourniera a wskaźnikiem  $R_r$ . Jeszcze lepsze wyniki prognozowania wskaźnika  $R_r$  zapewniają sztuczne sieci neuronowe typu perceptronowego. Dobre i porównywalne wyniki prognoz mogą być przy tym uzyskiwane z sieci o dosyć skomplikowanej architekturze (o dwóch warstwach ukrytych) jak i bardzo prostej budowie (o jednej warstwie ukrytej). Opracowane sztuczne sieci neuronowe mogą znaleźć praktyczne zastosowanie w dalszych pracach podejmowanych dla opracowania mapy wskaźnika erozyjności deszczy w Polsce.

## PODZIĘKOWANIE

*Autor wyraża swoje podziękowanie Ministerstwu Nauki i Informatyzacji za sfinansowanie prezentowanych badań jako części projektu badawczego 3P04G08425: „Zastosowanie metod geostatystycznych do opracowywania danych pomiarowych z monitoringu środowiska.” Ponadto autor dziękuje Fundacji na Rzecz Nauki Polskiej za wsparcie badań w ramach stypendium krajowego dla młodych naukowców.*

## LITERATURA

- [1] Banasik K., D. Górski: *Ocena erozyjności deszczy dla trzech wybranych stacji Polski południowo-wschodnie*, Zeszyty Naukowe AR we Wrocławiu, Melioracje XL, **211**, 39–50 (1992).
- [2] Banasik K., D. Górski, J. K. Mitchell: *Rainfall erosivity for east and central Poland*, [in:] Proceedings of the International Symposium & Exhibition on Soil Erosion Research for the 21<sup>st</sup> Century, January 3-5, Honolulu, Hawaje, USA 2001, 279–282.
- [3] Banasik K., J. Skibiński, A. Żbikowski, D. Górski: *Opis transportu rumowiska rzecznoego w zlewniach rolniczych, Sprawozdanie etapowe 1990, Optymalizacja gospodarki wodnej i chowu ryb w warunkach pogarszającego się stanu środowiska przyrodniczego*, SGGW, Warszawa 1990.
- [4] de Santos Loureiro N., M. de Azevedo Coutinho: *A new procedure to estimate the RUSLE E130 index, based on monthly rainfall data and applied to the Algarve region, Portugal*, Journal of Hydrology, **250**, 12–18 (2001).
- [5] Figula K.: *Wstępna charakterystyka zjawisk erozji na terenie kilku powiatów województwa krakowskiego*, Roczniki Nauk Rolniczych, **71(1)**, 111–148 (1955).
- [6] Gabriels D.: *Rainfall erosivity and rainfall concentration in Europe*, [in:] COST 623 Final Conference “Soil Erosion and global Change”, July 5-8, Budapest, Hungary 2003, 29–30.
- [7] Goovaerts P.: *Using elevation to aid the geostatistical mapping of rainfall erosivity*, Catena **34**, 227–242 (1999).
- [8] Górski D., K. Banasik: *Rozkłady prawdopodobieństwa erozyjności deszczy dla Polski południowo-wschodniej*, Zeszyty Naukowe AR w Krakowie, **271**, 125–131 (1992).

- [9] Józefaciuk A., Cz. Józefaciuk: *Struktura zagrożenia erozją wodną fizjograficznych krain Polski*, Pamiętniki Puławskie, Prace IUNG, **101**, 8–30, (1999).
- [10] Koreleski K.: *Próby oceny natężenia erozji wodnej*, Zeszyty Naukowe AR w Krakowie, **271**, 91–100 (1992).
- [11] Kowaliński S., A. Oświecimski: *Stopnie zagrożenia terenów Dolnego Śląska przez powierzchniową erozję wodną*, [in:] Perspektywy gospodarki wodnej w rolnictwie na Dolnym Śląsku, Wydawnictwo PAN Oddz. Wrocław, Wrocław 1977, 163–203.
- [12] Licznar P.: *Modelowanie erozji wodnej gleb*, Zeszyty Naukowe AR we Wrocławiu, Monografie XXXII, nr 456, Wrocław 2003.
- [13] Licznar P.: *Automatyzacja przetwarzania danych pluwiograficznych w procesie wyznaczania wskaźnika erozyjności deszczy*, Folia Universitatis Agriculturae Stetinensis, **217(87)**, 125–128 (2001).
- [14] Licznar P.: *Sieci neuronowe w modelowaniu procesów meteorologicznych*. [in:] Wybrane zagadnienia z zakresu pomiarów i metod opracowania danych automatycznych stacji meteorologicznych (J. Lomotowski i M.S. Rojek Eds.), Zeszyty Naukowe AR we Wrocławiu, Monografie XXV, nr 428, Wrocław 2001, 56–79.
- [15] Licznar P., J. Lomotowski, J. Studziński: *Anwendung neuronaler Netze zur statistischen Verarbeitung meteorologischer Datenfolgen aus automatischer Datenerfassung*. [in:] Simulation in Umwelt-und Geowissenschaften: Workshop Cottbus 2002 (J. Wittmann & A. Gnauck Eds.), Shaker, Aachen 2002, 9–17.
- [16] Licznar P., M. A. Nearing: *Artificial neural networks of soil erosion and runoff prediction at the plot scale*, Catena, **51(2)**, 89–114 (2003).
- [17] Licznar P., M. Rojek: *Erozyjność deszczy Polski południowo-zachodniej na przykładzie stacji Wrocław-Swojec*, Przegląd Naukowy SGGW, Inżynieria i Kształtowanie Środowiska, Rocznik XI, **2(25)**, 7–14 (2002).
- [18] Licznar P., M. Rojek: *Uzupełnianie ciągów pomiarowych temperatury powietrza z automatycznych stacji pomiarowych z użyciem sztucznych sieci neuronowych*, Acta Scientiarum Polonorum, Formatio Circumiectus, **2(1)**, 103–111 (2003).
- [19] Mazur Z., S. Palys: *Natężenie erozji wodnej w małych zlewniach terenów lessowych Wyżyny Lubelskiej w latach 1986-1990*, [in:] Erozja gleb i jej zapobieganie, Wydawnictwo Akademii Rolniczej, Lublin 1991, 63–78.
- [20] Palys S., Z. Mazur, W. Mitrus: *Natężenie erozji wodnej w malej zlewni lessowej na Wyżynie Lubelskiej*, Roczniki Akademii Rolniczej w Poznaniu, Melioracje i Inżynieria Środowiska, **19**, 161–166 (1997).
- [21] Renard K. G., G. R. Foster, G. A. Weesies, D. K. McCool, D. C. Yoder: *Predicting soil erosion by water: A guide to conservation planning with the revised universal soil loss equation (RUSLE)*. *Agricultural Handbook no. 703*, ARS, Washington 1997.
- [22] Renard K. G., J. R. Freimund: *Using monthly precipitation data to estimate the R-factor in the revised USLE*, Journal of Hydrology, **157**, 287–306 (1994).
- [23] Reniger A.: *Próba oceny nasilenia i zasięgów potencjalnej erozji gleb w Polsce*, [in:] Badania nad erozją gleb w Polsce, PWRiL, Warszawa 1950, 1–59.
- [24] Wischmeier W. H., D. D. Smith: *Predicting rainfall erosion losses. A guide to conservation planning*. *Agricultural Handbook no. 537*, ARS, Washington 1978.

Wpłynęło: 3 marca 2004, zaakceptowano do druku: 8 czerwca 2004.