

Stanisław Gruszczyński*, Krzysztof Urbański*

Zastosowanie metod adaptacyjnych w ocenie stanu środowiska glebowego**

1. Wprowadzenie

Kluczowym problemem współczesnego zarządzania ekologicznego jest dążenie do zachowania wartości poszczególnych wskaźników stanu elementów środowiska w granicach ustalonych standardów zapewniających bezpieczne korzystanie z jego zasobów. Wydzielenie przestrzeni, których stan wykracza poza standardy jest ważnym czynnikiem służącym wyznaczeniu stref ograniczonego użytkowania. Nie podlega dyskusji, że współczesne dokumentowanie stanu środowiska powinno być realizowane w systemach informacji przestrzennej będących nieporównanie bardziej elastycznym narzędziem analizy i wizualizacji informacji niż tradycyjne mapy analogowe.

Systemy informacji przestrzennej, poza możliwością trójwymiarowej wizualizacji statycznego stanu rozkładu zanieczyszczeń, dają możliwość, przy zastosowaniu odpowiednich makroinstrukcji lub odrębnych pakietów programowych, bardziej wnikliwej analizy relacji przestrzennych generujących zmienność zanieczyszczenia gleb. Jedną z takich możliwości jest zastosowanie odpowiednio skonstruowanego klasyfikatora pozwalającego na wskazanie przynależności określonego punktu przestrzeni dwu- lub trójwymiarowej do jednej z klas: 'Y' – reprezentującej przypadek zgodnej ze standardem koncentracji zanieczyszczenia, oraz 'N' – oznaczającej przekroczenie koncentracji standardowej. Należy podkreślić, że w jakimś sensie zbliżone algorytmy klasyfikacyjne są obecne jako narzędzie kartografii gleb, choćby w formie zbioru informacji, który można określić jako bazę danych reguł pośredniczących (PTRDB – *Padotransfer Rules Database*) będącej składnikiem cyfrowej mapy gleb krajów Unii Europejskiej. PTRDB jest zbiorem reguł o postaci *if <warunek 1> and/or <warunek 2> ...and/or ... then <wniosek 1> else <wniosek 2>*. Reguły służą do wskazywania poziomu cech, które jawnie w treści mapy cyfrowej nie występują,

* Wydział Geodezji Górniczej i Inżynierii Środowiska, Akademia Górniczo-Hutnicza, Kraków

** Artykuł powstał w ramach badań statutowych AGH nr 10.10.150.850

choć z pewnym przybliżeniem mogą być określane na podstawie innych składników treści. Są one w pewnym sensie analogiczne do reguł klasyfikacji zawartych w standardach bonitacji gleb w Polsce. Konstruowanie tego rodzaju reguł znacznie poszerza zakres stosowalności map cyfrowych tworzonych w systemach informacji przestrzennej [1], umożliwiając jednocześnie elastyczne kształtowanie treści informacyjnej generowanej na bieżąco z informacji przechowywanych w systemie.

Potencjalnie przydatnymi w opracowaniu oraz operowaniu informacjami jakościowymi mogą być różnorodne algorytmy wyszukiwania wiedzy w bazach danych. Istnieje wielka ich mnogość [7], w tym modele klasyfikacji typu „czarna skrzynka”, jak również procedury pozwalające na ekstrakcję reguł logicznych ze zbioru danych. Skuteczność klasyfikacji i stopień złożoności zadania klasyfikacyjnego może być określony jedynie w drodze wykonanych eksperymentów. W dalszej części artykułu opisano wyniki uzyskane przy próbach zastosowania dwu algorytmów eksploracji danych pochodzących z obserwacji stanu chemicznego gleb w otoczeniu źródeł niezorganizowanej emisji metali ciężkich.

2. Algorytmy

Mapowanie przestrzeni cech (FSM) należy do grupy algorytmów ontogenicznych, czyli dostosowujących strukturę przetwarzania informacji do stopnia złożoności zadania [2–5]. Równocześnie można je uznać za system neurorozmyty ze względu na zastosowanie w jednostkach ukrytych Gaussowskich funkcji transferu, optymalizowanych w zakresie liczebności, położenia swoich centrów oraz parametru zasięgu. Przy dodatkowych założeniach dotyczących postaci funkcji transferu algorytm ten umożliwia ekstrakcję reguł logicznych sterujących klasyfikacją obiektów.

Zaliczenie sieci FSM do klasy algorytmów ontogenicznych wynika z przebiegu uczenia, połączonego analizą skuteczności klasyfikacji, ponieważ niedostateczna jakość klasyfikacji stwierdzona na pewnym etapie uczenia powoduje dodawanie jednostek przetwarzających do warstwy ukrytej. Jednocześnie zmieniają się parametry funkcji transferu (położenie centrów oraz rozproszenie), które mogą spowodować poprawę klasyfikacji umożliwiającą usunięcie pewnej liczby jednostek. Proces uczenia jest przerywany po osiągnięciu założonej dokładności klasyfikacji. W jego trakcie skuteczność klasyfikacji ulega skokowym zmianom odpowiadającym dodawaniu i redukowaniu jednostek przetwarzających.

W procedurach klasyfikacji stosuje się wiele rodzajów algorytmów. Wzrastające zainteresowanie wzbudza zastosowanie między innymi tak zwanych komitetów (zespołów) klasyfikatorów (KK) [6]. Idea zespołu klasyfikatorów wynika ze spostrzeżenia, że błędy poszczególnych algorytmów są powodowane różnymi przyczynami. W wielowymiarowej przestrzeni cech charakteryzujących klasyfikowane obiekty, nieprawidłowa dyskryminacja poszczególnych klas przez różne algorytmy jest następstwem różnych lokalnych niedoskonałości procedur. Zdarza się zapew-

ne, że błędy różnych algorytmów sytuują się w różnych częściach przestrzeni cech, wobec czego błąd jednego algorytmu może być skorygowany zastosowaniem innego rozwiązania. Oznacza to, że znaczącą poprawę klasyfikacji można uzyskać w niektórych przypadkach poprzez wybór z kilku propozycji odmiennych konstrukcyjnie algorytmów [5, 6].

3. Teren badań

Obszar objęty badaniami znajduje się w południowo-zachodniej małopolsce, we wschodniej części Wyżyny Śląsko-Krakowskiej. Wyżyna tylko w kilku miejscach przekracza wysokość 500 m n.p.m., natomiast teren badań mieści się w przedziale 304 a 482 m n.p.m. Podłoże skalne stanowią osady plejstocenijskie o charakterze piaszczystych bądź pyłowych utworów, które z kolei pokrywają grubszą lub cieńszą warstwą utwory jurajskie lub triasowe, takie jak wapienie i dolomity.

Wytworzone na takim podłożu gleby należą głównie do:

- gleb brunatnych (powstałych z utworów pyłowych, piasków gliniastych lub glin),
- rędzin (wytworzonych ze zwietrzeliny wapieni jurajskich oraz wapieni i dolomitów triasowych),
- gleb bielicoziemnych (powstałych z piasków).

Na terenie tym panuje klimat środkowoeuropejski. Średnia roczna temperatura wynosi 7,5°C, najcieplejszym miesiącem jest lipiec (ok. 17°C), a najzimniejszym – styczeń (ok. minus 3°C). Średnie roczne opady wahają się w przedziale 650–700 mm, a okres wegetacyjny wynosi od 201 do 210 dni.

Wyznaczony teren badań o powierzchni 352 km² obejmuje swoim zasięgiem pas szerokości 16 i długości 22 km. Na terenie tym znajdują się lasy i łąki śródleśne (o łącznej powierzchni 222,8 km²), zabudowa urbanizacyjna, w tym zabudowa miejska (18,7 km²), kopalnie kruszyw, surowców mineralnych, zakłady przetwórcze itp. (25 km²) oraz grunty rolne (85,5 km²). Do najważniejszych ośrodków miejskich należą miasta: Olkusz, Bukowno, Sławków, Jaworzno, Dąbrowa Górnicza i Klucze.

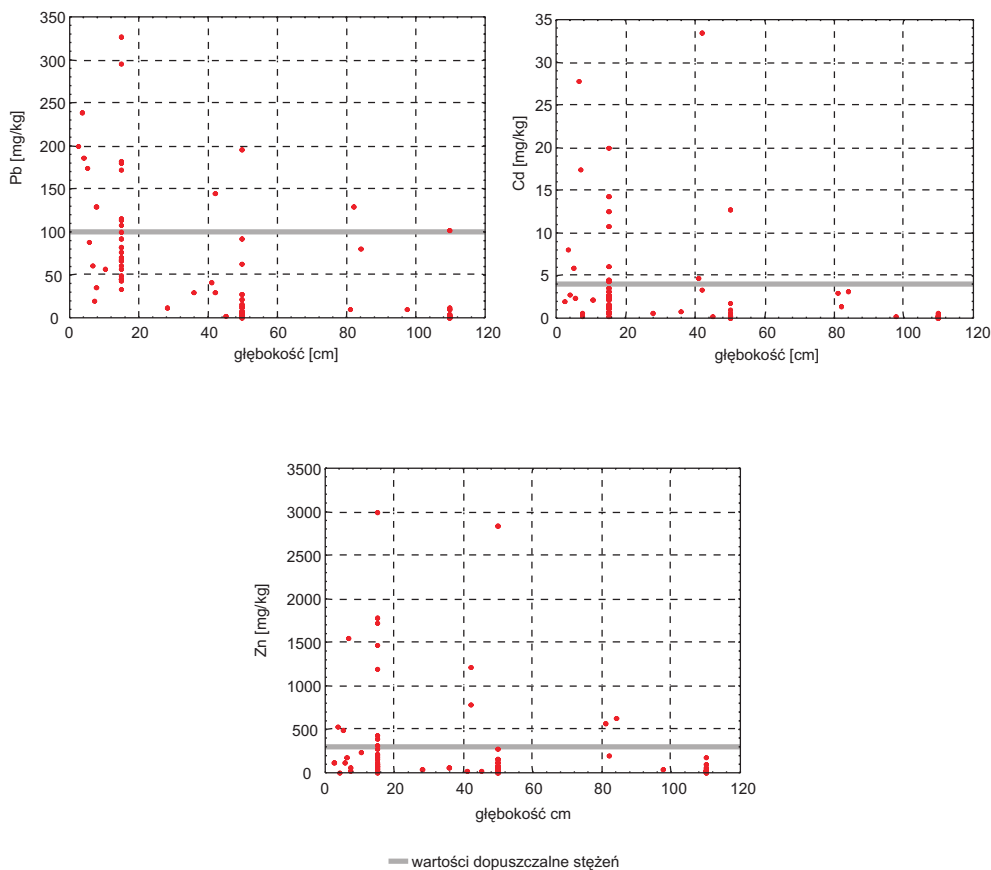
Do opróbowania terenu badań zastosowano radialną metodę poboru prób z centrum siatki w Bukownie. Promień zasięgu opróbowania gruntów wynosił 8 km. W wyznaczonych miejscach wykonano odkrywki glebowe do głębokości 150 cm, z których pobrano próbki glebowe do analiz. Łącznie opróbowano grunty w 24 odkrywkach glebowych (85 prób laboratoryjnych).

W laboratorium oznaczono:

- skład mechaniczny materiału glebowego,
- odczyn pH (w H₂O i KCl),
- zasolenie,
- zawartość podstawowych makropierwiastków (Na, Mg, K, Ca, Fe),
- zawartość metali ciężkich (Cr, Mn, Ni, Cu, Zn, Sr, Cd, Pb).

4. Charakterystyka statystyczna wyników

W ramach przeprowadzonych analiz oznaczono, między innymi, zawartość ołowiu, kadmu i cynku w próbkach glebowych. W sumie poddano oznaczeniom laboratoryjnym 85 próbek (dla każdego pierwiastka) i stwierdzono, że zawartość stężenia przekraczającą dopuszczalne według standardów jakości gleb, posiadało 18 próbek w przypadku ołowiu z czego 14 należało do warstwy gleby 0–30 cm.



Rys. 1. Zależność koncentracji metali od głębokości

W przypadku kadmu przekroczeniem dopuszczalnych stężeń cechowało się 17 próbek z tego 14 w warstwie gleby 0–30 cm, natomiast w przypadku cynku było to odpowiednio – 16 oraz 11 próbek. Daje się również zauważyć trend związany ze

zmniejszaniem się zawartości w glebie danego pierwiastka wraz ze wzrostem głębokości poboru próby. Zjawisko takie najsilniej się zaznacza w przypadku ołowiu (Pb), natomiast najslabiej w przypadku cynku (Zn) (rys. 1).

Zawartości poszczególnych pierwiastków dla ogółu próbek mieściły się w szerokich granicach (tab. 1) i wynosiły odpowiednio: od 0 do 327,5 mg/kg gleby dla ołowiu, od 0 do 33,4 mg/kg gleby dla kadmu i od 5 do 2990,0 mg/kg gleby dla cynku oraz wszystkie pierwiastki cechowały się znacznym odchyleniem standardowym.

Tabela 1. Podstawowe statystyki zawartości ołowiu, kadmu i cynku w mg/kg s.m. gleby w próbkach glebowych

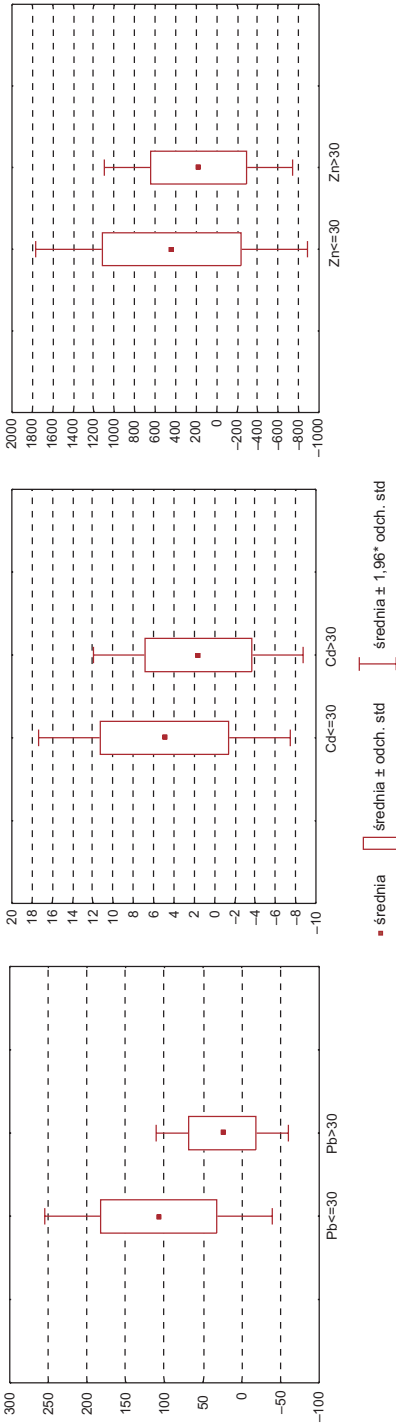
pierwiastek	średnia	min	max	odch. std.
Pb	61,4	0,0	327,5	71,9
Cd	3,1	0,0	33,4	6,0
Zn	292,0	5,0	2990,0	580,6

Tabela 2. Podstawowe statystyki zawartości ołowiu, kadmu i cynku w mg/kg s.m. gleby w próbkach glebowych, z rozbiem na warstwy

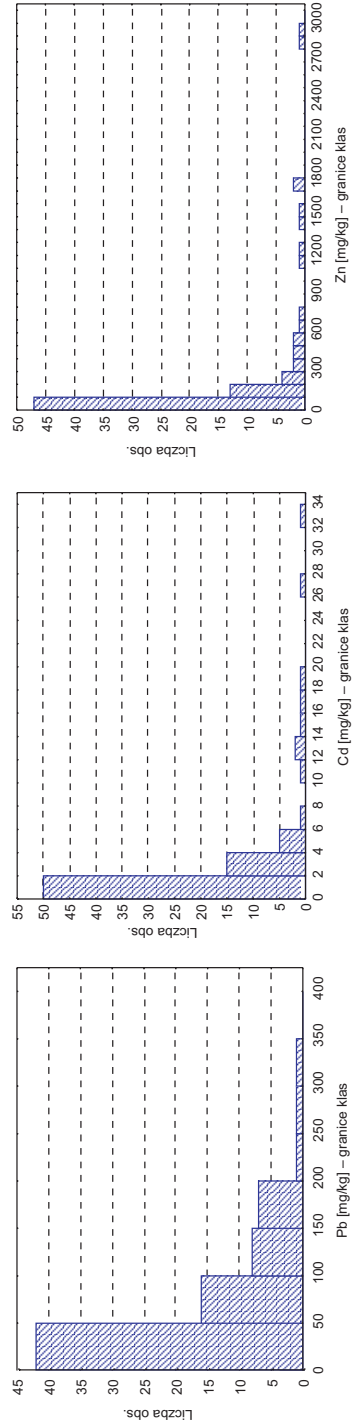
pierwiastek	głębokość	średnia	min	max	odch. std.
Pb	0–30	107,7	20,0	327,5	75,0
	poniżej 30	25,4	0,0	196,5	43,6
Cd	0–30	4,9	0,3	27,8	6,3
	poniżej 30	1,6	0,0	33,4	5,3
Zn	0–30	439,8	6,0	2990,0	676,9
	poniżej 30	177,1	5,0	2840,0	469,4

Zawartości pierwiastków w próbkach gleby z rozbiem na przedziały głębokości podano tabeli 2. Duże różnice w wartościach średnich dają się zauważyć w przypadku ołowiu, co świadczy o największych różnicach w zawartości tego pierwiastka pomiędzy powierzchniowymi a głębszymi warstwami gleby. Pozostałe pierwiastki, czyli kadm i cynk, wykazują nieznaczne zróżnicowanie w zawartości danego pierwiastka w warstwie do 30 cm w porównaniu do warstw leżących głębiej (rys. 2).

Pomimo znacznych rozstępów przedziałów zawartości, większość obserwacji każdego analizowanego pierwiastka mieściła się w wąskiej klasie o granicach, odpowiednio dla ołowiu 0–50 mg/kg gleby – 42 obserwacje, dla kadmu 0–2 mg/kg gleby – 50 obserwacji, dla cynku 0–100 mg/kg gleby – 47 obserwacji (rys. 3).



Rys. 2. Zawartość Pb, Cd i Zn w warstwie do 30 cm i w warstwach głębszych gleby



Rys. 3. Liczebności poszczególnych klas dla ołowiu, kadmu i cynku

5. Klasyfikacja według FSM

W badaniach dysponowano stosunkowo niewielkim zbiorem danych, co stwarza bardzo poważny problem oceny wartości generalizacyjnej uzyskanego modelu. Podobnie jak w zagadnieniach budowy złożonych modeli, z dużą liczbą parametrów ustalanych w drodze optymalizacji, zachodzi tu istotny konflikt między potrzebą wykorzystania jak największej części danych jako zbioru treningowego a potrzebą zachowania pewnej ich części jako podstawy do walidacji. Zalecanym rozwiązaniem jest zastosowanie procedury walidacji krzyżowej (CV) jako metody oceny stopnia generalizacji. Wykorzystany w badaniach pakiet *GhostMiner* daje możliwość przeprowadzenia procedury walidacji krzyżowej metodą *k-zakładek*. W badaniach został wykorzystany podział zbioru danych na 10 części. Wartości skuteczności poprawnej identyfikacji klasy standardu ze względu na koncentrację cynku (przy 13 jednostkach w warstwie ukrytej) wynosiła 92% (rys. 1). Nieco niższą skuteczność (91%) przy 11 jednostkach w warstwie ukrytej uzyskano dla standardu zawartości ołowiu w glebie. W odniesieniu do standardu zawartości kadmu poprawność rozpoznania osiąga 93%, przy 10 jednostkach w warstwie ukrytej. Na rysunkach 4 i 5 przedstawiono charakterystyczny przebieg procesu optymalizacji klasyfikatora FSM, obserwowany w formie skokowych zmian skuteczności rozpoznania towarzyszący zmianą liczby jednostek ukrytych oraz ich rozproszenia. Uzyskane w procesie walidacji wartości błędów treningu i testowania przedstawiono w tabelach 3–5.

Tabela 3. Wynik walidacji krzyżowej modelu FSM dla oceny standardu zawartości cynku

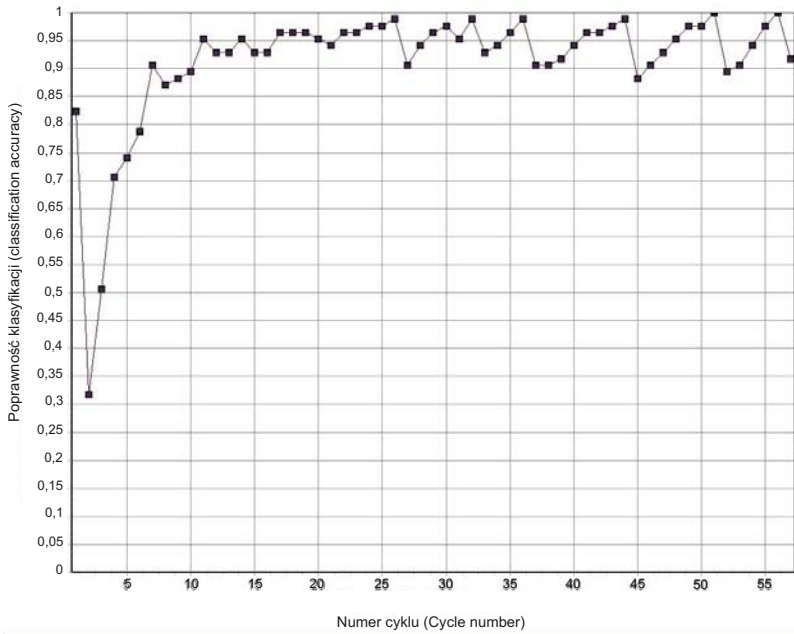
Rodzaj błędu	Poprawność identyfikacji	Błąd	Odchylenie standardowe
Trening	0,88	0,12	0,025
Test	0,80	0,20	0,093

Tabela 4. Wynik walidacji krzyżowej modelu FSM dla oceny standardu zawartości ołowiu

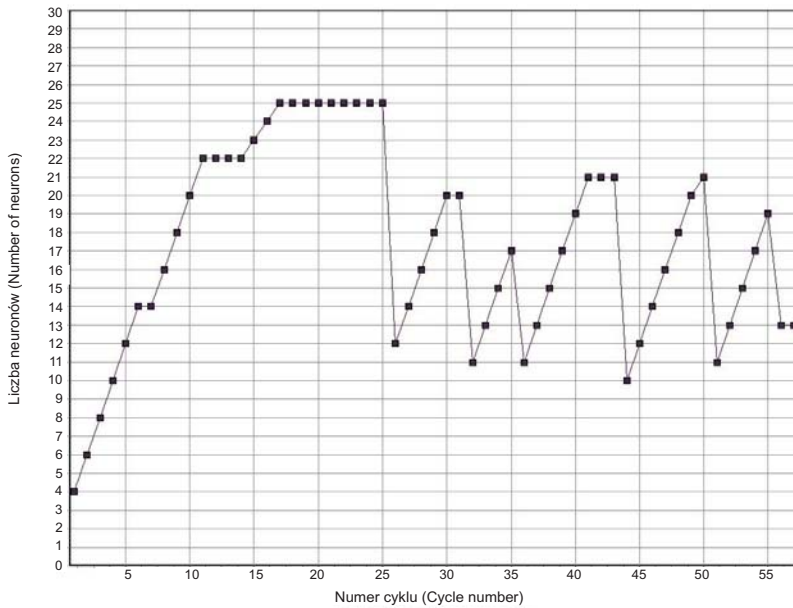
Rodzaj błędu	Poprawność identyfikacji	Błąd	Odchylenie standardowe
Trening	0,89	0,11	0,032
Test	0,76	0,24	0,070

Tabela 5. Wynik walidacji krzyżowej modelu FSM dla oceny standardu zawartości kadmu

Rodzaj błędu	Poprawność identyfikacji	Błąd	Odchylenie standardowe
Trening	0,89	0,11	0,001
Test	0,79	0,21	0,071



Rys. 4. Krzywa uczenia algorytmu FSM w ocenie standardu zawartości cynku w glebie



Rys. 5. Zmiany liczby neuronów w warstwie ukrytej w toku uczenia algorytmu FSM

Z zestawienia wyników walidacji wynika, że prawdziwa zdolność poprawnej identyfikacji modeli FSM sięga od 76% do 80%. Traktując wskaźniki poprawności identyfikacji standardów jako zmienne losowe, należałoby stwierdzić, że różnice między identyfikacją zbioru treningowego i testowego są statystycznie istotne, z wyjątkiem modelu dla standardu zawartości cynku.

Użyteczną cechą algorytmu FSM jest możliwość wygenerowania zbioru lingwistycznych reguł klasyfikacji wyekstrahowanych na podstawie analizy danych uczących.

Tabela 6. Zbiór reguł klasyfikacji pod względem zgodności ze standardami zawartości cynku w glebach wygenerowany przy pomocy algorytmu FSM

1. if X > 391589 then class Y
2. if Z in [327.5,383.482] then class Y
3. if Z in [289.576,306.5] and H in [5.75,110] then class Y
4. if Y > 5.57502E6 then class Y
5. if Y < 5.57516E6 and Z in [304.92,320.94] and H < 43.4003 then class N
6. if X in [383343,389631] and H in [4.25,110] then class Y
7. if Y < 5.57347E6 and H > 45 then class Y

Przykład takiego zbioru reguł, złożonego w tym przypadku z siedmiu składników, zawiera tabela 6. Możliwość taka jest szczególnie interesująca w kontekście opracowania makroinstrukcji do wizualizacji stopnia ryzyka środowiskowego za pomocą systemu informacji przestrzennej.

6. Komitety klasyfikatorów

Komitety klasyfikatorów składają się z ustalonej liczby egzemplarzy algorytmów realizujących zaplanowaną procedurę uczenia. Po wytrenowaniu, ustalanie klasy odbywa się na zasadzie balotażu wyników poszczególnych pojedynczych algorytmów. Pakiet *GhostMiner* pozwala na stosunkowo łatwe tworzenie zespołów klasyfikatorów. Ich skład może być dobierany elastycznie zarówno ze względu na rodzaj, jak i parametry startowe. Należy podkreślić, że dokonane próby wykorzystania zespołów klasyfikatorów dają gorsze rezultaty niż pojedynczy klasyfikator FSM. Różnorodne konfiguracje zespołów (FSM + IncNet + drzewa decyzyjne) generalnie osiągały poprawność klasyfikacji do 83% (w procesie uczenia) oraz 77%

(w testowaniu). Można przypuszczać, że nawet pojedynczy, poprawnie działający klasyfikator, ma obniżoną skuteczność w przypadku konkurowania z wielu gorzej działającymi algorytmami. Podobnie gorsze wyniki niż algorytm FSM dał także komitet sieci FSM złożony z egzemplarzy różniących się funkcją transferu.

Uzyskany wynik nie przesądza o ogólnej ocenie użyteczności komitetów w różnych zadaniach związanych z klasyfikacją gleb. Wydaje się jednak, że prawidłowym podejściem jest zastosowanie prostszego rozwiązania, nawet w przypadku perspektywy niewielkiej poprawy ogólnego wyniku. Dopiero drastyczna poprawa skuteczności, potwierdzona też dobrym wynikiem walidacji, uzasadniałaby szersze poszukiwanie optymalnej architektury zespołu klasyfikatorów.

7. Wnioski

Ważnym składnikiem tematycznej kartografii cyfrowej realizowanej w systemach informatycznych są algorytmy pośredniczące służące do generowania i wizualizacji treści, o których można wnioskować na podstawie innych cech gruntów. Takie podejście jest integralnym składnikiem mapy cyfrowej gleb Unii Europejskiej i wygląda na to, że ze względu na właściwości systemów GIS, będzie klasycznym rozwiązaniem w innych zadaniach z zakresu zarządzania środowiskiem. Zaprezentowane wyniki, bazujące na obserwacjach terenowych, wskazują na trudności w wykorzystaniu algorytmów klasyfikacji w opracowywaniu reguł i funkcji pośredniczących. Wielka zmienność przestrzenna, zwłaszcza w terenach będących pod intensywnym wpływem przemysłu, utrudnia efektywne zastosowanie takich algorytmów. Szczególnie istotnym problemem jest ograniczenie liczby obserwacji istotnych cech, które wynika z czaso- i kosztochłonności zdobywania informacji (na przykład o stanie chemicznym gleb).

Na podstawie konkretnych algorytmów można sformułować następujące wnioski:

- 1) Algorytm FSM jest interesującą propozycją opracowania reguł pośredniczących, zwłaszcza w kontekście jego przydatności do tworzenia stosunkowo małych modeli. Interesująca jest także możliwość ekstrakowania z jego pomocą reguł klasyfikacji na podstawie zgromadzonych danych.
- 2) Gorsze wyniki zespołu klasyfikatorów wskazują na konieczność ostrożnego podejścia do teoretycznie lepszych rozwiązań. W tym przypadku wypróbowane w badaniach zespoły nie stanowiły konkurencji dla pojedynczego klasyfikatora FSM.
- 3) Głównym ograniczeniem zastosowania efektywnych algorytmów adaptacyjnych jest niewielka liczba danych. Niezbędnym składnikiem operacji budowy modelu jest przeprowadzenie ich analizy za pomocą procedury walidacji krzyżowej.

Literatura

- [1] Bui L. N.: *Soil survey as a knowledge system*. *Geoderma*, 120, 2004, 17–26.
- [2] Duch W.: *Heterogeneous adaptive systems*. [http://: www.citeseer.ist.psu.edu/627984.html](http://www.citeseer.ist.psu.edu/627984.html).
- [3] Duch W., Diercksen G. H. F.: *Feature space mapping as a universal adaptive system*. *Computer Physics Communications*, 87(16), 1994, 341–371.
- [4] Duch W., Setiono R., Żurada J. M.: *Computational intelligence methods for rule-based data understanding*. *Proceedings of the IEEE*, 92(5), 2004, 771–805.
- [5] Jankowski N.: *Ontogeniczne sieci neuronowe. O sieciach zmieniających swoją strukturę*. Exit, Warszawa 2004.
- [6] Kuncheva L., Bezdek J., Duin R.: *Decision templates for multiple classifier fusion: an experimental comparison*. Strona: citeseer.ist.psu.edu/article/kuncheva99decision.html.
- [7] Pal S. K., Mitra P.: *Pattern Recognition Algorithms for Data Mining. Scalability, Knowledge Discovery and Soft Granular Computing*. Chapman and Hall/CRC Press Company, Boca Raton, Londfon, New York–Washington D.C. 2004.