

Praca domowa 3

Termin oddania: 22.01.2026

1 Wstęp

W tej pracy domowej przyjrzymy się modelowi analizy skupień - algorytmowi aglomeracyjnemu z definicją odległości *Single Linkage*.

2 Część 1 (9 punktów)

Przygotuj implementację algorytmu hierarchicznego `hierarchical_clustering()`, który przyjmuje jako argumenty kolejno:

1. macierz rzeczywistą X typu $n \times p$, reprezentującą n punktów w R^p ,
2. hiperparametr `n_clusters` oznaczający liczbę skupień.

Funkcja ma zwracać n – elementowy obiekt `c`, gdzie c_i reprezentuje etykietę skupienia dla obserwacji $X[i,]$.

Algorytm Aglomeracyjny

1. Zdefiniuj początkowy zbiór skupień $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$, gdzie każde skupienie zawiera dokładnie jeden element $C_i = \{x_i\}$. Oblicz macierz odległości D , gdzie $D_{ij} = d(x_i, x_j)$.
2. Odległość między dwoma skupieniami A, B jest definiowana jako minimum odległości pomiędzy ich elementami

$$D(A, B) = \min_{a \in A, b \in B} d(a, b).$$

3. Dopóki liczba skupień jest większa niż wartość hiperparametru `n_clusters` wykonuj:

- Znajdź parę skupień (C_i, C_j) , dla których odległość jest minimalna

$$(C_i, C_j) = \arg \min_{A, B \in C, A \neq B} D(A, B).$$

- Połącz skupienia C_i i C_j w jedno nowe skupienie $C_* = C_i \cup C_j$.
- Zaktualizuj zbiór skupień $C = (C \setminus \{C_i, C_j\}) \cup \{C_*\}$.
- Zaktualizuj macierz odległości, obliczając odległość między nowym skupieniem C_* a pozostałymi skupieniami $S \in C$

$$D(C_*, S) = \min(D(C_i, S), D(C_j, S)).$$

.

Przeprowadź test poprawności implementacji funkcji `hierarchical_clustering()`.

3 Część 2 (6 punktów)

3.1 Zbiór danych (3 punkty)

Przygotuj zbiór danych do testowania algorytmu. Zbiór danych powinien być z R^2 lub R^3 z ciekawymi zależnościami. Do rozwiązania pracy domowej dołącz plik z wygenerowanymi danymi o nazwie `NUMERINDEKSU_data.csv`, gdzie pierwszą kolumną będzie kolumna etykiet `y`, a kolejne kolumny będą opisane `X1`, `X2`, `...`. Zawrzyj w pliku Jupyter Notebook graficzną reprezentację swojego zbioru.

3.2 Eksperyment (3 punkty)

Wykorzystując swoją implementację algorytmu hierarchicznego oraz algorytm `AgglomerativeClustering` z hiperparametrem `linkage="single"` z pakietu `scikit-learn` sprawdź ich działanie na utworzonym zbiorze danych. Rozważ różne wartości hiperparametru `n_clusters`. Czy obie metody dobrze identyfikują skupienia? Jaki jest czas działania metod?

4 Szczegóły rozwiązania

Rozwiązanie powinno zawierać pliki:

- `hierarchichal_clustering.py` skrypt zawierający implementację algorytmu `hierarchichal_clustering()`,
- `NUMERINDEKSU_wyniki.ipynb` zawierający testy poprawności implementacji, opis generowania danych i jego graficzną reprezentację oraz eksperymenty dotyczące porównania metod.

5 Ocena

Łączna liczba punktów do zdobycia jest równa 15, w tym:

- 2 Implementacja algorytmu `hierarchichal_clustering()` (9 punktów)
 - implementacja oraz testy poprawności algorytmu - 6 punktów,
 - obsługa wyjątków - 1 punkt,
 - dokumentacja - 1 punkt,
 - jakość kodu, złożoność - 1 punkt.
- 3.1 Zbiór danych (3 punkty)
 - opis generowania zbioru danych - 2 punkty,
 - dołączenie zbioru danych oraz jego wizualizacji - 1 punkt.
- 3.2 Eksperyment (3 punkty)
 - testy algorytmu `hierarchichal_clustering()` - 1 punkt,
 - testy algorytmu `AgglomerativeClustering` - 1 punkt,
 - testowanie wyboru hiperparametru `n_clusters` - 2 punkty.

6 Oddanie pracy domowej

Wszystkie punkty z sekcji *Szczegóły rozwiązania* należy umieścić w katalogu ZIP o nazwie `NAZWISKO.IMIE.GR_PD3` (bez polskich znaków), gdzie

$$GR = \begin{cases} 1 & \text{dla środy, 12:15 (AK),} \\ 2 & \text{dla środy, 12:15 (KW),} \\ 3 & \text{dla środy, 14:15 (AK),} \\ 4 & \text{dla czwartek, 14:15 (AK).} \end{cases}$$

Tak przygotowany katalog należy przesłać na adres *anna.kozak@pw.edu.pl* do dnia 22.01.2026 do godziny 23:59. Prace przesłane po tym terminie będą miały odjęte 2 punkty za każdy rozpoczęty dzień spóźnienia. Tytuł wiadomości: *[WUM]/[PD3] Nazwisko Imię, Numer grupy: GR*.
Prace, które nie będą przygotowane w odpowiednim formacie nie będą oceniane.