

Zastosowanie systemu klasyfikacyjnego do interpretacji wyników badań skrętnego ścinania gruntów

Dr hab. inż. Piotr Srokosz¹, mgr inż. Marcin Bujko², mgr inż. Anna Górską-Pawliczuk²

¹Uniwersytet Warmińsko-Mazurski w Olsztynie, Wydział Nauk Technicznych

²Uniwersytet Warmińsko-Mazurski w Olsztynie, Wydział Geodezji, Inżynierii Przestrzennej i Budownictwa

Rozwój technik przetwarzania informacji jest niezbędnym elementem doskonalenia coraz bardziej zaawansowanej technologicznie aparatury badawczej. Połączenie nowoczesnych technologii obróbki danych cyfrowych z nowoczesnymi urządzeniami badawczo-pomiarowymi, wyposażonymi w programowalne interfejsy sterujące procesami badawczymi, tworzy układy synergiczne, których możliwości są znacznie większe od możliwości poszczególnych elementów składowych danego układu. Biorąc pod uwagę fakt, że sukcesywne zwiększanie zakresu stosowalności aparatury badawczej w doświadczalnym procesie poznawczym jest koniecznym elementem rozwoju stanu wiedzy, podjęto próby adaptacji aparatu RC/TS do realizacji badań

monotonicznego skrętnego ścinania próbek gruntu. Uzyskane dane pomiarowe poddano analizie klasyfikacyjnej, której celem była filtracja użytecznej informacji związanej z właściwościami mechanicznymi badanego materiału gruntowego.

ZMODYFIKOWANA METODYKA SKRĘTNEGO ŚCINANIA

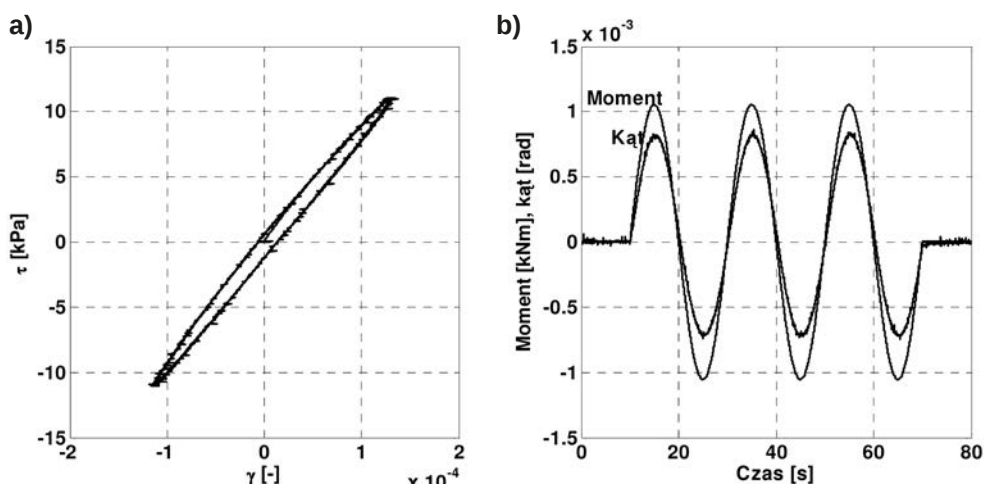
Szczegółową metodykę prowadzenia badań w aparacie RC/TS przedstawiono w [5, 6]. W niniejszym artykule przedstawiono nową technikę prowadzenia doświadczeń w aparacie

skrętnego ścinania oraz nową metodykę interpretacji uzyskiwanych wyników.

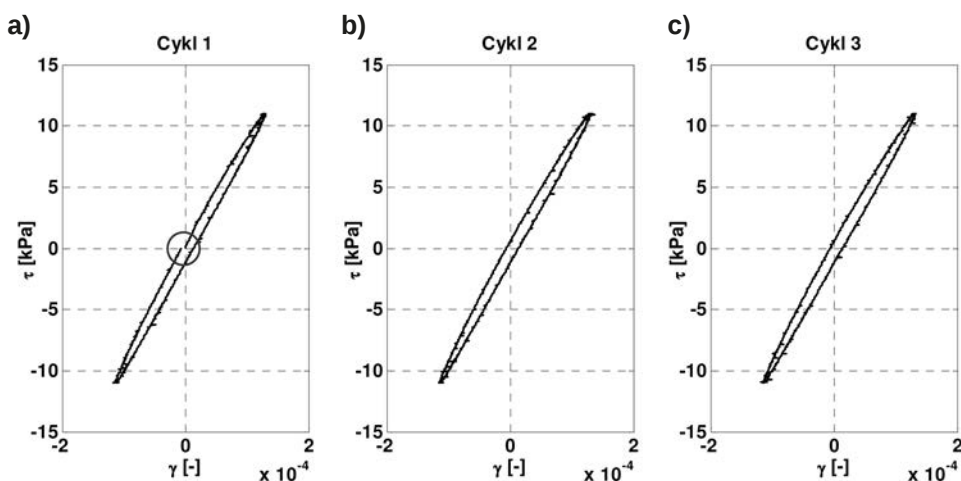
Podstawowym celem badań w aparacie RC/TS jest uzyskanie informacji na temat wartości modułów Kirchhoffa w zakresie małych odkształceń zachodzących w procesie dynamicznego obciążenia próbki gruntu momentem skręcającym o stałą amplitudzie i zmiennej częstotliwości (RC) oraz w zakresie zwiększonych odkształceń wywołanych quasi-statycznym obciążeniem momentem skręcającym o stałą częstotliwości i zmiennej amplitudzie (TS). Realizacja obu wariantów badań na jednej i tej samej próbce gruntu pozwala zaobserwować zjawisko degradacji właściwości mechanicznych gruntu na podstawie przebiegu zmian wartości modułu Kirchhoffa G w funkcji wartości odkształcenia postaciowego γ . Powszechnie uważa się, że łączenie wyników badań dynamicznych z wynikami badań quasi-statycznych jest prawidłowe [1, 4]. Pomimo ewidentnych różnic w zachowaniu się materiału gruntowego pod obciążeniami dynamicznymi o znacznych częstotliwościach (około 60 ÷ 160 Hz) i obciążeniami quasi-statycznymi, charakteryzującymi się bardzo niskimi częstotliwościami zmian amplitudy (poniżej 10 Hz, a w praktyce poniżej 0,1 Hz), stany tzw. „małych” odkształceń modeluje się numerycznie za pomocą kombinacji praw liniowej i nieliniowej sprężystości [11, 12]. Drugim, podstawowym man-

kamentem standardowej metodyki badawczej RC/TS jest założenie, że materiał gruntowy podlega jedynie lepko-sprężystym odkształceniom. Założenie to uwidacznia się, między innymi w interpretacji współczynnika tłumienia w badaniu TS, który zdefiniowany jest proporcją energii rozpraszanej przez materiał podczas cyklicznego skręcania do energii potencjalnej, kumulowanej w materiale podczas odkształceń sprężystych. Obserwacje potwierdzają jednak tezy zawarte w [2, 13], które każą rozpatrywać zachowanie sprężysto-plastyczne gruntu nawet w przypadku bardzo małych wartości odkształcenia postaciowego. Biorąc pod uwagę wymienione wyżej poważne uproszczenia w metodyce prowadzenia badań i interpretacji uzyskiwanych wyników, podjęto próbę modyfikacji techniki realizacji skrętnego ścinania próbek gruntu bez wprowadzania zmian konstrukcyjnych w aparacie RC/TS, to jest z zachowaniem pełnej, oryginalnej funkcjonalności urządzenia.

Na rys. 1 i 2 przedstawiono przykładowe wyniki badania próbki gruntu spoistego przeprowadzonego w trybie TS. Jak można zauważyć, punkt reprezentujący finalny stan po zakończeniu pierwszego cyklu ścinania (zaznaczony szarym kołem na rys. 2a) wskazuje na trwałe odkształcenie materiału próbki. Stosowanie małych częstotliwości obciążenia (np. 0,05 Hz) wyklucza znaczący wpływ lepkości na powstawanie pętli histerezy



Rys. 1. Przykładowe wyniki cyklicznego, skrętnego ścinania próbki gruntu: a) pętla histerezy, b) moment i kąt skręcenia w zakresie czasu



Rys. 2. Wizualizacja rozdzielonych cykli skrętnego ścinania próbki gruntu: a) cykl 1, b) cykl 2, c) cykl 3

– obserwacje zachowania się odciążonego materiału wskazują na powstawanie odkształceń trwałych, plastycznych.

W standardowej procedurze interpretacji wyników skrętnego ścinania próbek gruntu przewiduje się wyznaczanie wartości modułu Kirchhoffa z wartości składowej stycznej stanu naprężenia odpowiadającej maksymalnej wartości odkształcenia postaciowego próbki (zobacz [6]). Generacja małych odkształceń w aparacie RC/TS pozwala na oszacowanie wartości G bliskiej wartości początkowej G_0 , aczkolwiek uzyskanie „odpowiednio małych” odkształceń nie jest zadaniem łatwym w realizacji, chociażby ze względu na konieczność stosowania techniki licznych prób i błędów w procesie doboru wartości parametrów sterujących doświadczeniem, która prowadzi do degeneracji struktury próbki. W artykule proponuje się podejście niewymagające czasochłonnego doboru wartości parametrów obciążenia próbki, polegające na przeprowadzeniu badania w warunkach minimalnej częstotliwości oraz minimalnej liczby cykli ścinania przy zbliżonej do maksymalnej wartości amplitudy napięcia elektrycznego mającego bezpośredni wpływ na wartość amplitudy momentu skręcającego próbkę gruntu. Na rys. 3a przedstawiono wyniki badania próbki z gruntu spoistego o parametrach zestawionych w tabl. 1. Badanie przeprowadzono przy ciśnieniu w komorze wahającym się w granicach $48,9 \div 50,7$ kPa, wymuszając trzy cykle skręcania (wartość minimalna dla zastosowanego modelu RC/TS) z częstotliwością 0,01 Hz, przy napięciu elektrycznym 8 V generującym moment skręcający w elektromagnetycznym siłowniku aparatu. Rejestracja danych pomiarowych przebiegała z częstotliwością 100 Hz. Sieczne wartości modułu Kirchhoffa wyznaczone na podstawie danych z pierwszej ćwiartki pierwszego cyklu ścinania przedstawiono na rys. 3b.

Jak można zauważyć, nie jest możliwe oszacowanie wartości początkowej G metodą wartości siecznych ze względu na silne zaburzenia początkowego przebiegu zależności $\tau(\gamma)$, które nie były możliwe do usunięcia nawet po zastosowaniu trzykrotnej filtracji danych pomiarowych (funkcja $smooth(\cdot)$ w systemie Matlab, zwiększenie liczby procesów filtrowania i wygładzania do 100 nie zmieniała efektu przedstawionego na rys. 3b).

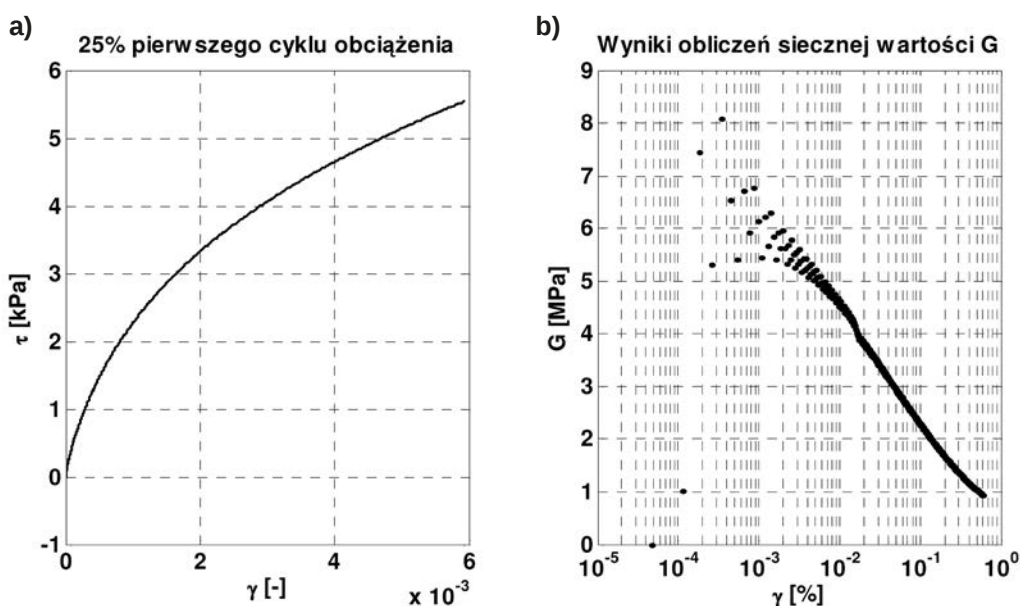
Tabl. 1. Wartości parametrów próbki gruntu użytej w badaniu skrętnego ścinania

Rodzaj gruntu	Stan gruntu	Średnica próbki	Wysokość próbki	Masa próbki
sisaCl	plastyczny	70,09 mm	131,67 mm	867,98 g

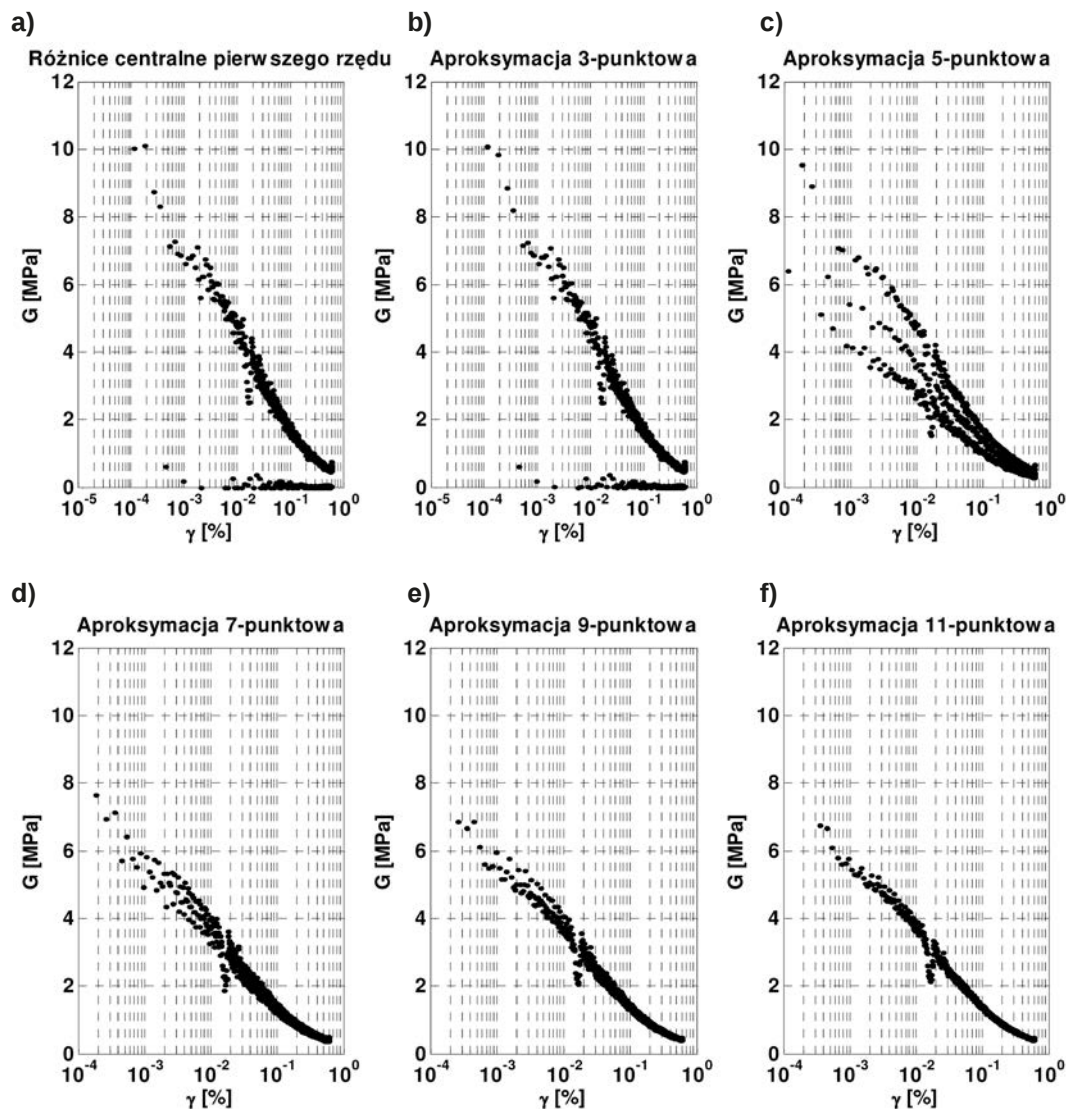
Z kolei zastosowanie lokalnej aproksymacji stycznej do funkcji $\tau(\gamma)$ (rys. 4) daje w wyniku kilka (dwie: rys. 4a-b, trzy: rys. 4c-e) zależności $G(\gamma)$, przy czym zastosowanie odpowiednio szerokiego zakresu aproksymacji (rys. 4f) daje w wyniku jednoznaczną relację $G(\gamma)$, lecz z całkowicie zatartą informacją o początkowej wartości G_0 . Propozycją rozwiązania tego problemu może być zastosowanie bezwzorcowego systemu klasyfikacyjnego do wyodrębnienia użytecznych informacji ze zbioru zależności $G(\gamma)$ wyznaczonych metodą lokalnej 3-punktowej aproksymacji wyników badań.

BEZWZORCOWY SYSTEM KLASYFIKACYJNY

Analizę zastosowania różnych odmian technik z grupy systemów uczenia maszynowego do interpretacji wyników badań geotechnicznych przedstawiono między innymi w [3, 7]. Przedstawione w [7] wyniki analiz wskazują jednoznacznie, że stosowanie zarówno binarnych odmian systemów klasyfikacyjnych LCS adaptowanych algorytmem genetycznym, jak i LCS adaptowanych algorytmem ewolucyjnym, opartym na liczbach rzeczywistych, jest rozwiązaniem bardzo efektywnym i skutecznym, a przede wszystkim bardzo obiecującym w aspekcie zastosowań praktycznych. W niniejszej artykule skoncentrowano się na klasyfikacji danych metodą bezwzorcową, opartą na klasteryzacji. Technikę klasteryzacji danych stosuje się w praktyce przetwarzania informacji od ponad 40 lat. Pierwszą próbę sformalizowania techniki klasteryzacji podjął W. E. Wright w 1973 roku [15]. W pracy wykorzystano jedną z najnowszych odmian tej techniki opartą na równaniach zaczerpniętych z mechaniki kwantowej [8, 10].



Rys. 3. Analiza fragmentu wyników skrętnego ścinania – badanie monotoniczne: a) wyniki pomiarów, b) sieczna wartość modułu Kirchhoffa



Rys. 4. Styczne wartości modułu Kirchhoffa: a) obliczone metodą różnic skończonych, b)-f) obliczone metodą lokalnej aproksymacji stycznej funkcją liniową

Klasteryzacja danych przedstawionych na rys. 4b polega na wyodrębnieniu ze zbioru punktów tych par G - γ , które stanowią najbardziej prawdopodobne zależności badanego materiału gruntowego (można ocenić wizualnie, że będzie to zbiór punktów o relatywnie największych wartościach G dla danego, wąskiego przedziału γ). Należy zaznaczyć, że „ręczna” separacja danych jest niemożliwa ze względu na znaczną liczbę punktów w zbiorze (ponad 10^3). Idea techniki klasteryzacji kwantowej polega na przyjęciu założenia, że poszczególne punkty w zbiorze danych mają właściwości zbliżone do właściwości cząstek elementarnych, zatem ich zachowanie można opisać równaniem Schrödingera w formie niezależnej od czasu [14]:

$$E \cdot \psi(X) = \left(-\frac{\sigma^2}{2} \nabla^2 + V(X) \right) \psi(X) \quad (1)$$

gdzie:

$\psi(X)$ – funkcja falowa reprezentująca wartość własną stanu systemu kwantowego,
 X – współrzędne położenia cząstki kwantowej,
 E – poziom energii (przyjmuje się takie wartości, aby w uzyskanym rozwiązaniu wartości $V(X)$ były nieujemne),
 $V(X)$ – funkcja potencjału Schrödingera,
 ∇^2 – Laplasjan,
 σ – współczynnik skali.

Funkcja falowa $\psi(\cdot)$ jest funkcją niewiadomą w tym równaniu, ale zgodnie z koncepcją kwantowej klasteryzacji przedstawioną w [10] można apriorycznie założyć jej postać i odwrócić procedurę rozwiązywania równania (1), wyznaczając wartość potencjału $V(\cdot)$ dla każdego punktu w zbiorze. Interpretacja uzyskanego rozwiązania polega na identyfikacji obszarów, w których wartości $V(\cdot)$ osiągają lokalne minima – obszary te będą wskazywać na podzbiory punktów, które należą do jednej grupy – klastra, czyli poszukiwanej relacji $G(\gamma)$. Niech funkcja falowa ma postać [10]:

$$\psi(X) = \frac{1}{N\sigma^d} \sum_{i=1}^N \kappa \left(\frac{X - X_i}{\sigma} \right) \quad (2)$$

gdzie:

N – liczba punktów w zbiorze,
 d – liczba wymiarów przestrzeni, w której zlokalizowany jest zbiór punktów X_p ,
 $\kappa(\cdot)$ – tzw. *kernel*, funkcja jądra opisująca pole wirtualnego oddziaływania cząstki-punktu, przyjmowana w najprostszej postaci w formie funkcji Gaussa [10]:

$$\kappa \left(\frac{X - X_i}{\sigma} \right) = e^{-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

Rozwiązaniem równania (1) przy założeniu postaci $\psi(\cdot)$ według (2) jest ([9, 10]):

$$V(X) = E - \frac{d}{2} + \frac{1}{2\sigma^2\psi(X)} \sum_{i=1}^N \left[(X - X_i)^T (X - X_i) e^{-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\sigma^2}} \right] \quad (4)$$

Podstawową trudnością w rozpatrywanym zadaniu jest odpowiedni dobór wartości współczynnika skali σ – pewne podpowiedzi można znaleźć w [9]. W przeprowadzonych analizach przyjęto następującą definicję współczynnika skali:

$$\sigma = \frac{\sum_i^M \sum_j^K (X_j - X_i)^2}{M(K-1)} \quad (5)$$

gdzie:

K – liczba najbliższych sąsiadów punktu X_i ,

M – liczba analizowanych punktów ze zbioru (w preliminazowych obliczeniach przyjęto: $M = N$ oraz $K = 2, 3, 5$ i 10).

Obliczenia prowadzi się w węzłach założonej siatki o oczkach w formie kwadratów, która dyskretyzuje obszar zawierający badany zbiór punktów $G(\gamma)$. Odległość między węzłami D siatki wyznacza się z zależności [10]:

$$D = \frac{\sigma^2}{2} \quad (6)$$

PRZYKŁAD ANALIZY WYNIKÓW BADANIA TS

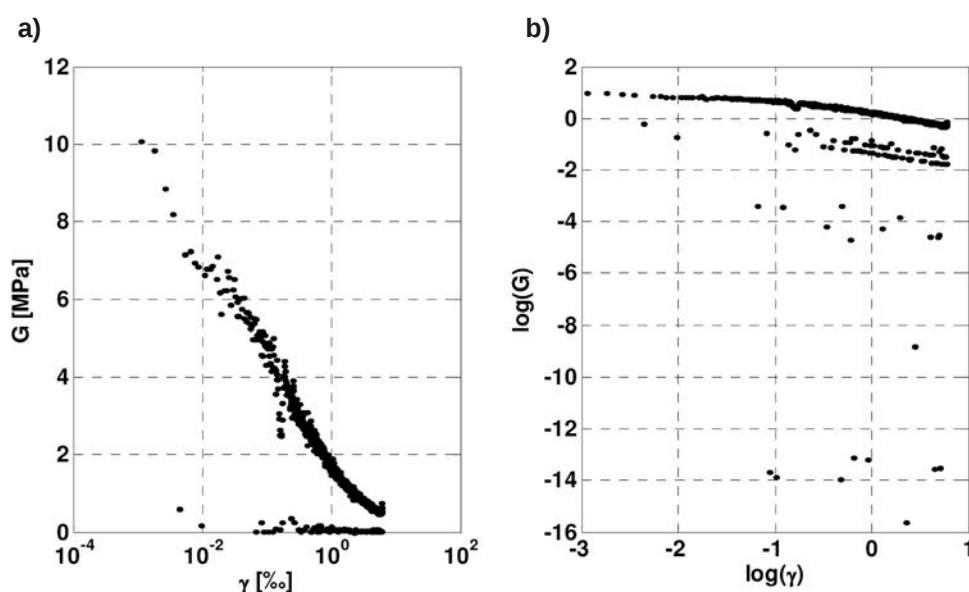
Analiza danych wykorzystująca bezwzorcowy system klasyfikacyjny może być przeprowadzana bezpośrednio na wartościach uzyskiwanych z doświadczeń. Mimo to, wyniki wieloletnich doświadczeń prowadzonych w zakresie numerycznej obróbki danych pomiarowych technikami sztucznej inteligencji wskazują wyraźnie, że efektywność tego rodzaju analiz może być znacznie zwiększona, jeśli surowe dane pomiarowe podda

się procesom wstępnego przetworzenia. Proste techniki (jak filtrowanie progowe - obcięcie czy skalowanie), stanowiące tzw. *preprocessing* danych, są w stanie usunąć ze zbioru pomiarów poważne zakłócenia, a niejednokrotnie zapobiec uzyskiwaniu w trakcie dalszych analiz rozwiązań trywialnych. W procesie wstępnego przetwarzania zminimalizowano wpływ wzajemnej proporcji wartości współrzędnych G - γ , stosując normalizację współrzędnych w formie logarytmicznego skalowania, po uprzednim usunięciu wszystkich punktów reprezentujących ujemne wartości G (filtrowanie z progiem $G=0$, rys. 5).

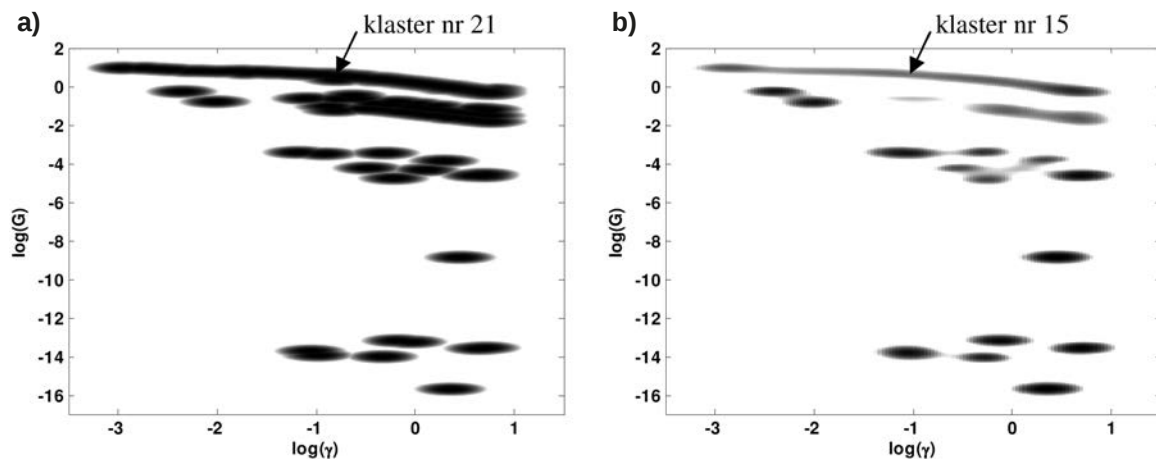
Na rys. 6 przedstawiono przykładowe wyniki klasteryzacji danych. Należy zwrócić uwagę, że przyjęcie wartości K z zakresu $2 \div 10$ nie ma znaczącego wpływu na identyfikację klastra kluczowego w celu poprawnej interpretacji uzyskanych wyników badań. Znacznie większe znaczenie ma przyjęcie wartości progowej (ang. *threshold*) funkcji potencjału V , która dzieli zdyskretyzowany obszar wartości V na zbiory identyfikujące otoczenie lokalnych minimów oraz zbiory nieistotne. Eksperymenty wykazały, że wartość progową można przyjmować w zakresie od 0,1 do 0,3% wartości maksymalnej V (pomijając oczywiście wartość $+\infty$, która licznie pojawia się w wynikach obliczeń).

Klasyfikacja klastrów polega na nadaniu wyodrębnionym obszarom zawierającym lokalne minima V rangi, zależne od przyjętego kryterium. W przeprowadzonych eksperymentach przyjęto, że kryterium klasyfikującym klastry jest pokrywanie przez nie zakres skalowanych wartości odkształceń postaciowych uzyskanych w badaniu TS (rys. 7). Dominujący cluster (nr 21 - rys. 6a i 7a, nr 15 - rys. 6b i 7b) definiuje pole klasyfikacyjne, które wydziela ze zbioru danych te punkty, które leżą w jego zasięgu – wyodrębnione pary G - γ przedstawiono na rys. 8. Należy zaznaczyć, że niezależnie od wyboru wartości parametru K , klasyfikacja i identyfikacja finalnego zbioru punktów prowadziła do wskazania tej samej grupy danych.

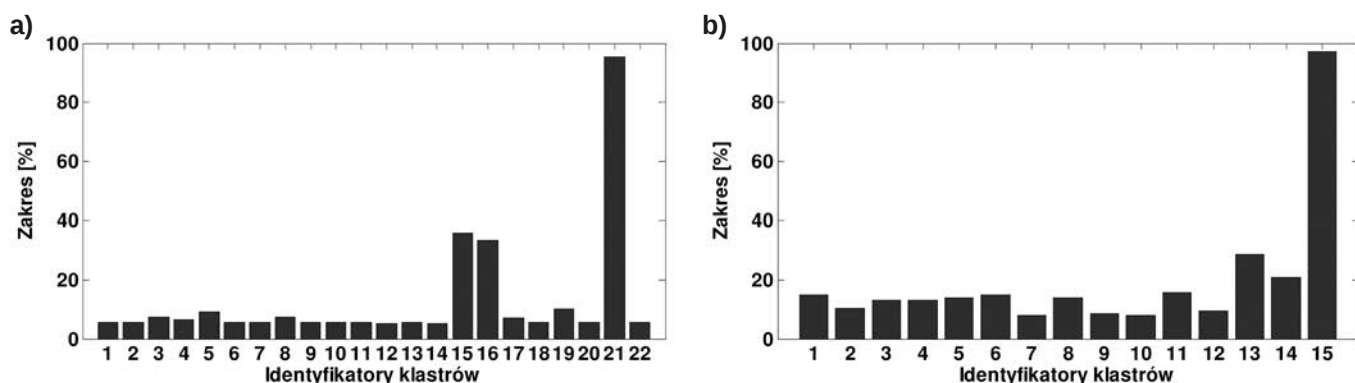
Ostatnim elementem analizy jest zastosowanie technik przetwarzania końcowego, tworzących tzw. *postprocessing* danych. Jedną z technik przetwarzania końcowego jest aproksymacja sklasyfikowanych danych przyjętą formą funkcji ciągłej w celu



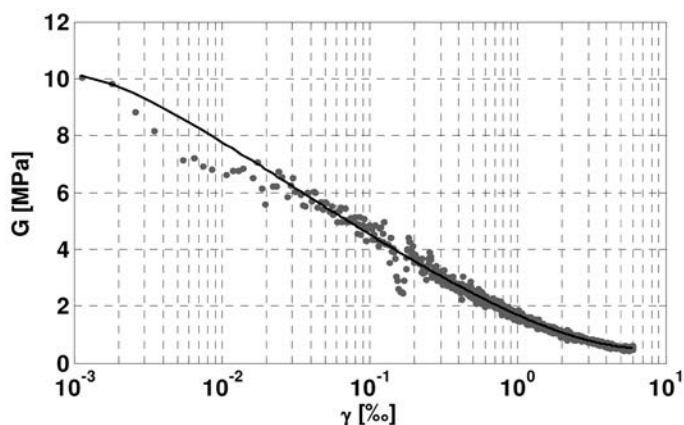
Rys. 5. Wstępnie przetworzone dane: a) po zastosowaniu operacji obcięcia, b) po logarytmicznym skalowaniu



Rys. 6. Wyniki klasteryzacji: a) $K = 2$, b) $K = 10$



Rys. 7. Wyniki klasyfikacji klastrow: a) $K = 2$, b) $K = 10$



Rys. 8. Dane wyodrębnione z dominującego klastra.

wyprowadzenia finalnej relacji G - γ . Przyjęto następującą funkcję aproksymującą punkty wyodrębnione kwantowym systemem klasyfikacyjnym:

$$G = -a_1 \log(\gamma) + a_2 \gamma^{0.5} - a_3 \gamma^{-1} + a_4 \quad (7)$$

Stosując technikę minimalizacji założonej funkcji błęd w normie kwadratowej:

$$F = \min_{a_1 \div a_4} \sum_{i=1}^n w_i (G_i + a_1 \log(\gamma) - a_2 \gamma^{0.5} + a_3 \gamma^{-1} - a_4)^2 \quad (8)$$

gdzie:

w_i – wartości wag przypisane poszczególnym punktom G_i - γ_i ,

wyznaczono stałe z warunków koniecznych istnienia lokalnego minimum analizowanego problemu:

$$\frac{\partial F}{\partial a_m} = 0, \quad m = 1, 2, 3, 4, \quad (9)$$

uzyskując następującą postać funkcji aproksymacyjnej:

$$G = -3,6113 \log(\gamma) + 1,1327 \gamma^{0.5} - 0,0013 \gamma^{-1} + 0,5636 \quad (10)$$

PODSUMOWANIE

Prezentowana w niniejszym artykule nowa metodyka prowadzenia badań w aparacie RC/TS oraz propozycja wykorzystania bezwzorcowego systemu klasyfikacyjnego do interpretacji uzyskiwanych wyników pomiarowych umożliwia całkowite zautomatyzowanie procesu wyznaczania relacji $G(\gamma)$. Dodatkową zaletą proponowanej metodyki badawczej jest możliwość jej stosowania w urządzeniach RC/TS bez wprowadzania w nich jakichkolwiek zmian konstrukcyjnych. Na szczególną uwagę zasługuje również fakt, że próbka gruntu po przeprowadzonym badaniu może być z powodzeniem wykorzystana w badaniach przewidzianych standardową procedurą RC/TS. Należy zaznaczyć, że przedstawiona analiza danych TS ma charakter przykładowego zastosowania bezwzorcowego systemu klasyfikacyjnego. System doskonale radzi sobie ze znacznie trudniejszymi zagadnieniami i będzie stosowany również do analizy danych pochodzących z innych źródeł (aparat trójosiowego ściskania, sonda CPTU, SCPT itp.).

W programie badań naukowych realizowanych w olsztyńskim ośrodku geotechnicznym przewidziano kontynuację prac analitycznych i doświadczalnych związanych z adaptacją i doskonaleniem nowoczesnych technologii informatycznych i elektronicznych w zastosowaniach ściśle związanych z mechaniką gruntów i inżynierią geotechniczną.

LITERATURA

1. Atkinson J. H.: Non-linear soil stiffness in routine design, *Geotechnique*, 50(5), 2000, 487-508.
2. Benz T.: Small strain stiffness of soils and its numerical consequences, praca doktorska Uniwersytetu w Stuttgarcie, 2007.
3. Bhattacharya B., Solomatine D. P.: Machine learning in soil classification, *Neural Networks*, 19, 2006, 186-195.
4. Dyka I.: Use of the laboratory tests of soil modulus in modelling pile behaviour, *Studia Geotechnical et Mechanica*, 34(3), 2012, 53-61.
5. Dyka I., Srokosz P. E.: Badania gruntu w aparacie skrętnego ścinania RC/TS. Część 1. *Inżynieria Morska i Geotechnika*, 6, 2012, 700-707.
6. Dyka I., Srokosz P. E.: Badania gruntu w aparacie skrętnego ścinania RC/TS. Część 2. *Inżynieria Morska i Geotechnika*, 2, 2014, 118-129.
7. Górka-Pawliczuk A., Srokosz P. E.: Możliwości zastosowania systemów klasyfikacyjnych do interpretacji wyników badań sondą CPT. *Inżynieria Morska i Geotechnika*, 2015 (w druku).
8. Liu D., Yang X., Jiang M.: A novel text classifier based on quantum computation, mat. 51 konf. Association for Computational Linguistics, Bułgaria, Sofia, 4-9 września 2013, 484-488.
9. Nasios, N., Bors A. G.: Scale estimation for kernel-based classification, proc. IEEE Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP), 2006, 217-222.
10. Nasios, N., Bors A. G.: Kernel-based classification using quantum mechanics, *Pattern Recognition*, 40, 2007, 875-889.
11. Potts D.M., Zdravkovic L.: Finite element analysis in geotechnical engineering. Theory. Thomas Telford, 1999.
12. Puzrin A.M., Burland J. B.: Non-linear model of small strain behavior of soils, *Geotechnique*, 48(2), 1998, 217-233.
13. Puzrin A. M.: Constitutive modelling in geomechanics, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2012.
14. Schrödinger E.: Quantisierung als Eigenwertproblem I, *Annalen der Physik*, 79, 1926, 361-376.
15. Wright W. E.: A formalization of cluster analysis, *Pattern Recognition* 5(3), 1973, 273-282.