|  |
| --- |
| Politechnika Warszawska |
| Raport |
| PDM-2 |
|  |
| **Bartłomiej Jańczak** |
| **2013-02-03** |

|  |
| --- |
| Raport z postępów w badaniach dotyczących pracy magisterskiej. Dokument zawiera opis popełnionej aplikacji oraz wnioski i wyniki przeprowadzonych dzięki niej eksperymentów. |

Spis treści

[1. OPIS ZADANIA 1](#_Toc349512740)

[2. OPIS FORMY DANYCH WEJŚCIOWYCH I WYJŚCIOWYCH 2](#_Toc349512741)

[3. DOKUMENTACJA UŻYTKOWA 3](#_Toc349512742)

[3.1. STRUKTURA PLIKÓW 3](#_Toc349512743)

[3.2. PLIK PARAMETRÓW URUCHOMIENIA APLIKACJI 4](#_Toc349512744)

[3.3. PLIK PARAMETRÓW URUCHOMIENIA ALGORYTMU 4](#_Toc349512745)

[3.4. WYNIKI URUCHOMIEŃ PROGRAMU 9](#_Toc349512746)

[3.5. ZBIORY DANYCH 12](#_Toc349512747)

[3.6. URUCHOMIENIE 13](#_Toc349512748)

[4. BADANIA EKSPERYMENTALNE 13](#_Toc349512749)

[4.1. DANE TESTOWE 13](#_Toc349512750)

[4.2. BADANIA ALGORYTMU K-NEIGHBORHOOD-INDEX 14](#_Toc349512751)

[4.2.1. Badania algorytmu TI-k-Neighborhood-Index 14](#_Toc349512752)

[4.2.2. Badania algorytmu *k-Neighborhood-Index-Projection* 22](#_Toc349512753)

[4.2.3. Porównanie algorytmów *k-Neighborhood-Index-Projection* i *TI-k-Neighborhood-Index* 25](#_Toc349512754)

[4.2.4. Badanie algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index-Ref* - wybór dwóch punktów referencyjnych 26](#_Toc349512755)

[4.2.5. Porównanie implementacji *k-Neighborhood-Index* 31](#_Toc349512756)

[4.3. BADANIE ALGORYTMU *VP-TREE-INDEX* 35](#_Toc349512757)

[4.3.1. Implementacja algorytmu *VP-Tree-Index* 35](#_Toc349512758)

[4.3.2. Implementacja struktury punktu 39](#_Toc349512759)

[4.4. PORÓWNANIE ALGORYTMÓW VP-TREE-INDEX I TI-K\_NEIGHBORHOOD-INDEX 41](#_Toc349512760)

[4.5. BADANIE ALGORYTMU *DBSCAN* 43](#_Toc349512761)

[4.5.1. Badanie algorytmu *TI-DBSCAN* 43](#_Toc349512762)

[4.5.2. Badanie algorytmu *DBSCAN-PROJECTION* 53](#_Toc349512763)

[4.5.3. Porównanie algorytmów DBSCAN-PROJECTION i TI\_DBSCAN 55](#_Toc349512764)

[4.5.4. Badanie algorytmu *TI-DBSCAN-REF* – wybór dwóch punktów referencyjnych 57](#_Toc349512765)

[4.5.5. Porównanie implementacji odmian algorytmu *DBSCAN* 61](#_Toc349512766)

[Bibliografia 65](#_Toc349512767)

# 1. OPIS ZADANIA

1. Wyszukiwanie Euklidesowego otoczenia Eps i k sąsiadów dla wszystkich (lub zadanej liczby) wektorów i wszystkich (lub zadanej liczby) wymiarów:
   1. bez wykorzystania nierówności trójkąta
   2. z sortowaniem zbioru wektorów/indeksu na zbiór wektorów oraz:
      1. z wykorzystaniem nierówności trójkąta i 1 lub więcej wektorów referencyjnych (np. [0,0,0,1,0,0], [0,0,0,1/2,0,0], [0,0,0,1 1/2,0,0], [0,0,0,10,0,0]),
      2. z wykorzystaniem rzutu(ów) na os(ie),
      3. z wykorzystaniem wektorów referencyjnych i dodatkowych rzutów na osie,
2. Wyszukiwanie kosinusowego otoczenia Eps i k sąsiadów dla wszystkich (lub zadanej liczby) wektorów i wszystkich (lub zadanej liczby) wymiarów poprzez przekształcenie oryginalnego problemu do problemu z odległością Euklidesowa:
   1. bez wykorzystania nierówności trójkąta,
   2. z sortowaniem zbioru wektorów/indeksu na zbiór wektorów oraz:
      1. z wykorzystaniem nierówności trójkąta i 1 lub więcej wektorów referencyjnych (np. [0,0,0,1,0,0], [0,0,0,1/2,0,0], [0,0,0,1 1/2,0,0], [0,0,0,10,0,0]),
      2. z wykorzystaniem rzutu(ów) na os(ie),
      3. z wykorzystaniem wektorów referencyjnych i dodatkowych rzutów na osie
3. Klasyfikacja KNN z sortowaniem zbioru wektorów/indeksu na zbiór wektorów oraz:
   1. z uplasowaniem się liniowym/binarnym oraz:
      1. wykorzystaniem punktu/ów referencyjnych do szacowania odległości,
      2. wykorzystaniem rzutu/(ów) na os do szacowania odległości,
   2. bez uplasowania się oraz:
      1. z wykorzystaniem punktu/ów referencyjnych do szacowania odległości,
      2. z wykorzystaniem rzutu/ów na oś do szacowania odległości,
4. Wyszukiwanie euklidesowego/cosinusowego otoczenia Eps i k sąsiadów dla wszystkich (lub zadanej liczby) wektorów i wszystkich (lub zadanej liczby) wymiarów przy pomocy drzewa vantage point:
   1. z wykorzystaniem mediany jako kryterium podziału,
   2. z wykorzystaniem sąsiednich wartości mediany jako kryterium podziału.

# 2. OPIS FORMY DANYCH WEJŚCIOWYCH I WYJŚCIOWYCH

Na dane wejściowe składają się 3 rodzaje plików:

* Plik parametrów uruchomienia aplikacji – plik tekstowy zawierający rekordy postaci „*nazwa\_parametru*=*wartość\_parametru*”,
* Plik parametrów uruchomienia algorytmu – plik tekstowy zawierający rekordy postaci „*nazwa\_parametru*=*wartość\_parametru*”,,
* Plik danych wejściowych – plik tekstowy zawierający zbiór wektorów w formacie gęstym lub rzadkim.

Na dane wyjściowe składają się 3 rodzaje plików:

* Raport wykonania uruchomienia algorytmu – plik tekstowy zawierający:
  + wartości parametrów, z którymi uruchomiono algorytm,
  + czasy wykonania poszczególnych kroków algorytmu,
  + wyniki wykonania algorytmu.
* Raport wykonania uruchomienia aplikacji – plik \*.csv, zawierający dane raportów z wykonania uruchomień algorytmów z wyłączeniem wyników wykonania algorytmu. Każdy rekord pliku \*.csv odpowiada pewnemu raportowi z uruchomienia algorytmu w ramach jednego uruchomienia aplikacji.
* Oczyszczony raport wykonania uruchomienia aplikacji – plik \*.csv, zawierający dane raportów z wykonania uruchomień algorytmów z wyłączeniem wyników wykonania algorytmu. Każdy rekord pliku \*.csv odpowiada serii (ilość powtórzeń) uruchomień algorytmu. Uruchomienie algorytmu opisane jest plikiem parametrów uruchomienia algorytmu. Wielkość serii opisana jest parametrem **test\_repeats** w pliku parametrów uruchomienia aplikacji. W rekordzie pliku \*.csv każda wartość odpowiadająca czasowi wykonania pewnego kroku K algorytmu A w serii S jest tworzona w następujący sposób: spośród wszystkich wartości czasowych wykonania K w A w S usuwane są jedna maksymalna i jedna minimalna wartość czasowa, wartość średnia z pozostałych czasowych wartości stanowi wartość czasową wykonania pewnego kroku K algorytmu A w rekordzie pliku \*.csv.

# 3. DOKUMENTACJA UŻYTKOWA

Rozdział ten zawiera opisy:

1. struktury plików, z których korzysta implementacja,
2. pliku parametrów uruchomienia aplikacji,
3. pliku parametrów uruchomienia algorytmu,
4. znaczenia czasów wykonania dla uruchomień poszczególnych algorytmów,
5. przygotowanych zbiorów danych,
6. uruchomienia aplikacji.

## 3.1. STRUKTURA PLIKÓW

Do dokumentacji załączono plik *Implementacja.zip* o następującej strukturze folderów:

* Implementacja:
  + algorithms\_engine\_properties
  + code
    - hdr
    - src
  + datasets
  + logs
  + properties

Zawartość folderów opisuje Tab. 1.

Tab. 1. Opis zawartości folderów pliku implementacja.zip

|  |  |
| --- | --- |
| Nazwa folderu | **Zawartość folderu** |
| implementacja | Foldery **algorithms\_engine\_properties**, code, **datasets**, **logs**, **properties** oraz plik wykonywalny implementacja.exe. |
| algorithms\_engine\_properties | Plik parametrów **algorithms\_engine\_properties.txt**. Opis pliku parametrów uruchomienia aplikacji znajduje się w rozdziale [3.2](#_3.2._PLIK_PARAMETRÓW). |
| code | Foldery **hdr** i **src**. |
| hdr | Pliki nagłówkowe **\*.h**. |
| src | Pliki źródłowe **\*.cpp**. |
| datasets | Pliki ze zbiorami danych **\*.txt**. |
| logs | Pliki raportów wykonania algorytmu **\*.txt**, oraz pliki raportów wykonania aplikacji **\*.csv**. Krótki opis plików raportu znajduje się w rozdziale [3.4](#_3.4._WYNIKI_URUCHOMIEŃ). |
| properties | Pliki parametrów uruchomienia algorytmu. Opis pliku parametrów uruchomienia algorytmu znajduje się w rozdziale [3.3.](#_3.3._PLIK_PARAMETRÓW) |

Plik wykonywalny *implementacja.exe* jest programem implementującym odmiany algorytmów, spełniającym wymagania wymienione w rozdziale [1](#_1._OPIS_ZADANIA). Program skompilowany jest dla środowiska WIN32 z podniesioną flagą LARGEADDRESSAWARE, która umożliwia aplikacji użycie do 3GB pamięci wirtualnej. Uruchomienia wykonywane są na środowisku Windows 7 x64 z procesorem Intel® i7™ 950 z dostępną pamięcią RAM równą 6GB.

## 3.2. PLIK PARAMETRÓW URUCHOMIENIA APLIKACJI

W folderze **algorithms\_engine\_properties** znajduje się plik parametrów uruchomienia aplikacji *algorithms\_engine\_properties.txt*. Tab. 2**Błąd! Nie można odnaleźć źródła odwołania.** opisuje znaczenie poszczególnych parametrów pliku parametrów.

Tab. 2. Opis znaczenia parametrów pliku algorithms\_engine\_properties.txt

|  |  |
| --- | --- |
| Nazwa parametru | **Opis** |
| alfa | Wartość współczynnika, przez który przemnażane są wartości wymiarów znormalizowanych wektorów (Normalizacja wektorów wykonywana jest w fazie przetwarzania danych gdy stosowana jest odległość kosinusowa). |
| test\_repeats | Liczba uruchomień algorytmu opisanego plikiem parametrów uruchomienia algorytmu. Parametr ten pozwala na wielokrotne powtórzenie serii uruchomień. |

## 3.3. PLIK PARAMETRÓW URUCHOMIENIA ALGORYTMU

W folderze **properties** znajdują się pliki uruchomienia algorytmu. Każdy plik parametrów definiuje uruchomienie algorytmu. Program kolejno wczytuje pliki parametrów i dla każdego z nich wykonuje zdefiniowany algorytm. Tab. 3 opisuje znaczenie poszczególnych parametrów pliku parametrów.

Tab. 3. Opis znaczenia parametrów pliku properties.txt

|  |  |
| --- | --- |
| Nazwa parametru | **Opis** |
| algorithm\_name | Nazwa algorytmu przyjmująca wartości: *\****dbscan** – algorytm DBSCAN. Wymaga zdefiniowania parametrów: *eps*, *min\_pts*.  **\*dbscan\_points\_elimination** – algorytm DBSCAN z eliminacją rozpatrzonych punktów. Wymaga zdefiniowania parametrów: *eps*, *min\_pts*.  \***ti\_dbscan** – algorytm TI-DBSCAN. Wymaga zdefiniowania parametrów: *eps*, *min\_pts*,  *reference\_point*, *reference\_point\_format*, *use\_dataset\_index\_access*.  \***ti\_dbscan\_ref** – algorytm TI-DBSCAN wykorzystujący wiele punktów referencyjnych do szacowania odległości. Wymaga zdefiniowania parametrów: *eps*, *min\_pts*,  *reference\_point*, *reference\_point\_format, use\_dataset\_index\_access*.  \***ti\_dbscan\_ref\_projection** – algorytm TI-DBSCAN wykorzystujący wiele punktów referencyjnych oraz rzuty na osie do szacowania odległości.  Wymaga zdefiniowania parametrów: *eps*, *min\_pts*, *reference\_point*, *reference\_point\_format*, *use\_dataset\_index\_access,* *projection\_dimensions*, *projection\_source\_sequence*. \***k\_neighborhood** – algorytm K-NEIGHBORHOOD. Sąsiedzi wyznaczani metodą brute-force liczenia odległości na zasadzie ‘każdy z każdym’. Wymaga zdefiniowania parametrów: *k*, *use\_dataset\_index\_access, classification\_subset\_factor*, *use\_binary\_placement*.  \***ti\_ k\_neighborhood** – algorytm TI-K-NEIGHBORHOOD. Wymaga zdefiniowania parametrów: *k*, *reference\_point*, *reference\_point\_format*, *use\_dataset\_index\_access, classification\_subset\_factor*, *use\_binary\_placement*.  \***ti\_k\_neighborhood\_ref** – algorytm TI-K-NEIGHBORHOOD wykorzystujący wiele punktów referencyjnych do szacowania odległości. Wymaga zdefiniowania parametrów: *k*, *reference\_point*, *reference\_point\_format, use\_dataset\_index\_access, classification\_subset\_factor*, *use\_binary\_placement*. \***ti\_k\_neighborhood\_ref\_projection** – algorytm TI-K-NEIGHBORHOOD wykorzystujący wiele punktów referencyjnych oraz rzuty na osie do szacowania odległości. Wymaga zdefiniowania parametrów: *k*, *reference\_point*, *reference\_point\_format*, *use\_dataset\_index\_access, classification\_subset\_factor*, *use\_binary\_placement*, *projection\_dimensions*, *projection\_source\_sequence*. \***vp\_tree** – algorytm wyszukujący k najbliższych sąsiadów. Buduje a następnie przeszukuje VANTAGE POINT TREE. Wymaga zdefiniowania parametrów: *k*, *p\_sample\_index*, *s\_sample\_index*, *classification\_subset\_factor*, *use\_binary\_placement,*  *search\_method,* use\_boundaries. |
| eps | Promień sąsiedztwa. |
| min\_pts | Minimalna liczba punktów w grupie. |
| k | Liczba sąsiadów. |
| use\_cosine\_similarity | Flaga definiująca rodzaj wyszukiwanego otoczenia przyjmująca wartości:  *\****true** – jeśli wyszukiwanie kosinusowego otoczenia, *\****false** – jeśli wyszukiwanie euklidesowego otoczenia. |
| dataset\_file\_format | Flaga definiująca format wczytywanych danych przyjmująca wartości:  *\****dense** – jeśli wczytywane wektory zapisane są w formacie gęstym,  *\****sparse** – jeśli wczytywane wektory zapisane są w formacie rzadkim. |
| dataset\_file\_path | Ścieżka dostępu do pliku ze zbiorem punktów, plik powinien się znajdować w katalogu **datasets**. |
| dataset\_dimension | Liczba definiująca największy wymiar każdego punktu jaki zostanie wczytany do pamięci programu. Wymiary punktu większe niż *dataset\_dimension* nie zostaną wczytane do pamięci programu. |
| dataset\_dimension\_value\_treshold | Współczynnik wyznaczający poziom istotności wartości wymiaru punktu. Jeśli wartość dowolnego wymiaru punktu będzie niższa od *dimension\_value\_treshold* to temu wymiarowi zostanie przypisana wartość 0. |
| dataset\_elements\_number | Liczba punktów zbioru *dataset\_file\_path*, które zostaną wczytane do pamięci programu jako zbiór punktów. |
| dataset\_internal\_format | Flaga definiująca wewnętrzny sposób przechowywania punktów w programie przyjmująca wartości: \***dense** – punkt przechowywany jest w formacie gęstym,  \***sparse** – punkt przechowywany jest w formacie rzadkim |
| reference\_point | Definicja punktów referencyjnych. Punkty referencyjne mogą być definiowane zarówno w formacie gęstym jak i rzadkim. Format według, którego *reference\_point*  będzie parsowany przechowywany jest w parametrze *reference\_point\_format.* Punkty referencyjne przechowywane są w programie w formacie zgodnym z parametrem *internal\_representation.*  Funkcje:  **[max]** – punkt referencyjny o maksymalnych wartościach poszczególnych wymiarów w danym zbiorze danych. ([max, max, …, max])  **[min]** – punkt referencyjny o minimalnych wartościach poszczególnych wymiarów w danym zbiorze danych. ([min, min, …, min])  **[max\_min]** – punkt referencyjny o maksymalnych wartościach poszczególnych wymiarów w danym zbiorze danych dla wymiarów nieparzystych i minimalnych wartościach poszczególnych wymiarów w danym zbiorze danych dla wymiarów parzystych. ([max, min, max, min, max, min, …])  **[n]** – punkt referencyjny postaci [n,n,…,n]  **[(a,b)\*]** – punkt referencyjny, tworzony na zasadzie powtarzania wzorca aż do maksymalnego wymiaru. Przykładowo dla: [(a,b)\*] punkt referencyjny byłby postaci [a,b,a,b,a,b,a,b,a,b,…],  a dla [(a,b,c,d)\*] punkt referencyjny byłby postaci [a,b,c,d,a,b,c,d,a,b,c,d,a,b,c,d,…]. **[rand]** – punkt referencyjny o losowych i nie większych niż maksymalne wartościach poszczególnych wymiarów w danym zbiorze danych.  **max** – maksymalna wartość wymiaru w danym zbiorze danych.  Przykładowe użycie dla przestrzeni dwuwymiarowej:  format gęsty:  [max,1] ,  [max,max] ⬄ [max].  format rzadki: (1 odpowiada pierwszemu wymiarowi)  [1,max,2,1],  [1,max,2,max] ⬄ [max].  **min** - minimalna wartość wymiaru w danym zbiorze danych.  Przykładowe użycie dla przestrzeni dwuwymiarowej: (analogicznie do max).  *reference\_point* może definiować więcej niż jeden punkt referencyjny, przykładowo: reference\_point = [0][min][max] |
| reference\_point\_format | Flaga definiująca format definicji *reference\_point* przyjmująca wartości: **\*dense** – definicja *reference\_point* w formacie gęstym,  **\*sparse** – definicja *reference\_point* w formacie rzadkim. |
| use\_dataset\_index\_access | Flaga definiująca sposób dostępu do zbioru wektorów przyjmująca wartości: **\*true** – dostęp do zbioru wektorów przez indeks. Jeśli wymagane jest sortowanie zbioru to sortowany jest indeks,  **\*false** – bezpośredni dostęp do zbioru wektorów lub dostęp do zbioru przez indeks jeśli wymaga tego implementacja (algorytmy DBSCAN z nierównością trójkąta). Jeśli wymagane jest sortowanie zbioru to sortowany jest bezpośrednio zbiór wektorów. |
| projection\_dimension | Numery wymiarów oddzielone przecinkami, na które mogą być rzutowane punkty w celu szacowania odległości (d1 odpowiada pierwszemu wymiarowi, brak wymiaru zerowego 0). Funkcje: **dmax** – wymiar o najszerszej dziedzinie.  **dmin** – wymiar o najwęższej niezerowej dziedzinie.  **drand** – losowy wymiar o niezerowej dziedzinie. |
| projection\_source\_sequence | Kolejność kryteriów, według których realizowane będzie przycinanie (pruning) punktów w celu szacowania odległości.  Przykładowo, mając dane:  *reference\_point*=[0][max][min]  *projection\_dimensions*=1,2  *projection\_source\_sequence*=d1,r2,r3,r1,d2  Zbiór punktów zostanie posortowany względem wartości kryterium.  Kryterium dla każdego punktu wyznaczane jest na podstawie *projection\_source\_sequence*.  Sposób obliczania kryterium:  Kryterium stanowi wektor wartości: \*(d1) wartość pierwszego wymiaru punktu,  \*(r2) odległość punktu do drugiego punktu referencyjnego, \*(r3) odległość punktu do trzeciego punktu referencyjnego, \*(r1) odległość punktu do pierwszego punktu referencyjnego, \*(d2) wartość drugiego wymiaru punktu.  W czasie przycinania kolejnymi kryteriami branymi pod uwagę będą:   * wartość pierwszego wymiaru zdefiniowanego w liście *projection\_dimensions* (d1=1) * odległość do drugiego punktu referencyjnego zdefiniowanego w liście *reference\_point* (r2=[max]), * odległość do trzeciego punktu referencyjnego zdefiniowanego w liście *reference\_point* (r3=[min]), * odległość do pierwszego punktu referencyjnego zdefiniowanego w liście *reference\_point* (r1=[0]), * wartość drugiego wymiaru zdefiniowanego w liście *projection\_dimensions* (d2=2) |
| classification\_subset\_factor | Definiuje, co który rekord zbioru danych ma zostać wybrany do zbioru, które będzie podlegał klasyfikacji. |
| use\_placement | Flaga definiująca sposób wybrania najlepszego odpowiednika punktu klasyfikowanego w zbiorze punktów *dataset\_file\_path* przyjmująca wartości:  **\*true** – z zastosowaniem wyszukiwania binarnego,  **\*false** – z zastosowaniem wyszukiwania liniowego. |
| p\_sample\_index | Maksymalna liczba elementów zbioru randomSampleP wykorzystywanego do znalezienia vantage point. |
| s\_sample\_index | Maksymalna liczba elementów zbioru randomSampleD wykorzystywanego do znalezienia vantage point. |
| search\_method | Zmienna definiująca metodę poszukiwania sąsiadów w drzewie vantage point. Dostępne metody to: **\*range** – wyszkiwanie zakresowe (wymaga zdefiniowanie parametr *eps*), **\*k\_neighborhood** – wyszukiwanie k sąsiadów (wymaga zdefiniowania parametru (*k\_neighborhood*). |
| use\_boundaries | Flaga definiująca sposób wyszukiwania sąsiadów w drzewie VP przyjmująca wartości: **\*true** – wyszukiwanie z wykorzystaniem wartości sąsiednich mediany (największej wartości mniejszej od mediany i najmniejszej wartości większej od mediany),  **\*false** – wyszukiwanie z wykorzystaniem mediany. |

## 3.4. WYNIKI URUCHOMIEŃ PROGRAMU

Wyniki uruchomień programu znajdują się w folderze **logs**. Każdemu poprawnemu uruchomieniu algorytmu odpowiada plik raportu o nazwie *run\_report%\_data\_i\_czas\_uruchomienia%.txt*. Raport zawiera:

* wartości parametrów programu,
* czasy wykonania poszczególnych etapów algorytmów,
* wynik wykonania algorytmu.

Tab. 4 opisuje znaczenie rekordów raportu dotyczących czasów wykonania w zależności od użytego algorytmu. Wartości czasów podawane są w sekundach.

Tab. 4. Opis rekordów raportu dotyczących czasów wykonania w zależności od algorytmu

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Algorytm | **Nazwa czasu** | **Opis** |
|  | Dataset read | Czas wczytywania zbioru punktów z pliku zbioru punktów. |
|  | Reference point calculation | Czas obliczania punktów referencyjnych. |
|  | Normalization | Czas normalizacji punktów. |
| DBSCAN | Algorithm execution | Czas wykonania algorytmu. |
| DBSCAN\_POINTS\_ELIMINATION | Algorithm execution | Czas wykonania algorytmu. |
| TI-DBSCAN | Algorithm execution | Czas wykonania algorytmu. Algorithm execution = Clustering + Distance + Sorting( + Building index); |
|  | Clustering | Czas wykonania grupowania. |
|  | Distance | Czas obliczania odległości punktów zbioru punktów do punktu referencyjnego. |
|  | Building index | Tworzenie indeksu dostępu do danych. |
|  | Sorting | Czas sortowania zbioru punktów według kryterium odległości do punktu referencyjnego. |
| TI-DBSCAN-REF | Algorithm execution | Czas wykonania algorytmu. Algorithm execution = Clustering + Distance + Sorting; |
|  | Clustering | Czas wykonania grupowania. |
|  | Distance | Czas obliczania odległości punktów zbioru punktów do każdego z punktów referencyjnych. |
|  | Sorting | Czas sortowania zbioru punktów według kryteriów odległości do punktów referencyjnych. |
| TI-DBSCAN-REF-PROJECTION | Algorithm execution | Czas wykonania algorytmu. Algorithm execution = Clustering + Distance + Sorting; |
|  | Clustering | Czas wykonania grupowania. |
|  | Distance | Czas obliczania odległości punktów zbioru punktów do każdego z punktów referencyjnych oraz wykonania projekcji. |
|  | Sorting | Czas sortowania zbioru punktów według kryteriów odległości do punktów referencyjnych oraz projekcji. |
| K-NEIGHBORHOOD | Algorithm execution | Czas wykonania algorytmu. |
| TI-K-NEIGHBORHOOD | Algorithm execution | Czas wykonania algorytmu. Algorithm execution = Clustering + Distance + Sorting + (Building index); |
|  | Clustering | Czas znajdowania k sąsiadów. |
|  | Distance | Czas obliczania odległości punktów zbioru punktów do punktu referencyjnego oraz, w przypadku klasyfikacji, odległości punktów zbioru punktów klasyfikowanych do punktu referencyjnego. |
|  | Building index | Tworzenie indeksu dostępu do danych. (Wartość zliczana jeśli algorytm wykonywany jest z opcją dostępu do danych przez indeks) |
|  | Sorting | Czas sortowania zbioru punktów według kryterium odległości do punktu referencyjnego. |
|  | Positioning | Czas pozycjonowania. |
| TI-K-NEIGHBORHOOD-REF | Algorithm execution | Czas wykonania algorytmu. Algorithm execution = Clustering + Distance + Sorting( + Building index); |
|  | Clustering | Czas znajdowania k sąsiadów. |
|  | Distance | Czas obliczania odległości punktów zbioru punktów do każdego z punktów referencyjnych oraz, w przypadku klasyfikacji, odległości punktów zbioru punktów klasyfikowanych do każdego z punktów referencyjnych. |
|  | Building index | Tworzenie indeksu dostępu do danych. (Wartość zliczana jeśli algorytm wykonywany jest z opcją dostępu do danych przez indeks) |
|  | Sorting | Czas sortowania zbioru punktów według kryteriów odległości do punktów referencyjnych. |
|  | Positioning | Czas pozycjonowania . |
| TI-K-NEIGHBORHOOD-REF-PROJECTION | Algorithm execution | Czas wykonania algorytmu. Algorithm execution = Clustering + Distance + Sorting( + Building index); |
|  | Clustering | Czas znajdowania k sąsiadów. |
|  | Distance | Czas obliczania odległości punktów zbioru punktów do każdego z punktów referencyjnych oraz wykonania projekcji a także, w przypadku klasyfikacji, odległości punktów zbioru punktów klasyfikowanych do każdego z punktów referencyjnych oraz wykonania projekcji. |
|  | Building index | Tworzenie indeksu dostępu do danych. (Wartość zliczana jeśli algorytm wykonywany jest z opcją dostępu do danych przez indeks) |
|  | Sorting | Czas sortowania zbioru punktów według kryteriów odległości do punktów referencyjnych oraz projekcji. |
|  | Positioning | Czas pozycjonowania (Pozycjonowanie wykonywane jest w przypadku klasyfikacji). |
| VP-TREE | Algorithm execution | Czas wykonania algorytmu. Algorithm execution = Clustering + Index building; |
|  | Clustering | Czas znajdowania k sąsiadów lub otoczenia eps. |
|  | Building index | Czas budowania drzewa vantage point z punktów zbioru punktów. |

Każdemu poprawnemu uruchomieniu aplikacji odpowiada plik raportu o nazwie: *ultimate\_run\_report%\_data\_i\_czas\_uruchomienia%.csv*. Raport zawiera:

* wartości parametrów programu,
* czasy wykonania poszczególnych etapów algorytmów,

dla wszystkich uruchomień algorytmów w danym uruchomieniu programu (tj. dla wszystkich plików parametrów w folderze **properties**).

Raport ten jest podsumowaniem uruchomienia aplikacji i zbiera najważniejsze dane z uruchomień algorytmów. Raport można uruchomić w arkuszu kalkulacyjny i dzięki dostępnym narzędziom swobodnie porównywać dane raportów uruchomień algorytmów.

## 3.5. ZBIORY DANYCH

W folderze **datasets** znajdują się pliki ze zbiorami wektorów. Tab. 5 opisuje właściwości przykładowych przygotowanych zbiorów wektorów.

Tab. 5. Opis przykładowych przygotowanych zbiorów punktów

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Nazwa zbioru | **Liczba wektorów zbioru** | **Liczba wymiarów** |
| dense\_d56\_r96367\_cup98.txt | 96367 | 56 |
| dense\_d55\_r581012\_covtype.txt | 581012 | 55 |
| sparse\_d126373\_r8580\_karypis\_sport.txt | 8580 | 126373 |
| sparse\_d126373\_r4069\_karypis\_reviews.txt | 4069 | 126373 |

Pliki nazywane są według konwencji *FormatPliku****\_d****LiczbaWymiarów****\_r****LiczbaRekordów \_NazwaZbiowu****.txt***.

## 3.6. URUCHOMIENIE

Aby program poprawnie zapisywał i odczytywał pliki, powinny one być umieszczone w następujący sposób. Obok pliku **implementacja.exe**, na tym samym poziomie drzewa katalogów, powinny znajdować się następujące katalogi:

* **datasets** – zawierający pliki zbiorów danych,  
  Żadna linia pliku zbioru punktów nie powinna rozpoczynać się białym znakiem.  
  Kolejne wartości opisujące punkt powinny być oddzielone dokładnie jedną spacją.
* **logs** – zawierający pliki raportów wykonania (ścieżka względem pliku *implementacja.exe* \logs\),
* **properties** – zawierający pliki parametrów uruchomienia algorytmu(ścieżka względem pliku *implementacja.exe* \properties\).  
  W każdym pliku parametrów po nazwie parametru powinien znajdować się dokładnie znak ‘=’ a następnie wartość parametru.
* **algorithms\_engine\_properties** – zawierający plik parametrów uruchomienia aplikacji (ścieżka względem pliku *implementacja.exe* \algorithms\_engine\_properties\)  
  W pliku parametrów po nazwie parametru powinien znajdować się dokładnie znak ‘=’ a następnie wartość parametru.

Jeżeli pliki parametrów nie będą znajdowały się w odpowiednim katalogu (properties\) program będzie działał niepoprawnie. Jeżeli katalog **logs** nie zostanie utworzony, pliki logów/raportów przebiegu wykonania programu nie zostaną zapisane. Istnienie katalogu **datasets** nie jest wymagane, ponieważ w pliku parametrów podawana jest ścieżka do pliku ze zbiorem danych. Jednakże dla spójności rozwiązania, wszystkie pliki z danymi umieszczane są w folderze **datasets**.

Aby uruchomić implementację należy:

* dokonać odpowiednich zmian w plikach parametrów,
* uruchomić plik *implementacja.exe*.

Po poprawnym uruchomieniu implementacji zostanie wydrukowany raport do folderu **logs**. W celu zapoznania się z wynikami uruchomienia należy przejrzeć raport wykonania.

# 4. BADANIA EKSPERYMENTALNE

W przeprowadzonych przeze mnie eksperymentach badałem wydajność wyszukiwania k-sąsiedztwa oraz epsilonowego sąsiedztwa z zastosowaniem nierówności trójkąta oraz wpływ sposobu ich zaimplementowania. Implementacja algorytmów została wykonana w języku C++ w oparciu o pseudokody z artykułów [1], [4], [5].

Eksperymenty przeprowadziłem na środowisku Windows 7 x64 z procesorem Intel® i7™ 950 z dostępną pamięcią RAM równą 6GB. Aplikacja, którą posłużyłem się do zebrania wyników eksperymentów została skompilowana dla środowiska WIN32 z podniesioną flagą LARGEADDRESSAWARE, która umożliwia użycie do 3GB pamięci wirtualnej.

Eksperymenty uruchamiałem jako proces o priorytecie ‘Wysoki’ aby uniknąć wywłaszczenia procesu z rdzenia zmniejszając tym samym ryzyko losowego zakłócenia wyników.

Zauważyłem, że kolejne uruchomienia danego algorytmu z tymi samymi parametrami, nazwijmy je serią, wykonują się w różnym czasie. Ze względu na charakter wspomnianych różnic wyszczególniłem dwa przypadki. Pierwszy, w którym różnice czasów wykonań algorytmów w danej serii są niewielkie oraz drugi, w którym owe różnice są znaczące. W pierwszym przypadku powodem odchyleń są losowe zakłócenia. W drugim przypadku zauważyłem pewną prawidłowość, według której pierwsze uruchomienie algorytmu w serii trwa najdłużej z wszystkich, kolejne trochę krócej a różnice czasów trwania następnych uruchomień odpowiadają tym z przypadku pierwszego. Dzieje się tak ponieważ cache procesora (w moim przypadku 8MB, L3) z każdym wykonaniem algorytmu w serii działa sprawniej do chwili osiągnięcia pewnej sprawności granicznej dla danej serii. W efekcie czas wykonania algorytmu skraca się aż do momentu gdy różnice czasów kolejnych wykonań przypominają te z przypadku pierwszego. Aby umniejszyć wpływ wyżej opisanych zjawisk na zbieranie wyników czasowych poszczególnych kroków algorytmów ich pomiar dokonywany jest w następujący sposób: spośród wszystkich wykonań w serii odrzucane są te, których czas wykonania algorytmu był najdłuższy i najkrótszy a z pozostałych uruchomień obliczana jest średnia wartość czasu wykonania każdego z kroków algorytmu. W prezentowanych dalej wynikach eksperymentów, czas wykonania algorytmu jest sumą średnich czasów wykonań każdego z jego kroków. W każdej tabeli prezentującej czasy wykonania algorytmów zamieszczono również średnie czasy kroków nań składających się.

**Słownik opisu rezultatów badań**

W celu zmniejszenia szerokości tabel zawierających rezultaty badań, opisy zostały dokonane skróconymi wyrażeniami, których wyjaśnienia znajdują się w tabeli:

Tab. 6. Słownik opisów rezultatów badań

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Skrócone wyrażenie | Pełne wyrażenie | Znaczenie |
| bud. ind. | budowa indeksu | czas budowy indeksu [s] |
| grup. | grupowanie | czas wykonania grupowania [s] |
| l. p. | liczba punktów | liczność zbioru, na którym wykonywana jest eksploracja |
| norm. | normalizacja | czas normalizacji wektorów zbioru danych [s] |
| obl. odl. | obliczanie odległości | Czas obliczania odległości wektorów do punktów referencyjnych lub czas rzutowania wektorów na wymiar [s] |
| sort. | sortowanie | czas sortowania zbioru danych [s] |
| wyk. alg. | wykonanie algorytmu | czas wykonania algorytmu eksploracji danych [s] |
| - | brak danych | Rezultat eksploracji danych nie został osiągnięty w czasie mniejszym niż 3h lub z powodu wyczerpania pamięci operacyjnej maszyny, na której wykonywano badanie |

## 4.1. DANE TESTOWE

W eksperymentach wykorzystałem zbiory danych stosowane w dziedzinowej literaturze, których odmienne charakterystyki pozwoliły na sprawdzenie działania algorytmów w różnych warunkach. Zamieszczone poniżej opisy dotyczą zbiorów, które wykorzystałem do przeprowadzenia eksperymentów, na których oparłem zaprezentowane w kolejnych podrozdziałach wnioski.

Covtype [7] jest zbiorem udostępnianym przez US Forest Service. Jego pełna nazwa to Forest Cover Type. Baza ta zawiera informacje na temat gatunków drzew w amerykańskich lasach. Zbiór posiada 581012 rekordów w formacie gęstym o 55 atrybutach. 10 pierwszych atrybutów to wartości zmiennych ilościowych, kolejne 44 atrybuty posiadają wartości 0 lub 1, z kolei ostatni determinuje jeden z siedmiu gatunków drzew. Należy zwrócić uwagę, że każdy z rekordów spośród atrybutów binarnych przyjmuje wartość 1 dokładnie dwa razy, a wartość zero 42 razy. W przypadku 10 pierwszych atrybutów zróżnicowanie wartości jest znacznie większe, z których pierwsze dwa posiadają najszerszą dziedziną (ponad 7000), a pozostałe charakteryzuje znacznie mniejsza różnorodność i zakres.

KDD-Cup98 [8] jest zbiorem opublikowanym podczas Drugiego Międzynarodowego Konkursu Odkrywania Wiedzy i Eksploracji Danych, który miał miejsce podczas KDD-98, Czwartej Międzynarodowej Konferencji Odkrywania Wiedzy i Eksploracji Danych w 1998 roku. Zbiór posiada 96367 rekordów w formacie gęstym o 56 atrybutach o wartościach będącymi liczbami naturalnymi. Najszerszą dziedziną [0, 6000] posiadają dwa atrybuty, najwęższą dziedzinę [0, 13] również tylko dwa atrybuty, natomiast aż 44 atrybuty posiadają taką samą dziedzinę [0, 99].

Karypis\_sport jest zbiorem danych wchodzącymi w skład bazy zbiorów [9] udostępnianych na stronie profesora George Karypis z Department of Computer Science & Engineering , University of Minesota. Zbiór karypis\_sport zawiera 8580 rekordów w formacie rzadkim o 126373 atrybutach przyjmujących wartości będące liczbami naturalnymi. Baza ta zawiera informacje o dokumentach dotyczących sportu. Średnia niezerowych wartości atrybutów zbioru wynosi 1,58, natomiast najwyższa wartość atrybutu to 129. Mimo, że punkty posiadają 126373 atrybutów, to średnio 129 z nich jest niezerowych. Punkt o największej liczbie atrybutów o niezerowych wartościach posiada ich 1174. Liczba punktów posiadających nie więcej niezerowych atrybutów niż 56 wynosi 1478.

Karypis\_review jest zbiorem danych wchodzącym w ten sam skład bazy zbiorów co karypis\_sport [9]. Zbiór ten zawiera 4069 rekordów w formacie rzadkim o 126373 atrybutach przyjmujących wartości będące liczbami naturalnymi. Baza ta zawiera informacje o dokumentach dotyczących recenzji. Średnia niezerowych wartości atrybutów zbioru wynosi 1,49, natomiast najwyższa wartość atrybutu to 131. Mimo, że punkty posiadają 126373 atrybutów, to średnio 191 z nich jest niezerowych. Punkt o największej liczbie atrybutów o niezerowych wartościach posiada ich 1385. Liczba punktów posiadających nie więcej niezerowych atrybutów niż 56 wynosi 254.

## 4.2. BADANIA ALGORYTMU K-NEIGHBORHOOD-INDEX

### 4.2.1. Badania algorytmu TI-k-Neighborhood-Index

#### 4.2.1.1. Implementacja algorytmu

Na przykładowych zbiorach danych przetestowałem dwie wersje algorytmu TI-K-NEIGHBORHOOD: korzystającą ze struktury indeksu zbudowanego z iteratorów oraz opartą wyłącznie na oryginalnym zbiorze danych. W przypadku pierwszej implementacji sortowaniu poddany zostaje indeks, który następnie używany jest w celu dostępu do zbioru danych. W drugim przypadku sortowany jest zbiór danych i żaden indeks nie jest wykorzystywany w dostępie do jego elementów. W Tab. 6 zamieszczono czasy egzekucji implementacji algorytmów wraz z czasami wykonań operacji składających się na dany algorytm. Rys. 1 przedstawia porównanie czasów egzekucji implementacji algorytmu *Tik-k-Neighborhood-Index*.

Tab. 7. Porównanie wydajności implementacji algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbiór | **liczba punktów** | ***TI-k-Neighborhood-Index* dostęp przez indeks** | | | | | ***TI-k-Neighborhood-Index* bezpośredni dostęp** | | | |
| **wykonanie algorytmu** | **wyszukiwanie sąsiadów** | **budowa indeksu** | **obliczanie odległości** | **sortowanie** | **wykonanie algorytmu** | **wyszukiwanie sąsiadów** | **obliczanie odległości** | **sortowanie** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,204 | 0,204 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,235 | 0,206 | 0,004 | 0,025 |
| 2000 | 0,678 | 0,674 | 0,000 | 0,004 | 0,000 | 0,729 | 0,660 | 0,004 | 0,065 |
| 4000 | 2,824 | 2,813 | 0,000 | 0,010 | 0,001 | 2,932 | 2,755 | 0,010 | 0,166 |
| 6000 | 6,887 | 6,870 | 0,000 | 0,016 | 0,001 | 7,122 | 6,570 | 0,015 | 0,537 |
| 8000 | 13,228 | 13,202 | 0,000 | 0,023 | 0,002 | 13,440 | 12,736 | 0,024 | 0,680 |
| karypis\_review | 500 | 0,068 | 0,066 | 0,000 | 0,002 | 0,000 | 0,079 | 0,066 | 0,002 | 0,012 |
| 1000 | 0,249 | 0,246 | 0,000 | 0,003 | 0,000 | 0,279 | 0,247 | 0,003 | 0,029 |
| 2000 | 1,105 | 1,099 | 0,000 | 0,006 | 0,000 | 1,208 | 1,106 | 0,006 | 0,096 |
| 3000 | 2,394 | 2,385 | 0,000 | 0,008 | 0,001 | 2,598 | 2,380 | 0,008 | 0,210 |
| 4000 | 4,346 | 4,334 | 0,000 | 0,011 | 0,001 | 4,637 | 4,303 | 0,012 | 0,322 |
| covtype | 10000 | 0,547 | 0,391 | 0,000 | 0,153 | 0,003 | 1,364 | 0,184 | 0,058 | 1,122 |
| 50000 | 7,750 | 5,400 | 0,001 | 2,333 | 0,015 | 78,517 | 4,147 | 2,089 | 72,281 |
| 100000 | 19,989 | 15,052 | 0,002 | 4,900 | 0,035 | 79,311 | 11,357 | 4,636 | 63,318 |
| 300000 | 99,592 | 83,380 | 0,004 | 16,079 | 0,130 | 619,451 | 50,367 | 15,277 | 553,806 |
| 500000 | 261,458 | 234,340 | 0,005 | 26,861 | 0,252 | 1860,230 | 120,760 | 25,600 | 1 713,870 |
| cup98 | 10000 | 0,392 | 0,272 | 0,000 | 0,117 | 0,003 | 2,241 | 0,140 | 0,062 | 2,039 |
| 30000 | 3,073 | 2,197 | 0,000 | 0,865 | 0,010 | 3,224 | 1,191 | 0,530 | 1,503 |
| 50000 | 7,291 | 5,371 | 0,001 | 1,900 | 0,019 | 60,378 | 3,198 | 1,555 | 55,625 |
| 70000 | 12,886 | 9,563 | 0,001 | 3,293 | 0,029 | 100,792 | 5,673 | 2,772 | 92,347 |
| 90000 | 19,547 | 15,316 | 0,002 | 4,185 | 0,044 | 83,934 | 9,064 | 4,649 | 70,221 |

Rys. 1. Porównanie wydajności implementacji algorytmu TI-k-Neighborhood-Index na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

Po analizie Tab. 6 warto zwrócić uwagę, że koszt budowy indeksu dla implementacji z indeksem jest pomijalnie mały. Kolejną ważną cechą jest porównywalny dla obu implementacji koszt obliczania odległości do punktu referencyjnego. Na tym niestety podobieństwa się kończą. Z rezultatów uruchomień wynika, że w porównaniu do implementacji bez indeksu implementacja z indeksem iteratorów radzi sobie z wyszukiwaniem k-sąsiedztwa tym lepiej im więcej rekordów posiada zbiór, w którym szukane jest k-sąsiedztwo. Największa różnica w czasie wykonania algorytmu wystąpiła przy wyszukiwaniu k-sąsiedztwa dla 50000 punktów zbioru covtype. Dla tego konkretnego przypadku implementacja z bezpośrednim dostępem do danych wykonuje się blisko 7 razy wolniej niż implementacja korzystająca z indeksu.

Kluczowym krokiem algorytmu mającym wpływ na powstałą różnicę jest sortowanie punktów. Obie implementacje do sortowania obiektów wykorzystują standardową dla języka C++ funkcję sortowania wektorów, tj. *std::sort*, która oparta jest o algorytm quicksort. Funkcja sortowania biblioteki standardowej korzysta z operacji *swap* zamieniającej miejscami elementy w wektorze, która wywołuje konstruktor kopiujący obiektu będącego elementem sortowanego wektora. W przypadku gdy głęboko kopiowany jest obiekt klasy *Punkt*, to uruchamiane są konstruktory kopiujące wszystkich obiektów będących jego polami, w szczególności kolekcji przechowujących wartości wymiarów. Dlatego, wykonanie konstruktora kopiującego iteratora jest szybsze niż wykonanie konstruktora kopiującego obiektu punktu. Im większy zbiór jest sortowany tym częściej funkcja *swap* jest wywoływana, tym samym częściej wykonywany jest konstruktor kopiujący. W skutek tego, czas sortowania zbioru obiektów punktu jest dłuższy niż czas sortowania zbioru iteratorów. Zatem mimo, że dostęp do nieposortowanych danych przez posortowany zbiór iteratorów jest wolniejszy niż bezpośredni dostęp do posortowanego zbioru, to czas sortowania bezpośrednio zbioru danych jest na tyle duży, że różnice czasowe wynikające ze sposobu dostępu do danych stają się pomijalne. W kolejnych rozważaniach będę się odnosił do algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* jako do implementacji korzystającej z indeksu iteratorów.

#### 4.2.1.2. Implementacja struktury punktu

Początkowo naturalnym podejściem do implementacji struktury punktu wydawało się przechowywanie wartości wymiarów w postaci tablicy lub wektora o liczbie elementów równej liczbie wymiarów przestrzeni danych. Pierwsze eksperymenty z danymi tekstowymi pokazały, że przy zastosowaniu wspomnianego podejścia implementacja indeksu szybko wyczerpywała pamięć RAM maszyny, na której dokonywano eksperymentów. Zachowanie to wynikało z dużej liczby wymiarów przestrzeni danych. Jeden punkt przestrzeni danych tekstowych (105 wymiarowej) zajmował tyle pamięci co mniej więcej 5\*104 punktów przestrzeni dwuwymiarowej.

Na szczęście przechowywanie punktów przestrzeni danych tekstowych można ulepszyć w oparciu o ich cechy charakterystyczne. Kluczową własnością danych tekstowych jest duża liczba wymiarów punktu, których wartość jest równa 0. Wartość ta nie wnosi żadnej informacji w procesie wyznaczania odległości między dwoma punktami, dlatego postanowiłem jej nie przechowywać. W tym celu zaimplementowałem rzadką reprezentację punktu w postaci listy par <*numer wymiaru*, *wartość wymiaru*>.

W Tab. 7 oraz na Rys. 2 zamieszczono wyniki uruchomień algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* z użyciem zarówno gęstej jak i rzadkiej implementacji punktu. Wyniki obserwacji zamieszczone w Tab. 7 pozwalają stwierdzić, że dla zbiorów cup98 i covtype, uruchomienia korzystające z implementacji punktu gęstego wykonują się szybciej niż uruchomienia posługujące się implementacją punktu rzadkiego. Odwrotne zachowanie można zauważyć dla danych tekstowych, tj. ziobrów karypis sport i karypis review, w których przypadku uruchomienia korzystające z implementacji punktu rzadkiego wykonują się o dwa rzędy wielkości szybciej niż uruchomienia korzystające z implementacji punktu gęstego. Niestety z powodu wyczerpania pamięci RAM nie można było uzyskać rezultatów badań implementacji gęstej punktu na zbiorach danych tekstowych dla liczby rekordów większej niż 1000.

Na podstawie przeprowadzonych eksperymentów skonstruowano następujące wnioski:

* w porównaniu z implementacją gęstego punktu stosowanie implementacji rzadkiego punktu w uruchomieniach algorytmów działających na danych tekstowych przyspiesza wykonanie uruchomień oraz zmniejsza wielkość zajętej pamięci operacyjnej,
* w porównaniu z implementacją rzadkiego punktu stosowanie implementacji gęstego punktu w uruchomieniach algorytmów działających na danych gęstych o niewielkim wymiarze przyspiesza wykonanie uruchomień.

W dalszej części pracy badania algorytmów *TI-k-Neighborhood-Index* działających na danych tekstowych będą wykonywane z użyciem implementacji punktu rzadkiego.

Tab. 8. Porównanie wydajności algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* w zależności od implementacji punktu na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **liczba punktów** | ***TI-k-Neighborhood-Index* gęsta reprezentacja punktu** | | | | | ***TI-k-Neighborhood-Index* rzadka reprezentacja punktu** | | | | |
| **wykonanie algorytmu** | **wyszukiwanie sąsiadów** | **budowa indeksu** | **obliczanie odległości** | **sortowanie** | **wykonanie algorytmu** | **wyszukiwanie sąsiadów** | **budowa indeksu** | **obliczanie odległości** | **sortowanie** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 22,208 | 21,959 | 0,000 | 0,249 | 0,000 | 0,204 | 0,204 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| 2000 | - | - | - | - | - | 0,678 | 0,674 | 0,000 | 0,004 | 0,000 |
| 4000 | - | - | - | - | - | 2,824 | 2,813 | 0,000 | 0,010 | 0,001 |
| 6000 | - | - | - | - | - | 6,887 | 6,870 | 0,000 | 0,016 | 0,001 |
| 8000 | - | - | - | - | - | 13,228 | 13,202 | 0,000 | 0,023 | 0,002 |
| karypis\_review | 500 | 5,710 | 5,585 | 0,000 | 0,125 | 0,000 | 0,068 | 0,066 | 0,000 | 0,002 | 0,000 |
| 1000 | 22,677 | 22,428 | 0,000 | 0,249 | 0,000 | 0,249 | 0,246 | 0,000 | 0,003 | 0,000 |
| 2000 | - | - | - | - | - | 1,105 | 1,099 | 0,000 | 0,006 | 0,000 |
| 3000 | - | - | - | - | - | 2,394 | 2,385 | 0,000 | 0,008 | 0,001 |
| 4000 | - | - | - | - | - | 4,346 | 4,334 | 0,000 | 0,011 | 0,001 |
| covtype | 10000 | 0,547 | 0,391 | 0,000 | 0,153 | 0,003 | 0,348 | 0,286 | 0,000 | 0,062 | 0,000 |
| 50000 | 7,750 | 5,400 | 0,001 | 2,333 | 0,015 | 4,394 | 3,417 | 0,000 | 0,962 | 0,016 |
| 100000 | 19,989 | 15,052 | 0,002 | 4,900 | 0,035 | 16,406 | 12,995 | 0,000 | 3,380 | 0,031 |
| 300000 | 99,592 | 83,380 | 0,004 | 16,079 | 0,130 | 125,538 | 115,939 | 0,005 | 9,453 | 0,141 |
| 500000 | 261,458 | 234,340 | 0,005 | 26,861 | 0,252 | 252,783 | 235,820 | 0,016 | 16,682 | 0,265 |
| cup98 | 10000 | 0,392 | 0,272 | 0,000 | 0,117 | 0,003 | 0,670 | 0,608 | 0,000 | 0,062 | 0,000 |
| 30000 | 3,073 | 2,197 | 0,000 | 0,865 | 0,010 | 5,403 | 4,763 | 0,000 | 0,629 | 0,010 |
| 50000 | 7,291 | 5,371 | 0,001 | 1,900 | 0,019 | 13,442 | 12,054 | 0,000 | 1,367 | 0,021 |
| 70000 | 12,886 | 9,563 | 0,001 | 3,293 | 0,029 | 22,068 | 21,028 | 0,000 | 1,009 | 0,031 |
| 90000 | 19,547 | 15,316 | 0,002 | 4,185 | 0,044 | 68,218 | 65,275 | 0,000 | 2,891 | 0,052 |

.

Rys. 2. Porównanie wydajności algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* w zależności od implementacji punktu na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

#### 4.2.1.3. *TI-k-Neighborhood-Index -* wybór jednego punktu referencyjnego

W poszukiwaniu właściwego punktu referencyjnego dla algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* przeprowadziłem badania z różnymi ich przykładami. Zainspirowany rezultatami podobnych testów (tutaj referencja do pracy Jarka Wawry) w swoich badaniach skupiłem się na punktach skrajnych takich jak:

* punkt maksymalny, którego każdy z wymiarów przyjmuje maksymalną wartość danego wymiaru z dziedziny oznaczany dalej jako *[max]*;
* punkt minimalny, którego każdy z wymiarów przyjmuje minimalną wartość danego wymiaru z dziedziny oznaczany dalej jako *[min]*;
* punkt, którego każdy nieparzysty wymiar przyjmuje minimalną wartość danego wymiaru z dziedziny, a każdy parzysty wymiar przyjmuje maksymalną wartość danego wymiaru z dziedziny oznaczany dalej jako *[max\_min]*;

W rozważaniach uwzględniłem również punkt losowy , którego każdy z wymiarów przyjmuje losową wartość danego wymiaru z dziedziny oznaczany dale jako *[rand]*.

W Tab. 8 zamieściłem czasy uruchomień algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* wraz z trwaniem składających się na niego kroków. Na Rys. 3 znajdują się wykresy czasu wykonania algorytmu w funkcji liczby punktów.

Tab. 9. Porównanie wydajności algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* w zależności od wybranego punktu referencyjnego na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***TI-k-Neighborhood-Index [min]*** | | | | | | ***TI-k-Neighborhood-Index [max\_min]*** | | | | |
| **wyk. alg.** | **wysz.** | | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,171 | 0,169 | | 0,000 | 0,002 | 0,000 | 0,208 | 0,203 | 0,000 | 0,005 | 0,000 |
| 2000 | 0,636 | 0,632 | | 0,000 | 0,004 | 0,000 | 0,634 | 0,634 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| 4000 | 2,684 | 2,675 | | 0,000 | 0,008 | 0,001 | 2,719 | 2,709 | 0,000 | 0,010 | 0,000 |
| 6000 | 6,470 | 6,455 | | 0,000 | 0,013 | 0,002 | 6,537 | 6,526 | 0,000 | 0,011 | 0,000 |
| 8000 | 11,770 | 11,751 | | 0,000 | 0,017 | 0,002 | 12,455 | 12,439 | 0,000 | 0,016 | 0,000 |
| karypis\_review | 500 | 0,062 | 0,061 | | 0,000 | 0,001 | 0,000 | 0,062 | 0,062 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| 1000 | 0,241 | 0,239 | | 0,000 | 0,002 | 0,000 | 0,250 | 0,250 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| 2000 | 1,084 | 1,079 | | 0,000 | 0,005 | 0,000 | 1,097 | 1,092 | 0,000 | 0,005 | 0,000 |
| 3000 | 2,356 | 2,348 | | 0,000 | 0,007 | 0,001 | 2,371 | 2,366 | 0,000 | 0,005 | 0,000 |
| 4000 | 4,209 | 4,198 | | 0,000 | 0,010 | 0,001 | 4,253 | 4,243 | 0,000 | 0,010 | 0,000 |
| covtype | 10000 | 0,551 | 0,370 | | 0,000 | 0,179 | 0,002 | 0,416 | 0,333 | 0,000 | 0,083 | 0,000 |
| 50000 | 7,804 | 5,526 | | 0,001 | 2,262 | 0,015 | 6,775 | 5,086 | 0,000 | 1,674 | 0,015 |
| 100000 | 19,962 | 15,025 | | 0,001 | 4,901 | 0,035 | 19,568 | 15,262 | 0,000 | 4,274 | 0,031 |
| 300000 | 93,868 | 78,047 | | 0,003 | 15,686 | 0,132 | 107,443 | 91,785 | 0,000 | 15,527 | 0,130 |
| 500000 | 246,482 | 219,916 | | 0,005 | 26,312 | 0,249 | 277,321 | 250,843 | 0,000 | 26,229 | 0,249 |
| cup98 | 10000 | 0,388 | 0,259 | | 0,000 | 0,126 | 0,003 | 0,389 | 0,296 | 0,000 | 0,093 | 0,000 |
| 30000 | 2,785 | 2,105 | | 0,001 | 0,669 | 0,010 | 3,697 | 3,011 | 0,000 | 0,671 | 0,016 |
| 50000 | 6,942 | 5,287 | | 0,001 | 1,635 | 0,019 | 9,486 | 7,972 | 0,000 | 1,498 | 0,016 |
| 70000 | 13,095 | 9,933 | | 0,001 | 3,132 | 0,029 | 17,643 | 14,809 | 0,000 | 2,803 | 0,031 |
| 90000 | 19,041 | 14,683 | | 0,001 | 4,316 | 0,041 | 27,622 | 23,228 | 0,005 | 4,347 | 0,042 |
| zbioór | **l. p.** | ***TI-k-Neighborhood-Index [rand]*** | | | | | | ***TI-k-Neighborhood-Index [max]*** | | | | |
| **wyk. alg.** | | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,199 | | 0,195 | 0,000 | 0,004 | 0,000 | 0,204 | 0,204 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| 2000 | 0,664 | | 0,660 | 0,000 | 0,004 | 0,000 | 0,678 | 0,674 | 0,000 | 0,004 | 0,000 |
| 4000 | 2,753 | | 2,743 | 0,000 | 0,009 | 0,001 | 2,824 | 2,813 | 0,000 | 0,010 | 0,001 |
| 6000 | 6,576 | | 6,560 | 0,000 | 0,014 | 0,002 | 6,887 | 6,870 | 0,000 | 0,016 | 0,001 |
| 8000 | 12,612 | | 12,587 | 0,000 | 0,023 | 0,002 | 13,228 | 13,202 | 0,000 | 0,023 | 0,002 |
| karypis\_review | 500 | 0,066 | | 0,064 | 0,000 | 0,002 | 0,000 | 0,068 | 0,066 | 0,000 | 0,002 | 0,000 |
| 1000 | 0,247 | | 0,244 | 0,000 | 0,003 | 0,000 | 0,249 | 0,246 | 0,000 | 0,003 | 0,000 |
| 2000 | 1,098 | | 1,092 | 0,000 | 0,006 | 0,000 | 1,105 | 1,099 | 0,000 | 0,006 | 0,000 |
| 3000 | 2,394 | | 2,385 | 0,000 | 0,008 | 0,001 | 2,394 | 2,385 | 0,000 | 0,008 | 0,001 |
| 4000 | 4,340 | | 4,328 | 0,000 | 0,011 | 0,001 | 4,346 | 4,334 | 0,000 | 0,011 | 0,001 |
| covtype | 10000 | 0,545 | | 0,433 | 0,000 | 0,109 | 0,003 | 0,547 | 0,391 | 0,000 | 0,153 | 0,003 |
| 50000 | 8,104 | | 6,078 | 0,001 | 2,009 | 0,016 | 7,750 | 5,400 | 0,001 | 2,333 | 0,015 |
| 100000 | 23,603 | | 18,911 | 0,001 | 4,654 | 0,036 | 19,989 | 15,052 | 0,002 | 4,900 | 0,035 |
| 300000 | 143,614 | | 127,733 | 0,000 | 15,746 | 0,135 | 99,592 | 83,380 | 0,004 | 16,079 | 0,130 |
| 500000 | 402,611 | | 376,226 | 0,005 | 26,114 | 0,265 | 261,458 | 234,340 | 0,005 | 26,861 | 0,252 |
| cup98 | 10000 | 0,317 | | 0,224 | 0,000 | 0,093 | 0,000 | 0,392 | 0,272 | 0,000 | 0,117 | 0,003 |
| 30000 | 3,000 | | 2,335 | 0,000 | 0,650 | 0,015 | 3,073 | 2,197 | 0,000 | 0,865 | 0,010 |
| 50000 | 7,555 | | 5,881 | 0,000 | 1,653 | 0,021 | 7,291 | 5,371 | 0,001 | 1,900 | 0,019 |
| 70000 | 12,672 | | 9,672 | 0,000 | 2,969 | 0,031 | 12,886 | 9,563 | 0,001 | 3,293 | 0,029 |
| 90000 | 19,957 | | 15,465 | 0,000 | 4,446 | 0,046 | 19,820 | 15,316 | 0,002 | 4,462 | 0,040 |

Rys. 3. Porównanie wydajności algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* w zależności od wybranego punktu referencyjnego na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

Analiza wyników czasowych pozwoliła mi zauważyć, że różnice w czasach wykonania algorytmu na danych tekstowych są zdecydowanie mniejsze niż w przypadku pozostałych zbiorów. Dla zbioru karypis\_sport różnice te są na tyle małe, że nie można na jego podstawie wskazać punktu referencyjnego, który najbardziej przyspiesza wyszukiwanie k-sąsiedztwa. Badania wykonane na zbiorach cup98 i covtype pozwalają wyeliminować odpowiednio punkty [max\_min] i [rand] z listy potencjalnych kandydatów punktów najbardziej przyspieszających wykonanie algorytmu. Punkt maksymalny pozwala osiągać jedne z najlepszych rezultatów w przypadku wszystkich zbiorów poza karypis\_sport, dla którego algorytm wykonuje się najdłużej z wszystkich badanych punktów referencyjnych. Punktem, dla którego w znakomitej większości eksperymentów wyszukiwanie k-sąsiedztwa wykonuje się najszybciej jest punkt minimalny.

W dalszej części pracy jako wyniki czasowe algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* będą prezentowane rezultaty osiągnięte przy zastosowaniu punktu minimalnego jako punktu referencyjnego.

### 4.2.2. Badania algorytmu *k-Neighborhood-Index-Projection*

W badaniach algorytmu *k-Neighborhood-Index-Projection* skupiłem się na trzech rodzajach rzutowania:

* rzutowaniu na wymiar o najliczniejszej dziedzinie oznaczanym dalej jako [dmax];
* rzutowaniu na niezerowy wymiar o najmniej licznej dziedzinie oznaczanym dalej jako [dmin];
* rzutowania na losowy wymiar oznaczanym dalej jako [drand];

W Tab. 9 zamieściłem czasy uruchomień algorytmu *k-Neighborhood-Index-Projection* wraz z trwaniem składających się na niego kroków. Na Rys. 4 znajdują się wykresy czasu wykonania algorytmu w funkcji liczby punktów.

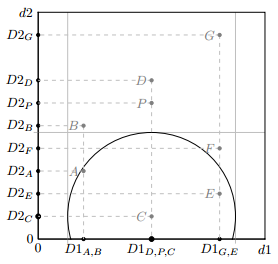
Tab. 10. Porównanie wydajności algorytmu *k-Neighborhood-Index-Projection* w zależności od wybranego wymiaru rzutowania na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***k-Neighborhood-Index-Projection [dmax]*** | | | | | ***k-Neighborhood-Index-Projection [drand]*** | | | | | ***k-Neighborhood-Index-Projection [dmin]*** | | | | |
| **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. rz.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. rz.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. rz.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,214 | 0,213 | 0,000 | 0,001 | 0,000 | 0,215 | 0,214 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,214 | 0,214 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| 2000 | 0,809 | 0,807 | 0,000 | 0,002 | 0,000 | 0,810 | 0,809 | 0,000 | 0,001 | 0,000 | 0,812 | 0,811 | 0,000 | 0,001 | 0,000 |
| 4000 | 3,436 | 3,432 | 0,000 | 0,004 | 0,000 | 3,433 | 3,429 | 0,000 | 0,004 | 0,000 | 3,448 | 3,444 | 0,000 | 0,003 | 0,000 |
| 6000 | 7,830 | 7,823 | 0,000 | 0,006 | 0,000 | 7,829 | 7,822 | 0,000 | 0,007 | 0,000 | 7,850 | 7,844 | 0,000 | 0,006 | 0,000 |
| 8000 | 14,077 | 14,068 | 0,000 | 0,008 | 0,000 | 14,125 | 14,116 | 0,000 | 0,008 | 0,000 | 14,128 | 14,122 | 0,000 | 0,006 | 0,000 |
| karypis\_review | 500 | 0,073 | 0,073 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,073 | 0,073 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,074 | 0,074 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| 1000 | 0,288 | 0,287 | 0,000 | 0,001 | 0,000 | 0,289 | 0,289 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,289 | 0,289 | 0,000 | 0,001 | 0,000 |
| 2000 | 1,258 | 1,257 | 0,000 | 0,001 | 0,000 | 1,259 | 1,258 | 0,000 | 0,001 | 0,000 | 1,263 | 1,261 | 0,000 | 0,001 | 0,000 |
| 3000 | 2,813 | 2,811 | 0,000 | 0,002 | 0,000 | 2,822 | 2,820 | 0,000 | 0,002 | 0,000 | 2,826 | 2,824 | 0,000 | 0,002 | 0,000 |
| 4000 | 5,088 | 5,085 | 0,000 | 0,003 | 0,000 | 5,074 | 5,071 | 0,000 | 0,003 | 0,000 | 5,079 | 5,076 | 0,000 | 0,003 | 0,000 |
| covtype | 10000 | 0,440 | 0,320 | 0,000 | 0,118 | 0,002 | 1,412 | 1,311 | 0,000 | 0,101 | 0,000 | 1,473 | 1,386 | 0,000 | 0,085 | 0,002 |
| 50000 | 6,376 | 4,026 | 0,001 | 2,335 | 0,013 | 45,292 | 43,381 | 0,001 | 1,907 | 0,004 | 58,654 | 56,548 | 0,001 | 2,097 | 0,008 |
| 100000 | 14,753 | 9,833 | 0,001 | 4,891 | 0,028 | 164,137 | 159,576 | 0,002 | 4,557 | 0,002 | 243,611 | 238,447 | 0,002 | 5,145 | 0,018 |
| 300000 | 97,557 | 82,223 | 0,003 | 15,230 | 0,101 | 1318,407 | 1302,450 | 0,003 | 15,947 | 0,006 | 2032,951 | 2016,690 | 0,003 | 16,179 | 0,079 |
| 500000 | 283,132 | 256,854 | 0,005 | 26,091 | 0,182 | 3559,763 | 3532,690 | 0,005 | 27,013 | 0,055 | 5290,897 | 5263,930 | 0,005 | 26,815 | 0,147 |
| cup98 | 10000 | 0,357 | 0,239 | 0,000 | 0,116 | 0,002 | 1,648 | 1,537 | 0,000 | 0,110 | 0,001 | 1,483 | 1,379 | 0,000 | 0,103 | 0,001 |
| 30000 | 2,756 | 2,094 | 0,000 | 0,653 | 0,008 | 27,807 | 27,113 | 0,001 | 0,690 | 0,004 | 20,347 | 19,668 | 0,001 | 0,677 | 0,002 |
| 50000 | 6,906 | 5,230 | 0,001 | 1,660 | 0,015 | 76,375 | 74,429 | 0,001 | 1,940 | 0,006 | 55,897 | 54,189 | 0,001 | 1,703 | 0,003 |
| 70000 | 13,061 | 10,041 | 0,001 | 2,997 | 0,022 | 145,992 | 142,618 | 0,001 | 3,362 | 0,011 | 111,705 | 108,640 | 0,001 | 3,059 | 0,004 |
| 90000 | 19,727 | 15,146 | 0,001 | 4,549 | 0,032 | 242,929 | 238,615 | 0,001 | 4,300 | 0,012 | 184,648 | 180,108 | 0,001 | 4,533 | 0,006 |

Rys. 4. Porównanie wydajności algorytmu *k-Neighborhood-Index-Projection* w zależności od wybranego wymiaru rzutowania na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów.

Różnice w czasach wykonania algorytmu dla różnych strategii rzutowania wykonanych na zbiorach tekstowych są na tyle niewielkie, że nie pozwalają na wyciągnięcie wniosków na temat użyteczności danej metody. Rezultaty eksperymentów wykonanych na gęstych zbiorach danych świadczą, że rzutowanie na wymiar o najszerszej dziedzinie pozwala na przyspieszenie wyznaczania k sąsiedztwa o rząd wielkości w porównaniu do pozostałych strategii rzutowania. Liczność dziedziny wymiaru ma kluczowy wpływ na sprawność algorytmu *k-Neighborhood-Index-Projection*.

Na Rys. 5 przedstawiono przykładowy zbiór Z dwuwymiarowej przestrzeni (d1, d2). Przerywanymi liniami zaznaczono rzuty punktów zbioru Z odpowiednio na wymiary d1 i d2. Zbiór punktów D1 () będących wynikiem rzutowania zbioru Z na d1 ma liczność 3, natomiast zbiór D2 () powstały w wyniku rzutowania Z na d2 jest liczności 8.



Rys. 5. Zbiór punktów Z

Załóżmy, że szukamy pewnego otoczenia epsilonowego punktu C (Na Rys. 5 epsilonowe otoczenie zostało oznaczone fragmentem okręgu). Gdy posłużymy się rzutowaniem na d1 to żaden punkt zbioru Z nie zostanie odrzucony w procesie wyznaczania potencjalnych sąsiadów na podstawie kryterium rzutowania na dany wymiar, ponieważ wszystkie punkty zbioru D1 należą do otoczenia epsilonowego punktu powstałego po rzutowaniu P na d1 (Krawędzie otoczenia epsilonowego rzutów punktu C na wymiary d1 i d2 zostały oznaczone na Rys. 5 odpowiednio szarymi ciągłymi liniami pionowymi i linią poziomą.). Tym samym zastosowanie rzutowania w tym szczególnym przypadku nie przyspiesza wyznaczania sąsiedztwa. Gdy posłużymy się rzutowaniem na d2 to aż połowa punktów zbioru Z zostanie odrzuconych w procesie wyznaczania potencjalnych sąsiadów na podstawie kryterium rzutowania na dany wymiar co znacząco przyspieszy wyznaczanie sąsiedztwa.

W algorytmie *k-Neighborhood-Index-Projection* rzutowanie tym mocniej wspiera selektywność wyznaczania potencjalnych sąsiadów im liczniejsza jest dziedzina danego wymiaru. Dlatego, W dalszej części pracy jako wyniki czasowe algorytmu *k-Neighborhood-Index-Projection* będą prezentowane rezultaty osiągnięte przy zastosowaniu rzutu na wymiar [dmax].

### 4.2.3. Porównanie algorytmów *k-Neighborhood-Index-Projection* i *TI-k-Neighborhood-Index*

Na Rys. 6 zamieściłem wykresy czasów wykonania algorytmów *k-Neighborhood-Index-Projection* i *TI-k-Neighborhood-Index* w funkcji liczby punktów we wszystkich badanych przypadkach zastosowania punktu referencyjnego i strategii rzutowania na wymiar. Dane zamieszczone na wykresach odpowiadają tym zgromadzonym w tabelach Tab. 8 i Tab. 9.

Rys. 6. Porównanie wydajności algorytmu *k-Neighborhood-Index-Projection* z *TI-k-Neighborhood-Index* w zależności od wybranego wymiaru rzutowania i punktu referencyjnego na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

Z rezultatów eksperymentów wynika, że dla danych tekstowych algorytm wykorzystujący rzutowanie wykonuje się nieznacznie wolniej niż *TI-k-Neighborhood-Index*. W przypadku gęstych zbiorów wyszukiwanie sąsiedztwa z zastosowaniem rzutowania na losowy wymiar i [dmin] wykonują się o rząd wielkości wolniej niż w pozostałych przypadkach. Natomiast sprawność *k-neighborhood-Index-Projection* z rzutowaniem na [dmax] jest porównywalna ze sprawnością *TI-k-Neighborhood-Index* dla badanych punktów referencyjnych. Na niekorzyść rzutowania w porównaniu do punktu referencyjnego przemawia zależność tej metody od liczności dziedzin wymiarów.

### 4.2.4. Badanie algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index-Ref* - wybór dwóch punktów referencyjnych

W celu wyznaczenia odpowiednich punktów referencyjnych dla algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* przeprowadziłem eksperymenty testując różne pary punktów. W tabelach Tab. 10 i Tab. 11 zamieściłem czasy uruchomień algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* *-Ref* wraz z trwaniem składających się na niego kroków. Na Rys. 7 znajdują się wykresy czasu wykonania algorytmu w funkcji liczby punktów.

Tab. 11. Porównanie wydajności algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index-Ref* w zależności od wybranej pary punktów referencyjnych na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***TI-k-Neighborhood-Index-Ref [max][min]*** | | | | | ***TI-k-Neighborhood-Index-Ref [max][max\_min]*** | | | | | ***TI-k-Neighborhood-Index-Ref [max][rand]*** | | | | |
| **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,176 | 0,171 | 0,000 | 0,005 | 0,000 | 0,202 | 0,196 | 0,000 | 0,006 | 0,000 | 0,202 | 0,194 | 0,000 | 0,008 | 0,000 |
| 2000 | 0,634 | 0,629 | 0,000 | 0,005 | 0,000 | 0,647 | 0,638 | 0,000 | 0,008 | 0,000 | 0,663 | 0,655 | 0,000 | 0,008 | 0,000 |
| 4000 | 2,694 | 2,678 | 0,000 | 0,016 | 0,000 | 2,757 | 2,738 | 0,000 | 0,018 | 0,001 | 2,796 | 2,775 | 0,000 | 0,020 | 0,001 |
| 6000 | 6,427 | 6,396 | 0,000 | 0,031 | 0,000 | 6,646 | 6,617 | 0,000 | 0,028 | 0,002 | 6,927 | 6,911 | 0,000 | 0,015 | 0,002 |
| 8000 | 11,783 | 11,726 | 0,000 | 0,057 | 0,000 | 12,563 | 12,483 | 0,000 | 0,077 | 0,003 | 12,656 | 12,589 | 0,000 | 0,067 | 0,000 |
| karypis\_review | 500 | 0,062 | 0,062 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,067 | 0,064 | 0,000 | 0,003 | 0,000 | 0,062 | 0,062 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| 1000 | 0,244 | 0,239 | 0,000 | 0,005 | 0,000 | 0,249 | 0,243 | 0,000 | 0,006 | 0,000 | 0,260 | 0,250 | 0,000 | 0,010 | 0,000 |
| 2000 | 1,092 | 1,076 | 0,000 | 0,016 | 0,000 | 1,103 | 1,092 | 0,000 | 0,011 | 0,000 | 1,087 | 1,076 | 0,000 | 0,010 | 0,000 |
| 3000 | 2,381 | 2,366 | 0,000 | 0,015 | 0,000 | 2,418 | 2,401 | 0,000 | 0,016 | 0,001 | 2,398 | 2,377 | 0,000 | 0,016 | 0,005 |
| 4000 | 4,238 | 4,212 | 0,000 | 0,026 | 0,000 | 4,303 | 4,280 | 0,000 | 0,022 | 0,001 | 4,285 | 4,264 | 0,000 | 0,021 | 0,000 |
| covtype | 10000 | 0,515 | 0,276 | 0,000 | 0,229 | 0,010 | 0,461 | 0,294 | 0,000 | 0,164 | 0,003 | 0,484 | 0,317 | 0,000 | 0,167 | 0,000 |
| 50000 | 6,661 | 4,227 | 0,000 | 2,418 | 0,015 | 6,775 | 4,340 | 0,001 | 2,419 | 0,015 | 6,682 | 4,222 | 0,000 | 2,444 | 0,016 |
| 100000 | 16,260 | 10,956 | 0,005 | 5,268 | 0,031 | 16,161 | 10,943 | 0,002 | 5,180 | 0,035 | 15,678 | 10,380 | 0,000 | 5,262 | 0,036 |
| 300000 | 65,057 | 48,391 | 0,005 | 16,526 | 0,135 | 64,109 | 47,364 | 0,004 | 16,609 | 0,132 | 61,146 | 44,642 | 0,000 | 16,374 | 0,130 |
| 500000 | 144,289 | 115,575 | 0,005 | 28,454 | 0,255 | 142,420 | 113,920 | 0,005 | 28,234 | 0,260 | 135,617 | 107,516 | 0,005 | 27,841 | 0,255 |
| cup98 | 10000 | 0,406 | 0,271 | 0,000 | 0,135 | 0,000 | 0,411 | 0,244 | 0,000 | 0,164 | 0,003 | 0,405 | 0,265 | 0,000 | 0,140 | 0,000 |
| 30000 | 2,783 | 1,919 | 0,000 | 0,848 | 0,016 | 2,831 | 1,953 | 0,000 | 0,867 | 0,010 | 2,876 | 2,028 | 0,000 | 0,832 | 0,015 |
| 50000 | 7,057 | 5,070 | 0,000 | 1,971 | 0,016 | 6,952 | 4,885 | 0,001 | 2,047 | 0,019 | 6,905 | 4,898 | 0,000 | 1,991 | 0,016 |
| 70000 | 12,397 | 8,829 | 0,000 | 3,536 | 0,031 | 12,060 | 8,416 | 0,001 | 3,612 | 0,031 | 12,157 | 8,429 | 0,000 | 3,697 | 0,031 |
| 90000 | 16,552 | 12,210 | 0,000 | 4,300 | 0,042 | 16,250 | 11,939 | 0,001 | 4,268 | 0,041 | 16,312 | 12,074 | 0,000 | 4,196 | 0,042 |

Tab. 12. Porównanie wydajności algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index-Ref* w zależności od wybranej pary punktów referencyjnych na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***TI-k-Neighborhood-Index-Ref [min][max]*** | | | | | ***TI-k-Neighborhood-Index-Ref [max\_min][max]*** | | | | | ***TI-k-Neighborhood-Index-Ref [rand][max]*** | | | | |
| **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,174 | 0,168 | 0,000 | 0,005 | 0,001 | 0,202 | 0,196 | 0,000 | 0,006 | 0,000 | 0,202 | 0,194 | 0,000 | 0,008 | 0,000 |
| 2000 | 0,640 | 0,632 | 0,000 | 0,008 | 0,000 | 0,648 | 0,640 | 0,000 | 0,008 | 0,000 | 0,662 | 0,654 | 0,000 | 0,008 | 0,000 |
| 4000 | 2,719 | 2,698 | 0,000 | 0,019 | 0,001 | 2,746 | 2,726 | 0,000 | 0,019 | 0,001 | 2,752 | 2,732 | 0,000 | 0,019 | 0,001 |
| 6000 | 6,439 | 6,410 | 0,000 | 0,027 | 0,002 | 6,582 | 6,552 | 0,000 | 0,029 | 0,002 | 6,623 | 6,591 | 0,000 | 0,030 | 0,002 |
| 8000 | 11,795 | 11,744 | 0,000 | 0,048 | 0,002 | 12,589 | 12,483 | 0,000 | 0,103 | 0,002 | 12,684 | 12,626 | 0,000 | 0,055 | 0,003 |
| karypis\_review | 500 | 0,064 | 0,061 | 0,000 | 0,003 | 0,000 | 0,067 | 0,064 | 0,000 | 0,003 | 0,000 | 0,068 | 0,064 | 0,000 | 0,004 | 0,000 |
| 1000 | 0,245 | 0,239 | 0,000 | 0,005 | 0,001 | 0,248 | 0,242 | 0,000 | 0,006 | 0,000 | 0,250 | 0,243 | 0,000 | 0,006 | 0,000 |
| 2000 | 1,088 | 1,077 | 0,000 | 0,011 | 0,000 | 1,107 | 1,095 | 0,000 | 0,012 | 0,000 | 1,105 | 1,092 | 0,000 | 0,012 | 0,001 |
| 3000 | 2,393 | 2,377 | 0,000 | 0,016 | 0,000 | 2,471 | 2,454 | 0,000 | 0,016 | 0,001 | 2,479 | 2,461 | 0,000 | 0,017 | 0,001 |
| 4000 | 4,254 | 4,232 | 0,000 | 0,021 | 0,001 | 4,345 | 4,322 | 0,000 | 0,022 | 0,001 | 4,347 | 4,323 | 0,000 | 0,023 | 0,001 |
| covtype | 10000 | 0,481 | 0,338 | 0,000 | 0,140 | 0,003 | 0,596 | 0,381 | 0,000 | 0,211 | 0,003 | 0,571 | 0,342 | 0,000 | 0,226 | 0,003 |
| 50000 | 6,968 | 4,470 | 0,001 | 2,481 | 0,015 | 6,922 | 4,477 | 0,001 | 2,427 | 0,016 | 7,157 | 4,594 | 0,001 | 2,546 | 0,016 |
| 100000 | 16,343 | 10,977 | 0,002 | 5,328 | 0,035 | 16,451 | 11,038 | 0,002 | 5,374 | 0,036 | 16,581 | 11,310 | 0,002 | 5,232 | 0,037 |
| 300000 | 64,407 | 47,668 | 0,003 | 16,601 | 0,135 | 65,557 | 48,845 | 0,003 | 16,571 | 0,137 | 69,293 | 52,593 | 0,003 | 16,551 | 0,145 |
| 500000 | 140,108 | 111,918 | 0,005 | 27,926 | 0,259 | 143,659 | 115,806 | 0,005 | 27,585 | 0,262 | 144,438 | 116,489 | 0,005 | 27,660 | 0,285 |
| cup98 | 10000 | 0,397 | 0,254 | 0,000 | 0,140 | 0,003 | 0,440 | 0,291 | 0,000 | 0,146 | 0,003 | 0,371 | 0,251 | 0,001 | 0,117 | 0,003 |
| 30000 | 2,749 | 1,845 | 0,001 | 0,892 | 0,011 | 3,106 | 2,205 | 0,001 | 0,890 | 0,011 | 2,935 | 2,109 | 0,000 | 0,815 | 0,011 |
| 50000 | 6,734 | 4,939 | 0,000 | 1,776 | 0,019 | 7,575 | 5,525 | 0,001 | 2,030 | 0,019 | 7,049 | 5,107 | 0,001 | 1,922 | 0,019 |
| 70000 | 11,994 | 8,572 | 0,001 | 3,392 | 0,029 | 12,877 | 9,588 | 0,001 | 3,258 | 0,030 | 12,175 | 8,987 | 0,001 | 3,157 | 0,030 |
| 90000 | 16,410 | 12,269 | 0,001 | 4,098 | 0,041 | 18,446 | 14,035 | 0,001 | 4,367 | 0,042 | 17,986 | 13,539 | 0,001 | 4,404 | 0,042 |

Rys. 7. Porównanie wydajności algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index-Ref* w zależności od wybranej pary punktów referencyjnych na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

Z rezultatów przeprowadzonych eksperymentów trudno jednoznacznie wskazać, która kombinacja punktów referencyjnych najbardziej przyspiesza wyznaczenie k-sąsiedztwa. Wyniki świadczą, że najkorzystniej jako pierwszy punkt referencyjny wybrać [max]. W większości przypadków eksperymenty z punktem maksymalnym jako pierwszym punktem referencyjnym wykonują się szybciej niż dla punktu losowego [rand] czy innego punktu skrajnego [min].

Różnice w czasach wykonania algorytmu dla poszczególnych zestawów punktów referencyjnych są na tyle niewielkie, że nie pozwalają jednoznacznie stwierdzić, która z badanych kombinacji punktów referencyjnych najbardziej przyspiesza wykonanie algorytmu. Tym co wyniki badań pozwalają stwierdzić jest wniosek, że jako pierwszy punkt referencyjny najlepiej jest wybrać punkt maksymalny.

W dalszej części pracy jako wyniki czasowe algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index-Ref* będą prezentowane rezultaty osiągnięte przy zastosowaniu pary punktów referencyjnych [max][min].

### 4.2.5. Porównanie implementacji *k-Neighborhood-Index*

W Tab. 12 i na Rys. 8 przedstawiono rezultaty badań wariacji na temat algorytmu *k-Neighborhood-Index*. Zamieszczone wyniki algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* zostały zebrane dla punktu referencyjnego równego [min], *k-Neighborhood-Index-Projection* dla [dmax], natomiast rezultaty *TI-k-Neighborhood-Ref* dla punktów referencyjnych [max][min]. Rezultaty jednoznacznie potwierdzają wzrosty wydajności *TI-k-Neighborhood-Index* i *TI-k-Neighborhood-Index-Ref* w stosunku do algorytmu *Ti-k-Neighborhood*. Zastosowanie nierówności trójkąta pozwala uzyskiwać wyniki o dwa rzędy wielkości szybciej. Wzrost ten jest mniej widoczny dla danych tekstowych niż dla pozostałych zbiorów z uwagi na ich rzadki charakter.

Na Rys. 9 przedstawiono rezultaty z pominięcie algorytmu *k-Neighborhood-Index* dla uwidocznienia różnic między pozostałymi eksperymentami. Rezultaty wykazują, że zastosowanie rzutowania nie przyspiesza wyszukiwania k sąsiedztwa bardziej niż wykorzystanie nierówności trójkąta.

Tab. 13. Porównanie wydajności odmian algorytmu *k-Neighborhood-Index* na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Zbioór | **l. p.** | ***k-Neighborhood-Index*** | | | |  | ***TI-k-Neighborhood-Index*** | | | |  |
| **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,322 | 0,320 | 0,000 | 0,002 | 0,000 | 0,171 | 0,169 | 0,000 | 0,002 | 0,000 |
| 2000 | 1,397 | 1,394 | 0,000 | 0,004 | 0,000 | 0,636 | 0,632 | 0,000 | 0,004 | 0,000 |
| 4000 | 6,014 | 6,005 | 0,000 | 0,008 | 0,001 | 2,684 | 2,675 | 0,000 | 0,008 | 0,001 |
| 6000 | 15,178 | 15,162 | 0,000 | 0,014 | 0,002 | 6,470 | 6,455 | 0,000 | 0,013 | 0,002 |
| 8000 | 30,516 | 30,497 | 0,000 | 0,016 | 0,002 | 11,770 | 11,751 | 0,000 | 0,017 | 0,002 |
| karypis\_review | 500 | 0,093 | 0,092 | 0,000 | 0,001 | 0,000 | 0,062 | 0,061 | 0,000 | 0,001 | 0,000 |
| 1000 | 0,385 | 0,383 | 0,000 | 0,002 | 0,000 | 0,241 | 0,239 | 0,000 | 0,002 | 0,000 |
| 2000 | 2,631 | 2,626 | 0,000 | 0,005 | 0,000 | 1,084 | 1,079 | 0,000 | 0,005 | 0,000 |
| 3000 | 9,183 | 9,175 | 0,000 | 0,007 | 0,001 | 2,356 | 2,348 | 0,000 | 0,007 | 0,001 |
| 4000 | 9,803 | 9,793 | 0,000 | 0,009 | 0,001 | 4,209 | 4,198 | 0,000 | 0,010 | 0,001 |
| covtype | 10000 | 40,337 | 40,115 | 0,000 | 0,219 | 0,003 | 0,551 | 0,370 | 0,000 | 0,179 | 0,002 |
| 50000 | 844,863 | 842,475 | 0,001 | 2,372 | 0,015 | 7,804 | 5,526 | 0,001 | 2,262 | 0,015 |
| 100000 | 4575,759 | 4570,870 | 0,002 | 4,851 | 0,036 | 19,962 | 15,025 | 0,001 | 4,901 | 0,035 |
| 300000 | - | - | - | - | - | 93,868 | 78,047 | 0,003 | 15,686 | 0,132 |
| 500000 | - | - | - | - | - | 246,482 | 219,916 | 0,005 | 26,312 | 0,249 |
| cup98 | 10000 | 16,170 | 15,947 | 0,000 | 0,219 | 0,003 | 0,388 | 0,259 | 0,000 | 0,126 | 0,003 |
| 30000 | 164,166 | 163,038 | 0,001 | 1,116 | 0,011 | 2,785 | 2,105 | 0,001 | 0,669 | 0,010 |
| 50000 | 475,873 | 473,576 | 0,001 | 2,276 | 0,019 | 6,942 | 5,287 | 0,001 | 1,635 | 0,019 |
| 70000 | 996,087 | 992,978 | 0,001 | 3,078 | 0,030 | 13,095 | 9,933 | 0,001 | 3,132 | 0,029 |
| 90000 | 1717,090 | 1712,660 | 0,002 | 4,387 | 0,041 | 19,041 | 14,683 | 0,001 | 4,316 | 0,041 |
| zbioór | **l. p.** | ***k-Neighborhood-Index-Projection*** | | | |  | ***TI-k-Neighborhood-Index-Ref*** | | | | |
| **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. rz.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,214 | 0,213 | 0,000 | 0,001 | 0,000 | 0,176 | 0,171 | 0,000 | 0,005 | 0,000 |
| 2000 | 0,809 | 0,807 | 0,000 | 0,002 | 0,000 | 0,634 | 0,629 | 0,000 | 0,005 | 0,000 |
| 4000 | 3,436 | 3,432 | 0,000 | 0,004 | 0,000 | 2,694 | 2,678 | 0,000 | 0,016 | 0,000 |
| 6000 | 7,830 | 7,823 | 0,000 | 0,006 | 0,000 | 6,427 | 6,396 | 0,000 | 0,031 | 0,000 |
| 8000 | 14,077 | 14,068 | 0,000 | 0,008 | 0,000 | 11,783 | 11,726 | 0,000 | 0,057 | 0,000 |
| karypis\_review | 500 | 0,073 | 0,073 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,062 | 0,062 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| 1000 | 0,288 | 0,287 | 0,000 | 0,001 | 0,000 | 0,244 | 0,239 | 0,000 | 0,005 | 0,000 |
| 2000 | 1,258 | 1,257 | 0,000 | 0,001 | 0,000 | 1,092 | 1,076 | 0,000 | 0,016 | 0,000 |
| 3000 | 2,813 | 2,811 | 0,000 | 0,002 | 0,000 | 2,381 | 2,366 | 0,000 | 0,015 | 0,000 |
| 4000 | 5,088 | 5,085 | 0,000 | 0,003 | 0,000 | 4,238 | 4,212 | 0,000 | 0,026 | 0,000 |
| covtype | 10000 | 0,440 | 0,320 | 0,000 | 0,118 | 0,002 | 0,515 | 0,276 | 0,000 | 0,229 | 0,010 |
| 50000 | 6,376 | 4,026 | 0,001 | 2,335 | 0,013 | 6,661 | 4,227 | 0,000 | 2,418 | 0,015 |
| 100000 | 14,753 | 9,833 | 0,001 | 4,891 | 0,028 | 16,260 | 10,956 | 0,005 | 5,268 | 0,031 |
| 300000 | 97,557 | 82,223 | 0,003 | 15,230 | 0,101 | 65,057 | 48,391 | 0,005 | 16,526 | 0,135 |
| 500000 | 283,132 | 256,854 | 0,005 | 26,091 | 0,182 | 144,289 | 115,575 | 0,005 | 28,454 | 0,255 |
| cup98 | 10000 | 0,357 | 0,239 | 0,000 | 0,116 | 0,002 | 0,406 | 0,271 | 0,000 | 0,135 | 0,000 |
| 30000 | 2,756 | 2,094 | 0,000 | 0,653 | 0,008 | 2,783 | 1,919 | 0,000 | 0,848 | 0,016 |
| 50000 | 6,906 | 5,230 | 0,001 | 1,660 | 0,015 | 7,057 | 5,070 | 0,000 | 1,971 | 0,016 |
| 70000 | 13,061 | 10,041 | 0,001 | 2,997 | 0,022 | 12,397 | 8,829 | 0,000 | 3,536 | 0,031 |
| 90000 | 19,727 | 15,146 | 0,001 | 4,549 | 0,032 | 16,552 | 12,210 | 0,000 | 4,300 | 0,042 |

Rys. 8. Porównanie wydajności odmian algorytmu *k-Neighborhood-Index* na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

Rys. 9. Porównanie wydajności odmian algorytmu *k-Neighborhood-Index* na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

## 4.3. BADANIE ALGORYTMU *VP-TREE-INDEX*

### 4.3.1. Implementacja algorytmu *VP-Tree-Index*

Na przykładowych zbiorach danych przetestowano dwie metody wyszukiwania k-sąsiedztwa w oparciu o indeks *vp-drzewa*: pierwszą, której kryterium przeszukiwania kolejnych gałęzi *vp-drzewa* stanowi mediana odległości punktów do punktu *vp*, zwaną dalej *metodą mediany*; drugą, której kryterium przeszukiwania kolejnych gałęzi *vp-drzewa* stanowią największa z odległości punktów do punktu *vp* mniejsza od mediany i najmniejsza z odległości punktów do punktu *vp* większa od mediany, zwaną dalej *metodą ograniczeń*. W Tab. 13 i na Rys. 10 zamieszczono czasy uruchomień algorytmu *VP-Tree-Index* dla obu metod wyszukiwania k-sąsiedztwa. Z rezultatów badań wynika, że *metoda ograniczeń* zapewnia szybsze wyszukiwanie k-sąsiedztwa niż *metoda mediany*. Największa różnica w czasach wykonania algorytmów występuje dla wyszukiwania k-sąsiedztwa spośród 500000 punktów zbioru covtype. Implementacja korzystająca z *metody ograniczeń* wykonuje się blisko 1.5 razy szybciej niż implementacja stosująca *metodę mediany*.

Wartym podkreślenia jest fakt, iż mimo, że w obu rozpatrywanych przypadkach indeks vp-drzewa budowany był w ten sam sposób oraz mimo, że prezentowane są uśrednione wyniki, to różnice w czasie są znaczące. Zachowanie to wynika z heurystyki zastosowanej w procesie wyboru punktu vp. Pewna kombinacja punktów vp pozwala zbudować drzewo szybciej niż inna, stąd różnice w czasie budowy drzewa.

Tab. 14. Porównanie wydajności algorytmu *VP-Tree-Index* w zależności od implementacji metody wyszukiwania w vp-drzewie na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach dla 10% losowo wybranych punktów

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **liczba punktów** | ***VP-Tree-Index* mediana** | | | ***VP-Tree-Index* ograniczenia** | | |
| **wykonanie algorytmu** | **wyszukiwanie sąsiadów** | **budowa indeksu** | **wykonanie algorytmu** | **wyszukiwanie sąsiadów** | **budowa indeksu** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,614 | 0,241 | 0,373 | 0,296 | 0,218 | 0,078 |
| 2000 | 1,562 | 0,883 | 0,678 | 0,988 | 0,822 | 0,166 |
| 4000 | 4,976 | 3,747 | 1,229 | 3,879 | 3,510 | 0,369 |
| 6000 | 10,276 | 8,483 | 1,793 | 8,684 | 8,107 | 0,577 |
| 8000 | 15,944 | 15,039 | 0,905 | 15,543 | 14,768 | 0,774 |
| karypis\_review | 500 | 0,392 | 0,084 | 0,308 | 0,270 | 0,078 | 0,192 |
| 1000 | 0,911 | 0,318 | 0,593 | 0,675 | 0,296 | 0,379 |
| 2000 | 2,530 | 1,385 | 1,145 | 1,986 | 1,326 | 0,660 |
| 3000 | 4,650 | 3,089 | 1,561 | 3,630 | 2,949 | 0,681 |
| 4000 | 7,344 | 5,462 | 1,882 | 5,840 | 5,247 | 0,593 |
| covtype | 10000 | 1,858 | 0,366 | 1,491 | 0,859 | 0,298 | 0,561 |
| 50000 | 9,037 | 3,029 | 6,008 | 5,010 | 2,241 | 2,770 |
| 100000 | 27,845 | 10,687 | 17,158 | 14,204 | 7,703 | 6,501 |
| 300000 | 126,437 | 67,943 | 58,494 | 106,525 | 70,103 | 36,422 |
| 500000 | 346,216 | 219,689 | 126,527 | 249,375 | 180,813 | 68,562 |
| cup98 | 10000 | 2,477 | 0,494 | 1,983 | 0,728 | 0,307 | 0,421 |
| 30000 | 8,068 | 4,054 | 4,014 | 4,178 | 2,812 | 1,366 |
| 50000 | 19,508 | 11,432 | 8,076 | 10,215 | 7,766 | 2,450 |
| 70000 | 29,371 | 18,886 | 10,485 | 20,500 | 16,790 | 3,710 |
| 90000 | 44,818 | 29,800 | 15,018 | 40,305 | 27,149 | 13,156 |

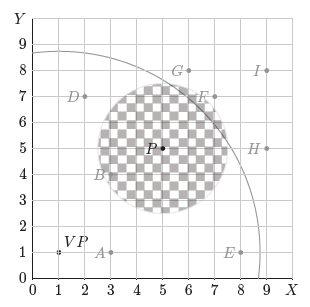
Rys. 10. Porównanie wydajności algorytmu *VP-Tree-Index* w zależności od implementacji metody wyszukiwania w vp-drzewie na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach dla 10% losowo wybranych punktów

Jednakże wariancja ta nie wpływa decydująco na różnice w czasie wykonania obu implementacji. Powodem tych różnic jest kryterium wyszukiwania. Następujące wyjaśnienie jest oparte na Eps-sąsiedztwie bez straty wartości merytorycznej dla k-sąsiedztwa ponieważ problem k-sąsiedztwa można sprowadzić do problemu Eps-sąsiedztwa.

Na Rys. 11 przedstawiono sytuację znajdowania Eps-sąsiedztwa punktu P (obszar pokryty czarno-białą kratą) w węźle VP *vp-drzewa metodą mediany*. Fragmentem okręgu zaznaczono medianę odległości punktów od punktu VP. Algorytm znajdowania eps-sąsiedztwa punktu P *metodą mediany* odwiedzając węzeł VP *vp-drzewa* oblicza odległość distance(VP, P) a następnie:

* przeszukuje lewe poddrzewo *vp-drzewa* jeśli distance(VP,P)-Eps<*mediana* i distance(VP,P)+Eps <= *mediana.*
* przeszukuje prawe poddrzewo *vp-drzewa* jeśli distance(VP,P)+Eps >= *mediana* i distance(VP,P)-Eps>=*mediana.*
* przeszukuje lewe i prawe poddrzewo *vp-drzewa* jeśli distance(VP,P)-Eps<*mediana* i distance(VP,P)+Eps>=*mediana.*

Zatem w przypadku przedstawionym na **Błąd! Nie można odnaleźć źródła odwołania.** *metoda mediany* przeszuka zarówno lewe jak i prawe poddrzewo mimo, że żaden z punktów prawego poddrzewa (F, G, H, I) nie należy do Eps-sąsiedztwa punktu P.

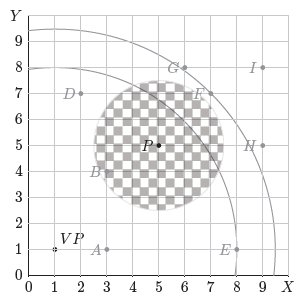


Rys. 11. Ilustracja do metody wyszukiwania k sąsiadów w VP-drzewie z zastosowaniem mediany

Rys. 12 przedstawia sytuację znajdowania Eps-sąsiedztwa punktu P (obszar pokryty czarno-białą kratą) w węźle VP *vp-drzewa metodą ograniczeń.* Fragmentami okręgów zostały oznaczone odległości bhl (najmniejsza z odległości punktów do punktu VP większa od mediany) i blh (największa z odległości punktów do punktu VP mniejsza od mediany). Algorytm znajdowania eps-sąsiedztwa punktu P *metodą ograniczeń* odwiedzając węzeł VP *vp-drzewa* obilcza odległość distance (VP,P) a następnie:

* przeszukuje lewe poddrzewo *vp-drzewa* jeśli distance(VP,P)-Eps<=blh i distance(VP,P)+Eps<bhl.
* przeszukuje prawe poddrzewo *vp-drzewa* jeśli distance(VP,P)+Eps>=bhl i distance(VP,P)-Eps>blh,
* przeszukuje lewe i prawe poddrzewo *vp-drzewa* jeśli distance(VP,P)+Eps>=bh; i distance(VP,P)-Eps<=blh.

Zatem w przypadku przedstawionym na rysunku 5 *metoda ograniczeń* przeszuka jedynie lewe poddrzewo *vp-drzewa*.



Rys. 12. Ilustracja do metody wyszukiwania k sąsiadów w VP-drzewie z zastosowaniem ograniczeń

*Metoda ograniczeń* szybciej znajduje k-sąsiedztwo niż *metoda mediany*, ponieważ dzięki znajomości blh i bhl pozwala w pewnych przypadkach wcześniej zdecydować o braku konieczności eksploracji aktualnie rozpatrywanej gałęzi *vp-drzewa* niż *metoda mediany*.

### 4.3.2. Implementacja struktury punktu

Podobnie jak w przypadku algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* przetestowałem wydajność *VP-Tree-Index* w zależności od implementacji punktu. W Tab. 14 oraz na Rys. 13 zamieszczono wyniki uruchomień algorytmu *VP-Tree-Index* z użyciem zarówno gęstej jak i rzadkiej implementacji punktu.

Wnioski płynące z wykonanych badań są takie same jak w przypadku algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* w rozdziale [4.2.1.2*.*](#_4.2.1.2._Implementacja_struktury).

Tab. 15. Porównanie wydajności algorytmu *VP-Tree-Index* w zależności od implementacji punktu na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach dla 10% losowo wybranych punktów.

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **liczba punktów** | ***VP-Tree-Index* gęsta reprezentacja punktu** | | | ***VP-Tree-Index* rzadka reprezentacja punktu** | | |
| **wykonanie algorytmu** | **wyszukiwanie sąsiadów** | **budowa indeksu** | **wykonanie algorytmu** | **wyszukiwanie sąsiadów** | **budowa indeksu** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 28,215 | 22,407 | 5,808 | 0,296 | 0,218 | 0,078 |
| 2000 | - | - | - | 0,988 | 0,822 | 0,166 |
| 4000 | - | - | - | 3,879 | 3,510 | 0,369 |
| 6000 | - | - | - | 8,684 | 8,107 | 0,577 |
| 8000 | - | - | - | 15,543 | 14,768 | 0,774 |
| karypis\_review | 500 | 8,408 | 5,673 | 2,735 | 0,270 | 0,078 | 0,192 |
| 1000 | 28,465 | 22,657 | 5,808 | 0,675 | 0,296 | 0,379 |
| 2000 | - | - | - | 1,986 | 1,326 | 0,660 |
| 3000 | - | - | - | 3,630 | 2,949 | 0,681 |
| 4000 | - | - | - | 5,840 | 5,247 | 0,593 |
| covtype | 10000 | 0,859 | 0,298 | 0,561 | 1,181 | 0,416 | 0,765 |
| 50000 | 5,010 | 2,241 | 2,770 | 6,973 | 3,000 | 3,973 |
| 100000 | 14,204 | 7,703 | 6,501 | 15,558 | 8,574 | 6,984 |
| 300000 | 106,525 | 70,103 | 36,422 | 93,065 | 65,031 | 28,034 |
| 500000 | 249,375 | 180,813 | 68,562 | 250,567 | 179,249 | 71,318 |
| cup98 | 10000 | 0,728 | 0,307 | 0,421 | 2,044 | 1,388 | 0,656 |
| 30000 | 4,178 | 2,812 | 1,366 | 11,690 | 9,537 | 2,153 |
| 50000 | 10,215 | 7,766 | 2,450 | 33,156 | 29,411 | 3,744 |
| 70000 | 20,500 | 16,790 | 3,710 | 46,935 | 41,204 | 5,731 |
| 90000 | 40,305 | 27,149 | 13,156 | 81,750 | 73,710 | 8,039 |

Rys. 13. Porównanie wydajności algorytmu *VP-Tree-Index* w zależności od implementacji punktu na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach dla 10% losowo wybranych punktów

## 4.4. PORÓWNANIE ALGORYTMÓW VP-TREE-INDEX I TI-K\_NEIGHBORHOOD-INDEX

Na przykładowych zbiorach danych przetestowano algorytmy *VP-Tree-Index* oraz *TI-k-Neighborhood-Index*. W Tab. 15 i na Rys. 14zamieszczono czasy poszukiwań k-sąsiedztwa przez oba algorytmy.

Tab. 16. Porównanie wydajności algorytmów *VP-Tree-Index* i *TI-k-Neighborhood-Index*. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów zbioru danych

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***VP-Tree-Index*** | | | ***TI-k-Neighborhood-Index*** | | | | |
| **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,296 | 0,218 | 0,078 | 0,171 | 0,169 | 0,000 | 0,002 | 0,000 |
| 2000 | 0,988 | 0,822 | 0,166 | 0,636 | 0,632 | 0,000 | 0,004 | 0,000 |
| 4000 | 3,879 | 3,510 | 0,369 | 2,684 | 2,675 | 0,000 | 0,008 | 0,001 |
| 6000 | 8,684 | 8,107 | 0,577 | 6,470 | 6,455 | 0,000 | 0,013 | 0,002 |
| 8000 | 15,543 | 14,768 | 0,774 | 11,770 | 11,751 | 0,000 | 0,017 | 0,002 |
| karypis\_review | 500 | 0,270 | 0,078 | 0,192 | 0,062 | 0,061 | 0,000 | 0,001 | 0,000 |
| 1000 | 0,675 | 0,296 | 0,379 | 0,241 | 0,239 | 0,000 | 0,002 | 0,000 |
| 2000 | 1,986 | 1,326 | 0,660 | 1,084 | 1,079 | 0,000 | 0,005 | 0,000 |
| 3000 | 3,630 | 2,949 | 0,681 | 2,356 | 2,348 | 0,000 | 0,007 | 0,001 |
| 4000 | 5,840 | 5,247 | 0,593 | 4,209 | 4,198 | 0,000 | 0,010 | 0,001 |
| covtype | 10000 | 0,859 | 0,298 | 0,561 | 0,551 | 0,370 | 0,000 | 0,179 | 0,002 |
| 50000 | 5,010 | 2,241 | 2,770 | 7,804 | 5,526 | 0,001 | 2,262 | 0,015 |
| 100000 | 14,204 | 7,703 | 6,501 | 19,962 | 15,025 | 0,001 | 4,901 | 0,035 |
| 300000 | 106,525 | 70,103 | 36,422 | 93,868 | 78,047 | 0,003 | 15,686 | 0,132 |
| 500000 | 249,375 | 180,813 | 68,562 | 246,482 | 219,916 | 0,005 | 26,312 | 0,249 |
| cup98 | 10000 | 0,728 | 0,307 | 0,421 | 0,388 | 0,259 | 0,000 | 0,126 | 0,003 |
| 30000 | 4,178 | 2,812 | 1,366 | 2,785 | 2,105 | 0,001 | 0,669 | 0,010 |
| 50000 | 10,215 | 7,766 | 2,450 | 6,942 | 5,287 | 0,001 | 1,635 | 0,019 |
| 70000 | 20,500 | 16,790 | 3,710 | 13,095 | 9,933 | 0,001 | 3,132 | 0,029 |
| 90000 | 40,305 | 27,149 | 13,156 | 19,041 | 14,683 | 0,001 | 4,316 | 0,041 |

Rys. 14. Porównanie wydajności algorytmów *VP-Tree-Index* *i TI-k-Neighborhood-Index*. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów zbioru danych

Z rezultatów przeprowadzonych badań wynika, że algorytm *TI-k-Neighborhood-Index* wyszukuje k-sąsiedztwo szybciej niż *VP-Tree-Index*. Wyjątek stanowi zbiór covtype, w którego przypadku oba algorytmy wykonują się w zbliżonym czasie. Z przebiegów wykresów na Rys. 14 dla zbiorów różnych od covtype można wnioskować, że algorytm *TI-k-Neighborhood-Index* będzie wykonywał się tym szybciej niż *VP-Tree-Index* im większy będzie zbiór, w którym wyszukiwanych jest k-sąsiadów.

## 4.5. BADANIE ALGORYTMU *DBSCAN*

### 4.5.1. Badanie algorytmu *TI-DBSCAN*

#### 5.4.1.1. Implementacja algorytmu *TI-DBSCAN*

Na przykładowych zbiorach danych przetestowałem dwie wersje algorytmu TIDBSCAN: korzystającą ze struktury indeksu zbudowanego z iteratorów oraz opartą wyłącznie na oryginalnym zbiorze danych. W pierwszym przypadku sortowaniu poddany zostaje indeks, który następnie używany jest w celu dostępu do zbioru danych. W drugim przypadku sortowany jest zbiór danych i żaden indeks nie jest wykorzystywany w dostępie do jego elementów. W Tab. 16 i na Rys. 15 zamieszczono porównanie obu implementacji.

Z rezultatów uruchomień wynika, że w porównaniu do implementacji bez indeksu implementacja z indeksem iteratorów radzi sobie z grupowaniem tym gorzej im więcej rekordów posiada zbiór, który poddawany jest grupowaniu. Największa różnica w czasie wykonania algorytmu wystąpiła przy grupowaniu 30000 punktów zbioru cup98. Dla tego konkretnego przypadku implementacja z bezpośrednim dostępem do danych wykonuje się blisko 4 razy szybciej niż implementacja korzystająca z indeksu. Najmniej znaczące, choć wciąż wskazujące na przewagę implementacji z bezpośrednim dostępem, różnice w czasach wykonania grupowania widoczne są dla zbiorów danych tekstowych karypis\_sport i karypis\_review.

Zgodnie ze szczegółowymi danymi z Tab. 16 w implementacji z indeksem sortowanie wykonuje się do dwóch rzędów wielkości szybciej niż implementacja z bezpośrednim dostępem. Co więcej, koszty utworzenia indeksu są tak niskie, że mogą zostać pominięte w dalszych rozważaniach.

Różnica w czasach sortowania między obiema implementacjami bierze się stąd, że do sortowania obiektów wykorzystywana jest standardowa dla języka C++ funkcja sortowania wektorów, tj. *std::sort*, oparta o algorytm quicksort. Funkcja sortowania biblioteki standardowej korzysta z operacji *swap* zamieniającej miejscami elementy w wektorze, która wywołuje konstruktor kopiujący obiektu będącego elementem sortowanego wektora. W przypadku gdy głęboko kopiowany jest obiekt klasy *Punkt*, to uruchamiane są konstruktory kopiujące wszystkich obiektów będących jego polami, w szczególności kolekcji przechowujących wartości wymiarów. Dlatego, wykonanie konstruktora kopiującego iteratora jest szybsze niż wykonanie konstruktora kopiującego obiektu punktu. Im większy zbiór jest sortowany tym częściej funkcja *swap* jest wywoływana, tym samym częściej wykonywany jest konstruktor kopiujący. W skutek tego, czas sortowania zbioru obiektów punktu jest dłuższy niż czas sortowania zbioru iteratorów.

Jednakże, bezpośrednie sortowanie zbioru danych nie jest na tyle wolniejsze od sortowania indeksu niż różnica czasu wykonania grupowania wynikająca z dostępu do danych. Dostęp przez posortowany indeks jest wolniejszy niż bezpośredni dostęp do posortowanego zbioru ponieważ kolejne przeglądanie elementów powoduje „skakanie” po pamięci. W kolejnych rozważaniach będę się odnosił do algorytmu *TI-DBSCAN* jako do implementacji z bezpośrednim dostępem do zbioru danych.

Tab. 17. Porównanie wydajności implementacji algorytmu TI-DBSCAN na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps=0,05\*przekątna danego zbioru

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***TI-DBSCAN* dostęp przez indeks EPS=0,05** | | | | | ***TI-DBSCAN* bezpośredni dostęp EPS=0,05** | | | |
| **wyk. alg.** | **grup.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,842 | 0,839 | 0,000 | 0,003 | 0,000 | 0,856 | 0,836 | 0,003 | 0,017 |
| 2000 | 1,625 | 1,621 | 0,000 | 0,003 | 0,001 | 1,639 | 1,592 | 0,004 | 0,044 |
| 4000 | 7,963 | 7,955 | 0,000 | 0,008 | 0,001 | 7,643 | 7,519 | 0,009 | 0,114 |
| 6000 | 20,869 | 20,855 | 0,000 | 0,011 | 0,002 | 19,960 | 19,581 | 0,011 | 0,369 |
| 8000 | 61,519 | 61,497 | 0,000 | 0,019 | 0,003 | 54,679 | 54,193 | 0,019 | 0,466 |
| karypis\_review | 500 | 0,105 | 0,104 | 0,000 | 0,001 | 0,000 | 0,122 | 0,104 | 0,002 | 0,016 |
| 1000 | 0,690 | 0,687 | 0,000 | 0,003 | 0,000 | 0,727 | 0,679 | 0,003 | 0,045 |
| 2000 | 3,845 | 3,840 | 0,000 | 0,005 | 0,000 | 3,877 | 3,802 | 0,005 | 0,070 |
| 3000 | 8,759 | 8,750 | 0,000 | 0,008 | 0,001 | 8,655 | 8,492 | 0,007 | 0,156 |
| 4000 | 16,494 | 16,482 | 0,000 | 0,011 | 0,001 | 16,326 | 16,093 | 0,010 | 0,223 |
| covtype | 1000 | 0,025 | 0,019 | 0,000 | 0,005 | 0,000 | 0,229 | 0,016 | 0,011 | 0,203 |
| 5000 | 0,916 | 0,837 | 0,000 | 0,078 | 0,001 | 0,916 | 0,780 | 0,010 | 0,125 |
| 10000 | 3,141 | 2,695 | 0,000 | 0,442 | 0,004 | 2,579 | 2,298 | 0,011 | 0,270 |
| 30000 | 19,732 | 19,700 | 0,000 | 0,023 | 0,009 | 17,368 | 15,985 | 0,021 | 1,362 |
| 60000 | 63,538 | 63,473 | 0,001 | 0,044 | 0,020 | 49,256 | 46,744 | 0,047 | 2,465 |
| cup98 | 1000 | 2,711 | 2,696 | 0,000 | 0,014 | 0,001 | 1,654 | 1,475 | 0,003 | 0,175 |
| 5000 | 70,497 | 70,384 | 0,000 | 0,111 | 0,002 | 70,735 | 60,992 | 0,115 | 9,629 |
| 10000 | 960,282 | 959,879 | 0,000 | 0,397 | 0,006 | 437,990 | 430,565 | 0,419 | 7,006 |
| 30000 | 10601,534 | 10601,500 | 0,000 | 0,022 | 0,012 | 4696,271 | 4694,960 | 0,023 | 1,288 |
| 60000 | - | - | - | - | - | - | - | - | - |

Rys. 15. Porównanie wydajności implementacji algorytmu *TI-DBSCAN* na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps=0,05\*przekątna danego zbioru

#### 4.5.1.2. Implementacja struktury punktu

Podobnie jak w przypadku algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* i *Vp-Tree-Index* przetestowałem wydajność *TI-DBSCAN* w zależności od implementacji punktu. W Tab. **17** oraz na Rys. **16** zamieszczono wyniki uruchomień algorytmu *TI-DBSCAN* z użyciem zarówno gęstej jak i rzadkiej implementacji punktu.

Wnioski płynące z wykonanych badań są takie same jak w przypadku algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* w rozdziale [4.2.1.2](#_4.2.1.2._Implementacja_struktury). Warto zwrócić uwagę na anomalię zbioru covtype w przypadku którego sprawniej wykonywały się uruchomienia wykorzystujące rzadką reprezentację punku. Jednakże różnica w czasie wykonania algorytmów dla tego zbioru jest na tyle mała, że w świetle pozostałych wyników wnioski z uruchomień nie odbiegają od wniosków z rozdziału [4.2.1.2](#_4.2.1.2._Implementacja_struktury).

Tab. 18. Porównanie wydajności algorytmu *TI-DBSCAN* w zależności od implementacji punktu na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps=0,05\*przekątna danego zbioru.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***TI-DBSCAN* gęsta reprezentacja punktu EPS=0,05** | | | | ***TI-DBSCAN* rzadka reprezentacja punktu EPS=0,05** | | | |
| **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 98,476 | 95,095 | 0,235 | 3,146 | 0,856 | 0,836 | 0,003 | 0,017 |
| 2000 | - | - | - | - | 1,639 | 1,592 | 0,004 | 0,044 |
| 4000 | - | - | - | - | 7,643 | 7,519 | 0,009 | 0,114 |
| 6000 | - | - | - | - | 19,960 | 19,581 | 0,011 | 0,369 |
| 8000 | - | - | - | - | 54,679 | 54,193 | 0,019 | 0,466 |
| karypis\_review | 500 | 19,938 | 18,494 | 0,115 | 1,329 | 0,122 | 0,104 | 0,002 | 0,016 |
| 1000 | 110,293 | 106,999 | 0,234 | 3,060 | 0,727 | 0,679 | 0,003 | 0,045 |
| 2000 | - | - | - | - | 3,877 | 3,802 | 0,005 | 0,070 |
| 3000 | - | - | - | - | 8,655 | 8,492 | 0,007 | 0,156 |
| 4000 | - | - | - | - | 16,326 | 16,093 | 0,010 | 0,223 |
| covtype | 1000 | 0,229 | 0,016 | 0,011 | 0,203 | 0,093 | 0,031 | 0,000 | 0,062 |
| 5000 | 0,916 | 0,780 | 0,010 | 0,125 | 1,345 | 1,033 | 0,119 | 0,193 |
| 10000 | 2,579 | 2,298 | 0,011 | 0,270 | 3,645 | 3,447 | 0,073 | 0,125 |
| 30000 | 17,368 | 15,985 | 0,021 | 1,362 | 22,942 | 22,490 | 0,031 | 0,422 |
| 60000 | 49,256 | 46,744 | 0,047 | 2,465 | 70,475 | 69,493 | 0,052 | 0,931 |
| cup98 | 1000 | 1,654 | 1,475 | 0,003 | 0,175 | 0,369 | 0,344 | 0,001 | 0,023 |
| 5000 | 70,735 | 60,992 | 0,115 | 9,629 | 8,310 | 8,231 | 0,007 | 0,072 |
| 10000 | 437,990 | 430,565 | 0,419 | 7,006 | 33,075 | 32,904 | 0,014 | 0,156 |
| 30000 | 4696,271 | 4694,960 | 0,023 | 1,288 | 319,363 | 318,786 | 0,047 | 0,530 |
| 60000 | - | - | - | - | 1345,572 | 1344,310 | 0,085 | 1,177 |

Rys. 16. Porównanie wydajności algorytmu *TI-DBSCAN* w zależności od implementacji punktu na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps=0,05\*przekątna danego zbioru

#### 4.5.1.3. Badanie wydajności *TI-DBSCAN* w zależności od wartości Eps

W Tab. 18 i na Rys. 17 przedstawiono czasy wykonania uruchomień kolejnych kroków algorytmu *TI-DBSCAN* dla wartości parametrów MinPts=5 i Eps równe 0, 1/20 przekątnej dziedziny i przekątnej dziedziny. Dla wartości parametru Eps równego przekątnej dziedziny algorytm TI-DBSCAN wykonuje się najwolniej, ponieważ wszystkie punkty dziedziny należą do otoczenia epsilonowego dowolnego punktu. W takim przypadku nierówność trójkąta nie przyspiesza procesu wyznaczania otoczenia epsilonowego, które musi zostać wyznaczone dla każdego punktu. Najbardziej selektywny przypadek następuje gdy Eps jest równy 0. Rezultatem grupowania są klastry takich samych punktów o odpowiedniej liczności. Z uwagi na najwyższą możliwą selektywność nierówność trójkąta wyklucza z przestrzeni potencjalnych sąsiadów dużą liczbę punktów znakomicie przyczyniając się do zmniejszenia czasu wyznaczania otoczenia danego punktu. Dla danego MinPts i dowolnego Eps większego od Eps\_0=0 i mniejszego od przekątnej dziedziny Eps\_max czas wykonania grupowania danego zbioru będzie nie wolniejszy niż czas grupowania dla Eps\_max i nie szybszy niż czas wykonania grupowania dla Eps\_0. W zależności od charakterystyki zbioru czas ten może być bliższy rezultatom osiąganym dla Eps\_max lub Eps\_0. Przykładami takich sytuacji są eksperymenty wykonane dla Eps równego 1/20 przekątnej dziedziny. Dla większości eksperymentów czas wykonania algorytmu był mniejszy lecz bliższy temu dla Eps\_max. Wyjątek stanowi zbiór covtype, dla którego czasy wykonania eksperymentów są znacznie szybsze niż dla Eps\_max.

Tab. 19. Porównanie wydajności algorytmu *TI-DBSCAN* w zależności od wartości parametru Eps. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps=[1; 0,05; 0]\*przekątna danego zbioru.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***TI-DBSCAN* EPS=MAX** | | | | ***TI-DBSCAN* EPS=0,05\*MAX** | | | | ***TI-DBSCAN* EPS=0** | | | |
| **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 1,670 | 1,643 | 0,006 | 0,021 | 0,856 | 0,836 | 0,003 | 0,017 | 0,025 | 0,004 | 0,004 | 0,018 |
| 2000 | 6,494 | 6,447 | 0,003 | 0,044 | 1,639 | 1,592 | 0,004 | 0,044 | 0,058 | 0,009 | 0,003 | 0,046 |
| 4000 | 27,190 | 27,067 | 0,008 | 0,115 | 7,643 | 7,519 | 0,009 | 0,114 | 0,148 | 0,024 | 0,008 | 0,116 |
| 6000 | 62,667 | 62,286 | 0,011 | 0,369 | 19,960 | 19,581 | 0,011 | 0,369 | 0,439 | 0,045 | 0,011 | 0,383 |
| 8000 | 113,602 | 113,117 | 0,019 | 0,466 | 54,679 | 54,193 | 0,019 | 0,466 | 0,564 | 0,072 | 0,019 | 0,473 |
| karypis\_review | 500 | 0,532 | 0,515 | 0,001 | 0,016 | 0,122 | 0,104 | 0,002 | 0,016 | 0,021 | 0,002 | 0,002 | 0,017 |
| 1000 | 2,117 | 2,071 | 0,003 | 0,043 | 0,727 | 0,679 | 0,003 | 0,045 | 0,051 | 0,004 | 0,002 | 0,045 |
| 2000 | 8,957 | 8,881 | 0,005 | 0,071 | 3,877 | 3,802 | 0,005 | 0,070 | 0,085 | 0,009 | 0,006 | 0,070 |
| 3000 | 20,266 | 20,105 | 0,007 | 0,154 | 8,655 | 8,492 | 0,007 | 0,156 | 0,178 | 0,017 | 0,008 | 0,154 |
| 4000 | 36,297 | 36,063 | 0,010 | 0,224 | 16,326 | 16,093 | 0,010 | 0,223 | 0,266 | 0,027 | 0,010 | 0,229 |
| covtype | 1000 | 7,255 | 6,662 | 0,025 | 0,568 | 0,229 | 0,016 | 0,011 | 0,203 | 0,224 | 0,010 | 0,010 | 0,203 |
| 5000 | 748,398 | 748,234 | 0,004 | 0,160 | 0,916 | 0,780 | 0,010 | 0,125 | 0,266 | 0,125 | 0,005 | 0,135 |
| 10000 | 4611,077 | 4610,710 | 0,007 | 0,360 | 2,579 | 2,298 | 0,011 | 0,270 | 0,728 | 0,458 | 0,010 | 0,260 |
| 30000 | - | - | - | - | 17,368 | 15,985 | 0,021 | 1,362 | 3,077 | 1,695 | 0,027 | 1,355 |
| 60000 | - | - | - | - | 49,256 | 46,744 | 0,047 | 2,465 | 5,819 | 3,344 | 0,042 | 2,433 |
| cup98 | 1000 | 7,432 | 6,826 | 0,026 | 0,581 | 1,654 | 1,475 | 0,003 | 0,175 | 0,250 | 0,016 | 0,012 | 0,223 |
| 5000 | 733,815 | 733,654 | 0,004 | 0,158 | 70,735 | 60,992 | 0,115 | 9,629 | 0,225 | 0,129 | 0,008 | 0,088 |
| 10000 | 4378,321 | 4378,110 | 0,007 | 0,204 | 437,990 | 430,565 | 0,419 | 7,006 | 0,842 | 0,530 | 0,000 | 0,312 |
| 30000 | - | - | - | - | 4696,271 | 4694,960 | 0,023 | 1,288 | 3,068 | 2,044 | 0,016 | 1,009 |
| 60000 | - | - | - | - | - | - | - | - | 9,214 | 6,453 | 0,046 | 2,715 |

Rys. 17. Porównanie wydajności algorytmu *TI-DBSCAN* w zależności od wartości parametru Eps. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps=[1; 0,05; 0]\*przekątna danego zbioru

#### 4.5.1.4. Badanie algorytmu *TI-DBSCAN* – wybór jednego punktu referencyjnego

W poszukiwaniu właściwego punktu referencyjnego dla algorytmu *TI-DBSCAN* przeprowadziłem badania z różnymi ich przykładami. Podobnie jak w przypadku wyboru odpowiedniego punktu referencyjnego dla algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* skupiłem się na punktach skrajnych takich jak:

* punkt maksymalny *[max]*;
* punkt minimalny *[min]*;
* punkt *[max\_min]*;

W rozważaniach uwzględniłem również punkt losowy *[rand]*.

W Tab. 19 zamieściłem czasy uruchomień algorytmu *TI-DBSCAN* wraz z trwaniem składających się na niego kroków. Na Rys. 19 znajdują się wykresy czasu wykonania algorytmu w funkcji liczby punktów

Tab. 20. Porównanie wydajności algorytmu *TI-DBSCAN* w zależności od wybranego punktu referencyjnego na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps= 0,05\*przekątna danego zbioru

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***TI-DBSCAN* [max]** | | | | ***TI-DBSCAN* [min]** | | | |
| **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,856 | 0,836 | 0,003 | 0,017 | 0,303 | 0,281 | 0,002 | 0,018 |
| 2000 | 1,639 | 1,592 | 0,004 | 0,044 | 1,224 | 1,184 | 0,003 | 0,038 |
| 4000 | 7,643 | 7,519 | 0,009 | 0,114 | 6,564 | 6,429 | 0,007 | 0,129 |
| 6000 | 19,960 | 19,581 | 0,011 | 0,369 | 15,836 | 15,489 | 0,010 | 0,317 |
| 8000 | 54,679 | 54,193 | 0,019 | 0,466 | 37,548 | 36,914 | 0,013 | 0,623 |
| karypis\_review | 500 | 0,122 | 0,104 | 0,002 | 0,016 | 0,091 | 0,075 | 0,001 | 0,015 |
| 1000 | 0,727 | 0,679 | 0,003 | 0,045 | 0,645 | 0,597 | 0,002 | 0,046 |
| 2000 | 3,877 | 3,802 | 0,005 | 0,070 | 3,531 | 3,451 | 0,004 | 0,077 |
| 3000 | 8,655 | 8,492 | 0,007 | 0,156 | 8,057 | 7,878 | 0,006 | 0,166 |
| 4000 | 16,326 | 16,093 | 0,010 | 0,223 | 14,487 | 14,243 | 0,008 | 0,240 |
| covtype | 1000 | 0,229 | 0,016 | 0,011 | 0,203 | 0,278 | 0,020 | 0,012 | 0,246 |
| 5000 | 0,916 | 0,780 | 0,010 | 0,125 | 13,703 | 8,422 | 0,165 | 5,116 |
| 10000 | 2,579 | 2,298 | 0,011 | 0,270 | 27,569 | 19,455 | 0,521 | 7,631 |
| 30000 | 17,368 | 15,985 | 0,021 | 1,362 | 19,376 | 18,491 | 0,022 | 0,863 |
| 60000 | 49,256 | 46,744 | 0,047 | 2,465 | 55,477 | 52,209 | 0,044 | 2,799 |
| cup98 | 1000 | 1,654 | 1,475 | 0,003 | 0,175 | 0,821 | 0,473 | 0,016 | 0,332 |
| 5000 | 70,735 | 60,992 | 0,115 | 9,629 | 23,716 | 23,626 | 0,004 | 0,086 |
| 10000 | 437,990 | 430,565 | 0,419 | 7,006 | 113,029 | 112,669 | 0,007 | 0,353 |
| 30000 | 4696,271 | 4694,960 | 0,023 | 1,288 | 1945,815 | 1944,790 | 0,031 | 0,994 |
| 60000 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| zbioór | **l. p.** | ***TI-DBSCAN* [max\_min]** | | | | ***TI-DBSCAN* [rand]** | | | |
| **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,655 | 0,619 | 0,000 | 0,031 | 0,603 | 0,572 | 0,000 | 0,031 |
| 2000 | 1,347 | 1,263 | 0,000 | 0,083 | 1,425 | 1,352 | 0,005 | 0,068 |
| 4000 | 6,900 | 6,760 | 0,000 | 0,135 | 6,989 | 6,827 | 0,010 | 0,151 |
| 6000 | 17,379 | 16,983 | 0,011 | 0,385 | 16,947 | 16,432 | 0,016 | 0,416 |
| 8000 | 45,240 | 44,736 | 0,015 | 0,489 | 46,561 | 46,046 | 0,016 | 0,504 |
| karypis\_review | 500 | 0,109 | 0,094 | 0,000 | 0,016 | 0,094 | 0,083 | 0,000 | 0,016 |
| 1000 | 0,671 | 0,624 | 0,000 | 0,047 | 0,676 | 0,639 | 0,000 | 0,032 |
| 2000 | 3,744 | 3,635 | 0,000 | 0,109 | 3,739 | 3,609 | 0,000 | 0,130 |
| 3000 | 8,393 | 8,221 | 0,010 | 0,156 | 8,273 | 8,122 | 0,005 | 0,151 |
| 4000 | 14,981 | 14,742 | 0,005 | 0,234 | 15,335 | 15,039 | 0,005 | 0,234 |
| covtype | 1000 | 0,114 | 0,026 | 0,000 | 0,083 | 0,198 | 0,031 | 0,000 | 0,167 |
| 5000 | 5,829 | 5,205 | 0,089 | 0,541 | 4,150 | 0,931 | 0,067 | 3,141 |
| 10000 | 31,632 | 24,368 | 0,374 | 6,895 | 17,566 | 4,098 | 0,280 | 13,942 |
| 30000 | 20,810 | 19,952 | 0,026 | 0,910 | 21,746 | 20,920 | 0,016 | 0,842 |
| 60000 | 55,671 | 53,071 | 0,047 | 2,345 | 67,590 | 64,610 | 0,047 | 2,174 |
| cup98 | 1000 | 2,152 | 2,017 | 0,000 | 0,130 | 1,113 | 0,962 | 0,016 | 0,135 |
| 5000 | 72,805 | 71,063 | 0,078 | 1,674 | 57,747 | 54,283 | 0,078 | 3,271 |
| 10000 | 440,898 | 430,020 | 0,343 | 10,514 | 791,618 | 783,194 | 0,265 | 8,008 |
| 30000 | 6006,420 | 6005,800 | 0,026 | 0,889 | 6504,790 | 6500,170 | 0,026 | 1,305 |
| 60000 | - | - | - | - | - | - | - | - |

Rys. 18. Porównanie wydajności algorytmu *TI-DBSCAN* w zależności od wybranego punktu referencyjnego na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps= 0,05\*przekątna danego zbioru

Analiza wyników czasowych pozwala zauważyć, że dla większości przykładowych zbiorów minimalny punkt referencyjny najbardziej przyspiesza wykonanie algorytmu *TI-DBSCAN*. Wyjątek stanowi zbiór covtype, dla którego najlepiej sprawdza się punkt maksymalny. Wyniki uzyskane dla tego zbioru z wykorzystaniem punktów referencyjnych [min] i [max\_min] odbiegają charakterem od pozostałych wyników, dla których wraz ze wzrostem liczby punktów czas wykonania algorytmu jest dłuższy. Anomalia następuje dla liczby punktów równej 30000, dla której TI-DBSCAN wykonuje się szybciej niż dla 15000 punktów. Zaburzenie to wynika z charakteru zbioru oraz wybranych punktów referencyjnych. Z uwagi na specyficzną charakterystykę zbioru covtype, w dalszych rozważaniach na temat wyboru punktu referencyjnego dla algorytmu TI-DBSCAN nie będę brał pod uwagę rezultatów uzyskanych dla tego zbioru.

Anomalia podobna do tej dla zbioru covtype występuje dla cup98 i minimalnego punktu referencyjnego. Podejrzewam, że jest to zakłócenie w trakcie wykonywania eksperymentu, dlatego powtórzę ten eksperyment.

Z uwagi na uzyskane rezultaty w dalszej części pracy jako wyniki czasowe algorytmu *TI-DBSCAN* będą prezentowane rezultaty osiągnięte przy zastosowaniu punktu minimalnego jako punktu referencyjnego.

### 4.5.2. Badanie algorytmu *DBSCAN-PROJECTION*

Badania algorytmu *DBSCAN-PROJECTION* przeprowadziłem w kontekście trzech rodzajów rzutowania:

* rzutowaniu na wymiar o najliczniejszej dziedzinie oznaczanym dalej jako [dmax];
* rzutowaniu na niezerowy wymiar o najmniej licznej dziedzinie oznaczanym dalej jako [dmin];
* rzutowania na losowy wymiar oznaczanym dalej jako [drand];

Czasy uruchomień algorytmu *DBSCAN-PROJECTION* wraz z trwaniem składających się na niego kroków zamieściłem w Tab. 20. Na Rys. 19 znajdują się wykresy czasu wykonania algorytmu w funkcji liczby punktów.

Rys. 19. Porównanie wydajności algorytmu *DBSCAN-PROJECTION* w zależności od wybranego wymiaru rzutowania na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps= 0,05\*przekątna danego zbioru

Tab. 21. Porównanie wydajności algorytmu *DBSCAN-PROJECTION* w zależności od wybranego wymiaru rzutowania na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps= 0,05\*przekątna danego zbioru.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***DBSCAN-PROJECTION [dmax]*** | | | | ***DBSCAN-PROJECTION [drand]*** | | | |
| **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. rz.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. rz.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 1,040 | 1,039 | 0,001 | 0,000 | 1,038 | 1,038 | 0,000 | 0,000 |
| 2000 | 3,981 | 3,980 | 0,001 | 0,000 | 3,982 | 3,981 | 0,001 | 0,000 |
| 4000 | 16,925 | 16,922 | 0,002 | 0,000 | 16,897 | 16,894 | 0,002 | 0,000 |
| 6000 | 38,521 | 38,517 | 0,004 | 0,000 | 38,664 | 38,661 | 0,004 | 0,000 |
| 8000 | 72,745 | 72,739 | 0,005 | 0,000 | 73,079 | 73,074 | 0,005 | 0,000 |
| karypis\_review | 500 | 0,366 | 0,365 | 0,000 | 0,000 | 0,365 | 0,365 | 0,000 | 0,000 |
| 1000 | 1,466 | 1,465 | 0,000 | 0,000 | 1,466 | 1,466 | 0,001 | 0,000 |
| 2000 | 6,272 | 6,271 | 0,001 | 0,000 | 6,270 | 6,267 | 0,002 | 0,000 |
| 3000 | 14,155 | 14,153 | 0,002 | 0,000 | 14,116 | 14,112 | 0,003 | 0,000 |
| 4000 | 25,314 | 25,311 | 0,002 | 0,000 | 25,219 | 25,217 | 0,002 | 0,000 |
| covtype | 1000 | 0,188 | 0,030 | 0,007 | 0,151 | 0,073 | 0,070 | 0,005 | 0,000 |
| 5000 | 11,375 | 5,568 | 0,086 | 5,721 | 2,911 | 2,526 | 0,065 | 0,271 |
| 10000 | 22,420 | 9,860 | 0,366 | 12,194 | 7,747 | 6,724 | 0,224 | 0,800 |
| 30000 | 17,144 | 16,294 | 0,020 | 0,981 | 68,816 | 68,671 | 0,020 | 0,097 |
| 60000 | 50,843 | 48,323 | 0,039 | 2,195 | 278,390 | 273,248 | 0,039 | 0,501 |
| cup98 | 1000 | 0,897 | 0,824 | 0,006 | 0,067 | 0,857 | 0,797 | 0,005 | 0,052 |
| 5000 | 109,947 | 106,240 | 0,120 | 5,125 | 71,474 | 70,102 | 0,074 | 1,343 |
| 10000 | 708,618 | 708,037 | 0,306 | 3,543 | 381,858 | 378,088 | 0,243 | 2,577 |
| 30000 | 2072,830 | 2071,820 | 0,020 | 0,988 | 4010,440 | 4010,220 | 0,019 | 0,268 |
| 60000 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| zbioór | **l. p.** | ***DBSCAN-PROJECTION [dmin]*** | | | |  |  |  |  |
| **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. rz.** | **sort.** |  |  |  |  |
|  |  |  |  |
| karypis\_sport | 1000 | 1,040 | 1,040 | 0,000 | 0,000 |  |  |  |  |
| 2000 | 3,978 | 3,978 | 0,000 | 0,000 |  |  |  |  |
| 4000 | 22,916 | 22,916 | 0,000 | 0,000 |  |  |  |  |
| 6000 | 38,449 | 38,449 | 0,000 | 0,000 |  |  |  |  |
| 8000 | 72,681 | 72,675 | 0,000 | 0,000 |  |  |  |  |
| karypis\_review | 500 | 0,364 | 0,364 | 0,000 | 0,000 |  |  |  |  |
| 1000 | 1,466 | 1,466 | 0,000 | 0,000 |  |  |  |  |
| 2000 | 6,261 | 6,261 | 0,000 | 0,000 |  |  |  |  |
| 3000 | 14,373 | 14,373 | 0,000 | 0,000 |  |  |  |  |
| 4000 | 25,184 | 25,184 | 0,000 | 0,000 |  |  |  |  |
| covtype | 1000 | 0,156 | 0,062 | 0,000 | 0,089 |  |  |  |  |
| 5000 | 3,811 | 3,593 | 0,036 | 0,192 |  |  |  |  |
| 10000 | 26,213 | 18,881 | 0,166 | 7,165 |  |  |  |  |
| 30000 | 78,474 | 78,011 | 0,021 | 0,468 |  |  |  |  |
| 60000 | 310,243 | 309,162 | 0,036 | 1,050 |  |  |  |  |
| cup98 | 1000 | 0,572 | 0,525 | 0,000 | 0,047 |  |  |  |  |
| 5000 | 32,053 | 31,674 | 0,042 | 0,333 |  |  |  |  |
| 10000 | 268,757 | 265,715 | 0,203 | 2,834 |  |  |  |  |
| 30000 | 5006,550 | 5006,350 | 0,026 | 0,203 |  |  |  |  |
| 60000 | - | - | - | - |  |  |  |  |

Różnice w czasach wykonania algorytmu uruchamianego dla różnych strategii rzutowania na zbiorach tekstowych są na tyle niewielkie, że nie pozwalają na wyciągnięcie wniosków na temat użyteczności danej metody. Rezultaty eksperymentów wykonanych na gęstych zbiorach danych świadczą, że rzutowanie na wymiar o najszerszej dziedzinie pozwala na kilkukrotne przyspieszenie grupowania w porównaniu do pozostałych strategii rzutowania. Liczność dziedziny wymiaru ma kluczowy wpływ na sprawność algorytmu *DBSCAN-PROJECTION*. Wpływ ten został wyjaśniałem już w rozdziale [4.2.2.](#_4.2.2._Testy_algorytmu)

Ponieważ w algorytmie *DBSCAN-PROJECTION* rzutowanie tym mocniej wspiera selektywność wyznaczania potencjalnych sąsiadów im liczniejsza jest dziedzina danego wymiaru, dlatego w dalszej części pracy jako wyniki czasowe algorytmu *DBSCAN-PROJECTION* będą prezentowane rezultaty osiągnięte przy zastosowaniu rzutu na wymiar [dmax].

### 4.5.3. Porównanie algorytmów DBSCAN-PROJECTION i TI\_DBSCAN

Na Rys. 20 zamieściłem wykresy czasów wykonania algorytmów *DBSCAN-PROJECTION* i *TI-DBSCAN* w funkcji liczby punktów we wszystkich badanych przypadkach zastosowania punktu referencyjnego i strategii rzutowania na wymiar. Dane zamieszczone na wykresach odpowiadają tym zgromadzonym w tabelach Tab. 19 i Tab. 20.

Rys. 20. Porównanie wydajności algorytmu *DBSCAN-PROJECTION* z *TI-DBSCAN* zależności od wybranego wymiaru rzutowania i punktu referencyjnego na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps= 0,05\*przekątna danego zbioru

Z rezultatów eksperymentów wynika, że dla danych tekstowych algorytm wykorzystujący rzutowanie wykonuje się blisko dwukrotnie wolniej niż *TI-DBSCAN*. W przypadku gęstych zbiorów sytuacja nie jest już taka oczywista. Dla covtype rzutowanie na losowy wymiar i [dmin] sprawia, że grupowanie wykonuje się sześciokrotnie wolniej niż w pozostałych przypadkach. Co ciekawe te same metody rzutowania zastosowane dla grupowania zbioru cup98 dają nie gorsze rezultaty niż TI-DBSCAN. Spośród wszystkich metod rzutowania grupowanie najlepiej przyspiesza [dmax], które w przypadku największych liczności zbiorów gęstych uzyskuje rezultaty porównywalne z najlepszymi rezultatami algorytmu TI-DBSCAN. Jednakże należy zwrócić uwagę, że na niekorzyść rzutowania w porównaniu do punktu referencyjnego przemawia zależność tej metody od liczności dziedzin wymiarów.

### 4.5.4. Badanie algorytmu *TI-DBSCAN-REF* – wybór dwóch punktów referencyjnych

W celu wyznaczenia odpowiednich punktów referencyjnych dla algorytmu *TI-DBSCAN-REF* przeprowadziłem eksperymenty testując różne pary punktów.

W tabelach Tab. 21 i Tab. 22 zamieściłem czasy uruchomień algorytmu *TI-DBSCAN-REF* wraz z trwaniem składających się na niego kroków. Na Rys. 21 znajdują się wykresy czasu wykonania algorytmu w funkcji liczby punktów.

Tab. 22. Porównanie wydajności algorytmu *TI-DBSCAN-REF* w zależności od wybranej pary punktów referencyjnych na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps= 0,05\*przekątna danego zbioru

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***TI-DBSCAN-REF* [min][max]** | | | | ***TI-DBSCAN-REF* [min][min\_max]** | | | | ***TI-DBSCAN-REF* [min][rand]** | | | |
| **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,284 | 0,266 | 0,002 | 0,017 | 0,301 | 0,275 | 0,005 | 0,021 | 0,312 | 0,276 | 0,005 | 0,031 |
| 2000 | 1,201 | 1,154 | 0,000 | 0,047 | 1,279 | 1,180 | 0,026 | 0,073 | 1,268 | 1,149 | 0,026 | 0,094 |
| 4000 | 6,546 | 6,401 | 0,015 | 0,130 | 6,641 | 6,428 | 0,052 | 0,161 | 6,594 | 6,448 | 0,015 | 0,130 |
| 6000 | 15,788 | 15,335 | 0,021 | 0,432 | 15,787 | 15,366 | 0,015 | 0,405 | 15,882 | 15,432 | 0,019 | 0,431 |
| 8000 | 37,217 | 36,681 | 0,031 | 0,505 | 37,330 | 36,764 | 0,031 | 0,535 | 37,409 | 36,821 | 0,031 | 0,556 |
| karypis\_review | 500 | 0,094 | 0,078 | 0,000 | 0,016 | 0,078 | 0,067 | 0,000 | 0,011 | 0,089 | 0,078 | 0,000 | 0,011 |
| 1000 | 0,639 | 0,592 | 0,000 | 0,047 | 0,640 | 0,598 | 0,005 | 0,036 | 0,629 | 0,598 | 0,000 | 0,031 |
| 2000 | 3,520 | 3,432 | 0,010 | 0,078 | 3,557 | 3,432 | 0,011 | 0,114 | 3,587 | 3,442 | 0,010 | 0,135 |
| 3000 | 7,992 | 7,836 | 0,016 | 0,140 | 8,039 | 7,842 | 0,015 | 0,182 | 8,019 | 7,847 | 0,016 | 0,156 |
| 4000 | 14,493 | 14,217 | 0,016 | 0,260 | 14,524 | 14,233 | 0,016 | 0,276 | 14,498 | 14,227 | 0,016 | 0,255 |
| covtype | 1000 | 0,161 | 0,031 | 0,005 | 0,124 | 0,031 | 0,015 | 0,000 | 0,016 | 0,063 | 0,016 | 0,000 | 0,047 |
| 5000 | 9,734 | 1,815 | 0,130 | 7,790 | 5,049 | 1,487 | 0,047 | 3,515 | 10,815 | 5,366 | 0,078 | 5,371 |
| 10000 | 70,980 | 42,703 | 0,390 | 27,888 | 23,254 | 14,128 | 0,192 | 8,934 | 43,664 | 22,240 | 0,281 | 21,143 |
| 30000 | 15,980 | 15,096 | 0,037 | 0,847 | 19,021 | 18,085 | 0,047 | 0,889 | 17,113 | 16,208 | 0,041 | 0,863 |
| 60000 | 41,865 | 40,024 | 0,078 | 1,763 | 54,507 | 51,797 | 0,078 | 2,631 | 36,473 | 34,492 | 0,078 | 1,903 |
| cup98 | 1000 | 1,175 | 0,832 | 0,005 | 0,338 | 1,175 | 0,978 | 0,000 | 0,197 | 1,347 | 1,232 | 0,000 | 0,114 |
| 5000 | 235,192 | 228,983 | 0,192 | 6,016 | 52,858 | 49,988 | 0,047 | 2,823 | 136,173 | 134,758 | 0,094 | 1,321 |
| 10000 | 350,860 | 324,517 | 0,437 | 25,906 | 544,623 | 535,767 | 0,249 | 8,606 | 242,543 | 240,011 | 0,291 | 2,241 |
| 30000 | 2239,345 | 2238,310 | 0,042 | 0,993 | 2067,506 | 2066,040 | 0,036 | 1,430 | 1779,078 | 1778,210 | 0,042 | 0,827 |
| 60000 | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - |

Tab. 23. Porównanie wydajności algorytmu *TI-DBSCAN-REF* w zależności od wybranej pary punktów referencyjnych na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps= 0,05\*przekątna danego zbioru

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***TI-DBSCAN-REF* [max][min]** | | | | ***TI-DBSCAN-REF* [min\_max][min]** | | | | ***TI-DBSCAN-REF* [rand][min]** | | | |
| **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,302 | 0,276 | 0,000 | 0,026 | 0,301 | 0,281 | 0,000 | 0,021 | 0,302 | 0,281 | 0,000 | 0,021 |
| 2000 | 1,238 | 1,155 | 0,015 | 0,068 | 1,238 | 1,170 | 0,015 | 0,052 | 1,253 | 1,186 | 0,011 | 0,057 |
| 4000 | 6,666 | 6,422 | 0,031 | 0,213 | 6,656 | 6,422 | 0,037 | 0,197 | 6,635 | 6,438 | 0,021 | 0,176 |
| 6000 | 15,787 | 15,402 | 0,052 | 0,332 | 15,834 | 15,387 | 0,073 | 0,374 | 15,923 | 15,429 | 0,115 | 0,379 |
| 8000 | 37,580 | 36,977 | 0,031 | 0,572 | 37,471 | 36,889 | 0,031 | 0,552 | 37,404 | 36,899 | 0,031 | 0,473 |
| karypis\_review | 500 | 0,078 | 0,068 | 0,000 | 0,010 | 0,093 | 0,078 | 0,005 | 0,010 | 0,088 | 0,073 | 0,000 | 0,015 |
| 1000 | 0,629 | 0,593 | 0,005 | 0,031 | 0,629 | 0,598 | 0,000 | 0,031 | 0,629 | 0,598 | 0,005 | 0,026 |
| 2000 | 3,567 | 3,443 | 0,015 | 0,109 | 3,552 | 3,432 | 0,005 | 0,115 | 3,552 | 3,442 | 0,010 | 0,099 |
| 3000 | 8,060 | 7,841 | 0,016 | 0,203 | 8,097 | 7,847 | 0,016 | 0,234 | 8,091 | 7,842 | 0,015 | 0,234 |
| 4000 | 14,519 | 14,243 | 0,016 | 0,260 | 14,513 | 14,227 | 0,021 | 0,265 | 14,535 | 14,233 | 0,016 | 0,286 |
| covtype | 1000 | 0,037 | 0,016 | 0,005 | 0,016 | 0,130 | 0,021 | 0,000 | 0,109 | 0,042 | 0,021 | 0,000 | 0,021 |
| 5000 | 1,950 | 0,733 | 0,041 | 1,175 | 1,519 | 0,785 | 0,037 | 0,696 | 3,577 | 2,226 | 0,031 | 1,320 |
| 10000 | 7,036 | 2,106 | 0,182 | 4,748 | 6,692 | 2,881 | 0,156 | 3,655 | 8,700 | 5,658 | 0,125 | 2,917 |
| 30000 | 15,480 | 14,331 | 0,042 | 1,108 | 19,162 | 17,852 | 0,042 | 1,269 | 53,341 | 17,861 | 1,357 | 34,123 |
| 60000 | 39,967 | 37,726 | 0,078 | 2,163 | 44,023 | 42,416 | 0,078 | 1,529 | 54,683 | 52,354 | 0,078 | 2,251 |
| cup98 | 1000 | 1,258 | 1,097 | 0,005 | 0,156 | 0,842 | 0,723 | 0,000 | 0,120 | 0,692 | 0,676 | 0,000 | 0,016 |
| 5000 | 44,741 | 43,082 | 0,047 | 1,612 | 43,899 | 43,389 | 0,031 | 0,479 | 49,868 | 48,064 | 0,031 | 1,773 |
| 10000 | 475,359 | 462,401 | 0,192 | 12,766 | 305,474 | 298,319 | 0,161 | 6,994 | 384,427 | 378,800 | 0,141 | 5,486 |
| 30000 | 3827,157 | 3825,930 | 0,047 | 1,180 | 5291,611 | 5290,800 | 0,047 | 0,764 | 5706,921 | 5706,250 | 0,047 | 0,624 |
| 60000 | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - |

Rys. 21. Porównanie wydajności algorytmu *TI-DBSCAN-REF* w zależności od wybranej pary punktów referencyjnych na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps= 0,05\*przekątna danego zbioru

Z rezultatów przeprowadzonych eksperymentów wynika, że na podstawie danych tekstowych niemożliwym jest wskazanie kombinacji punktów referencyjnych najbardziej przyspieszającej grupowanie. W przypadku zbioru covtype dla pierwszego punktu referencyjnego [min] występują anomalie analogiczne do zauważonych podczas analizy rezultatów badań doboru jednego punktu referencyjnego dla algorytmu TI-DBSCAN. Z tych samych powodów co opisane w rozdziale [4.5.1.4.](#_4.5.1.4._TI-DBSCAN_–), czyli z uwagi na specyficzną charakterystykę zbioru covtype, w dalszych rozważaniach na temat wyboru punktu referencyjnego dla algorytmu TI-DBSCAN nie będę brał pod uwagę rezultatów uzyskanych dla tego zbioru.

Wynikami pozwalającymi na ocenę przyspieszenia grupowania przez pary punktów referencyjnych są rezultaty uzyskane dla zbioru cup98. Spośród nich wykonanie grupowania najbardziej przyspieszają te pary punktów referencyjnych, w których pierwszym punktem jest punkt minimalny co spójne jest z wnioskami uzyskanymi w rozdziale [4.5.1.4.](#_4.5.1.4._TI-DBSCAN_–). Wśród trzech najszybszych par grupowanie najbardziej usprawniane jest przez parę [min][rand], co prawdziwe jest także dla większości eksperymentów wykonanych na pozostałych zbiorach danych.

Z uwagi na uzyskane rezultaty w dalszej części pracy jako wyniki czasowe algorytmu *TI-DBSCAN-REF* będą prezentowane wyniki osiągnięte przy zastosowaniu pary punktów referencyjnych [min][rand].

### 4.5.5. Porównanie implementacji odmian algorytmu *DBSCAN*

W tabelach Tab. 23 i Tab. 24 oraz na Rys. 22 przedstawiono rezultaty badań wariacji na temat algorytmu *DBSCAN*. Zamieszczone wyniki algorytmu *TI-DBSCAN* zostały zebrane dla punktu referencyjnego równego [min], *DBSCAN-PORJECTION* dla [dmax], natomiast rezultaty *TI-DBSCAN-REF* dla punktów referencyjnych [max][rand]. Rezultaty jednoznacznie potwierdzają wzrosty wydajności *TI-DBSCAN* i *TI-DBSCAN-REF* w stosunku do algorytmów *DBSCAN* oraz *DBSCAN-POINTS\_ELIMINATION* jak i krótszy czas grupowania *DBSCAN-POINTS\_ELIMINATION* w stosunku do *DBSCAN*. Zastosowanie nierówności trójkąta pozwala uzyskiwać wyniki o dwa rzędy wielkości szybciej. Wzrost ten jest mniej widoczny dla danych tekstowych niż dla pozostałych zbiorów z uwagi na ich rzadki charakter. Użycie eliminacji punktów w algorytmie DBSCAN pozwala na co najmniej dwukrotnie szybsze uzyskanie rezultatów. Rezultaty wykazują, że zastosowanie rzutowania nie przyspiesza wyszukiwania k sąsiedztwa bardziej niż wykorzystanie nierówności trójkąta.

Tab. 24. Porównanie wydajności odmian algorytmu *DBSCAN* na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps= 0,05\*przekątna danego zbioru.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***TI-DBSCAN* [min]** | | | | ***TI-DBSCAN-REF* [min][rand]** | | | |
| **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,301 | 0,281 | 0,002 | 0,018 | 0,312 | 0,276 | 0,005 | 0,031 |
| 2000 | 1,225 | 1,184 | 0,003 | 0,038 | 1,268 | 1,149 | 0,026 | 0,094 |
| 4000 | 6,564 | 6,429 | 0,007 | 0,129 | 6,594 | 6,448 | 0,015 | 0,130 |
| 6000 | 15,816 | 15,489 | 0,010 | 0,317 | 15,882 | 15,432 | 0,019 | 0,431 |
| 8000 | 37,550 | 36,914 | 0,013 | 0,623 | 37,409 | 36,821 | 0,031 | 0,556 |
| karypis\_review | 500 | 0,091 | 0,075 | 0,001 | 0,015 | 0,089 | 0,078 | 0,000 | 0,011 |
| 1000 | 0,645 | 0,597 | 0,002 | 0,046 | 0,629 | 0,598 | 0,000 | 0,031 |
| 2000 | 3,531 | 3,451 | 0,004 | 0,077 | 3,587 | 3,442 | 0,010 | 0,135 |
| 3000 | 8,050 | 7,878 | 0,006 | 0,166 | 8,019 | 7,847 | 0,016 | 0,156 |
| 4000 | 14,491 | 14,243 | 0,008 | 0,240 | 14,498 | 14,227 | 0,016 | 0,255 |
| covtype | 1000 | 0,278 | 0,020 | 0,012 | 0,246 | 0,063 | 0,016 | 0,000 | 0,047 |
| 5000 | 13,703 | 8,422 | 0,165 | 5,116 | 10,815 | 5,366 | 0,078 | 5,371 |
| 10000 | 27,607 | 19,455 | 0,521 | 7,631 | 43,664 | 22,240 | 0,281 | 21,143 |
| 30000 | 19,376 | 18,491 | 0,022 | 0,863 | 17,113 | 16,208 | 0,041 | 0,863 |
| 60000 | 55,053 | 52,209 | 0,044 | 2,799 | 36,473 | 34,492 | 0,078 | 1,903 |
| cup98 | 1000 | 0,821 | 0,473 | 0,016 | 0,332 | 1,347 | 1,232 | 0,000 | 0,114 |
| 5000 | 23,716 | 23,626 | 0,004 | 0,086 | 136,173 | 134,758 | 0,094 | 1,321 |
| 10000 | 113,029 | 112,669 | 0,007 | 0,353 | 242,543 | 240,011 | 0,291 | 2,241 |
| 30000 | 1945,815 | 1944,790 | 0,031 | 0,994 | 1779,078 | 1778,210 | 0,042 | 0,827 |
| 60000 | - | - | - | - | - | - | - | - |
| zbioór | **l. p.** | ***DBSCAN*** | |  |  | ***DBSCAN-POINTS\_ELIMINATION*** | | | |
| **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** | **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 2,059 | 2,059 | N/A | N/A | 1,045 | 1,030 | 0,000 | 0,015 |
| 2000 | 7,899 | 7,899 | N/A | N/A | 3,973 | 3,931 | 0,000 | 0,042 |
| 4000 | 33,207 | 33,207 | N/A | N/A | 16,952 | 16,817 | 0,000 | 0,136 |
| 6000 | 76,035 | 76,035 | N/A | N/A | 39,057 | 38,719 | 0,016 | 0,322 |
| 8000 | 137,519 | 137,519 | N/A | N/A | 71,131 | 70,481 | 0,016 | 0,634 |
| karypis\_review | 500 | 0,728 | 0,728 | N/A | N/A | 0,374 | 0,359 | 0,000 | 0,015 |
| 1000 | 2,917 | 2,917 | N/A | N/A | 1,498 | 1,456 | 0,000 | 0,042 |
| 2000 | 12,548 | 12,548 | N/A | N/A | 6,375 | 6,297 | 0,000 | 0,078 |
| 3000 | 28,163 | 28,163 | N/A | N/A | 14,362 | 14,186 | 0,010 | 0,166 |
| 4000 | 50,294 | 50,294 | N/A | N/A | 25,683 | 25,439 | 0,005 | 0,239 |
| covtype | 1000 | 0,140 | 0,140 | N/A | N/A | 0,229 | 0,083 | 0,005 | 0,140 |
| 5000 | 3,906 | 3,906 | N/A | N/A | 3,614 | 2,382 | 0,104 | 1,128 |
| 10000 | 17,290 | 17,290 | N/A | N/A | 41,138 | 23,104 | 0,312 | 17,722 |
| 30000 | 114,681 | 114,681 | N/A | N/A | 62,743 | 61,568 | 0,026 | 1,149 |
| 60000 | 439,157 | 439,157 | N/A | N/A | 233,766 | 231,889 | 0,047 | 1,830 |
| cup98 | 1000 | 0,894 | 0,894 | N/A | N/A | 2,751 | 2,533 | 0,015 | 0,203 |
| 5000 | 59,233 | 59,233 | N/A | N/A | 166,395 | 165,548 | 0,093 | 0,754 |
| 10000 | 188,048 | 188,048 | N/A | N/A | 279,630 | 253,838 | 0,401 | 25,391 |
| 30000 | 4064,900 | 4064,900 | N/A | N/A | 2471,351 | 2470,290 | 0,026 | 1,035 |
| 60000 | - | - | N/A | N/A | - | - | - | - |

Rys. 22. Porównanie wydajności odmian algorytmu DBSCAN na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps= 0,05\*przekątna danego zbioru

Tab. 25. Porównanie wydajności algorytmu *DBSCAN-PROJECTION* na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) grupowań z parametrami MinPts=5 oraz Eps= 0,05\*przekątna danego zbioru

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***DBSCAN-PROJECTION [dmax]*** | | | |
| **wyk. alg.** | **grup.** | **obl. rz.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 1,040 | 1,039 | 0,001 | 0,000 |
| 2000 | 3,981 | 3,980 | 0,001 | 0,000 |
| 4000 | 16,925 | 16,922 | 0,002 | 0,000 |
| 6000 | 38,521 | 38,517 | 0,004 | 0,000 |
| 8000 | 72,745 | 72,739 | 0,005 | 0,000 |
| karypis\_review | 500 | 0,366 | 0,365 | 0,000 | 0,000 |
| 1000 | 1,466 | 1,465 | 0,000 | 0,000 |
| 2000 | 6,272 | 6,271 | 0,001 | 0,000 |
| 3000 | 14,155 | 14,153 | 0,002 | 0,000 |
| 4000 | 25,314 | 25,311 | 0,002 | 0,000 |
| covtype | 1000 | 0,188 | 0,030 | 0,007 | 0,151 |
| 5000 | 11,375 | 5,568 | 0,086 | 5,721 |
| 10000 | 22,420 | 9,860 | 0,366 | 12,194 |
| 30000 | 17,144 | 16,294 | 0,020 | 0,981 |
| 60000 | 50,843 | 48,323 | 0,039 | 2,195 |
| cup98 | 1000 | 0,897 | 0,824 | 0,006 | 0,067 |
| 5000 | 109,947 | 106,240 | 0,120 | 5,125 |
| 10000 | 708,618 | 708,037 | 0,306 | 3,543 |
| 30000 | 2072,830 | 2071,820 | 0,020 | 0,988 |
| 60000 | - | - | - | - |

## 4.6. BADANIA ALGORYTMU -K-NEIGHBORHOOD-INDEX – ODLEGŁOŚĆ KOSINUSOWA

W celu porównania zachowania wyszukiwania k-sąsiedztwa w zależności od przyjętej miary podobieństwa, w niniejszym rozdziale powtórzyłem badania z rozdziału [4.2.](#_4.2._BADANIA_ALGORYTMU) dla odległości kosinusowej jako miary podobieństwa.

### 4.6.1. Badania algorytmu TI-k-Neighborhood-Index

#### 4.6.1.1. Implementacja algorytmu

Na przykładowych zbiorach danych przeprowadziłem badania dwóch implementacji algorytmu TI-K-NEIGHBORHOOD analogiczne do tych z rozdziału [4.2.1.1.](#_4.2.1.1._Implementacja_algorytmu). Rezultaty eksperymentów zamieściłem w tab. 26 i na rys. 23.

Tab. 26. Porównanie wydajności implementacji algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | **l. p.** | ***TI-k-Neighborhood-Index* dostęp przez indeks** | | | | | | ***TI-k-Neighborhood-Index* bezpośredni dostęp** | | | | |
| **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** | **norm.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 0,218 | 0,213 | 0,000 | 0,005 | 0,000 | 0,000 | 0,249 | 0,218 | 0,000 | 0,031 | 0,000 |
| 2000 | 0,842 | 0,826 | 0,000 | 0,005 | 0,000 | 0,010 | 0,905 | 0,811 | 0,000 | 0,078 | 0,016 |
| 4000 | 3,484 | 3,453 | 0,000 | 0,016 | 0,000 | 0,015 | 3,827 | 3,443 | 0,015 | 0,354 | 0,015 |
| 6000 | 8,117 | 8,086 | 0,000 | 0,016 | 0,000 | 0,016 | 8,549 | 7,836 | 0,016 | 0,681 | 0,016 |
| 8000 | 14,654 | 14,617 | 0,000 | 0,021 | 0,000 | 0,016 | 15,428 | 14,134 | 0,026 | 1,253 | 0,015 |
| karypis\_review | 500 | 0,078 | 0,078 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,104 | 0,078 | 0,000 | 0,016 | 0,010 |
| 1000 | 0,296 | 0,291 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,005 | 0,328 | 0,291 | 0,000 | 0,031 | 0,005 |
| 2000 | 1,269 | 1,253 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,016 | 1,414 | 1,264 | 0,010 | 0,130 | 0,010 |
| 3000 | 2,855 | 2,829 | 0,000 | 0,010 | 0,000 | 0,016 | 3,088 | 2,823 | 0,010 | 0,239 | 0,016 |
| 4000 | 5,158 | 5,127 | 0,000 | 0,016 | 0,000 | 0,015 | 5,559 | 5,086 | 0,011 | 0,447 | 0,015 |
| covtype | 10000 | 0,764 | 0,489 | 0,000 | 0,270 | 0,000 | 0,005 | 4,607 | 0,421 | 0,078 | 4,092 | 0,015 |
| 50000 | 13,135 | 10,930 | 0,000 | 2,168 | 0,015 | 0,021 | 108,992 | 7,498 | 2,543 | 98,925 | 0,026 |
| 100000 | 39,854 | 34,980 | 0,000 | 4,795 | 0,032 | 0,047 | 87,729 | 20,343 | 4,820 | 62,520 | 0,047 |
| 300000 | 255,592 | 239,279 | 0,000 | 16,021 | 0,141 | 0,151 | 653,350 | 110,719 | 15,397 | 527,078 | 0,156 |
| 500000 | 669,564 | 641,848 | 0,005 | 27,196 | 0,265 | 0,250 | 2000,451 | 271,123 | 25,058 | 1704,020 | 0,250 |
| cup98 | 10000 | 0,733 | 0,562 | 0,000 | 0,171 | 0,000 | 0,000 | 2,683 | 0,395 | 0,109 | 2,179 | 0,000 |
| 30000 | 7,738 | 6,682 | 0,000 | 1,029 | 0,011 | 0,016 | 30,279 | 3,177 | 0,712 | 26,374 | 0,015 |
| 50000 | 20,161 | 17,706 | 0,000 | 2,418 | 0,016 | 0,021 | 54,382 | 8,388 | 1,680 | 44,288 | 0,026 |
| 70000 | 35,350 | 32,464 | 0,000 | 2,824 | 0,031 | 0,031 | 185,776 | 14,680 | 3,084 | 167,981 | 0,031 |
| 90000 | 54,470 | 50,144 | 0,000 | 4,238 | 0,042 | 0,046 | 60,414 | 22,651 | 4,504 | 33,212 | 0,047 |

Rys. 23. Porównanie wydajności implementacji algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

Uzyskane rezultaty są analogiczne do tych otrzymanych w rozdziale [4.2.1.1.](#_4.2.1.1._Implementacja_algorytmu). Stąd w dalszych rozważaniach będę się donosił do algorytmu *Ti-k-Neighborhood-Index* jako do implementacji korzystającej z indeksu iteratorów.

#### 4.6.1.2. Implementacja struktury punktu

Dla odległości kosinusowej jako miary podobieństwa powtórzyłem również badania z rozdziału [4.2.1.2.](#_4.2.1.2._Implementacja_struktury). Uzyskane wyniki zamieściłem w tab. 27i na rys. 24.

Tab. 27. Porównanie wydajności algorytmu *TI-kNeighborhood-Index* w zależności od implementacji punktu na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | l. p. | *TI-k-Neighborhood-Index* gęsta reprezentacja punktu | | | | | | *TI-k-Neighborhood-Index* rzadka reprezentacja punktu | | | | | |
| **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** | **norm.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** | **norm.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 23,832 | 22,449 | 0,000 | 0,255 | 0,000 | 1,128 | 0,218 | 0,213 | 0,000 | 0,005 | 0,000 | 0,000 |
| 2000 | - | - | - | - | - | - | 0,842 | 0,826 | 0,000 | 0,005 | 0,000 | 0,010 |
| 4000 | - | - | - | - | - | - | 3,484 | 3,453 | 0,000 | 0,016 | 0,000 | 0,015 |
| 6000 | - | - | - | - | - | - | 8,117 | 8,086 | 0,000 | 0,016 | 0,000 | 0,016 |
| 8000 | - | - | - | - | - | - | 14,654 | 14,617 | 0,000 | 0,021 | 0,000 | 0,016 |
| karypis\_review | 500 | 6,393 | 5,693 | 0,000 | 0,129 | 0,000 | 0,570 | 0,078 | 0,078 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| 1000 | 24,015 | 22,623 | 0,000 | 0,253 | 0,000 | 1,138 | 0,296 | 0,291 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,005 |
| 2000 | - | - | - | - | - | - | 1,269 | 1,253 | 0,000 | 0,000 | 0,000 | 0,016 |
| 3000 | - | - | - | - | - | - | 2,855 | 2,829 | 0,000 | 0,010 | 0,000 | 0,016 |
| 4000 | - | - | - | - | - | - | 5,158 | 5,127 | 0,000 | 0,016 | 0,000 | 0,015 |
| covtype | 10000 | 0,764 | 0,489 | 0,000 | 0,270 | 0,000 | 0,005 | 0,613 | 0,535 | 0,000 | 0,073 | 0,003 | 0,002 |
| 50000 | 13,135 | 10,930 | 0,000 | 2,168 | 0,015 | 0,021 | 11,080 | 9,742 | 0,001 | 1,309 | 0,016 | 0,012 |
| 100000 | 39,854 | 34,980 | 0,000 | 4,795 | 0,032 | 0,047 | 32,876 | 29,815 | 0,001 | 3,000 | 0,037 | 0,023 |
| 300000 | 255,592 | 239,279 | 0,000 | 16,021 | 0,141 | 0,151 | 206,123 | 195,487 | 0,003 | 10,417 | 0,146 | 0,070 |
| 500000 | 669,564 | 641,848 | 0,005 | 27,196 | 0,265 | 0,250 | 655,649 | 638,020 | 0,005 | 17,229 | 0,278 | 0,117 |
| cup98 | 10000 | 0,733 | 0,562 | 0,000 | 0,171 | 0,000 | 0,000 | 2,097 | 1,984 | 0,000 | 0,101 | 0,003 | 0,009 |
| 30000 | 7,738 | 6,682 | 0,000 | 1,029 | 0,011 | 0,016 | 16,001 | 15,314 | 0,000 | 0,649 | 0,011 | 0,026 |
| 50000 | 20,161 | 17,706 | 0,000 | 2,418 | 0,016 | 0,021 | 59,108 | 57,789 | 0,001 | 1,253 | 0,022 | 0,043 |
| 70000 | 35,350 | 32,464 | 0,000 | 2,824 | 0,031 | 0,031 | 77,367 | 75,760 | 0,001 | 1,512 | 0,033 | 0,061 |
| 90000 | 54,470 | 50,144 | 0,000 | 4,238 | 0,042 | 0,046 | 124,205 | 121,071 | 0,001 | 3,009 | 0,046 | 0,078 |

Rys. 24. Porównanie wydajności algorytmu TI-kNeighborhood-Index w zależności od implementacji punktu na przykładowych zbiorach danych. Wykresy zawierają czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych

Uzyskane rezultaty są analogiczne do tych otrzymanych w rozdziale [4.2.1.2.](#_4.2.1.2._Implementacja_struktury). Stąd w dalszej części badania algorytmów *Ti-k-Neighborhood-Index* działających na danych tekstowych będą wykonywane z użyciem implementacji punktu rzadkiego.

#### 4.6.1.3. *TI-k-Neighborhood-Index* – wybór jednego punktu referencyjnego

W poszukiwaniu właściwego punktu referencyjnego dla algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* przy użyciu odległości kosinusowej powtórzyłem badania z rozdziału [4.2.1.3.](#_4.2.1.3._TI-k-Neighborhood-Index_-). Rezultaty badań zamieściłem w tabeli i na rysunku.

Tab. 28. Porównanie wydajności algorytmu *TI-k-Neighborhood-Index* w zależności od wybranego punktu referencyjnego na przykładowych zbiorach danych. Tabela zawiera czasy wykonania (w sekundach) poszukiwań k=5 sąsiadów w przykładowych zbiorach danych dla 10% losowo wybranych punktów

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| zbioór | l.p. | *TI-k-Neighborhood-Index* [max] | | | | | | | | *TI-k-Neighborhood-Index* [rand] | | | | | |
| **wyk. alg.** | **wysz.** | | **bud. ind.** | **obl. odl.** | | **sort.** | **norm.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** | **norm.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 1,034 | 1,027 | | 0,000 | 0,005 | | 0,000 | 0,002 | 1,077 | 1,070 | 0,000 | 0,005 | 0,000 | 0,002 |
| 2000 | 3,519 | 3,510 | | 0,000 | 0,005 | | 0,001 | 0,004 | 4,247 | 4,237 | 0,000 | 0,005 | 0,001 | 0,004 |
| 4000 | 14,359 | 14,337 | | 0,000 | 0,012 | | 0,001 | 0,009 | 17,819 | 17,797 | 0,000 | 0,012 | 0,001 | 0,009 |
| 6000 | 34,451 | 34,418 | | 0,000 | 0,018 | | 0,001 | 0,013 | 41,372 | 41,339 | 0,000 | 0,018 | 0,002 | 0,013 |
| 8000 | 66,656 | 66,607 | | 0,000 | 0,029 | | 0,003 | 0,017 | 74,430 | 74,381 | 0,000 | 0,029 | 0,003 | 0,017 |
| karypis\_review | 500 | 0,337 | 0,333 | | 0,000 | 0,003 | | 0,000 | 0,002 | 0,374 | 0,370 | 0,000 | 0,002 | 0,000 | 0,002 |
| 1000 | 1,293 | 1,286 | | 0,000 | 0,004 | | 0,000 | 0,003 | 1,493 | 1,486 | 0,000 | 0,004 | 0,000 | 0,003 |
| 2000 | 5,894 | 5,878 | | 0,000 | 0,008 | | 0,001 | 0,007 | 6,513 | 6,498 | 0,000 | 0,008 | 0,000 | 0,007 |
| 3000 | 12,591 | 12,569 | | 0,000 | 0,011 | | 0,001 | 0,010 | 14,758 | 14,736 | 0,000 | 0,011 | 0,001 | 0,010 |
| 4000 | 21,877 | 21,847 | | 0,000 | 0,016 | | 0,001 | 0,013 | 26,117 | 26,088 | 0,000 | 0,015 | 0,001 | 0,013 |
| covtype | 10000 | 2,913 | 2,553 | | 0,000 | 0,322 | | 0,003 | 0,005 | 2,752 | 2,539 | 0,000 | 0,205 | 0,003 | 0,005 |
| 50000 | 37,549 | 34,851 | | 0,001 | 2,934 | | 0,016 | 0,025 | 44,024 | 41,471 | 0,001 | 2,511 | 0,016 | 0,025 |
| 100000 | 141,164 | 134,889 | | 0,001 | 6,105 | | 0,038 | 0,050 | 88,524 | 82,892 | 0,001 | 5,545 | 0,036 | 0,050 |
| 300000 | 1128,400 | 1106,590 | | 0,003 | 21,494 | | 0,147 | 0,150 | 599,154 | 578,544 | 0,003 | 20,319 | 0,138 | 0,150 |
| 500000 | 3034,090 | 2997,940 | | 0,003 | 35,633 | | 0,275 | 0,250 | 1700,227 | 1664,180 | 0,005 | 35,520 | 0,271 | 0,251 |
| cup98 | 10000 | 2,868 | 2,414 | | 0,000 | 0,447 | | 0,003 | 0,005 | 3,723 | 3,496 | 0,000 | 0,220 | 0,003 | 0,005 |
| 30000 | 9,568 | 8,799 | | 0,000 | 0,744 | | 0,010 | 0,015 | 36,900 | 35,574 | 0,001 | 1,299 | 0,011 | 0,015 |
| 50000 | 20,456 | 18,402 | | 0,001 | 2,009 | | 0,019 | 0,025 | 119,318 | 117,493 | 0,001 | 1,780 | 0,019 | 0,025 |
| 70000 | 39,183 | 35,322 | | 0,001 | 3,796 | | 0,029 | 0,035 | 266,641 | 264,152 | 0,001 | 2,425 | 0,029 | 0,035 |
| 90000 | 63,047 | 58,520 | | 0,001 | 4,440 | | 0,039 | 0,046 | 386,949 | 382,602 | 0,001 | 4,260 | 0,040 | 0,046 |
| zbioór | **l.p**. | *TI-k-Neighborhood-Index* [max\_min] | | | | | | | | *TI-k-Neighborhood-Index* [min] | | | | | |
| **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | | **obl. odl.** | **sort.** | | **norm.** | **wyk. alg.** | **wysz.** | **bud. ind.** | **obl. odl.** | **sort.** | **norm.** |
|
| karypis\_sport | 1000 | 1,065 | 1,059 | 0,000 | | 0,003 | 0,000 | | 0,002 | 1,053 | 1,050 | 0,000 | 0,003 | 0,000 | 0,002 |
| 2000 | 4,164 | 4,155 | 0,000 | | 0,005 | 0,000 | | 0,004 | 4,071 | 4,067 | 0,000 | 0,005 | 0,000 | 0,004 |
| 4000 | 17,606 | 17,586 | 0,000 | | 0,011 | 0,001 | | 0,008 | 17,608 | 17,598 | 0,000 | 0,011 | 0,000 | 0,008 |
| 6000 | 41,030 | 41,000 | 0,000 | | 0,017 | 0,001 | | 0,012 | 40,575 | 40,558 | 0,000 | 0,017 | 0,001 | 0,013 |
| 8000 | 74,523 | 74,479 | 0,000 | | 0,024 | 0,003 | | 0,018 | 74,051 | 74,029 | 0,000 | 0,020 | 0,001 | 0,018 |
| karypis\_review | 500 | 0,372 | 0,369 | 0,000 | | 0,002 | 0,000 | | 0,001 | 0,372 | 0,370 | 0,000 | 0,002 | 0,000 | 0,002 |
| 1000 | 1,493 | 1,486 | 0,000 | | 0,004 | 0,000 | | 0,003 | 1,494 | 1,491 | 0,000 | 0,003 | 0,000 | 0,003 |
| 2000 | 6,469 | 6,455 | 0,000 | | 0,007 | 0,000 | | 0,007 | 6,422 | 6,415 | 0,000 | 0,007 | 0,000 | 0,006 |
| 3000 | 14,541 | 14,520 | 0,000 | | 0,010 | 0,001 | | 0,010 | 14,428 | 14,418 | 0,000 | 0,010 | 0,000 | 0,010 |
| 4000 | 26,044 | 26,016 | 0,000 | | 0,014 | 0,001 | | 0,013 | 26,047 | 26,034 | 0,000 | 0,013 | 0,000 | 0,013 |
| covtype | 10000 | 3,770 | 3,400 | 0,000 | | 0,362 | 0,003 | | 0,005 | 6,024 | 5,695 | 0,000 | 0,326 | 0,003 | 0,005 |
| 50000 | 26,748 | 23,722 | 0,001 | | 2,985 | 0,015 | | 0,025 | 59,520 | 56,663 | 0,001 | 2,832 | 0,015 | 0,025 |
| 100000 | 75,949 | 70,091 | 0,001 | | 5,772 | 0,035 | | 0,050 | 206,582 | 200,670 | 0,001 | 6,186 | 0,036 | 0,050 |
| 300000 | 441,928 | 421,168 | 0,002 | | 20,476 | 0,131 | | 0,151 | 1484,120 | 1462,950 | 0,002 | 21,028 | 0,134 | 0,149 |
| 500000 | 1219,184 | 1182,240 | 0,005 | | 36,434 | 0,254 | | 0,250 | 4360,080 | 4323,260 | 0,005 | 36,495 | 0,251 | 0,250 |
| cup98 | 10000 | 3,569 | 3,401 | 0,000 | | 0,160 | 0,003 | | 0,005 | 6,776 | 6,534 | 0,000 | 0,268 | 0,001 | 0,005 |
| 30000 | 40,471 | 39,387 | 0,001 | | 1,059 | 0,010 | | 0,015 | 96,608 | 94,900 | 0,001 | 1,766 | 0,001 | 0,015 |
| 50000 | 101,757 | 98,766 | 0,001 | | 2,946 | 0,019 | | 0,025 | 276,935 | 273,325 | 0,001 | 3,477 | 0,002 | 0,025 |
| 70000 | 182,582 | 180,763 | 0,001 | | 1,754 | 0,028 | | 0,035 | 542,703 | 538,977 | 0,001 | 3,751 | 0,004 | 0,035 |
| 90000 | 294,857 | 291,390 | 0,001 | | 3,380 | 0,040 | | 0,046 | 888,676 | 883,159 | 0,001 | 5,560 | 0,004 | 0,046 |

# Bibliografia

1. Kryszkiewicz, M., Lasek, P.: TI-DBSCAN: Clustering with DBSCAN by Means of the Triangle Inequality, ICS Research Report, Warsaw University of Technology, April (2010)
2. Ester, M., Kriegel, H.P., Sander, J., Xu, X.: A Density-Based Algorithm of Discovering Clusters in Large Spatial Database with Noise. In: Proc. Of KDD’96, Portland (1996) 226-231
3. Kryszkiewicz, M.: Efficient Determination of Neighborhoods Defined in Terms of Cosine Similarity Measure, ICS Research Report, Warsaw University of Technology, April (2011)
4. Kryszkiewicz, M., Lasek, P.:A Neighborhood-Based Clustering by Means of the Triangle Inequality and Reference Points, ICS Research Report, Warsaw University of Technology
5. Yianilos, P. N.: Data Structures and Algorithms for Nearest Neighbor Search in General Metrics Spaces, The NEC Research Institute
6. Bozkaya, T., Ozsoyoglu M.: Distance-based indexing for high-dimensional metric spaces, Case Western Reserve University
7. Blackard J.A (1999, lipiec) The Forest CovType dataset. [Online ]. <http://ftp.ics.uci.edu/pub/machine-learning-databases/covtype/covtype.info>
8. Parsa I. (1999, luty) The UCI KDD Archive: KDD Cup 1988 Data. [Online].
9. Karypis G. (2002, sierpień) The various datasets used in evaluating the performance of CLUTO's clustering algorithms. [Online].