MOW Projekt 13

Porównanie algorytmów grupowania i klasyfikacji do detekcji anomalii.

Katarzyna Piórkowska, 259078
Tomasz Korzeniowski, 265753

11 czerwca 2018

1 Zadanie

1.1 Treść

Nienadzorowana detekcja anomalii za pomocą odpowiednio opakowanych wybranych algorytmów grupowania dostępnych w R. Porównanie z nadzorowaną detekcją anomalii za pomocą dostępnych w R algorytmów klasyfikacji.

1.2 Interpretacja

W ramach projektu należy zbadać czy możliwe jest wykrycie anomalii w danych korzystając ze standardowych algorytmów grupowania dostępnych w R. W tym celu należy zapewnić mechanizm generowania modelu grupowania, który zwróci podział danych trenujących na grupy. Następnie, dla każdego nowego przykładu testowego, trzeba ocenić w jakim stopniu jest on podobny do którejś z wyznaczonych grup. Ocena polegać będzie na wyznaczeniu wskaźnika nietypowości, który jest miarą liczbową wskazującą na ile badany przykład jest niepodobny do rozważanych grup.

Do symulowania anomalii w danych przyjmiemy, że jedna z klas w nich występująca (np. najmniej liczna) będzie stanowiła anomalie. Przykłady należące do tej klasy nie zostaną wykorzystane do budowy modelu grupowania.

Częścią implementacji projektu będzie zapewnienie opakowania wybranych algorytmów grupowania w funkcję, która zwraca model pogrupowanych danych trenujących. Użytkownik będzie miał możliwość podania metody grupowania z jakiej chce skorzystać (wraz z jej niezbędnymi parametrami). Inna funkcja będzie miała za zadanie skorzystać z wyznaczonego modelu oraz dopasować dane testowe przez wyznaczenie zadanego wskaźnika nietypowości.

W części analitycznej zostanie przeprowadzona symulacja wykrywania anomalii na kilku zbiorach danych. Wyniki otrzymane przy użyciu zaimplementowanych funkcji zostaną porównane z wynikami uzyskanymi przez zastosowanie znanych algorytmów klasyfikacji dostępnych w R. W tym drugim przypadku algorytmy będą znały klasy do jakich należą obserwacje by wskazać anomalie jako jedną z klas. Porównanie wyników obu podejść będzie polegało na wyznaczeniu wskaźników jakości (dokładności) powyższych rozwiązań.

2 Algorytmy

Do realizacji zadania zostaną wykorzystane trzy algorytmy grupowania (k-średnich, k-medoidów, grupowania hierarchicznego) oraz dwie metody klasyfikacji (drzewa decyzyjne, k najbliższych sąsiadów). Każdy z nich zostanie pokrótce opisany wraz ze wskazaniem kluczowych parametrów.

2.1 Algorytm k-średnich

Algorytm k-średnich jest jednym z najprostszych algorytmów rozwiązujących zadanie grupowania. Ideą algorytmu jest przyporządkowanie pewnego zbioru N przykładów do przyjętej a priori liczby grup K. Każda grupa posiada dokładnie jeden centroid, czyli punkt reprezentujący wartość średnią grupy. Pojedynczą obserwację $x_i = (x_1, x_2, \ldots, x_N)$ można przyporządkować tylko do jednego z centroidów $c_j = (c_1, c_2, \ldots, c_K)$ Oznacza to minimalizację funkcji:

$$J = \sum_{j=1}^{K} \sum_{i=1}^{N} \|x_i - c_j\|^2 \tag{1}$$

Po zakończeniu pojedynczej iteracji grupowania należy uaktualnić położenie centroidów i przyporządkować obserwacje ponownie. Przebieg grupowania przedstawia algorytm 1.

Algorytm 1 k-średnich

1. Wyznacz początkowe położenie centroidów
2. Przyporządkuj każdej obserwacji najbliższy jej centroid.
3. Gdy wszystkie obserwacje zostaną przyporządkowane, wyznacz ponownie położenie centroidów, znajdując wartość średnią obserwacji przypisanych do centroidu:

$$c_{ji} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} x_m \quad , gdzie\ M - liczba\ obserwacji\ w\ c_j$$

4. Powtarzaj kroki 2. i 3., dopóki centroidy zmieniają swoje położenie lub nie zostanie osiągnięta maksymalna liczba iteracji.

Do zalet algorytmu należy proste znajdowanie podziału grup dobrze odseparowanych od siebie. Największą wadą algorytmu jest konieczność podania liczby grup na jakie chcemy podzielić dane. Ponadto początkowe położenie centroidów determinuje wynik grupowania. Algorytm nie radzi sobie również z danymi silnie zaszumionymi i/lub zawierającymi obserwacje odstające (zaburzenie średniej).

W środowisku R istnieje funkcja *kmeans* w standardowym pakiecie *stats*, która realizuje algorytm k-średnich.

```
kmeans(x, centers, iter.max = 10, nstart = 1,
       algorithm = c("Hartigan-Wong", "Lloyd", "Forgy",
                     "MacQueen"), trace=FALSE)
```

Jej główne parametry wejściowe to:

x	–	zbiór danych (numerycznych) do pogrupowania
centers	–	wstępne położenie centroidów lub ich liczba oznaczająca na jak wiele grup należy podzielić dane
iter.max	–	maksymalna liczba iteracji algorytmu, warunek stopu

Pozostałe parametry związane są z wewnętrzną implementacją algorytmu w pakiecie R i nie będą rozpatrywane w ramach projektu. Wynikiem działania algorytmu jest model zawierający wektor przyporządkowania obserwacji do grup, środki wyznaczonych grup oraz pomocnicze miary (suma kwadratów odległości między przykładami w grupie, liczność grup, liczba wykonanych iteracji)

2.2 Algorytm k-medoidów

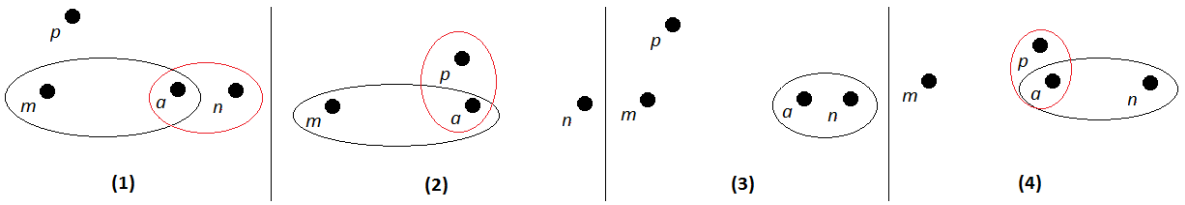
Struktura algorytmu k-medoidów jest niemal taka sama jak algorytmu k-średnich. Jedną różnicą jest przyjęcie, że środkiem grupy jest medoid, a nie wartość średnia. Medoid jest

najbardziej centralnym przykładem w grupie (średnia grupy może się nie pokrywać z żadnym przykładem należącym do wyznaczonej grupy). Powoduje to uodpornienie algorytmu na wartości odstające.

Aby wybrać nowy medoid, w kolejnych iteracjach algorytmu, rozważane są wszystkie przykłady p. Istnieją 4 możliwe przypadki, które należy sprawdzić by stwierdzić czy przykład p (niebędący medoidem) może zastąpić medoid m:

1. Przykład a należy do grupy medoidu m – jeśli zastąpimy m przykładem p oraz a znajduje się bliżej medoidu n to przydziel a do grupy n.
2. Przykład a należy do grupy medoidu m – jeśli zastąpimy m przykładem p oraz a znajduje się bliżej przykładu p to przydziel a do nowego medoidu p.
3. Przykład a należy do grupy medoidu n – jeśli zastąpimy medoid m przykładem p oraz a znajduje się bliżej medoidu n to nie zmieniaj przydziału przykładu a.
4. Przykład a należy do grupy medoidu n – jeśli zastąpimy medoid m przykładem p oraz a znajduje się bliżej p to przydziel a do nowego medoidu p.

Powyższe możliwości ilustruje wykres 1.



Wykres 1: Przypadki zamiany medoidu m przykładem p.

Przebieg grupowania przedstawia algorytm 2.

Algorytm 2 k-medoidów

1. Wybierz K przykładów jako medoidy.
2. Przyporządkuj każdej obserwacji najbliższy jej medoid.
3. Dla każdego medoidu m wybierz inny przykład p, który zmniejszy odległość między przykładami w obrębie nowej grupy.
4. Powtarzaj kroki 2. i 3., dopóki medoidy zmieniają się lub nie zostanie osiągnięta maksymalna liczba iteracji.

W języku R istnieje algorytm *pam* (ang. partitioning around medoids) w pakiecie cluster, który implementuje algorytm k-medoidów.

```
pam(x, k, diss = inherits(x, "dist"), metric = "euclidean",
    medoids = NULL, stand = FALSE, cluster.only = FALSE, do.swap = TRUE,
    keep.diss = !diss && !cluster.only && n < 100,
    keep.data = !diss && !cluster.only, pamonce = FALSE, trace.lev = 0)
```

Najważniejsze parametry wejściowe to:

x	–	zbiór danych (numerycznych) do pogrupowania
k	–	docelowa liczba grup
metric	–	metryka, według której obliczana jest odległość
stand	–	flaga binarna określająca czy dane mają być standaryzowane

W wyniku działania algorytmu otrzymujemy klasę, która zawiera informacje o wyznaczonych medoidach oraz przydział grupy dla każdego przykładu. Ponadto można znaleźć informację o miarach odległości między obserwacjami.

2.3 Algorytm hierarchiczny

Algorytmy hierarchiczne pozwalają na graficzną reprezentację struktury klasteryzacji w postaci drzewa. Można wyróżnić tu dwa podejścia: aglomeracyjne, gdzie każda z obserwacji stanowi na początku oddzielną grupę oraz partycjonujące - rozpoczynające od jednej grupy zawierającej wszystkie próbki. Przebieg aglomeracji przedstawia algorytm 3.

Algorytm 3 hierarchiczny

1. Utwórz jednoelementowe grupy.
2. Zbuduj macierz odległości pomiędzy rozpatrywanymi elementami.
3. Znajdź parę elementów, między którymi odległość jest najmniejsza.
4. Połącz znalezione grupy w jedną i wyznacz ich nowy środek ciężkości jako średnią środków cieżkości grup składowych.
5. Powtarzaj kroki 2-4 aż do uzyskania jednego skupiska zawierającego wszystkie próbki.

Do zalet algorytmów hierarchicznych należy brak konieczności początkowego określenia liczby klas w przeciwieństwie do opisanych wyżej algorytmów k-średnich i k-medoidów. Do wad można zaliczyć dość duże zróżnicowanie wyników w zależności od wybranych metod łączenia grup, wśród których znajdują się m.in. metody najbliższych i najdalszych sąsiadów, metoda średnich (centroidów) oraz minimalnej wariancji Warda.

Algorytmem aglomeracyjnym dostępnym w języku R jest agnes (ang. agglomerative nesting) w pakiecie cluster.

```
agnes(x, diss = inherits(x, "dist"), metric = "euclidean",
      stand = FALSE, method = "average", par.method,
      keep.diss = n < 100, keep.data = !diss, trace.lev = 0)
```

Jego najważniejsze parametry wejściowe to:

x	–	zbiór danych (numerycznych) do pogrupowania
metric	–	metryka, według której obliczana jest odległość
method	–	metoda łączenia grup

Wynikiem działania algorytmu jest graficzna reprezentacja struktury grupowania - dendrogram. Ponadto obliczany jest współczynnik aglomeracji, który charakteryzuje wygląd dendrogramu: niski współczynnik oznacza węższe struktury.

2.4 Drzewa decyzyjne

Pierwszą z metod klasyfikacji stosowaną w celu porównania z algorytmami grupowania są drzewa decyzyjne. W języku R istnieje wiele jej implementacji, z których wykorzystany zostanie algorytm C4.5 przedstawiony poniżej.

Algorytm 4 Algorytm C4.5

1. Utwórz zbiór treningowy T.
2. Wybierz taki atrybut, który najlepiej różnicowałby przykłady ze zbioru T.
3. Utwórz węzeł drzewa odpowiadający wybranemu atrybutowi.
4. Do węzła dodaj podwęzły, z których każdy reprezentuje pewną wartość badanego atrybutu.
5. Powtarzaj podziały dla kolejnych podwęzłów.

Do niewątpliwych zalet drzew decyzyjnych należy czytelna forma reprezentacji, efektywność pamięciowa oraz wszechstronność metody. Konieczny jest w niej jednak kompromis pomiędzy wielkością drzewa a jakością klasyfikacji. Drzewa mogą być również podatne na zjawisko nadmiernego dopasowania.

Wykorzystaną w projekcie funkcją będzie J48 z pakietu RWeka.

```
J48(formula, data, subset, na.action,
    control = Weka_control(), options = NULL)
```

Jego najważniejsze parametry wejściowe to:

formula – symboliczny opis modelu
data – dane treningowe

Wynikiem działania funkcji jest schemat drzewa decyzyjnego wraz z opisem jego węzłów oraz dane o jego wielkości.

2.5 Metoda k najbliższych sąsiadów

Metoda k najbliższych sąsiadów zaliczana jest do grupy algorytmów tzw. leniwego uczenia. Nie tworzy ona żadnej reprezentacji danych w postaci modelu, a szuka rozwiązania dopiero w momencie pojawienia się przykładu do klasyfikacji. Aby zastosować metodę najbliższego sąsiada konieczne jest przedstawienie obiektów w n-wymiarowej przestrzeni po czym umieszczenie w niej obiektu testowanego. Klasyfikacja sprowadza się do sprawdzenia, do jakiej klasy należy obiekt najbliższy obiektowi testowanemu. Jeżeli wybrany został wariant metody z k sąsiadów to najpierw konieczne jest rozstrzygnięcie, która klasa dominuje wśród nich.

Algorytm 5 Algorytm k najbliższych sąsiadów

1. Oblicz odległości klasyfikowanego przykładu od przykładów ze zbioru treningowego.
2. Znajdź k najbliższych sąsiadów.
3. Sklasyfikuj przykład na podstawie klas sąsiadów.

Podstawową zaletą algorytmu kNN jest jego prostota. Ma on jednak szereg wad, do których należy długi czas obliczeń w przypadku licznych zbiorów treningowych, duże wymagi pamięciowe oraz konieczność wstępnej normalizacji danych. Język R oferuje tutaj funkcję kNN.

```
knn(train, test, cl, k = 1, prob = FALSE,
algorithm=c("kd_tree", "cover_tree", "brute"))
```

Jego najważniejsze parametry wejściowe to:

train – zbiór trenujący
test – zbiór danych testowych
cl – prawdziwe klasy, do których należą przykłady zbiory trenującego
k – liczba sąsiadów

3 Opis badań

3.1 Planowane eksperymenty

W projekcie przeprowadzone zostaną następujące eksperymenty:

1. detekcja anomalii przy wykorzystaniu różnych wskaźników nietypowości dla różnych metod grupowania,

2. porównanie grupowania z klasyfikacją za pomocą drzew decyzyjnych,

3. porównanie grupowania z klasyfikacja za pomocą metody k najbliższych sąsiadów.

W celu stwierdzenia czy testowany przykład należy zaliczyć do jednej z wyznaczonych grup czy też oznaczyć go jako anomalię wykorzystamy niestandardowe wskaźniki omówione w [2].

Pierwszym z proponowanych wskaźników jest CBLOF liczony jako iloczyn odległości d badanej próbki p od najbliższej dużej grupy ($C \in LC$) i liczby elementów w grupie, do której obiekt został zaklasyfikowany. Koncepcja małych (SC) i dużych (LC) grup nie jest precyzyjnie określona - możliwy jest wybór algorytmu podziału.

$$CBLOF(p) = \begin{cases} |C_i| \cdot min(d(p, C_j)), & \text{jeśli } C_i \in SC, \text{ gdzie } p \in C_i \text{ oraz } C_j \in LC \\ |C_i| \cdot d(p, C_j), & \text{jeśli } C_i \in LC, \text{ gdzie } p \in C_i \end{cases} \tag{2}$$

Wskaźnik ten powinien rosnąć wraz z odległością próbki od dużej grupy, a zatem wskazywać na stopień anomali - im wyższa jego wartość, tym obiekt bardziej oddalony od grup. Jednak ze względu na fakt, że uwzględniana jest w nim również liczność grupy algorytm ten może dawać nieprawidłowe wyniki. Jako anomalie mogą zostać zaklasyfikowane próbki znajdujące się blisko bardzo licznych zbiorów.

Lepszym rozwiązaniem może być zatem nieważony wskaźnik CBLOF oparty jedynie na odległości od grup, z pominięciem ich liczności. W projekcie zostaną zastosowane obie wersje ocen anomalii i wykonane zostanie porównanie między nimi.

$$u - CBLOF(p) = \begin{cases} min(d(p, C_j)), & \text{jeśli } p \in SC, \text{ gdzie } C_j \in LC \\ d(p, C_i), & \text{jeśli } p \in C_i \in LC \end{cases} \tag{3}$$

Inną miarą oceny anomalii jest LDCOF charakteryzująca się normalizacją wyników dla próbki względem jej sąsiedztwa. Definiowana jest jako iloraz odległości próbki od najbliższej dużej grupy i średniego dystansu między elementami tej dużej grupy i jej środkiem.

$$distance_{avg}(C) = \frac{\sum_{i \in C} d(i, C)}{|C|} \tag{4}$$

$$LDCOF(p) = \begin{cases} \frac{min(d(p,C_j))}{distance_{avg}(C_j)}, & \text{jeśli } p \in C_i \in SC, \text{ gdzie } C_j \in LC \\ \frac{d(p,C_j)}{distance_{avg}(C_j)}, & \text{jeśli } p \in C_i \in LC \end{cases} \tag{5}$$

3.2 Zbiory danych

Badania przeprowadzone zostaną na kilku zbiorach danych o numerycznych typach atrybutów. Wynika to z parametrów przyjmowanych przez wybrane algorytmy grupowania. Nie oznacza to jednak, że nie można grupować atrybutów dyskretnych. Wymagałoby to ich przewartościowania na wartości numeryczne.

Dla wszystkich zbiorów danych konieczne będzie określenie sposobu postępowania z brakującymi wartościami. W przypadku pojedynczych braków pewne próbki zostaną najprawdopodobniej pominięte lub też zastąpione średnią wartością atrybutu. Jeżeli brakujących wartości byłoby więcej, lepsze wyniki dałaby predykcja danej wartości.

Wstępne przetwarzanie atrybutów będzie odbywać się przed dostarczeniem danych do metody wyznaczającej grupowanie. Możliwe będzie również ograniczenie liczby wykorzystanych atrybutów. Klasyfikator k najbliższych sąsiadów będzie z kolei prawdopodobnie wymagał normalizacji danych.

Wykorzystane zostaną przykładowe zbiory danych pochodzące z UCI Machine Learning Repository:

- Letter Recognition Data Set – zbiór danych dotyczących zdjęć liter alfabetu, zawiera 16 atrybutów oraz 26 klas
- Mushroom Data Set – zbiór danych opisujących grzyby. Możliwe są dwie klasy - grzyby jadalne lub trujące, zawiera 22 atrybuty
- Dataset for Sensorless Drive Diagnosis Data Set – zbiór danych diagnostycznych dla napędów komputerowych, możliwość klasyfikacji na podstawie 49 atrybutów do 11 klas

3.3 Ocena jakości

Aby ocenić jakość rozwiązania trzeba sprawdzić skuteczność algorytmów. Do tego budowana będzie macierz pomyłek. W jej wierszach znajdują się klasy oryginalne do których należały obiekty, a w kolumnach klasy przewidziane. Na przecięciu wstawiana jest liczba obiektów poprawnie lub niepoprawnie sklasyfikowanych.

W przypadku binarnym rozważmy dwie klasy: pozytywną i negatywną. Do klasy pozytywnej będziemy zaliczali wszystkie przykłady zaliczone do swoich prawdziwych grup, a do klasy negatywnej obserwacje stanowiące anomalie. W sytuacji, gdy pewna pozytywna obserwacja zostanie zaklasyfikowana jako negatywna lub odwrotnie, korzystamy z tabeli 1. Przynależność do klasy rzeczywistej oznacza faktyczną klasyfikację obserwacji do jednej z klas, a wynik klasyfikacji to decyzja o przynależności podjęta przez algorytm. Możliwe wyniki to:

– TP (ang. *true positive*) – poprawne zaklasyfikowanie do rzeczywistej grupy
– FN (ang. *false negative*) – błędne zaklasyfikowanie przykładu (jako anomalii) do klasy negatywnej, gdy tak naprawdę należy do jednej ze znalezionych grup
– FP (ang. *false positive*) – błędne zaklasyfikowanie obserwacji (do jednej ze znalezionych grup) do klasy pozytywnej, gdy tak naprawdę są to anomalie
– TN (ang. *true negative*) – poprawne wykrycie anomalii

Tabela 1: Macierz pomyłek

		wynik klasyfikacji	
		pozytywna	negatywna
klasa rzeczywista	pozytywna	TP	FN
	negatywna	FP	TN

Na tej podstawie można wyznaczyć wskaźniki jakości rozwiązania:

– dokładność – liczba poprawnie sklasyfikowanych obserwacji wśród wszystkich wyników klasyfikacji

$$dokładność = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

– precyzja – liczba poprawnie sklasyfikowanych przykładów wśród wszystkich obserwacji zaklasyfikowanych do znalezionych grup

$$precyzja = \frac{TP}{TP + FP}$$

3.4 Kwestie otwarte w etapie pierwszym

W etapie pierwszym nie przewidywaliśmy zmian domyślnych parametrów algorytmów, które nie są bezpośrednio związane z zadaniem (np. wybór implementacji algorytmu k-średnich w ramach funkcji *kmeans*). Podczas testów okazało się, że zwiększenie liczby sąsiadów w algorytmie kNN przynosi lepsze rezultaty. Pozostałe algorytmy korzystają z wartości domyślnych.

Do oceny jakości klasyfikacji zostały wybrane wskaźniki dokładności i precyzji. Wskaźniki te nie pokazują pewnych cech, które należy wyszczególnić. Z tego powodu zaprezentowane zostaną także macierze pomyłek, na podstawie których wskaźniki te zostały wyznaczone.

4 Implementacja

Skrypt **Anomaly Detection** przyjmuje na wejście jeden z trzech wybranych zbiorów danych. Przetwarzanie wstępne polega na wyznaczeniu anomalii, które wykonywane jest na dwa sposoby:

- anomalie są traktowane jako jedna z klas - tutaj następuje wybór najmniej licznej klasy i usunięcie jej ze zbioru danych.
- anomalie są nowymi, sztucznie wygenerowanymi danymi - w celu ich generacji znaleziono wartości minimalne i maksymalne dla każdego atrybutu w zbiorze danych, a następnie na ich podstawie określono przedział wartości, w jakim miały się znaleźć sztuczne anomalie. Wybranym zakresem był przedział:

$$< 2 * max\_value; \quad max\_value + (max\_value - min\_value)/3 >$$

  Dla każdego zbioru danych liczba wygenerowanych próbek wyniosła około 10% zbioru testowego.

Dane podzielono na zbiór treningowy (0,8 wszystkich danych) i testowy (0,2 danych). Na koniec przetwarzania wstępnego dane testowe łączone są z anomaliami.

Grupowanie realizowane jest za pomocą funkcji **createGroups**. Przyjmuje ona jako argumenty zbiór treningowy, liczbę klas oraz nazwę algorytmu grupowania. Funkcja zwraca model zawierający etykiety grup do których zaliczono przykłady trenujące oraz informacje o środkach wyznaczonych grup.

Funkcja **predictAnomalies** przyjmuje jako argumenty otrzymany w wyniku grupowania model oraz dane testowe. Pierwszym krokiem jest określenie rodzaju każdej grupy - odbywa się podział na małe i duże klastry zgodnie z [5] (dodatkowe parametry α i β). Następnie obliczane są trzy wskaźniki nietypowości dla każdej próbki w zbiorze testowym. Na ich podstawie wyznaczane są anomalie: wskaźniki zostały porównane z eksperymentalnie ustalonym progiem. Jeżeli któryś z nich przekraczał próg, próbka była uznawana za anomalię.

Ostatnim krokiem funkcji jest porównanie otrzymanych ze wskaźników wyników z rzeczywistymi klasami próbek. Wyznaczone zostają wówczas macierz pomyłek oraz wskaźniki dokładności i precyzji.

5 Wyniki

Dla każdego z trzech algorytmów grupowania wyznaczono wskaźniki jakości rozwiązania: dokładność oraz precyzję na podstawie macierzy pomyłek. W przypadku danych z wieloma klasami do jej wyznaczenia zostało wykorzystane podejście One vs All.

5.1 Anomalie jako jedna z grup

Pierwszym sposobem symulowania anomalii było odłączenie od danych jednej z klas i niewykorzystanie jej do budowy modeu grupowania. Zaletą takiego podejścia była łatwość implementacji, natomiast ma on pewną istotną wadę: wybrana klasa nie musi mieć cech anomalii, tzn. jej wartości atrybutów niekoniecznie muszą odbiegać od wartości w innych klasach.

5.1.1 Grupowanie za pomocą algorytmu k-średnich

Wartości wskaźników nietypowości dla każdego zbioru danych zostały zebrane w tabeli 2. Odpowiadające im macierze pomyłek zestawiono w tabeli 2.

Tabela 2: Dokładność i precyzja rozwiązania względem wskaźników nietypowości.

	dokładność			precyzja		
	mushroom	letter	sensor	mushroom	letter	sensor
CBLOF	0.6958167	0.8323864	0.6665622	0.3358613	0.8485604	0.6666249
uCBLOF	0.6958167	0.7810315	0.6656221	0.3358613	0.8461726	0.6668555
LDCOF	0.176792	0.5887238	0.6648699	0.1767921	0.8726236	0.6668770

Tabela 3: Macierze pomyłek względem wskaźników nietypowości.

	mushroom				letter				sensor			
	TP	FP	FN	TN	TP	FP	FN	TN	TP	FP	FN	TN
CBLOF	620	1226	221	2690	3743	668	99	66	10634	5318	2	1
uCBLOF	620	1226	221	2690	3471	631	371	103	10593	5292	43	27
LDCOF	841	3916	0	0	2295	335	1547	399	10568	5279	68	40

5.1.2 Grupowanie za pomocą algorytmu k-medoidów

Tabela 4: Dokładność i precyzja dla algorytmu k-medoidów.

	dokładność			precyzja		
	mushroom	letter	sensor	mushroom	letter	sensor
CBLOF	0.5457221	0.6444493	0.2735346	0.05645161	0.7697822	0.2733361
uCBLOF	0.5457221	0.6444493	0.2725782	0.05645161	0.7694987	0.2725157
LDCOF	0.1767921	0.5181381	0.2718951	0.17679210	0.7730225	0.2714541

Tabela 5: Macierze pomyłek dla algorytmu k-medoidów.

	mushroom				letter				sensor			
	TP	FP	FN	TN	TP	FP	FN	TN	TP	FP	FN	TN
CBLOF	84	1404	757	2512	2899	867	760	50	2000	5317	0	2
uCBLOF	84	1404	757	2512	2871	860	767	78	1991	5315	9	4
LDCOF	841	3916	0	0	2023	594	1611	348	1977	5306	23	13

5.1.3 Grupowanie za pomocą algorytmu hierarchicznego

Tabela 6: Dokładność i precyzja dla algorytmu hierarchicznego.

	dokładność			precyzja		
	mushroom	letter	sensor	mushroom	letter	sensor
CBLOF	0.6939247	0.7777535	0.3739183	0.3351206	0.8683181	0.3933749
uCBLOF	0.6939247	0.7600524	0.3737159	0.3351206	0.8475177	0.3943293
LDCOF	0.1767921	0.5900350	0.3996255	0.1767921	0.8566763	0.4058485

Tabela 7: Macierze pomyłek dla algorytmu hierarchicznego.

	mushroom				letter				sensor			
	TP	FP	FN	TN	TP	FP	FN	TN	TP	FP	FN	TN
CBLOF	625	1240	216	2676	3330	505	512	229	7327	11299	1073	62
uCBLOF	625	1240	216	2676	3346	602	496	132	7385	11343	1033	0
LDCOF	841	3916	0	0	2361	395	1481	339	7897	11561	1503	0

5.1.4 Klasyfikacja za pomocą drzew decyzyjnych i algorytmu knn

Tabela 8: Dokładność i precyzja klasyfikatorów.

	dokładność			precyzja		
	mushroom	letter	sensor	mushroom	letter	sensor
J48	1	0.6925777	0.9793162	0.9993846	0.8947198	0.9993846
KNN	1	0.94333	0.8117949	0.9993846	0.9204796	0.9993846

	Reference	
Prediction	16	5
16	783	0
5	0	841

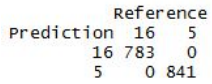
Wykres 2: Macierz pomyłek dla drzewa decyzyjnego (zbiór mushroom).

	Reference																								
Prediction	1	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	2	20	21	22	23	24	25	26	3	4	5	6	7	8	9
1	131	0	2	5	5	0	0	0	5	11	11	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1
10	0	108	1	13	0	0	1	1	2	1	0	2	0	0	0	0	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1
11	6	0	95	0	1	3	5	2	4	5	1	6	0	9	0	0	9	0	0	2	6	5	0	2	10	1
12	2	11	1	107	0	3	1	0	2	0	0	0	0	0	0	0	2	2	0	3	1	1	0	2	1	2
13	0	0	5	0	130	2	1	1	1	4	2	2	1	8	1	2	0	0	2	0	2	1	1	2	0	0
14	1	0	4	0	2	121	2	1	0	2	0	3	0	12	0	4	0	3	0	2	0	0	2	0	4	0
15	2	0	2	0	1	1	114	3	12	1	6	2	6	10	1	0	2	0	0	3	7	1	0	2	2	2
16	0	0	1	0	0	3	0	114	0	0	0	0	3	0	1	0	1	3	2	0	0	0	20	0	3	1
17	1	5	0	8	1	0	0	2	96	4	0	1	6	1	0	0	4	1	5	1	2	5	2	6	4	2
18	1	2	1	5	2	3	3	1	5	103	6	9	2	3	0	0	5	1	6	1	5	1	2	2	8	1
19	2	2	0	0	0	0	1	1	1	1	74	3	7	1	2	0	1	0	6	6	2	0	4	4	0	0
2	1	3	4	0	0	5	0	1	2	2	5	100	1	2	2	0	2	3	4	0	2	1	4	2	3	1
20	0	0	1	1	0	0	1	2	0	2	6	0	105	0	3	1	0	5	1	2	0	2	2	0	1	1
21	2	0	2	1	3	1	2	0	0	1	1	0	0	98	1	2	3	3	0	1	2	2	1	1	1	0
22	0	0	0	0	3	1	0	1	3	1	0	3	6	3	110	13	3	8	0	2	0	0	2	0	2	1
23	0	0	2	2	7	2	7	4	2	3	0	5	0	2	14	124	0	7	0	1	1	3	1	2	3	0
24	0	4	6	4	0	0	1	2	3	1	6	3	1	0	1	0	103	1	3	2	6	3	0	3	4	0
25	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	1	1	8	1	12	0	3	105	1	2	0	0	5	0	1	0
26	1	3	0	0	0	0	0	0	1	2	18	2	2	0	0	0	4	1	95	2	0	9	0	5	0	3
3	2	0	2	1	1	7	2	1	4	0	2	0	0	3	1	0	1	2	0	111	1	7	6	15	0	2
4	2	2	6	1	2	0	5	2	4	3	0	4	2	6	0	0	0	0	0	0	108	1	0	5	3	1
5	0	2	1	0	0	0	0	0	1	4	1	2	4	1	0	0	1	6	1	13	1	1	103	2	4	1	2
6	1	1	0	0	0	2	0	11	0	0	2	0	8	0	1	0	0	9	2	0	1	0	97	0	0	5
7	1	3	7	4	0	0	3	3	3	3	5	1	0	0	1	1	6	2	4	4	2	6	2	94	1	1
8	1	0	4	0	0	2	1	1	0	0	0	1	0	3	1	2	1	0	0	0	11	1	1	2	94	1
9	0	3	0	0	0	0	0	1	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	122

Wykres 3: Macierz pomyłek dla drzewa decyzyjnego (zbiór letters).

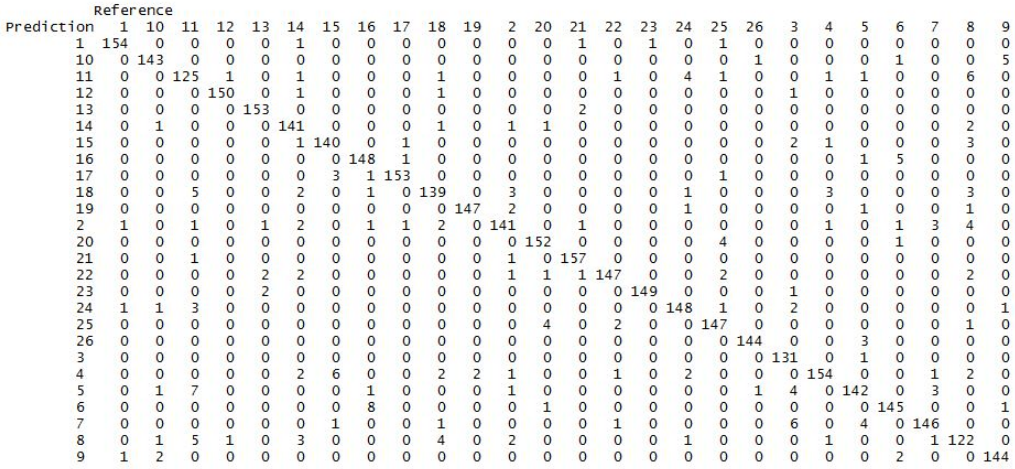
	Reference										
Prediction	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	1022	0	0	0	0	20	0	0	6	0	0
2	0	1006	0	0	0	0	0	0	9	20	0
3	0	0	1026	2	23	1	0	1	0	0	0
4	0	1	1	1081	8	0	2	7	2	2	0
5	0	0	13	9	993	0	0	10	0	0	0
6	31	0	0	0	0	1008	0	3	24	0	0
7	0	0	0	3	0	0	1065	1	0	0	0
8	1	0	1	0	21	5	0	1071	1	0	0
9	2	0	0	0	0	27	0	0	1055	0	0
10	0	14	0	0	0	0	0	0	3	1016	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1083

Wykres 4: Macierz pomyłek dla drzewa decyzyjnego (zbiór sensor).



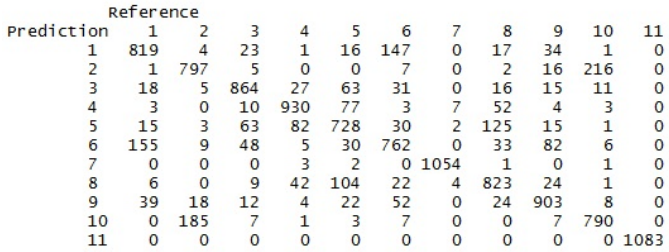
```
            Reference
Prediction  16   5
        16 783   0
         5   0 841
```

Wykres 5: Macierz pomyłek dla klasyfikatora kNN (zbiór mushroom).



```
            Reference
Prediction   1  10  11  12  13  14  15  16  17  18  19   2  20  21  22  23  24  25  26   3   4   5   6   7   8   9
         1 154   0   0   0   0   1   0   0   0   0   0   0   1   0   1   0   1   0   0   0   0   0   0   0   0   0
         10  0 143   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   1   0   0   0   1   0   0   5
         11  0   0 125   1   0   1   0   0   0   1   0   0   0   0   1   0   4   1   0   0   1   1   0   0   6   0
         12  0   0   0 150   0   1   0   0   0   1   0   0   0   0   0   0   0   0   0   1   0   0   0   0   0   0
         13  0   0   0   0 153   0   0   0   0   0   0   0   0   2   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
         14  0   1   0   0   0 141   0   0   0   1   0   1   1   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   2   0
         15  0   0   0   0   0   1 140   0   1   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   2   1   0   0   0   3   0
         16  0   0   0   0   0   0   0 148   1   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   1   5   0   0   0
         17  0   0   0   0   0   0   3   1 153   0   0   0   0   0   0   0   0   1   0   0   0   0   0   0   0   0
         18  0   0   5   0   0   2   0   1   0 139   0   3   0   0   0   0   1   0   0   0   3   0   0   0   3   0
         19  0   0   0   0   0   0   0   0   0   0 147   2   0   0   0   0   1   0   0   0   0   1   0   0   1   0
         2   1   0   1   0   1   2   0   1   1   2   0 141   0   1   0   0   0   0   0   0   1   0   1   3   4   0
         20  0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0 152   0   0   0   0   4   0   0   0   0   1   0   0   0
         21  0   0   1   0   0   0   0   0   0   0   0   1   0 157   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
         22  0   0   0   0   2   2   0   0   0   0   0   1   1   1 147   0   0   2   0   0   0   0   0   0   2   0
         23  0   0   0   0   2   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0 149   0   0   0   1   0   0   0   0   0   0
         24  1   1   3   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0 148   1   0   2   0   0   0   0   0   1
         25  0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   4   0   2   0   0 147   0   0   0   0   0   1   0
         26  0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0 144   0   0   3   0   0   0
         3   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0 131   0   1   0   0   0
         4   0   0   0   0   0   2   6   0   0   2   2   1   0   0   1   0   2   0   0   0   0 154   0   0   1   2
         5   0   1   7   0   0   0   0   1   0   0   0   1   0   0   0   0   0   0   1   4   0 142   0   3   0   0
         6   0   0   0   0   0   0   0   8   0   0   0   0   1   0   0   0   0   0   0   0   0   0 145   0   0   1
         7   0   0   0   0   0   0   1   0   0   1   0   0   0   0   1   0   0   0   0   6   0   4   0 146   0   0
         8   0   1   5   1   0   3   0   0   0   4   0   2   0   0   0   0   1   0   0   0   1   0   0   1 122   0
         9   1   2   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   2   0   0 144
```

Wykres 6: Macierz pomyłek dla klasyfikatora kNN (zbiór letters).



```
            Reference
Prediction    1    2    3    4    5    6    7    8    9   10   11
         1  819    4   23    1   16  147    0   17   34    1    0
         2    1  797    5    0    0    7    0    2   16  216    0
         3   18    5  864   27   63   31    0   16   15   11    0
         4    3    0   10  930   77    3    7   52    4    3    0
         5   15    3   63   82  728   30    2  125   15    1    0
         6  155    9   48    5   30  762    0   33   82    6    0
         7    0    0    0    3    2    0 1054    1    0    1    0
         8    6    0    9   42  104   22    4  823   24    1    0
         9   39   18   12    4   22   52    0   24  903    8    0
         10   0  185    7    1    3    7    0    0    7  790    0
         11   0    0    0    0    0    0    0    0    0    0 1083
```

Wykres 7: Macierz pomyłek dla klasyfikatora kNN (zbiór sensor).

5.2 Sztuczne anomalie

Tabela 9: Dokładność i precyzja dla sztucznych anomalii.

	dokładność			precyzja		
	mushroom	letter	sensor	mushroom	letter	sensor
CBLOF	0.5586246	0.9655880	0.7928788	1.0000000	0.9621364	0.8037663
uCBLOF	0.5586246	0.9655880	0.9195455	1.0000000	0.9621364	0.9092308
LDCOF	0.5259301	0.7114859	0.9193939	0.5259301	0.9615799	0.9092153

Tabela 10: Macierze pomyłek dla sztucznych anomalii.

	mushroom				letter				sensor			
	TP	FP	FN	TN	TP	FP	FN	TN	TP	FP	FN	TN
CBLOF	150	0	783	841	3837	151	0	400	10457	2553	181	9
uCBLOF	150	0	783	841	3837	151	0	400	10638	1062	0	1500
LDCOF	933	841	0	0	2678	107	1159	444	10636	1062	2	1500

6 Wnioski

6.1 Wskaźniki jakości dla algorytmów grupowania

Na podstawie powyższych wyników można stwierdzić, że wykrywanie anomalii za pomocą algorytmu grupowania i wskaźników CBLOF, uCBLOF oraz LDCOF ustępuje znanym i sprawdzonym klasyfikatorom, ale wciąż daje w większości akceptowalne wyniki.

Z trzech wskaźników najlepsze wyniki prezentuje CBLOF, czyli iloczyn odległości badanej próbki od najbliższej dużej grupy i liczby elementów w grupie, do której obiekt został zaklasyfikowany. W niemal wszystkich przypadkach wartości dokładności i precyzji były wyższe niż w przypadku pozostałych wskaźników, choć często różnice były nieznaczne. Za słabszy wskaźnik można uznać LDCOF - iloraz odległości próbki od najbliższej dużej grupy i średniego dystansu między elementami dużej grupy a jej środkiem. Charakteryzował się on mniejszą dokładnością w stusunku do pozostałych wskaźników (często znacznie - 17% a 69% dla algorytmu k-średnich i zbioru mushroom). Z drugiej strony osiąga on podobne wyniki we wskaźniku precyzji.

Pomimo wrażenia, że wartości wskaźników są dość wysokie należy pamiętać, że anomalie są nieliczne w całym zbiorze danych. W związku z tym dokładność klasyfikacji anomalii dla takiego zbioru będzie zawsze wysoka. Przyglądając się macierzom pomyłek można zauważyć, że wartość wskaźnika FP jest w przypadku dwóch zbiorów (mushroom i sensor) bardzo wysoka, co oznacza, że wiele przykładów nie zostało uznanych za anomalie, chociaż w rzeczywistości anomaliami były. Widoczne jest to również dla wskaźnika TN określającego liczbę poprawnie wykrytych anomalii - dla zbiorów mushroom (LDCOF) oraz sensor (CBLOF) grupę tę stanowią pojedyncze próbki, co świadczy o mało skutecznym wykrywaniu anomalii.

W programie zastosowano trzy różne algorytmy grupowania. Na podstawie otrzymanych wyników można stwierdzić, że dla algorytmów k-średnich oraz hierarchicznego nie występują znaczne różnice w dokładności i precyzji. Od algorytmów tych odbiega metoda k-medoidów, której wynikiem są wyraźnie niższe wskaźniki dla wszystkich zbiorów danych.

Warto również zwrócić uwagę na niskie wartości obu wskaźników jakości dla algorytmu hierarchicznego testowanego na zbiorze sensor. Częściowym powodem takiego wyniku jest mniejsza liczba przykładów wykorzystana do budowy modelu (1/3 przykładów w zbiorze). Wynika to z ograniczeń możliwości obliczeniowych sprzętu na którym wykonywano testy. Aby wyznaczyć dendrogram dla wszystkich danych należałoby skonstruować macierz odległości między każdą parą przykładów (co jest wielkim wyzwaniem dla niemal 60 tysięcy przykładów).

6.2 Porównanie z klasyfikacją

Klasyfikacja za pomocą algorytmów drzew decyzyjnych oraz kNN dała znacznie lepsze wyniki w porównaniu do grupowania. Najgorszym wynikiem jest tutaj dokładność 69% dla zbioru letter i drzewa decyzyjnego. Jest to zbiór o największej liczbie klas, więc mogło przyczynić się to do nadmiernego dopasowania drzewa do zbioru treningowego. Pozostałe wyniki sięgają w większości 90% dokładności i precyzji, osiągnięto również maksymalną dokładność dla jednego ze zbiorów (mushroom). Przewagę podejścia nadzorowanego widać także w macierzach pomyłek, gdzie klasy uznane za anomalie zostają dobrze wyodrębnione.

6.3 Sztuczne anomalie

Utworzenie sztucznych anomalii pozwoliło na wyeliminowanie problemu ewentualnej bliskości klasy anomalii do innych klas. Wyniki są zauważalnie lepsze, choć pogorszyła się jakość wykrywania anomalii dla zbioru o najmniejszej liczbie klas (mushroom). Dla pozostałych zbiorów widać jednak poprawę - liczba prawidłowo wykrytych anomalii jest w miarę zgodna z rzeczywistą ich liczbą: 400 anomalii dla zbioru letter oraz 1500 dla zbioru sensor. Jednak nawet tutaj można zauważyć pojedyncze przypadki słabej detekcji anomalii za

pomocą wskaźników - przykładem jest CBLOF dla zbioru sensor, gdzie niepoprawnie wykrytych anomalii (wskaźniki FP i FN) jest znacznie więcej niż w pozostałych przypadkach.

6.4 Wskaźniki nietypowości

Jak wspomniano w rozdziale 4, stwierdzenie czy dany przykład zaliczyć jako anomalię następowało w wyniku porównania wartości wskaźnika nietypowości oraz pewnego progu. W implementacji rozwiązania, wartości wskaźników zostały znormalizowane do przedziału (0,1), ze względu na trudność ich interpretacji tylko na podstawie otrzymanych wartości. W przedstawionych wynikach wartość progu została dobrana empirycznie na wartość 0,5. Taki dobór można uzasadnić traktowaniem przedziału (0,1) jako prawdopodobieństwa, że przykład jest anomalią. Jeśli wartość wskaźnika przekroczy 50% możemy podejrzewać, że przykład jest anomalią.

Na podstawie wyników widać, że stosując takie podejście można znaleźć anomalie, lecz niestety niewiele z nich. Przesuwając próg bliżej jedności narażamy się na zupełne pomijanie poszukiwanych rezultatów. Próg obniżony powoduje, że znajdziemy więcej anomalii, lecz jednocześnie nastąpi znaczne zwiększenie liczności fałszywych negatywnych zgłoszeń anomalii.

Być może taki sposób normalizacji i interpretacji wskaźników nietypowości nie jest najlepszy, lecz w literaturze nie udało się znaleźć co kryje się za stwierdzeniem „dostatecznie duża wartość" takiego wskaźnika by wykryć anomalię.

Literatura

[1] http://wazniak.mimuw.edu.pl/images/8/86/ED-4.2-m11-1.01.pdf

[2] https://www.goldiges.de/publications/Anomaly_Detection_Algorithms_for_RapidMiner.pdf

[3] https://www.mimuw.edu.pl/~awojna/SID/referaty/strzelczak/c4_5Main.html

[4] https://edu.pjwstk.edu.pl/wyklady/adn/scb/wyklad9/w9.htm

[5] http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.20.4242&rep=rep1&type=pdf

[6] https://www.rdocumentation.org/