

Barbara MARSZAŁ-PASZEK, Piotr PASZEK  
Uniwersytet Śląski, Instytut Informatyki

## REGUŁY NIEDETERMINISTYCZNE W SYSTEMACH DECYZYJNYCH

**Streszczenie.** W artykule przedstawiono problem generowania skróconych reguł niedeterministycznych w systemach decyzyjnych. Tego typu reguły wykorzystano do budowy klasyfikatorów regułowych. W pracy położono szczególny nacisk na sposób tworzenia skróconych reguł niedeterministycznych. Przedstawiono porównanie proponowanych metod tworzenia reguł niedeterministycznych pod względem jakości uzyskanych klasyfikatorów.

**Słowa kluczowe:** systemy decyzyjne, klasyfikatory regułowe, niedeterministyczne reguły decyzyjne, zbiory przybliżone

## NON-DETERMINISTIC RULES IN DECISION SYSTEMS

**Summary.** The short non-deterministic rules were described in the paper. This type of rules is used to build up rule-based classifiers. Special emphasis is put on the way of extraction this kind of rules. The proposed methods of such rules generation were compared in terms of the classifiers quality.

**Keywords:** decision systems, rule-based classifiers, non-deterministic decision rules, rough sets

### 1. Wstęp

W artykule przedstawiono sposób wykorzystania reguł niedeterministycznych w procesie klasyfikacji obiektów. Reguły niedeterministyczne powstają podczas skracania reguł deterministycznych, np. reguł minimalnych [4, 11] lub reguł „pełnych” – wierszy z tablicy decyzyjnej. Algorytm wyznaczania skróconych reguł niedeterministycznych jest algorytmem zachłannym. W pracy zadanie klasyfikacji rozumiane jest w następujący sposób: dla danej

tablicy decyzyjnej (systemu decyzyjnego)  $T$  [7] i nowego obiektu  $v$ , na podstawie wartości jego atrybutów warunkowych, należy określić wartość atrybutu decyzyjnego – czyli sklasyfikować obiekt  $v$ .

W pracach [14, 15] Skowron i Suraj wykazali, że reguły deterministyczne mogą być niewystarczające, aby w pełni opisać obiekty w systemie informacyjnym. W pracy [9] Moshkov i współpracownicy udowodnili, że dla dowolnego systemu informacyjnego zbiór obiektów może być opisany za pomocą reguł wzbraniających [6], które są szczególnym przypadkiem reguł niedeterministycznych. Wyniki te były zachętą do posługiwania się regułami niedeterministycznymi w procesie klasyfikacji. W pracach [8, 10] pokazano, że wykorzystanie reguł niedeterministycznych razem z regułami deterministycznymi prowadzi do zwiększenia jakości klasyfikacji wyrażanej przez współczynniki pokrycia i dokładności [1].

Niniejszy artykuł jest próbą odpowiedzi na następujące pytanie: czy wybór typu reguł deterministycznych, które będą skracane podczas generowania skróconych reguł niedeterministycznych, wpływa na jakość zbudowanych klasyfikatorów?

Artykuł składa się z 7 części. W części 2 wprowadzono podstawowe pojęcia dotyczące tablic decyzyjnych. W części 3 opisano niedeterministyczne reguły decyzyjne. Część 4 zawiera opis algorytmu tworzącego skrócone reguły niedeterministyczne dla tablicy decyzyjnej. Następnie został opisany klasyfikator wykorzystujący reguły niedeterministyczne. Wyniki badań zostały omówione w części 6. Na koniec przedstawiono wnioski wynikające z artykułu.

## 2. Tablice decyzyjne

W dalszej części przedstawiono podstawowe pojęcia z teorii zbiorów przybliżonych [7, 11] wykorzystywane w pracy.

Niech  $T = (U, A, \{d\})$  będzie tablicą decyzyjną (systemem decyzyjnym), gdzie:  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$  to skończony, niepusty zbiór obiektów,  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$  to niepusty, skończony zbiór atrybutów warunkowych,  $d \notin A$  to atrybut decyzyjny.  $V_d(T)$  oznacza zbiór wartości atrybutu decyzyjnego, a  $V_A(T)$  zbiór wartości atrybutów warunkowych.

Deskryptor (formuła elementarna) to wyrażenie o postaci  $(a = v)$ , gdzie  $a \in A, v \in V_a$ . Uogólniony deskryptor to formuła postaci  $a \in V$ , gdzie  $a \in A, V \subseteq V_a$ .

Wzorzec w tablicy decyzyjnej rozumiany jest jako koniunkcja pewnej liczby deskryptorów atrybutów warunkowych [8]. Dla tablicy decyzyjnej  $T$  wzorzec można dokładniej przedstawić jako:

$$(a_{j_1} = b_1) \wedge \dots \wedge (a_{j_t} = b_t), \quad (1)$$

gdzie:  $a_{j_i} \in A, b_i \in V_A, i = 1, \dots, t$ .

Powiemy, że obiekt  $x$  pasuje do danego wzorca, jeżeli  $a_{j_i}(x) = b_i$  dla  $j_i$ , gdzie  $i \in \{1, \dots, t\}$ .

### 3. Reguły niedeterministyczne

W klasyfikatorach regułowych zwykle wykorzystywane są reguły deterministyczne. W sposób jak najbardziej ogólny regułą deterministyczną dla tablicy decyzyjnej  $T$  możemy zapisać jako:

$$(a_{j_1} \in V_{j_1}) \wedge \dots \wedge (a_{j_t} \in V_{j_t}) \Rightarrow (d = c), \quad (2)$$

gdzie:  $a_{j_i} \in A, V_{j_i} \subseteq V_A, i = 1, \dots, t, c \in V_d$ .

Jednak najczęściej w systemach z bazą wiedzy w postaci regułowej, z uwagi na łatwość implementacji algorytmów wnioskowania, wykorzystywane są reguły w postaci klauzul Horna, tzn. reguły, w których w części warunkowej występuje koniunkcja pewnej liczby deskryptorów. Reguły te można zapisać jako:

$$(a_{j_1} = b_1) \wedge \dots \wedge (a_{j_t} = b_t) \Rightarrow (d = c), \quad (3)$$

gdzie:  $a_{j_i} \in A, b_i \in V_A, i = 1, \dots, t, c \in V_d$ .

Jednak nie dla wszystkich systemów decyzyjnych reguły deterministyczne są wystarczające [14, 15]. Wówczas można zastosować reguły niedeterministyczne [6, 8]. W sposób jak najbardziej ogólny reguły niedeterministyczne [5] dla tablicy decyzyjnej  $T$  możemy przedstawić jako:

$$(a_{j_1} \in V_{j_1}) \wedge \dots \wedge (a_{j_t} \in V_{j_t}) \Rightarrow (d = c_1) \vee \dots \vee (d = c_s), \quad (4)$$

gdzie:  $a_{j_i} \in A, V_{j_i} \subseteq V_A, i = 1, \dots, t, \emptyset \neq \{c_1, \dots, c_s\} \subseteq V_d$ .

Z uwagi na użycie reguł niedeterministycznych w systemach decyzyjnych, ograniczono się do reguł, w których w części warunkowej występują deskryptory, tzn. do reguł o postaci:

$$(a_{j_1} = b_1) \wedge \dots \wedge (a_{j_t} = b_t) \Rightarrow (d = c_1) \vee \dots \vee (d = c_s), \quad (5)$$

gdzie:  $a_{j_i} \in A, b_i \in V_A, i \in \{1, \dots, t\}$  oraz  $\emptyset \neq \{c_1, \dots, c_s\} \subseteq V_d$ .

Jak widać, część warunkowa reguły niedeterministycznej to wzorzec.

Teraz wprowadzimy pewne oznaczenia dotyczące reguł niedeterministycznych, zgodnie z [5]. Jeśli  $r$  jest regułą niedeterministyczną o postaci (5), to  $lh(r)$  oznacza część warunkową

reguły (lewa strona reguły), a  $rh(r)$  jej część decyzyjną (prawa strona reguły).  $|S|$  oznacza moc (liczbę elementów) zbioru  $S$ . Jeśli  $w$  jest koniunkcją deskryptorów (wzorcem), to  $\|w\|_T$  oznacza zbiór wszystkich obiektów z tablicy decyzyjnej  $T$ , pasujących do  $w$ . W dalszych rozważaniach, dla uproszczenia, zamiast  $\|w\|_T$  będziemy pisali  $\|w\|$ .

Aby ocenić jakość reguł, użyto współczynników zwanych wsparciem (ang. *support*) i zaufaniem (ang. *confidence*) reguły [1] oraz wsparcie w postaci znormalizowanej [5].

Dla reguły decyzyjnej  $r$  i tablicy decyzyjnej  $T$  wsparcie jest definiowane jako:

$$supp(r) = \|\|lh(r)\| \cap \|rh(r)\|\|, \quad (6)$$

zaufanie jako:

$$conf(r) = \frac{\|\|lh(r)\| \cap \|rh(r)\|\|}{\|\|lh(r)\|\|}, \quad (7)$$

a znormalizowane wsparcie jako:

$$norm\_supp_T(r) = \frac{supp(r)}{\sqrt{|V(r)|}}. \quad (8)$$

#### 4. Algorytm wyliczania skróconych reguł niedeterministycznych

W niniejszej części opisano algorytm tworzenia reguł niedeterministycznych. Reguły te powstają podczas skracania reguł deterministycznych, stąd ich nazwa – skrócone reguły niedeterministyczne (SNR, ang. *shortened nondeterministic rules*), zgodnie z zasadą minimalnego opisu (ang. *minimum description length*) [12].

SNR powstają przez usuwanie (skracanie) pewnych deskryptorów z części warunkowej reguł deterministycznych, np.: reguł minimalnych tworzonych z użyciem systemu RSES [13], reguł powstających z reduktów lokalnych lub globalnych, z wykorzystaniem biblioteki RSES-lib [3] lub Debella [17], lub „reguł pełnych” - wierszy z tablicy decyzyjnej.

Algorytm tworzy reguły o dużym wsparciu oraz małej liczbie wartości w stosunku do liczby wszystkich wartości atrybutu decyzyjnego w części decyzyjnej reguły. Parametrem algorytmu jest  $\alpha$ , które oznacza minimalne zaufanie skróconych reguł niedeterministycznych.

Algorytm tworzenia zbioru reguł SNR przedstawiony jest w dalszej części artykułu.

---

 Algorytm zachłanny do wyznaczania reguł skróconych  $Rule_{SNR}$ 


---

Wejście:

- $T$  – tablica decyzyjna,  
 $Rule_D$  – reguły deterministyczne dla  $T$ ,  
 $\alpha \in [0.5, 1]$  – parametr minimalnego zaufania reguł.

Wyjście:

zbiór skróconych reguł niedeterministycznych  $Rule_{SNR}$  dla  $T$ .**begin** $Rule_{SNR} \leftarrow \emptyset;$ **for**  $R \in Rule_D$  //  $R : W \rightarrow (d = v), W = D_1 \wedge D_2 \wedge \dots \wedge D_m, v \in V_d$    $Stop \leftarrow false;$    $\lambda_R \leftarrow \text{supp}(R);$   **repeat**    **for**  $D_i \in W$  // dla każdego deskryptora (atrybutu warunkowego) w  $W$        $W^i \leftarrow D_1 \wedge \dots \wedge D_{i-1} \wedge D_{i+1} \wedge \dots \wedge D_m;$        $\theta = \{v \in V_d : \exists x \in \|W^i\|, d(x) = v\};$       Posortować  $\theta$ ; // ze względu na liczności klas decyzyjnych      Wybór  $\theta_i \subseteq \theta$  tak, aby  $\text{conf}(W^i \rightarrow \theta_i) \geq \alpha$ ; // wybór zachłanny       $\lambda_{W^i} \leftarrow \text{norm\_supp}(W^i \rightarrow \theta_i);$     **endfor**;     $\lambda_{\max} \leftarrow \max\{\lambda_{W^i}\};$      $R_{\max} \leftarrow \{W^{i_{\max}} \rightarrow \theta_i\};$     **if**  $\lambda_{\max} \geq \lambda_R$       **then**  $R \leftarrow R_{\max}; \lambda_R \leftarrow \lambda_{\max};$       **else**  $Stop \leftarrow true;$     **endif**;  **until**  $Stop;$    $Rule_{SNR} \leftarrow Rule_{SNR} \cup \{R\};$   **endfor**;**end**;

---

Korzystając z tego algorytmu, dla tablicy decyzyjnej  $T$  można wyznaczyć zbiór skróconych reguł niedeterministycznych ( $Rule_{SNR}$ ) oraz, po zdefiniowaniu metody klasyfikacji wykorzystującej reguły niedeterministyczne, można eksperymentalnie określić jakość takiej klasyfikacji.

## 5. Klasyfikator wykorzystujący reguły deterministyczne i niedeterministyczne

Klasyfikator regułowy zbudowano na podstawie zbioru reguł deterministycznych ( $Rule_D$ ) oraz zbioru skróconych reguł niedeterministycznych ( $Rule_{SNR}$ ).

Proces klasyfikacji dla nowego obiektu  $v$  i tablicy decyzyjnej  $T$  przeprowadzony jest następująco:

1. Wyznaczenie zbioru reguł deterministycznych  $Rule_D$  dla tablicy  $T$ .
2. Wyznaczenie zbioru skróconych reguł niedeterministycznych  $Rule_{SNR}$  dla  $T$  i  $Rule_D$ .
3. Wybór wartości atrybutu decyzyjnego dla  $v$  na podstawie  $Rule_D$  oraz  $Rule_{SNR}$ :
  - a. Wybór pojedynczej wartości decyzji  $c \in V_d(T)$  przy wykorzystaniu standardowego głosowania [4] dla obiektu  $v$  i reguł deterministycznych  $Rule_D$ .
  - b. Wybór zbioru wartości atrybutu decyzyjnego  $V(r) \subseteq V_d(T)$  przy wykorzystaniu głosowania na wzorce [8] dla obiektu  $v$  i reguł skróconych  $Rule_{SNR}$ .
  - c. Rozstrzygnięcie konfliktów między wyborem dla reguł skróconych i reguł niedeterministycznych (określenie pojedynczej wartości atrybutu decyzyjnego dla  $v$ ), dokonane na podstawie strategii wykluczającej [8].

W strategii wykluczającej dla obiektu  $v$ , decyzji  $c \in V_d(T)$  (wyznaczonej przez standardowe głosowanie na reguły deterministyczne  $Rule_D$ ) oraz zbioru decyzji  $V(r) \subseteq V_d(T)$  (wyznaczonej przez głosowanie na skrócone reguły niedeterministyczne  $Rule_{SNR}$ ) wybór wartości atrybutu decyzyjnego dla  $v$  odbywa się w następujący sposób:

1. Jeżeli  $c \in V(r)$  (brak konfliktu), wtedy jako wynik klasyfikacji wybierz decyzję  $c$ .
2. Jeżeli  $c \notin V(r)$  (konflikt), wtedy, jeśli nośnik dla decyzji  $c$  jest większy niż nośnik dla reguły niedeterministycznej  $r$ , to wybierz decyzję  $c$ ; w przeciwnym wypadku wybierz pojedynczą decyzję z reguły niedeterministycznej  $e \in V(r)$  o maksymalnym nośniku.
3. Jeśli  $V(r) = \emptyset$ , wtedy jako wynik klasyfikacji wybierz decyzję  $c$ .
4. Jeśli  $V(r) \neq \emptyset$ , wtedy jako wynik klasyfikacji wybieramy pojedynczą wartość atrybutu decyzyjnego  $e \in V(r)$  o maksymalnym nośniku.
5. W innym przypadku obiekt  $v$  nie jest sklasyfikowany.

W ten sposób zdefiniowano klasyfikator regułowy wykorzystujący reguły niedeterministyczne. Używając zdefiniowanego wcześniej klasyfikatora razem z algorytmem generowania skróconych reguł niedeterministycznych, dla tablicy decyzyjnej  $T$  oraz nowego obiektu  $v$  można sklasyfikować obiekt  $v$ .

## 6. Eksperymenty z danymi

Algorytm wyznaczania skróconych reguł niedeterministycznych ma wielomianową złożoność obliczeniową ze względu na liczbę obiektów i liczbę atrybutów w tablicy decyzyjnej. Algorytm, tworzenia reguł minimalnych z biblioteki RSESlib, ma wykładniczą złożoność obliczeniową ze względu na liczbę atrybutów. Aby zmniejszyć czasową złożoność obliczeniową całego procesu tworzenia reguł niedeterministycznych, łącznie z generowaniem reguł deterministycznych, które są wymagane na wejściu algorytmu tworzenia reguł skróconych, należałoby użyć reguł deterministycznych innych niż minimalne. W związku z tym trzeba wybrać algorytm tworzenia reguł deterministycznych z tablicy decyzyjnej o złożoności co najwyżej wielomianowej. Jako zbioru reguł deterministycznych można użyć reguł pełnych, to znaczy wierszy z tablicy decyzyjnej. W algorytmie tworzenia reguł skróconych zastąpienie reguł minimalnych regułami pełnymi powoduje natychmiastowe obniżenie złożoności obliczeniowej do poziomu wielomianowego dla całego procesu generowania skróconych reguł niedeterministycznych.

We wcześniejszych badaniach (patrz praca [10]) przeprowadzono eksperymenty porównujące jakość zaproponowanych klasyfikatorów regułowych opartych na regułach niedeterministycznych na danych z repozytorium uczenia maszynowego UCI [2]. Wykazano, że wykorzystanie reguł niedeterministycznych do budowy modelu klasyfikacji przyczynia się do zwiększenia jakości takiego klasyfikatora.

Pojawia się jednak następujące pytanie: czy wybór typu reguł deterministycznych, które będą skracane podczas generowania skróconych reguł niedeterministycznych, wpływa na jakość zbudowanych klasyfikatorów? A dokładniej, czy zastąpienie reguł minimalnych pełnymi wpłynie na jakość klasyfikatora wykorzystującego reguły niedeterministyczne?

Aby otrzymać odpowiedź na te pytania, przeprowadzono eksperymenty na danych z repozytorium uczenia maszynowego UCI, porównując jakość klasyfikacji dwóch klasyfikatorów regułowych.

W pierwszym klasyfikatorze, oznaczonym w tabeli 1, w kolumnie NDR jako (a), reguły niedeterministyczne powstawały przez skracane reguł minimalnych. Drugi klasyfikator, oznaczony w tabeli 1, w kolumnie NDR jako (b), używał reguł niedeterministycznych utworzonych przez skracane reguł pełnych.

W trakcie klasyfikacji wyznaczano dokładność klasyfikacji (ang. *accuracy*) i pokrycie (ang. *coverage*) [16]. Jakość klasyfikacji była wyznaczana jako iloczyn dokładności oraz pokrycia (oznaczenie w tabeli 1 jako  $acc*cov$ ). Jest to stosunek liczby poprawnie sklasyfikowanych obiektów do liczby wszystkich klasyfikowanych obiektów.

Tabela 1

Porównanie jakości klasyfikacji dla reguł SNR tworzonych z reguł minimalnych i reguł pełnych

Tablica decyzyjna		NDR	miernik klasowy	$\alpha$ (pokrycie)					
Nazwa	#dec			1,0	0,9	0,8	0,7	0,6	0,5
Balance Scale	3	(a)	acc*cov	80,00	82,13	82,10	80,91	79,97	77,09
			mrd	1,44	2,13	2,10	2,35	2,37	1,79
		(b)	acc*cov	79,46	<b>82,18</b>	82,16	80,96	79,84	77,10
			mrd	1,82	2,34	2,32	2,56	2,56	1,90
Iris	3	(a)	acc*cov	87,07	86,33	83,87	81,60	80,80	80,80
			mrd	7,07	11,67	10,53	9,07	9,87	11,47
		(b)	acc*cov	<b>88,73</b>	87,87	87,00	85,53	85,33	85,20
			mrd	7,40	10,53	9,67	9,53	9,33	10,53
Iris (dyskr.)	3	(a)	acc*cov	94,13	93,20	92,40	88,53	87,87	86,33
			mrd	4,80	5,47	12,40	11,20	10,53	10,33
		(b)	acc*cov	<b>94,20</b>	94,00	93,40	88,87	88,20	87,80
			mrd	4,87	4,67	10,73	11,53	10,87	9,13
Lymphography	8	(a)	acc*cov	37,47	37,47	37,47	37,47	37,47	37,47
			mrd	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8
		(b)	acc*cov	37,47	37,47	37,47	37,47	37,47	37,47
			mrd	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8	3,8
Post-operative	3	(a)	acc*cov	65,67	65,67	65,67	67,67	68,78	<b>69,22</b>
			mrd	3,44	3,44	3,44	5,44	3,22	2,56
		(b)	acc*cov	65,67	65,67	65,67	66,89	69,11	69,11
			mrd	3,44	3,44	3,44	4,67	2,44	2,44
Zoo	7	(a)	acc*cov	83,07	83,07	84,26	85,45	86,34	86,44
			mrd	3,07	4,06	2,87	2,67	3,17	3,27
		(b)	acc*cov	83,07	83,37	84,36	85,64	86,34	<b>86,53</b>
			mrd	3,07	3,76	2,77	2,48	3,17	3,37

(a) – reguły skracane z reguł minimalnych

(b) – reguły skracane z reguł pełnych

W tabeli 1 zawarto wyniki otrzymane metodą 5-krotnej krzyżowej walidacji dla dwóch klasyfikatorów: (a) i (b). Podczas generowania reguł skróconych używano różnych wartości parametru  $\alpha$ . Ponadto wyznaczano maksymalne odchylenie względne (mrd - ang. *maximal relative deviation*), czyli maksymalne procentowe odchylenie od średniej.

W wierszach oznaczonych jako *acc\*cov* zapisana jest (procentowo) średnia arytmetyczna wartość z 20 uruchomień 5-krotnej krzyżowej walidacji. W wierszach oznaczonych jako *mrd* zapisano (procentowo) maksymalne odchylenie względne.

Jakość klasyfikacji obu klasyfikatorów, rozumiana jako procent poprawnie sklasyfikowanych obiektów, jest porównywalna. Różnice nie przekraczają dziesiątych procenta.

Dla czterech spośród sześciu baz (Balance Scale, Iris x 2, Zoo) klasyfikator wykorzystujący reguły niedeterministyczne, tworzone z reguł pełnych, był minimalnie lepszy. Dla jednej



tablicy decyzyjnej Lymphography wyniki obu klasyfikatorów były identyczne. Dla tablicy decyzyjnej Post-operative zastosowanie reguł niedeterministycznych, skracanych z reguł minimalnych, dało niewiele lepszy rezultat (0,1%) niż wykorzystanie reguł niedeterministycznych tworzonych z reguł pełnych. Maksymalne odchylenie względne obu klasyfikatorów było bardzo zbliżone.

## 7. Wnioski

W artykule opisano algorytm indukcji skróconych reguł niedeterministycznych z tablicy decyzyjnej. Ponadto przedstawiono klasyfikator regułowy – metodę wykluczającą – wykorzystujący reguły niedeterministyczne.

Opisany algorytm jest algorytmem zachłannym o złożoności wielomianowej, jednak wymaga on reguł deterministycznych, które następnie są skracane. Do tej pory używano reguł minimalnych jako zestawu reguł deterministycznych. Niestety algorytm tworzenia reguł minimalnych z tablicy decyzyjnej ma wykładniczą czasową złożoność obliczeniową.

W artykule wykazano eksperymentalnie, że zastąpienie reguł minimalnych regułami pełnymi w algorytmie generacji skróconych reguł niedeterministycznych nie obniża (a niekiedy nieznacznie polepsza) jakość klasyfikacji klasyfikatora, wykorzystującego reguły niedeterministyczne.

## BIBLIOGRAFIA

1. Agrawal R., Imielinski T., Swami A.: Mining Association Rules Between Sets of Items in Large Databases. Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, ACM Press, Washington, D.C., New York 1993, s. 207÷216.
2. Asuncion A., Newman D. J.: UCI Machine Learning Repository. University of California, Irvine, School of Information and Computer Sciences, 2007.
3. Bazan J. G., Szczuka M. S.: RSES and RSESlib – A Collection of Tools for Rough Set Computations. Rough Sets and Current Trends in Computing, Springer-Verlag, London 2000, s. 106÷113.
4. Bazan J. G., Szczuka M. S., Wojna A., Wojnarski M.: On the Evolution of Rough Set Exploration System. LNAI, Vol. 3066, Springer, Heidelberg 2004, s. 592÷601.

5. Delimata P., Marszał-Paszek B., Moshkov M., Paszek P., Skowron A., Suraj Z.: Comparison of Some Classification Algorithms Based on Deterministic and Nondeterministic Decision Rules. *Transactions on Rough Sets XII*, LNCS, Vol. 6190, Springer, Heidelberg 2010, s. 90÷105.
6. Delimata P., Moshkov M., Skowron A., Suraj Z.: Inhibitory Rules in Data Analysis: A Rough Set Approach. *Studies in Computational Intelligence*, Vol. 163, Springer, Heidelberg 2009.
7. Komorowski J., Pawlak Z., Polkowski L., Skowron A.: Rough sets: A tutorial. *Rough-Fuzzy Hybridization: A New Trend in Decision-Making*. Springer-Verlag, Singapore 1999, s. 3÷98.
8. Marszał-Paszek B., Paszek P., Wakulicz-Deja A.: Classification Algorithms Based on Template's Decision Rules. *Advances in Intelligent and Soft Computing*, Vol. 59, Springer-Verlag 2009, s. 321÷325.
9. Moshkov M., Skowron A., Suraj Z.: Maximal consistent extensions of information systems relative to their theories. *Information Sciences*, Vol. 178 (12), 2008, s. 2600÷2620.
10. Paszek P., Marszał-Paszek B.: Deterministic and Nondeterministic Decision Rules in Classification Process. *Journal of Medical Informatics and Technologies*, Vol. 15, 2010, s. 87÷92.
11. Pawlak Z.: *Rough Sets: Theoretical aspects of reasoning about data*. Kluwer Academic Publishers, Boston 1991.
12. Rissanen J.: Modeling by Shortest Data Description. *Automatica*, Vol. 14, 1978, s. 465÷471.
13. Rough Set Exploration System: <http://logic.mimuw.edu.pl/rses/>.
14. Skowron A., Suraj Z.: Rough sets and concurrency. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences*, Vol. 41 (3), 1993, s. 237÷254.
15. Suraj Z.: Some Remarks on Extensions and Restrictions of Information Systems. *Springer, LNCS*, Vol. 2005, Heidelberg 2001, s. 204÷211.
16. Tsumoto S.: Accuracy and Coverage in Rough Set Rule Induction. *LNAI*, Vol. 2475, Springer-Verlag, Berlin-Heidelberg 2002, s. 373÷380.
17. Wojnarski M.: Debllor: a data mining platform with stream architecture. *Transactions on Rough Sets IX*, Springer-Verlag, Berlin-Heidelberg 2008, s. 405÷427.

## Abstract

The inspiration to address the non-deterministic rules was the publications of Skowron and Suraj [14, 15]. They showed that there exist such decision systems, that the set of objects can't be described by deterministic rules. Moshkov et al. [9] showed that for any information system, the set of objects can be described by non-deterministic rules. These results inspired us to use the non-deterministic rules in the classification process.

Hence, short non-deterministic decision rules are of the form (5). Thus, the algorithm searching for these kind of non-deterministic rules with sufficiently large support (6) and relatively small sets of decisions defined by the right hand sides of such rules was proposed by Paszek and Marszał-Paszek in [10]. Now, in this paper the following question has been pointed out: does the choice of the type of deterministic rules, which will be shortened when generating short non-deterministic rules, affect the quality of built classifiers?

Thus, the simple classifier was constructed, which uses the set of short non-deterministic rules. Two methods of generation such rules have been used in experimental studies. One is based on shorting minimal rules in a sense of RSES system [4]. Second is based on shorting the whole rows from the decision table. These two methods were compared in a sense of improving the classification quality.

We have performed experiments on decision tables from UCI Machine Learning Repository [2] using proposed classification algorithms. In evaluation of the accuracy of classification algorithms on a decision tables, the 5-fold cross-validation method was used. On testing sets the accuracy and the coverage factor were calculated [1].

The results of the experiments are included in Table 1. For all decision tables the classification quality was better for the proposed classification algorithm, which based on the whole rows. So, the use of minimal rules is not necessary for the construction of short non-deterministic rules. This is very important for the algorithm time complexity, and gives us possibility to use our method for large data sets.

## Adresy

Barbara MARSZAŁ-PASZEK: Uniwersytet Śląski, Instytut Informatyki, ul. Będzińska 39, 41-200 Sosnowiec, Polska, barbabra.marszal-paszek@us.esu.pl.

Piotr PASZEK: Uniwersytet Śląski, Instytut Informatyki, ul. Będzińska 39, 41-200 Sosnowiec, Polska, piotr.paszek@us.esu.pl.