PRACE NAUKOWE AKADEMII EKONOMICZNEJ WE WROCŁAWIU
Nr 1169 2007
TAKSONOMIA 14
Klasyfikacja i analiza danych – teoria i zastosowania

Marek Walesiak
Akademia Ekonomiczna we Wrocławiu

WYBRANE ZAGADNIENIA KLASYFIKACJI OBIEKTÓW Z WYKORZYSTANIEM PROGRAMU KOMPUTEROWEGO CLUSTERSIM DLA ŚRODOWISKA R

1. Wstęp

Pakiet `clusterSim`, napisany w programie R dostępnym na stronie http://cran.r-project.org, składa się z funkcji podstawowej `cluster.Sim` oraz z szesnastu funkcji pomocniczych. Funkcja podstawowa służy poszukiwaniu optymalnej procedury klasyfikacyjnej (spośród różnych kombinacji formuł normalizacyjnych, miar odległości i metod klasyfikacji) dla danego typu danych z punktu widzenia wybranego indeksu jakości klasyfikacji.

W artykule zaprezentowana zostanie szczegółowa charakterystyka wybranych funkcji pomocniczych pakietu `clusterSim`. Szczegółowy opis pakietu `clusterSim` znajduje się w pracach: [Walesiak, Dudek 2006a; 2006b; 2007]. Program dostępny jest na stronie http://www.ae.jgora.pl/keii/clusterSim. Funkcjonujące na rynku pakiety statystyczne (np. SPSS, Statistica, S-Plus, SAS) nie udostępniają takich możliwości, jakie niesie z sobą pakiet `clusterSim` oraz środowisko programistyczne R. W pakiecie `clusterSim` dostępnych jest m.in. jedenaście formuł normalizacyjnych, cztery miary odległości oraz siedem indeksów jakości klasyfikacji. Inne miary odległości oraz metody klasyfikacji (m.in. hierarchiczne metody aglomeracyjne, metoda *k*-średnich i metoda *k*-medoids) dostępne są w pakietach `stats` i `cluster`. W zasadniczej części artykułu zaproponowane zostaną przykładowe składnie poleceń (procedury) z wykorzystaniem wybranych funkcji z pakietu `clusterSim`, w tym w szczególności `dist.GDM`. Procedury te, mające zastosowanie nie tylko w odniesieniu do miary GDM, ułatwią potencjal-

nemu użytkownikowi realizację wielu zagadnień klasyfikacyjnych niedostępnych w podstawowych pakietach statystycznych.

2. Charakterystyka funkcji pakietu `clusterSim`

Pakiet `clusterSim` w wersji 0.30-2 składa się z funkcji podstawowej `cluster.Sim` oraz z szesnastu funkcji pomocniczych: `data.Normalization`, `dist.BC`, `dist.GDM`, `dist.SM`, `index.G1`, `index.G2`, `index.G3`, `index.S`, `index.KL`, `index.H`, `index.Gap`, `cluster.Description`, `initial.Centers`, `HINoV.Mod`, `HINoV.Symbolic`, `replication.Mod`. Szczegółowo scharakteryzowane zostaną funkcje niezbędne z punktu widzenia dalszych rozważań:

- `data.Normalization (x, type="n0")` – funkcja dokonująca normalizacji danych według jednej z formuł `n0-n11` (`x` – macierz danych, `type` – typ formuły z tab. 1).
- `dist.GDM (x,method="GDM1")` – funkcja obliczająca macierz odległości według miary GDM (`GDM1` – dla danych metrycznych, a `GDM2` dla danych porządkowych) – zob. [Walesiak 2006].
- `index.G1 (x,cl)` – funkcja obliczająca wartości indeksu Calińskiego-Harabasza dla macierzy danych `x` i ustalonego podziału zbioru obiektów na klasy `cl`.
- `index.G2(d,cl)` – funkcja obliczająca wartości indeksu Bakera-Huberta dla macierzy odległości `d` i ustalonego podziału zbioru obiektów na klasy `cl`.
- `index.G3(d,cl)` – funkcja obliczająca wartości indeksu Huberta-Levine'a dla macierzy odległości `d` i ustalonego podziału zbioru obiektów na klasy `cl`.
- `index.S(d,cl)` – funkcja obliczająca wartości indeksu Silhouette Rousseeuwa dla macierzy odległości `d` i ustalonego podziału zbioru obiektów na klasy `cl`.
- `index.KL (x,clall)` – funkcja obliczająca wartości indeksu Krzanowskiego-Lai dla macierzy danych `x` oraz trzech wektorów liczb całkowitych informujących o przynależności poszczególnych obiektów do klas w podziale na u - 1, u i u + 1 klas (`clall`).
- `index.H (x,clall)` – funkcja obliczająca wartości indeksu Hartigana dla macierzy danych `x` oraz dwóch wektorów liczb całkowitych informujących o przynależności poszczególnych obiektów do klas w podziale na u i $u+1$ klas (`clall`).
- `index.Gap (x, clall, reference.distribution="unif", B=10, method="pam")` – funkcja obliczająca wartości indeksu Gap dla

macierzy danych `x`, dwóch wektorów liczb całkowitych informujących o przynależności poszczególnych obiektów do klas w podziale na u i $u+1$ klas (`clall`), sposobu generowania obserwacji na zmiennych z rozkładu jednostajnego (`unif, pc`), liczby generowanych zbiorów obserwacji (`B=10`) oraz przyjętej metody klasyfikacji (`ward, single, complete, average, mcquitty, median, centroid, pam, k-means`).

Tabela 1. Formuły normalizacyjne dla danych metrycznych

Nr	Nazwa formuły	Formuła	Skala pomiaru zmiennych	
			przed normalizacją	po normalizacji
n0	bez normalizacji	–	ilorazowa / przedziałowa	–
n1	standaryzacja	$z_{ij} = (x_{ij} - \bar{x}_j)/s_j$	ilorazowa / przedziałowa	przedziałowa
n2	standaryzacja Webera	$z_{ij} = \left(x_{ij} - Me_j\right)/1,4826 \times MAD_j$	ilorazowa / przedziałowa	przedziałowa
n3	unitaryzacja	$z_{ij} = (x_{ij} - \bar{x}_j)/r_j$	ilorazowa / przedziałowa	przedziałowa
n4	unitaryzacja zerowana	$z_{ij} = \left[x_{ij} - \min_i \{x_{ij}\}\right]/r_j$	ilorazowa / przedziałowa	przedziałowa
n5	normalizacja w przedziale [–1; 1]	$z_{ij} = \left(x_{ij} - \bar{x}_j\right)/\max_i \left\|x_{ij} - \bar{x}_j\right\|$	ilorazowa / przedziałowa	przedziałowa
n6	przekształcenia ilorazowe	$z_{ij} = x_{ij}/s_j$	ilorazowa	ilorazowa
n7		$z_{ij} = x_{ij}/r_j$	ilorazowa	ilorazowa
n8		$z_{ij} = x_{ij}/\max_i\{x_{ij}\}$	ilorazowa	ilorazowa
n9		$z_{ij} = x_{ij}/\bar{x}_j$	ilorazowa	ilorazowa
n10		$z_{ij} = x_{ij}/\sum_{i=1}^{n} x_{ij}$	ilorazowa	ilorazowa
n11		$z_{ij} = x_{ij}/\sqrt{\sum_{i=1}^{n} x_{ij}^2}$	ilorazowa	ilorazowa

$x_{ij}(z_{ij})$ – wartość (znormalizowana wartość) *j*-tej zmiennej dla *i*-tego obiektu,

$\bar{x}_j$ (s_j, r_j) – średnia (odchylenie standardowe, rozstęp) dla *j*-tej zmiennej,

$Me_j(MAD_j)$ – mediana Webera (medianowe odchylenie bezwzględne dla *j*-tej zmiennej).

Źródło: opracowanie własne.

Charakterystykę siedmiu indeksów jakości klasyfikacji znajdujących zastosowanie do ustalenia liczby klas zarówno w przypadku metod optymalizacyjnych (*k*-średnich, *k*-medoids), jak i hierarchicznych zawiera tab. 2.

- `cluster.Description(x, cl, sdType="sample")` – funkcja obliczająca osobno dla każdej klasy i zmiennej z ustalonego podziału zbioru obiektów na klasy `cl` następujące statystyki opisowe: średnią arytmetyczną, odchylenie standardowe, medianę, medianowe odchylenie bezwzględne, dominantę (dla zmiennych nominalnych i porządkowych, jeśli występuje więcej wartości o maksymalnej częstości występowania, to zwracana jest wartość „N.A.”).

Tabela 2. Indeksy oceny jakości klasyfikacji

Lp.	Nazwa indeksu	Formuła	Kryterium wyboru liczby klas
1	Calińskiego i Harabasza	$G1(u) = \frac{B_u/(u-1)}{W_u/(n-u)}$, $G1(u) \in R_+$	$\hat{u} = \arg\max_u \{G1(u)\}$
2	Bakera i Huberta	$G2(u) = \frac{s(+)-s(-)}{s(+)+s(-)}$, $G2(u) \in [-1,\ 1]$	$\hat{u} = \arg\max_u \{G2(u)\}$
3	Huberta i Levine	$G3(u) = \frac{D(u) - r \cdot D_{\min}}{r \cdot D_{\max} - r \cdot D_{\min}}$, $G3(u) \in (0,\ 1)$	$\hat{u} = \arg\min_u \{G3(u)\}$
4	Silhouette	$S(u) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \frac{b(i)-a(i)}{\max\{a(i);b(i)\}}$, $S(u) \in [-1,\ 1]$	$\hat{u} = \arg\max_u \{S(u)\}$
5	Krzanowskiego i Lai	$KL(u) = \left\lvert \frac{DIFF_u}{DIFF_{u+1}} \right\rvert$, $KL(u) \in R_+$ $DIFF_u = (u-1)^{2/m} W_{u-1} - u^{2/m} W_u$	$\hat{u} = \arg\max_u \{KL(u)\}$
6	Hartigana	$H(u) = \left(\frac{W_u}{W_{u+1}} - 1\right)(n-u-1)$, $H(u) \in R_+$	najmniejsze u, dla którego $H(u) \le 10$
7	Gap	$Gap(u) = \frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B} \log W_{ub} - \log W_u$, $Gap(u) \in R$	najmniejsze u, dla którego $diffu \ge 0$

$\mathbf{B}_u$ – macierz kowariancji międzyklasowej, $\mathbf{W}_u$ – macierz kowariancji wewnątrzklasowej, tr – ślad macierzy, $B_u(W_u) = tr(\mathbf{B}_u)\left(tr\mathbf{W}_u\right)$, $r,s = 1,...,u$ – numer klasy, u – liczba klas, $i,k = 1,\ldots,n$ – numer obiektu, n – liczba obiektów, m – liczba zmiennych, $s(+)$ – liczba par odległości zgodnych, $s(-)$ – liczba par odległości niezgodnych, $D(u)$ – suma wszystkich odległości wewnątrzklasowych, r – liczba odległości wewnątrzklasowych, $D_{\min}$ ($D_{\max}$) – najmniejsza (największa) odległość wewnątrzklasowa, $a(i) = \sum_{k \in \{P_r \setminus i\}} d_{ik} \Big/ (n_r - 1)$ – średnia odległość obiektu i od pozostałych obiektów należących do klasy P_r; $b(i) = \min_{s \ne r}\{d_{iP_s}\}$, $d_{iP_s} = \sum_{k \in P_s} d_{ik} \Big/ n_s$ – średnia odległość obiektu i od obiektów należących do klasy P_s, B – liczba generowanych zbiorów obserwacji, $s_u = sd_u\sqrt{1+1/B}$, sd_u – odchylenie standardowe z wartości $\{\log W_{ub}\}$; $diffu = Gap(u) - Gap(u+1) + s_{u+1}$.

Źródło: opracowanie własne na podstawie prac: [Caliński, Harabasz 1974; Hubert 1974; Milligan, Cooper 1985; Kauffman, Rousseeuw 1990; Hartigan 1975; Tibshirani, Walther, Hastie 2001].

W odchyleniu standardowym w mianowniku występować będzie n- 1 dla próby (`sdType="sample"`) i n dla populacji (`sdType="population"`).

Każda z funkcji może być wykorzystana w innych procedurach programu R, po uruchomieniu pakietu `clusterSim`.

3. Charakterystyka przykładowych składni poleceń z wykorzystaniem funkcji pakietu `clusterSim`

Zwykle macierz danych, stanowiąca punkt wyjścia zastosowania metod klasyfikacji, przygotowywana jest w arkuszu kalkulacyjnym MS Excel. W związku z tym, że nie ma bezpośrednich procedur wczytywania zawartości skoroszytów MS Excel do programu R, najwygodniejsze jest zapisanie danych z arkusza w formacie `csv`. Zapisanie danych w Excelu wymagania wybrania polecenia Plik|Zapisz jako... i wybrania odpowiedniego formatu.

Do wczytania danych w programie R służy instrukcja `read.csv2` (w języku polskim symbolem ułamka dziesiętnego jest przecinek). Podane parametry instrukcji `read.csv2` oznaczają, że dane w pliku `csv` zawierają nagłówek (`header=TRUE`) oraz w pierwszej kolumnie znajdują się nazwy obiektów (`row.names=1`). Zawsze należy podać pełną ścieżkę dostępu do pliku z danymi z separatorem nazwy oznaczonym „/". Macierz danych w przykładowym pliku `csv` jest następująca (macierz danych zawiera 7 obiektów i 2 zmienne):

```
;x1;x2
1;3;4
2;2,5;5
3;2,5;3,5
4;10;2
5;9;1,5
6;4;11
7;4,5;10.
```

Składnia poleceń pozwalająca na wczytanie danych oraz obliczenie odległości między obiektami (funkcja `dist.GDM`) i zestawienie ich w macierz jest następująca[1]:

```
> library(cluster)
> library(clusterSim)
> x <- read.csv2("C:/Dane_7x2.csv", header=TRUE,
 strip.white = TRUE, row.names=1)
> x <- as.matrix(x)
> z <- data.Normalization (x, type="n1")
> z <- as.data.frame(z)
> d <- dist.GDM (z, method="GDM1").
```

W przedstawionej składni poleceń przyjęto następujące założenia:

– do normalizacji wartości zmiennych zastosowano formułę klasycznej standaryzacji „`n1`" (inne formuły znajdują się w tab. 1),

– do pomiaru odległości zastosowano miarę `GDM1` – zob. m.in. [Walesiak 2006].

[1] Miary odległości dla zmiennych ilorazowych lub przedziałowych dostępne są w procedurze `dist`, a dla zmiennych binarnych – w procedurze `dist.binary`.

Po zastosowaniu tej procedury (dodając na końcu polecenie `print(d)`) otrzymuje się w rezultacie macierz odległości:

```
           1          2          3          4          5          6
2 0.013077019
3 0.0044437960.019931539
4 0.4681415790.5618657820.501412714
5 0.3979434960.4972044680.4251273680.007082568
6 0.3510609180.2643031830.3975055890.6649804540.680073183
7 0.3158094170.2413243750.3667692140.5931089770.6059548460.005287833
```

Jeśli do klasyfikacji zbioru obiektów zastosowana zostanie metoda *k*-medoids (`pam`) [Kauffman, Rousseeuw 1990, s. 68-108; Gatnar, Walesiak i in. 2004, s. 330--332], to składnię należy uzupełnić o następujące polecenia:

```
> cl <- pam(d, 3, diss = TRUE)
> print(cl$clustering).
```

W wyniku zastosowania tej procedury otrzymuje się podział zbioru obiektów na 3 klasy:

```
> [1] 1 1 1 2 2 3 3.
```

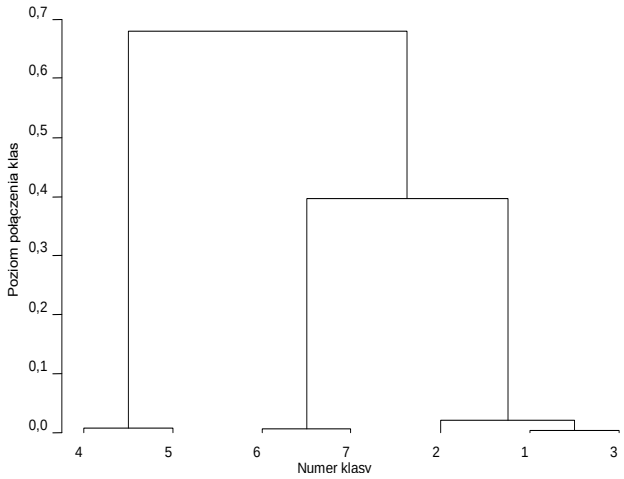
Zastosowanie innych metod klasyfikacji wymaga modyfikacji składni. Dla hierarchicznej metody aglomeracyjnej najdalszego sąsiada składnia poleceń jest następująca:

```
> hc <- hclust(d, method = "complete")
> cl <- cutree(hc, 3)
> print(cl).
```

Inne hierarchiczne metody aglomeracyjne dostępne są w programie `hclust` (pakiet `stats`) i mają następującą składnię: metoda najbliższego sąsiada (*method = "single"*), metoda średniej grupowej (*method = "average"*), metoda ważonej średniej grupowej (*method = "mcquitty"*), metoda Warda (*method = "Ward"*), metoda medianowa (*method = "median"*), metoda centroidalna (*method = "centroid"*).

Dla hierarchicznych metod aglomeracyjnych sporządza się dendrogram (zob. rys. 1), dodając polecenia:

```
> options(OutDec = ",")
> plot(hc, hang = -1, labels = NULL, main = NULL, sub =
NULL,
 ann = FALSE)
> title(xlab = "Numer klasy", ylab = "Poziom połączenia
klas").
```



Rys. 1. Dendrogram
Źródło: opracowanie własne.

Jeśli dodatkowo wprowadzimy polecenia:

```
> options(OutDec = ",")
> desc <-cluster.Description(x, cl$cluster, "population")
> print(desc),
```

to osobno dla każdej klasy i zmiennej z ustalonego podziału zbioru obiektów na trzy klasy obliczone zostaną następujące statystyki opisowe: średnia arytmetyczna (1), odchylenie standardowe (2), mediana (3), medianowe odchylenie bezwzględne (4), dominanta (5).

Dla danego podziału zbioru obiektów na klasy możliwe jest obliczenie wybranych statystyk opisowych. Zmienić należy polecenie z ostatniej linii:

```
> print(desc[,,3]).
```

Pierwszy wymiar w poleceniu `desc[,,3]` oznacza numer klasy, drugi wymiar – numer zmiennej, a trzeci wymiar – numer statystyki opisowej. Znak „,” niepoprzedzony liczbą oznacza, że dotyczy wszystkich rozpatrywanych wariantów. Zatem polecenie `desc[,,3]` oznacza, że dla wszystkich klas i zmiennych obliczone zostaną mediany.

Po zastosowaniu tej procedury otrzymuje się:

```
>      [,1]  [,2]
> [1,] 2,50 4,00
> [2,] 9,50 1,75
> [3,] 4,25 10,50.
```

Zdecydowana większość funkcji programu R zwraca złożone obiekty lub listy zawierające wiele informacji wygenerowanych przez wykonywany algorytm. Na

przykład obiekt „hc” opisujący wyniki działania dowolnej hierarchicznej metody aglomeracyjnej wywołany poleceniem `names(hc)` zawiera:

- `merge` – numery łączonych klas w klasyfikacji hierarchicznej (wartości ujemne oznaczają dołączenie klasy jednoelementowej, a dodatnie – dołączenie klasy co najmniej dwuelementowej),
- `height` – wartości malejące poziomów połączenia klas,
- `order` – wektor zawierający numery obiektów w kolejności występującej w dendrogramie,
- `labels` – etykiety nadane klasyfikowanym obiektom,
- `method` – nazwa zastosowanej hierarchicznej metody aglomeracyjnej,
- `call` – składnia zastosowanego polecenia `hclust`,
- `dist.method` – nazwa miary odległości (występuje, jeśli wykorzystano w składni polecenie `dist` z atrybutem „`method`”).

Wydanie polecenia np. `print(hc$height)` spowoduje wypisanie poziomów połączenia klas w klasyfikacji hierarchicznej. Zapisanie poziomów połączenia klas w osobnym pliku na dysku, zgodnie z formatem `csv`, wymaga dodania do składni polecenia:

```
> write.table((hc$height), file="C:/hc_height.csv",
 sep=";", dec=",", col.names=FALSE).
```

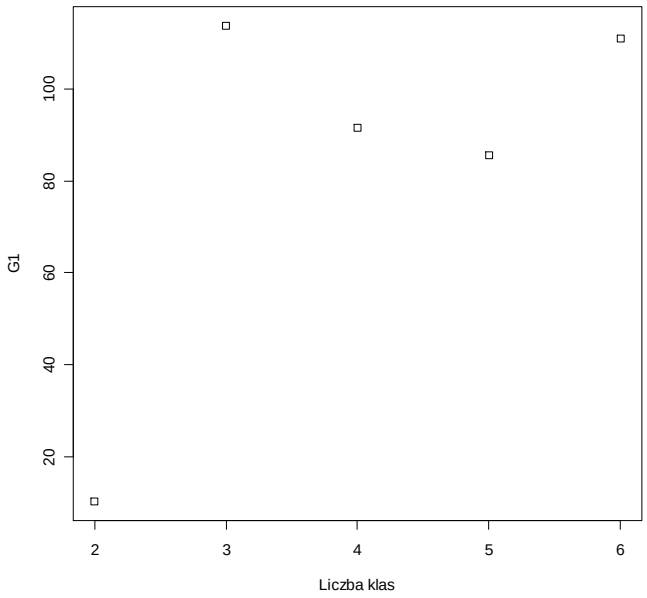
Gdy jesteśmy zainteresowani przeprowadzeniem podziału metodą *k*-medoids zbioru siedmiu obiektów na dwie do sześciu klas, a następnie wybraniu tego podziału, dla którego indeks Calińskiego i Harabasza (zob. [Gatnar, Walesiak i in. 2004, s. 338]) `G1` przyjmuje wartość maksymalną, to pierwotną składnię należy uzupełnić o polecenia:

```
> min_liczba_klas=2
> max_liczba_klas=6
> max<- -1
> wyniki<-array(0,c(max_liczba_klas-min_liczba_klas+1,
2))
> wyniki[,1]<- min_liczba_klas:max_liczba_klas
for (liczba_klas in min_liczba_klas:max_liczba_klas)
> {
> cl2 <- pam(d, liczba_klas, diss = TRUE)
> wyniki[liczba_klas - min_liczba_klas+1,2]<- G1 <- in-
dex.G1 (z, cl2$cluster)
> if (max<G1){
> max<- G1
> clmax<- cl2$cluster
> lk<- liczba_klas
> }
```

```
> }
> print(paste("max G1 dla", lk, "klas =",max))
> print("klasyfikacja dla max G1")
> print(clmax)
> write.table(wyniki, file="G1_results.csv", sep=";",
dec=",", row.names=TRUE, col.names=FALSE)
> plot(wyniki, type="p", xlab="Liczba klas", ylab="G1",
xaxt="n")
> axis(1,c(min_liczba_klas:max_liczba_klas)).
```

W wyniku zastosowania tej procedury otrzymuje się:

```
[1] "max G1 dla 3 klas = 113,675361661312"
[1] "klasyfikacja dla max G1"
[1] 1 1 1 2 2 3 3
```



Rys. 2. Graficzna prezentacja wartości indeksu G1
Źródło: opracowanie własne.

Dodanie do składni polecenia:

```
> opis <- cluster.Description(x, clmax, "population")
> print(opis)
```

pozwoli uzupełnić wyniki klasyfikacji o statystyki opisowe obliczone osobno dla każdej klasy i zmiennej podziału zbioru obiektów, dla którego indeks `G1` przyjmuje wartość maksymalną.

4. Podsumowanie

Funkcjonujące na rynku pakiety statystyczne nie udostępniają takich możliwości, jakie niesie z sobą pakiet `clusterSim` oraz środowisko programistyczne R. W artykule scharakteryzowano wybrane funkcje pomocnicze pakietu `clusterSim`. Następnie zaprezentowano przykładowe składnie poleceń (procedury) z wykorzystaniem m.in. wybranych funkcji z pakietu `clusterSim`, w tym w szczególności `dist.GDM`. Procedury te pozwalają na realizację wielu zagadnień klasyfikacyjnych niedostępnych w podstawowych pakietach statystycznych.

Literatura

Caliński R.B., Harabasz J. (1974), *A Dendrite Method for Cluster Analysis*, „Communications in Statistics" vol. 3, s. 1-27.

Gatnar E., Walesiak M. (red.) (2004), *Metody statystycznej analizy wielowymiarowej w badaniach marketingowych*, AE, Wrocław.

Hartigan J. (1975), *Clustering Algorithms*, Wiley, New York.

Hubert L. (1974), *Approximate Evaluation Technique for the Single-Link and Complete-Link Hierarchical Clustering Procedures*, „Journal of the American Statistical Association" vol. 69, no. 347, s. 698-704.

Kaufman L., Rousseeuw P.J. (1990), *Finding Groups in Data: an Introduction to Cluster Analysis*, Wiley, New York.

Milligan G.W., Cooper M.C. (1985), *An Examination of Procedures of Determining the Number of Cluster in a Data Set*, „Psychometrika" vol. 50, no. 2, s. 159-179.

R Development Core Team (2006), *R: A Language and Environment for Statistical Computing*, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, URL http://www.R-project.org.

Tibshirani R., Walther G., Hastie T. (2001), *Estimating the Number of Clusters in a Data Set via the Gap Statistic*, „Journal of the Royal Statistical Society" ser. B, vol. 63, part 2, s. 411-423.

Walesiak M. (2006), *Uogólniona miara odległości w statystycznej analizie wielowymiarowej*, wydanie drugie rozszerzone, AE, Wrocław.

Walesiak M., Dudek A. (2006a), *Symulacyjna optymalizacja wyboru procedury klasyfikacyjnej dla danego typu danych – oprogramowanie komputerowe i wyniki badań*, [w:] K. Jajuga, M. Walesiak (red.), *Klasyfikacja i analiza danych – teoria i zastosowania*, *Taksonomia 13*, Prace Naukowe AE we Wrocławiu nr 1126, AE, Wrocław, s. 120-129.

Walesiak M., Dudek A. (2006b), *Determination of Optimal Clustering Procedure for a Data Set*, 30th Annual Conference of the German Classification Society (GfKl) „Advances in Data Analysis", Berlin, March 8-10.
Walesiak M., Dudek A. (2007), *Symulacyjna optymalizacja wyboru procedury klasyfikacyjnej dla danego typu danych – charakterystyka problemu*, Zeszyty Naukowe Uniwersytetu Szczecińskiego (w druku).

THE SELECTED PROBLEMS IN CLUSTER ANALYSIS WITH APPLICATION OF `clusterSim` COMPUTER PROGRAM AND R ENVIRONMENT

Summary

Package `clusterSim` has been written in R language. It contains one main function `cluster.Sim` and sixteen auxiliary functions. The article presents selected auxiliary functions of `clusterSim` program and examples of the syntax (procedures) for solving different clustering problems using among others `clusterSim` package including especially `dist.GDM` function. These procedures help to resolve a broad range of classification problems that are not available in statistical packages (e.g. SPSS, Statistica, S-Plus, SAS).