Algorytm indukcji reguł decyzyjnych oparty na modelu EAV

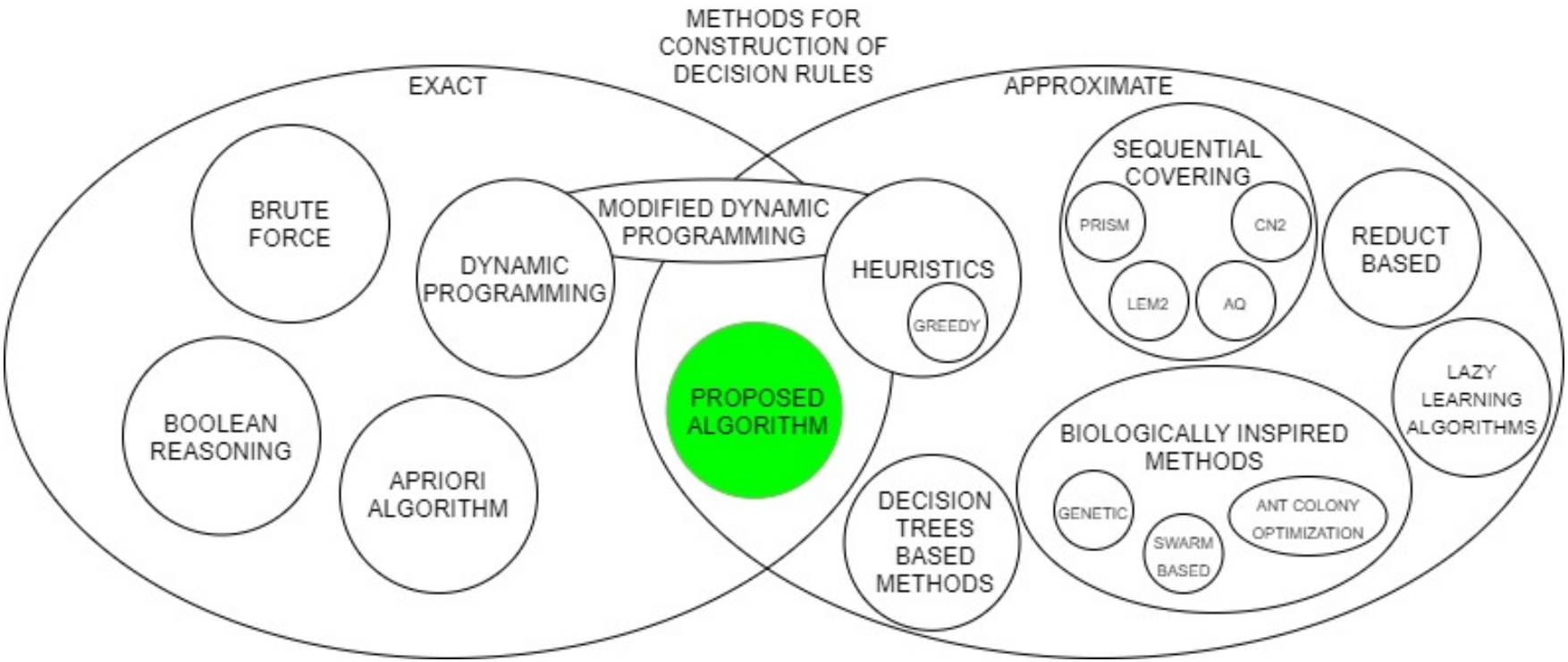
Krzysztof Żabiński

Uniwersytet Śląski
Wydział Nauk Ścisłych i Technicznych
Instytut Informatyki

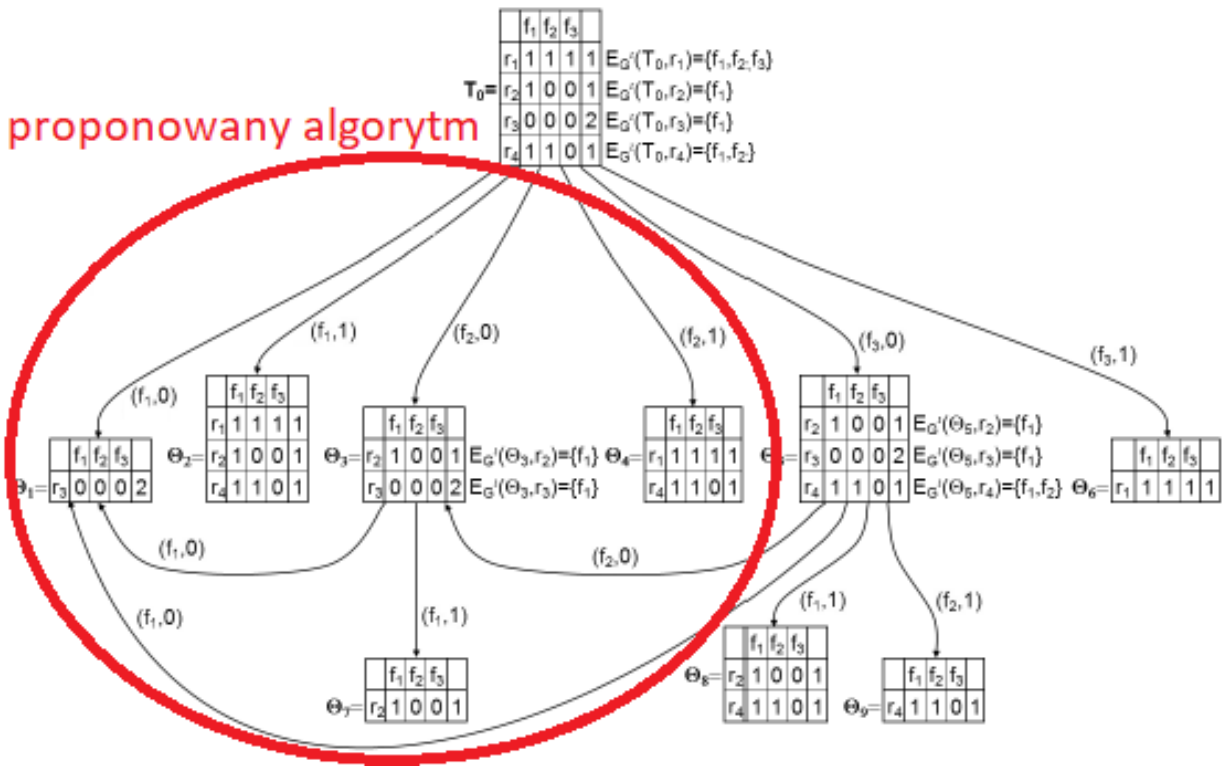
2021

Spis treści

Podejścia do generowania reguł



Umiejscowienie algorytmu wzgledem istniejacych metod



Model EAV

Proponowane podejście generowania reguł decyzyjnych jest oparte na reprezentacji tablicy decyzyjnej w postaci EAV (entity-attribute-value), które pojawia się w literaturze[1]. W każdym wierszu tabeli w postaci EAV wykorzystanej w podejściu znajduje się:

- nazwa atrybutu,
- wartość atrybutu,
- wartość atrybutu decyzyjnego,
- numer wiersza w oryginalnej tabeli decyzyjnej.

[1] Kowalski, M.; Stawicki, S. SQL-Based Heuristics for Selected KDD Tasks over Large Data Sets. Proceedings of the Federated Conference on Computer Science and Information Systems. IEEE, 2012, pp. 303–310.

Model EAV & SQL

Reprezetacja tablicy decyzyjnej w postaci EAV jest bardzo użyteczna z punktu widzenia wykorzystania bazy danych do generacji reguł decyzyjnych.
RDBMS są dobrym wyborem do analizy dużych zbiorów danych - odpowiednia optymalizacja.

```
CREATE TABLE eav
(
    id serial primary key,
    attribute character varying,
    value character varying,
    decision character varying,
    row bigint
);
```

Rysunek: Komenda SQL tworząca tabelę EAV w PostgreSQL użyta do implementacji proponowanego algorytmu.

Podstawowa wersja proponowanego algorytmu

Proponowany algorytm składa się z 3 podstawowych etapów:

- przekształcenie wejściowej tablicy decyzyjnej do postaci eav,
- stworzenie rankingu atrybutów,
- generowanie reguł decyzyjnych;

Pseudokod algorytmu

Algorithm 1 Pseudokod algorytmu generującego reguły decyzyjne dla tablicy decyzyjnej T.

Input: Input decision table T, number p of best attributes to be taken into consideration.
Output: Set of decision rules R

represent T as entity–attribute–value (EAV) form with separate decision;
represent each attribute's value in a discrete numerical form;
obtain attributes' standard deviation per decision class.
take p number of attributes of largest STD—in a descending order;
from T in EAV form select sets v of unique values (including decision) of attributes grouped per decision table's rows;
while there exist sets v_i in v not marked as processed **do**
    generate one-item v_i' set with initial value from v_i which corresponds to creation of separable subtable $T' = T(f_i, a_i)$;
    set v_i is not processed;
    while iterations number $<$ $sizeof(v_i)$ OR separable subtable is not degenerate **do**
        extend v_i' by supplying it with the subsequent element from v_i which corresponds to next partition of T';
    end while
    generate decision rule basing on the values of attributes from v_i' (consequent is the most common decision for T' corresponding to v_i');
    supply the set R with the newly created rule;
    set v_i being processed.
end while

Ranking atrybutów

Ranking atrybutów jest tworzony na podstawie obliczania odchylenia standardowego względem każdego atrybutu w ramach klasy decyzyjnej, korzystając z polecenia:

```
SELECT attribute, STDDEV(average_value) AS quality FROM
(
    SELECT e.attribute, e.decision, AVG(v.id) AS average_value
    FROM eav e JOIN values v ON e.value = v.value
    GROUP BY attribute, decision
) attribute_average_values
GROUP BY attribute
ORDER BY quality DESC;
```

Rysunek: Komenda SQL obliczająca std dla każdego atrybutu.

Algorytm ze zautomatyzowanym wyborem atrybutów

Algorytm ze zautomatyzowanym wyborem atrybutów różni się od wersji podstawowej funkcją tworzenia rankingu atrybutów.
Tworzenierankingu atrybutów:

1. obliczenie std per klasa decyzyjna dla każdego atrybutu (w języku SQL grupowanie po atrybucie i klasie decyzyjnej),
2. obliczenie std per klasa decyzyjna dla wszystkich wartości atrybutów z tabeli EAV (w języku SQL grupowanie tylko po klasie decyzyjnej) - jest to możliwe ze względu na zastosowanie jednorodnych numerycznych odpowiedników dla wartości każdego atrybutu,
3. przygotowanie rozkładu skumulowanego dla std ad.1 i dla std ad.2,
4. wybór atrybutów, dla których krzywa rozkładu przyrasta wolniej niż krzywa wspólna dla std ad.2.

Przykład - podstawowa wersja algorytmu - model EAV

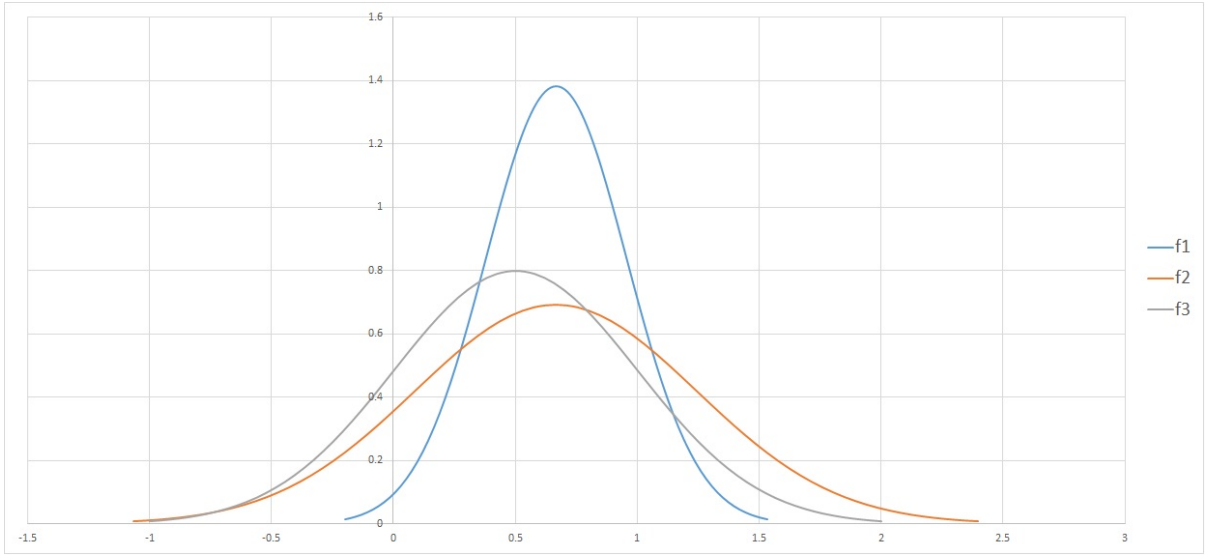
Exemplary decision table

f_1	f_2	f_3	d
1	1	1	1
0	1	0	2
1	1	0	2
0	0	1	3
1	0	0	3

Exemplary decision table in EAVD model

attribute	value	decision	row
f1	1	1	1
f2	1	1	1
f3	1	1	1
f1	0	2	2
f2	1	2	2
f3	0	2	2
f1	1	2	3
f2	1	2	3
f3	0	2	3
f1	0	3	4
f2	0	3	4
f3	1	3	4
f1	1	3	5
f2	0	3	5
f3	0	3	5

Przykład c.d.



Exemplary decision table

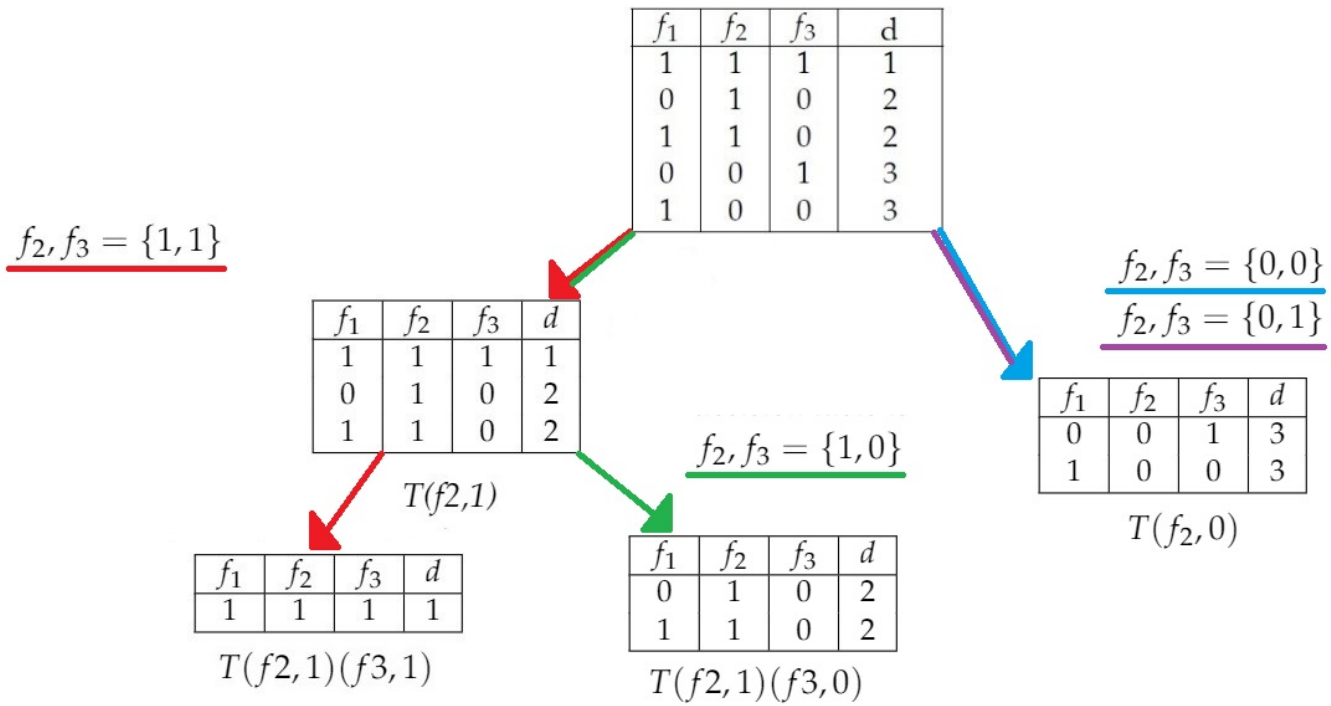
f_1	f_2	f_3	d
1	1	1	1
0	1	0	2
1	1	0	2
0	0	1	3
1	0	0	3

Exemplary decision table in EAVD model

attribute	value	decision	row
f1	1	1	1
f2	1	1	1
f3	1	1	1
f1	0	2	2
f2	1	2	2
f3	0	2	2
f1	1	2	3
f2	1	2	3
f3	0	2	3
f1	0	3	4
f2	0	3	4
f3	1	3	4
f1	1	3	5
f2	0	3	5
f3	0	3	5

Przykład c.d.

Zakładając, że do analizy bierzemy np. 60% najlepszych atrybutów, wybieramy atrybuty $f2$ i $f3$.
możliwe wartości atrybutów f2 i f3 z wejściowej tablicy decyzyjnej: {1,1}, {1,0}, {0,1}, {0,0}.



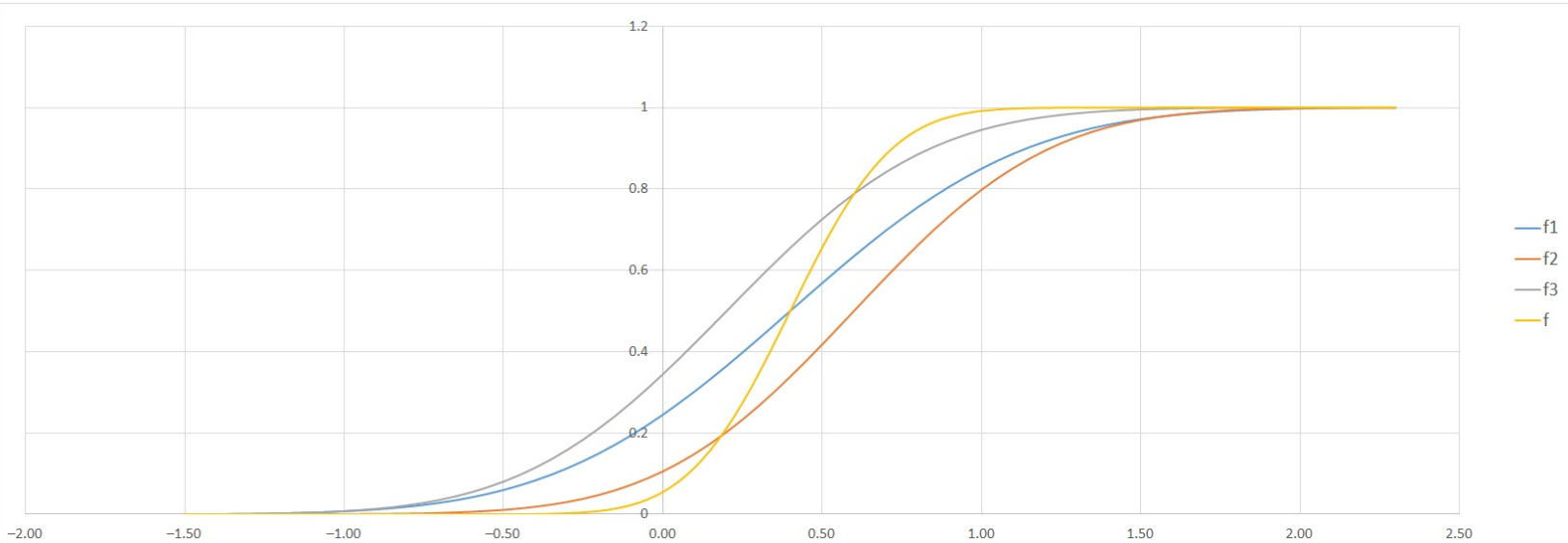
Przykład c.d.

Na podstawie przedstawionego wcześniej grafu, możemy opisać reguły decyzyjne:

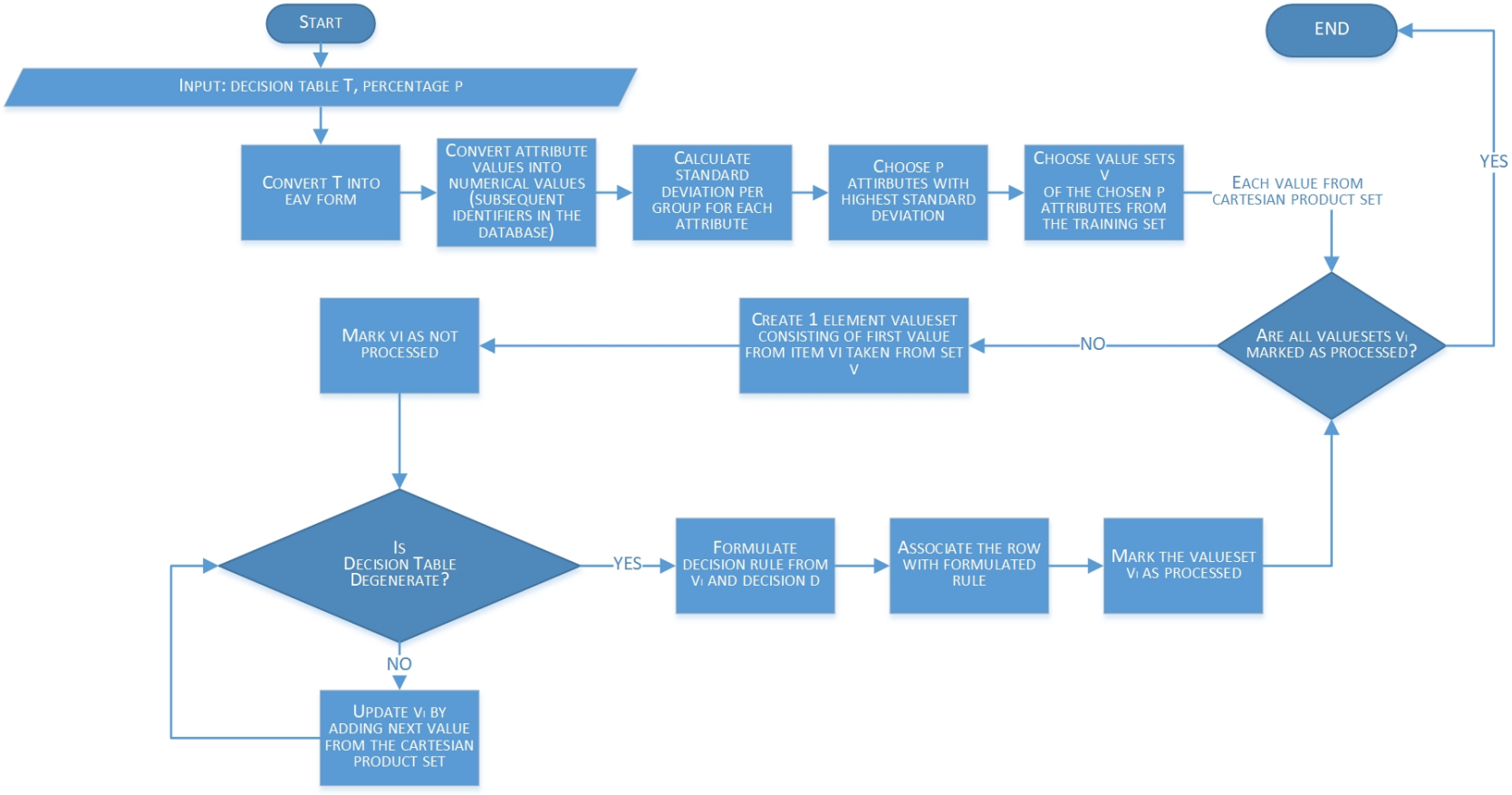
- $f_2 = 1 \wedge f_3 = 1 \rightarrow d = 1$
- $f_2 = 1 \wedge f_3 = 0 \rightarrow d = 2$
- $f_2 = 0 \rightarrow d = 3$

Przykład - zautomatyzowany wybór atrybutów

Różnica względem algorytmu w wersji podstawowej - analiza rozkładu std. Rysunek poniżej pokazuje rozkład skumulowany dla std ad.1 i std ad.2.



Złożoność obliczeniowa algorytmu



Średnia złożoność obliczeniona algorytmu to $O(n)$, a pesymistyczna $O(n^2)$.

- zbiory eksperymentalne wybrane z UCI Machine Learning Repository,
- zbiory zostały przygotowane: zduplikowane wartości usunięte, a wartości brakujące zastąpione MCV,
- cel eksperymetów:
  - porównanie proponowanego algorytmu z klasycznym DP,
  - porównanie proponowanego algorytmu z regułami wygenerowanymi na podstawie reduktów,
  - porównanie algorytmu w wersji podstawowej i ze zautomatyzowanym wyborem atrybutów.
- wykorzystane metody walidacji:
  - 2-krotna walidacja krzyżowa z podziałem na zbiory treningowy walidacyjny i testowy (30:20:50) przeprowadzona 50 razy,
  - 10-krotna walidacja krzyżowa.
- wyniki porówane z wykorzystaniem testu Wilcoxona.

Wyniki eksperymentalne

Tabela: Średni błąd klasyfikacji dla proponowanego algorytmu - algorytmu w wersji podstawowej i DP

data set	100% of attributes		80% of attributes		60% of attributes		DP len	DP sup
	error	std	error	std	error	std	error	error
balance-scale	0.45	0.08	0.45	0.08	0.48	0.08	0.29	0.28
breast-cancer	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.31	0.30
cars	0.07	0.11	0.08	0.13	0.18	0.21	0.22	0.21
hayes-roth-data	0.52	0.10	0.52	0.10	0.51	0.12	0.37	0.35
house-votes	0.25	0.12	0.25	0.12	0.26	0.14	0.08	0.05
lymphography	0.16	0.11	0.16	0.10	0.14	0.11	0.35	0.28
nursery	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.0	0.05	0.05
shuttle-landing	0.22	0.19	0.18	0.17	0.22	0.18	0.40	0.39
soybean-small	0.21	0.14	0.21	0.14	0.21	0.14	0.17	0.17
zoo-data	0.40	0.26	0.38	0.25	0.36	0.24	0.24	0.18
average	0.21	0.10	0.20	0.10	0.21	0.11	0.25	0.23

Wyniki eksperymentalne

Tabela: Różnica względna długości i wsparcia reguł decyzyjnych

data set	Number of		100% of attributes		80% of attributes		60% of attributes	
	rows	attributes	len	sup	len	sup	len	sup
balance-scale	625	4	0.14	-0.42	0.14	-0.42	-0.06	-0.07
breast-cancer	266	9	1.03	-0.61	1.00	-0.61	0.81	-0.57
cars	1728	6	0.48	-0.38	0.32	-0.38	0.14	-0.37
hayes-roth-data	69	5	0.23	-0.42	0.23	-0.42	0.09	-0.40
house-votes	279	16	1.60	-0.58	1.60	-0.58	1.45	-0.58
lymphography	148	18	0.97	-0.87	0.97	-0.87	0.94	-0.87
nursery	12960	8	1.29	-1.00	1.25	-1.00	0.60	-0.99
shuttle-landing	15	6	1.19	-0.09	0.85	-0.09	0.69	-0.09
soybean-small	47	35	3.40	-0.78	3.40	-0.78	3.40	-0.78
zoo-data	59	16	2.12	-0.49	1.83	-0.49	1.86	-0.49

$$Roznica\_wzgledna = \frac{wartosc\_dla\_algorytmu - wartosc\_dla\_DP}{wartosc\_dla\_DP}$$

Wyniki eksperymentalne

Tabela: Wyniki klasyfikacji dla reguł indukowanych na podstawie reduktów.

data set	alpha=0		alpha=0.001		alpha=0.01		alpha=0.1	
	accuracy	std	accuracy	std	accuracy	std	accuracy	std
breast-cancer	0.80	0.35	0.82	0.33	0.83	0.35	0.84	0.36
cars	0.73	0.05	0.75	0.07	0.77	0.08	0.76	0.05
house-votes	0.67	0.04	0.66	0.02	0.69	0.01	0.67	0.07
kr-vs-kp	0.60	0.40	0.61	0.38	0.57	0.41	0.57	0.41
mushroom	0.74	0.05	0.79	0.05	0.79	0.02	0.79	0.02
soybean-small	0.81	0.34	0.84	0.35	0.85	0.32	0.80	0.34
spect-test	0.99	0.02	0.99	0.02	0.99	0.02	0.99	0.02
tic-tac-toe	0.74	0.37	0.74	0.37	0.74	0.37	0.74	0.37

Test Wilcoxona pokazał, że wyniki są porównywalne dla różnych wartości alpha.

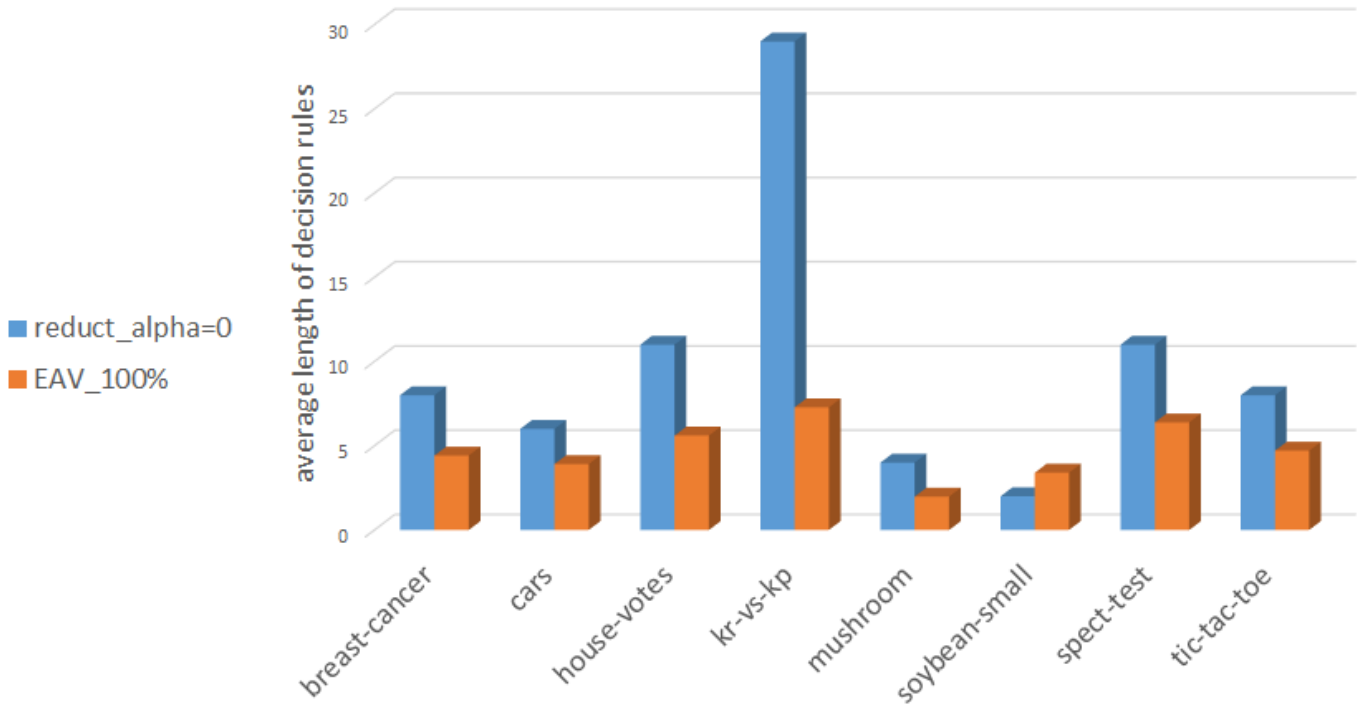
Wyniki eksperymentalne

Tabela: Wyniki klasyfikacji dla reguł indukowanych na podstawie proponowanego algorytmu w wersji podstawowej.

data set	100%		80%		60%	
	accuracy	std	accuracy	std	accuracy	std
breast-cancer	0.78	0.32	0.79	0.34	0.81	0.34
cars	0.79	0.06	0.80	0.02	0.81	0.03
house-votes	0.74	0.07	0.77	0.10	0.78	0.10
kr-vs-kp	0.66	0.32	0.70	0.28	0.74	0.25
mushroom	0.87	0.13	0.87	0.12	0.87	0.12
soybean-small	0.81	0.31	0.82	0.31	0.84	0.32
spect-test	0.88	0.09	0.90	0.11	0.92	0.13
tic-tac-toe	0.71	0.39	0.75	0.39	0.77	0.39

Test Wilcoxona pokazał, że wyniki są lepsze dla 60% atrybutów w porównaniu do 100% i 80% atrybutów oraz w porównaniu do klasyfikatorów regułowych uzyskanych na podstawie reduktów.

Wyniki eksperymentalne



Porównanie średniej długości reguł wyindukowanych dla reduktów i proponowanego algorytmu w wersji podstawowej.

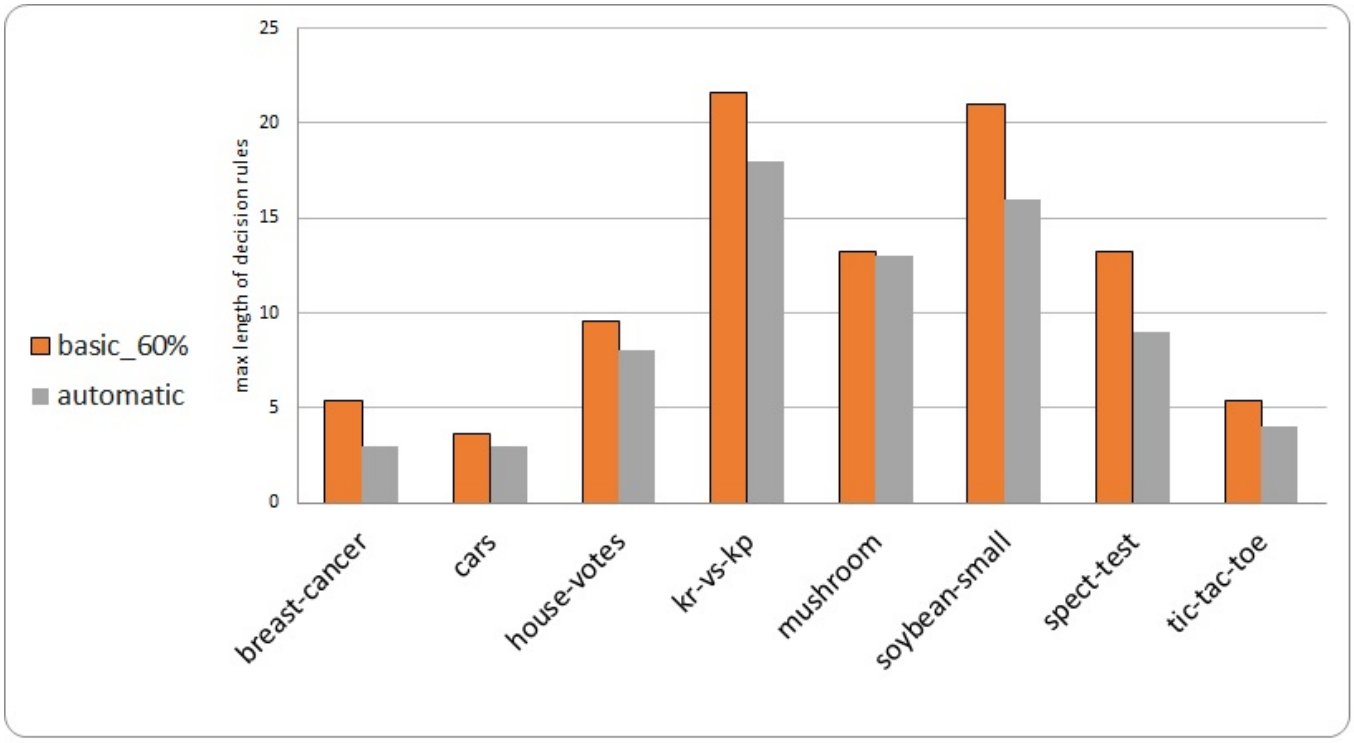
Wyniki eksperymentalne

Tabela: Wyniki klasyfikacji dla reguł indukowanych na podstawie proponowanego algorytmu w obu wersjach.

data set	100%		80%		60%		automatic	
	accuracy	std	accuracy	std	accuracy	std	accuracy	std
breast-cancer	0.78	0.32	0.79	0.34	0.81	0.34	0.83	0.07
cars	0.79	0.06	0.80	0.02	0.81	0.03	0.82	0.05
house-votes	0.74	0.07	0.77	0.10	0.78	0.10	0.81	0.09
kr-vs-kp	0.66	0.32	0.70	0.28	0.74	0.25	0.75	0.12
mushroom	0.87	0.13	0.87	0.12	0.87	0.12	0.92	0.03
soybean-small	0.81	0.31	0.82	0.31	0.84	0.32	0.79	0.10
spect-test	0.88	0.09	0.90	0.11	0.92	0.13	0.99	0.01
tic-tac-toe	0.71	0.39	0.75	0.39	0.77	0.39	0.84	0.09

Test Wilcoxona pokazał, że wyniki dla zautomatyzowanej wersji są porównywalne z wynikami dla 60% atrybutów oraz lepsze od wyników dla 100% i 80% atrybutów.

Wyniki eksperymentalne



Porównanie maksymalnej możliwej długości reguł wyindukowanych dla proponowanego algorytmu w wersji podstawowej (60% atrybutów) i w wersji ze zautomatyzowanym wyborem atrybutów.

Wnioski

- Zaproponowany algorytm umożliwia generowanie reguł o jakości klasyfikacji zbliżonej do algorytmu DP oraz o długości i wsparciu niedalekich od wartości optymalnych.
- Algorytm w wersji zautomatyzowanej pozwala na lepsze dopasowanie do analizowanego zbioru danych pod kątem wybieranych atrybutów.
- Algorytm pozwala na pracę z dużymi zbiorami danych - mniejsza złożoność obliczeniowa niż w przypadku DP.

Przyszłe badania

- Zastosowanie proponowanego algorytmu do selekcji cech dla danych stylometrycznych.
- Porównanie z heurystykami, które pozwalają na uzyskanie reguł bliskich regułom optymalnym z punktu widzenia reprezentacji wiedzy (długość i wsparcie).