METODY EKSPLORACJI DANYCH
PROJEKT: "Możliwości lokalizacji obiektów na podstawie geolokalizacji wpisów
na portalach społecznościowych na przykładzie lokalizacji lotnisk z serwisu
społecznościowego Twitter"
Aleksandra Knapik
Julita Musiał
GiK 1 rok MSU
geoinformatyka

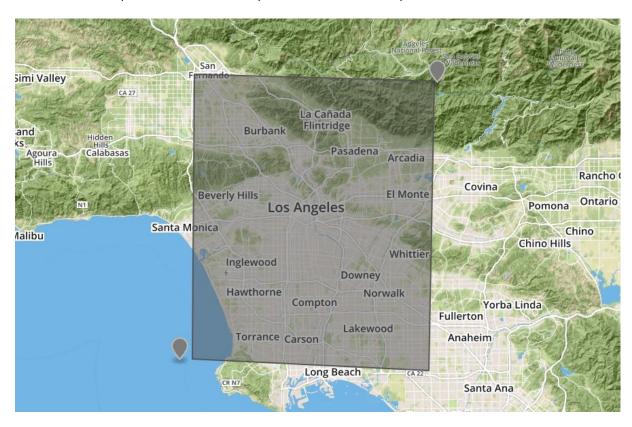
Wrocław, 01.02.2015r.

#### 1. Opis i cel projektu:

Celem projektu jest sprawdzenie możliwości lokalizacji obiektów na podstawie geolokalizacji wpisów na portalach społecznościowych. W projekcie analizowano wpisy na portalu społecznościowym Twitter w celu określenia lokalizacji lotnisk.

#### 2. Dane źródłowe:

Do wykonania analiz konieczne było pobranie wpisów z serwisu społecznościowego Twiter. Wykorzystano w tym celu Streaming API udostępniony przez serwis Twitter. Pobierane wiadomości były filtrowane w momencie zapisu ze względu na lokalizację. Obszar badawczy to miasto Los Angeles w Stanach Zjednoczonych Ameryki Północnej. Obszar został ograniczony BBoxem: -118.49853515625, 33.796267541909884, -117.97805786132811, 34.260621527140444.



Dane do sprawdzenia poprawności lokalizacji lotnisk wykorzystane będą dane z serwisu OpenStreetMap.

# 3. Format danych wejściowych:

Pobrane wpisy z serwisu społecznościwego Twitter zostały zapisane w postaci pliku tekstowego .txt w formacie JSON. Plik tekstowy ma rozmiar ok 400MB.

16 {"created at": "Fri Jan 09 23:00:02 +0000 2015", "id":553687671382765568, "id str" :"553687671382765568","text":"BONG! BONG! BONG! BONG! BONG!","source":"\u003ca en\u003c\/a\u003e","truncated":false,"in\_reply\_to\_status\_id":null,"in\_reply\_to\_stat us\_id\_str":null, "in\_reply\_to\_user\_id":null, "in\_reply\_to\_user\_id\_str":null, "in\_reply \_to\_screen\_name":null, "user":{"id":1330109264, "id\_str":"1330109264", "name":"Faulty Big Ben Clock", "screen name": "FaultyBigBen", "location": "Westminster, London", "url" :null, "description": "I am wrong.", "protected": false, "verified": false, "followers\_cou nt":126, "friends count":0, "listed count":1, "favourites count":0, "statuses count" :13573, "created at": "Fri Apr 05 21:22:52 +0000 2013", "utc\_offset":0, "time\_zone" :"London", "geo\_enabled":true, "lang":"en", "contributors\_enabled":false, "is\_translato r":false, "profile\_background\_color": "CODEED", "profile\_background\_image\_url": "http:\ /\/pbs.twimg.com\/profile\_background\_images\/378800000008520159\/d6ace022ff4650c8cd f23df98369f861.jpeg", "profile\_background\_image\_url\_https": "https:\/\/pbs.twimg.com\ /profile background images\/378800000008520159\/d6ace022ff4650c8cdf23df98369f861 .jpeg", "profile\_background\_tile":true, "profile\_link\_color":"0084B4", "profile\_sideba r\_border\_color":"000000","profile\_sidebar\_fill\_color":"DDEEF6","profile\_text\_color" :"333333", "profile\_use\_background\_image":true, "profile\_image\_url":"http:\/\/pbs .twimg.com\/profile\_images\/3709555224\/8e90e8045390de6bd838b8f328eee2dd\_normal .jpeg", "profile image url https": "https:\//pbs.twimg.com//profile images\/37095552 24\/8e90e8045390de6bd838b8f328eee2dd\_normal.jpeg","default\_profile":false,"default\_ profile\_image":false,"following":null,"follow\_request\_sent":null,"notifications" :null}, "geo": { "type": "Point", "coordinates": [51.500753, -0.124680] }, "coordinates" :{"type":"Point", "coordinates":[-0.124680,51.500753]}, "place":{"id":"457b4814b4240d 87", "url": "https:\/\/api.twitter.com\/1.1\/geo\/id\/457b4814b4240d87.json", "place\_t ype":"city", "name": "London", "full\_name": "London, England", "country\_code": "GB" ,"country":"United Kingdom","bounding\_box":{"type":"Polygon","coordinates":[[[-0 .187894,51.483718],[-0.187894,51.5164655],[-0.109978,51.5164655],[-0.109978,51 .483718]]]}, "attributes":{}}, "contributors":null, "retweet\_count":0, "favorite\_count" , "favorited": false, "retweeted": false, "possibly sensitive": false, "filter\_level" :"medium", "lang": "tl", "timestamp ms": "1420844402534"}

# 4. Wykorzystane technologie:

- język: Python
- baza danych: mongoDB
- biblioteki: tweepy. pandas, matplotlib, NumPy, SciPy, PyMongo, PyQt4
- program QGIS Brighton 2.6.1

Do pobrania danych z serwisu Twitter i ich analizy został wykorzystany język **Python**. Aby możliwa była komunikacja z API Twittera konieczna jest również biblioteka <u>tweepy</u>. Dodatkowo wykorzystano również bibliotekę <u>pandas</u> (do analizy danych i obliczeń statystycznych) oraz <u>matplotlib</u> (do rysowania wykresów).

Ze względu na duży rozmiar pliku JSON z pobranymi tweetami konieczne było wykorzystanie bazy danych. Dla celów tego projektu zastosowano bazę danych <u>MongoDB</u>. MongoDB jest przykładem nierelacyjnego systemu zarządzania bazą danych. Dane składowane są jako dokumenty typu JSON w kolekcjach. Podobnie jak w relacyjnej bazie danych możliwe jest wykonywania zapytań, co zostanie wykorzystane do wstępnej filtracji danych.



Pobrane wpisy z serwisu Twitter zostały zgromadzone w bazie danych MongoDB. Do połączenia z bazą danych MongoDB konieczna jest także biblioteka <u>PyMongo</u>, zawierająca zestaw narzędzi do pracy z bazą danych.

Do klasteryzacji obiektów zostały wykorzystane funkcje z biblioteki NumPy oraz SciPy.

Końcowy efekt lokalizacji lotnik został zwizualizowany w autorskiej wtyczce do programu QGIS Brighton 2.6.1.

## 5. Dostep do danych:

Dostęp do danych umożliwia Streaming API. Aby móc pobierać tweet'y należy posiadać konto na portalu Twitter, a następnie stworzyć swoją aplikację na stronie <u>www.apps.twitter.com</u>. Wygenerowane zostają wówczas kody dostępu i kody autoryzacyjne niezbędne podczas tworzenia aplikacji:

- consumer key
- consumer secret
- access token
- access secret

Za streaming tweet'ów odpowiadają odpowiednie metody i klasy z biblioteki tweepy.

Możliwa jest parametryzacja zapytań streamu. Podając odpowiedni filtr, można pobierać tylko wybrane tweet'y. Przykłady parametrów:

- język twitta (language)
- osoby, które się śledzi (follow)
- słowa kluczowe (track)
- lokalizacja (locations)
- odpowiedzi (replies)

W celu pobrania wpisów z serwisu Twitter został napisany skrypt w języku Python.

```
# -*- coding: cp1250 -*-
#Stream do pobierania Tweetów dla celów lokalizacji lotnisk w LA
#Import the necessary methods from tweepy library
from tweepy.streaming import StreamListener
from tweepy import OAuthHandler
from tweepy import Stream
#Variables that contains the user credentials to access Twitter API
access token = "
access_token_secret = "
consumer key = "
consumer_secret = "
#This is a basic listener that just prints received tweets to stdout.
class StdOutListener(StreamListener):
   def on_data(self, data):
       print data
       return True
    def on_error(self, status):
       print status
if name == ' main ':
    #This handles Twitter authetification and the connection to Twitter Streaming API
    1 = StdOutListener()
    auth = OAuthHandler(consumer_key, consumer_secret)
    auth.set_access_token(access_token, access_token_secret)
    stream = Stream(auth, 1)
    #This line filter Twitter Streams to capture data by the location of LA
   stream.filter(locations = [-118.49853515625, 33.796267541909884, -117.97805786132811, 34.260621527140444])
```

#### 6. Etapy opracowania projektu:

Wykonanie projektu wymagało podzielania go na kilka etapów. Do głównych etapów należy zaliczyć:

- pobranie danych
- dodanie danych do bazy danych MongoDB
- zapis współrzędnych lokalizujących tweety
- klasteryzacja danych
- wizualizacja danych w programie QGIS

#### Szczegółowy opis etapów opracowania projektu:

### 1. Wybór obszaru badawczego

Obszar badawczy to miasto Los Angeles w Stanach Zjednoczonych Ameryki Północnej.

#### 2. Pobranie danych za pomocą Streamu do pliku JSON dla zadanego BBoxa

Dane pobierane były w godzinach 15:00 - 10:00 czasu polskiego UTC+1 (8:00 - 24:00 czasu UTC-8) oraz 22:00 - 7:00 czasu polskiego (UTC+1) (14:00 - 23:00 czasu UTC-8). W tym czasie pobrane zostały pliki testowe o łącznym rozmiarze ok. 300 MB.

## 3. Dodanie danych do bazy danych MongoDB

Zaimportowano dane do bazy MongoDB. Kolekcja zawiera 115 743 dokumenty.

## 4. Wstępna filtracja danych:

### 4.1. usunięcie tweet'ów nie posiadających geolokalizacji

Z kolekcji usunięto 21 376 dokumentów nie posiadających geolokalizacji. Do dalszych analiz wykorzystano 94 367 dokumentów.

## 4.2. filtracja danych ze względu na słowa kluczowe: "airport", "flight", "plane".

#### Wystąpienie słów kluczowych:

airport: 225
plane: 95
flight : 83

Sprawdzono również wystąpienie innych słów kluczowych, ale nie zostały one znalezione. Ponadto zdecydowano się ograniczyć liczbę słów kluczowych do minimum, by uzyskać jak najbardziej trafione wpisy.

# 5. Zapisanie dokumentów, które spełniają zadane wyżej kryteria i zapisanie ich do nowej kolekcji

Do nowej kolekcji zapisano łącznie 403 obiekty, zawierające słowa kluczowe.

6. Połączenie się z bazą danych MongoDB za pomocą języka Python i analizy statystyczne Połączenie z bazą danych zostało zrealizowane w nowym skrypcie.

```
#ustanowienie klienta bazy MongoDB
client = MongoClient('localhost', 27017)

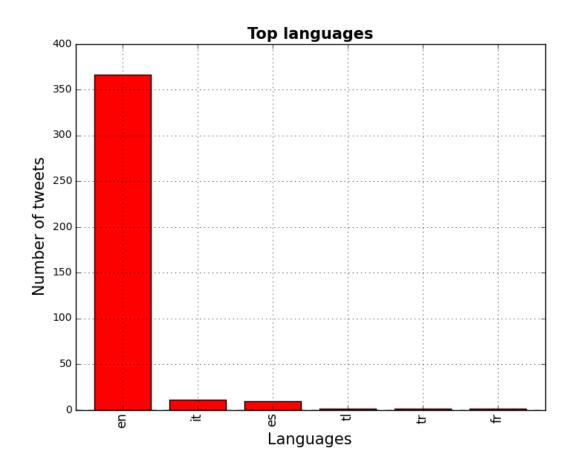
#dostęp do bazy danych
mydb = client.twitter_lot

#dostęp do kolekcji
myCollection = mydb.lotWszystkieKW
```

Zostały wykonane analizy statystyczne dotyczące uzyskanych wpisów.

airport: 225 flight: 83 plane: 95

Laczna liczba tweetów: 389
Languages of tweets
en 366
it 11
es 9
tl 1
tr 1
fr 1



### 7. Zapis współrzędnych tweetów do pliku tekstowego

Zapisane współrzędne tweetów posiadających słowa kluczowe, będą danymi wejściowymi do procesu klasteryzacji lotnisk.

```
#dodaje kolekcję do tablicy
keyWords = []
for item in myCollection.find():
    keyWords.append(item)
print 'keyWords:', len(keyWords)

#zapisuje wspolrzędne do pliku txt
keyWords2 = []
lotFile = open('lotniskaWsp_OK2.txt', 'w')
for i in range(0, len(keyWords)):
    keyWords2 = str(keyWords[i]['geo']['coordinates']) + '\n'
    print keyWords2
    lotFile.writelines(keyWords2)
print 'keyWords2:', len(keyWords2)
lotFile.close()
```

#### 8. Klasteryzacja danych

Po wyłuskaniu z bazy danych współrzędnych tweetów o odpowiedniej tematyce i zapisaniu ich do pliku, przystąpiono do wyszukania na ich podstawie współrzędnych lotnisk. W tym celu wykonano klasteryzację punktów wejściowych przy użyciu autorskiej aplikacji, napisanej w języku Python.

Klasteryzacja (grupowanie) jest jedną z metod nienadzorowanej (bez dostępnej a priori wiedzy) analizy danych. Nie wiadomo bowiem nic na temat tego ile lotnisk mamy odnaleźć ani w jakiej lokalizacji ich szukać. Możemy jedynie przypuszczać, że znajdują się one tam, gdzie występują największe skupiska tematycznych tweetów. Głównym celem klasteryzacji jest podział rozpatrywanego zbioru obiektów na grupy (klastry), w ten sposób, aby każda z grup była możliwie jednorodna, tzn. zawierała elementy najbliżej do siebie (w rozumieniu przestrzeni cech, u nas - współrzędne), a jednocześnie poszczególne klastry były jak najbardziej zróżnicowane miedzy sobą.

Do zadania została wykorzystana **klasteryzacja hierarchiczna**. Jest to rodzaj klasteryzacji pozwalający na podział danego zbioru na nieokreśloną z góry liczbę podzbiorów. A my nie wiemy początkowo ile jest lotnisk w danym miejscu. Techniki klasteryzacji hierarchicznej można podzielić na dwie grupy:

#### Techniki skupiające (gromadzące)

Stosując technikę skupiającą zaczynamy od pojedynczych obiektów tworzących klastry (w których same są jedynym elementem), a następnie w każdym kroku, łączymy dwa klastry, aż do momentu uzyskania jednej grupy skupiającej wszystkie obiekty.

#### • Techniki dzielące

Przy technice dzielącej rozpoczynamy od zdefiniowania jednego klastra, do którego należą wszystkie dane wejściowe. W kolejnych krokach dokonujemy podziału aż każdy element wejściowy (każdy obiekt) sam będzie stanowił klaster (będzie jedynym elementem należącym do tego klastra).

Wynik klasteryzacji hierarchicznej przedstawiany jest zazwyczaj w postaci drzewa zwanego dendrogramem. Dendrogram jest wykresem dendrytowym pokazującym jak poszczególne klastry są ze sobą związane. Liście dendrogramu są elementami wejściowymi, a korzeń jest końcowym wynikiem klasteryzacji łączącym wszystkie liście. Rozgałęzienie w tym drzewie występuje w punkcie, w którym są łączone dwa klastry (lub jeden klaster podzielony na dwa – przy klasteryzacji dzielącej). Przez "ucięcie" dendrogramu na określonym poziomie, otrzymujemy zbiór rozłącznych grup (klastrów).

#### Algorytm i jego sposób implementacji

Zadanie rozpoczęto od wczytania danych, powstałych jako efekt filtracji przestrzennej i selekcji tematycznej, a następnie zbudowano macierz z tymi danymi.

```
inFile = open('daneLotniskaOK.txt','r')
for line in inFile:
    data = line.strip().split('\t')
    rowHeaders.append(data[0])
    dataMatrix.append([float(x) for x in line.strip().split()[1:]])
```

Klasteryzacja hierarchiczna przeprowadzana jest na podstawie pewnej miary podobieństwa obiektów. W następnym etapie nasz algorytm buduje macierz zawierającą odległości pomiędzy kolejnymi parami obiektów, stosując metrykę euklidesowa:

```
distanceMatrix = dist.pdist(dataMatrix)
```

Mała wartość w tabeli odległości pozwala przypuszczać, że te dwa klastry/obiekty są bardziej podobne do siebie niż inne klastry/obiekty z większa wartością miary odległości. Podczas wykonywania klasteryzacji technika skupiania skanujemy odległości macierz w poszukiwaniu najmniejszej odległości. Element a(i,j), będący najmniejszą wartością w macierzy odległości, wyznacza nam dwa klastry (pierwszy określony przez numer rzędu 'i', a drugi określony przez numer kolumny 'j'), które zostaną złączone. W ten sposób powstanie nowa grupa, składająca sie z dwóch połączonych ze sobą klastrów. Kolejnym etapem jest uaktualnienie macierzy odległości. Rzędy i kolumny odpowiadające połączonym klastrom są usuwane a na ich miejsce wprowadzony jest jeden rząd i jedna kolumna odpowiadające nowo powstałej grupie. Konieczne jest w tym miejscu określenie w jaki sposób będziemy określać odległość pomiędzy dwoma klastrami (skupiskami obiektów). Najczęściej stosowane metody to:

## • Pojedyncze wiązanie (single linkage)

W tej metodzie łączenie grup opiera sie na odległości pomiędzy najbliższymi elementami należącymi do łączonych klastrów. Grupy z najmniejsza odległością pomiędzy ich najbliższymi elementami są łączone jako pierwsze. Rozpoczynamy od grup o rozmiarze 1 (każdy obiekt tworzy jeden klaster), a następnie, po każdym połączeniu zmniejszamy liczbę grup o 1. Znana także jako metoda najbliższego sąsiada.

#### • Pełne wiązanie (complete linkage)

W tej metodzie używamy odległości pomiędzy najbardziej odległymi elementami należącymi do grup, aby zdecydować które z dwóch klastrów połączyć jako pierwsze.

#### • Wigzanie średnich (average linkage)

W tym wypadku, odległość między klastrami definiujemy jako średnią odległość pomiędzy wszystkimi parami elementów należących do obu grup. Metodę tę określa sie skrótem UPGMA (unweighted pair group method with arthmetic mean ). Jeśli użyjemy wag w postaci wielkości klastrów (liczby znajdującej sie w nich elementów) otrzymamy metodę WPGMA (weighted pair group method with arithmetic mean)

#### • Metoda centroidów

Dla każdej z grup obliczamy centroid – jako wartość średnią wszystkich obiektów (wektorów) należących do danej grupy. Odległość miedzy klastrami jest definiowana jako odległość miedzy centroidami tych klastrów. Metodę tę określa sie skrótem UPGMC (unweighted pair group

*method centroid*). Istnieje również metoda uwzględniająca, w postaci odpowiednich wag, wielkość klastrów. Określa sie ja skrótem WPGMC (*weighted pair group method centroid*).

Do procesu odpowiedniego łączenia danych wykorzystano metodę linkage, która zapewnia budowę planu klasteryzacji danych w kolejne grupy . Jako parametr podawano różne metody, następnie je wizualizując, by sprawdzić ich skuteczność.

Ostatnim istotnym krokiem jest określenie kryterium łączenia oraz progu dla danej metody, a także wyprodukowanie macierzy końcowej, uwzględniającej te wymagania. Uczynić to można w następujący sposób:

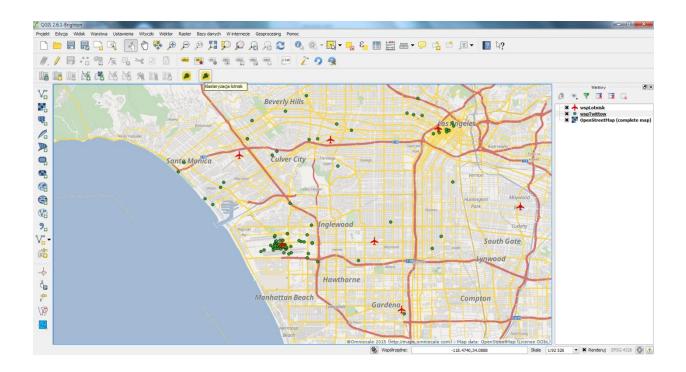
```
ccc = hier.fcluster(linkage, 2, criterion = 'distance')
```

W badaniu uwzględnionio dwa rodzaje kryterium łączenia:

- łączenie względem wartości niespójności (inconsistent), polegające na tym, że klastry klasyfikowane są do takiego klastra potomnego, by wartość niespójności w tym klastrze była mniejsza lub równa zadanemu progowi
- *odległości (distance)*, polegające na tym, że obserwacje w każdym klastrze potomnym nie mają większej odległości niż wartość progowa w określonej metryce.

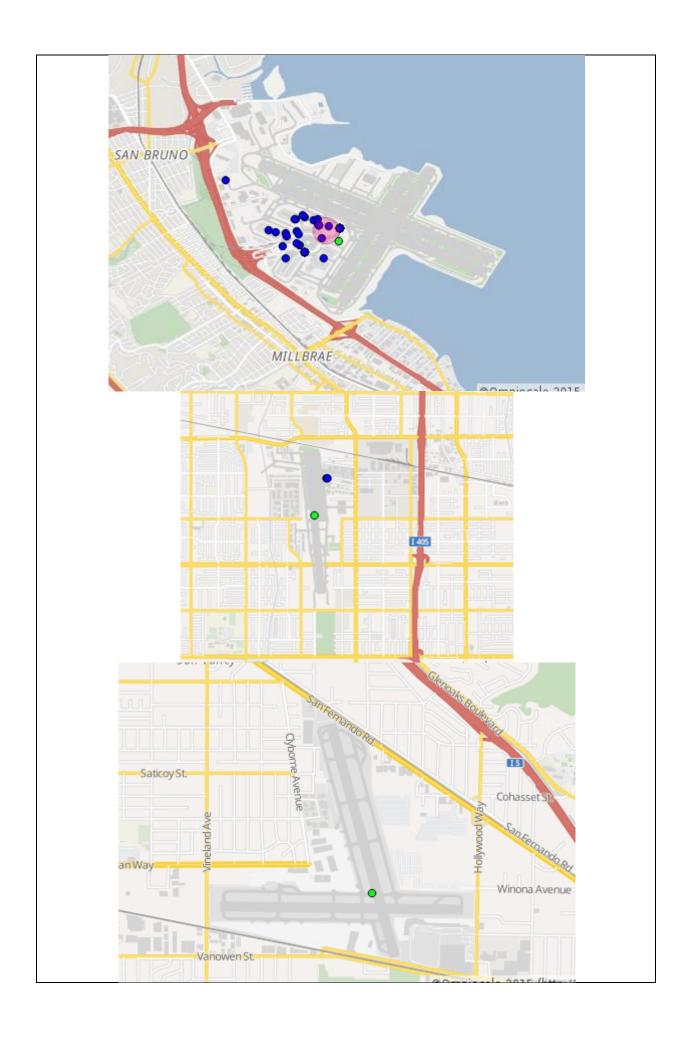
Na końcu obliczane jest położenie centrum geograficznego dla każdego klastra, które reprezentuje miejsce, gdzie przypuszczalnie powinno znajdować się lotnisko.

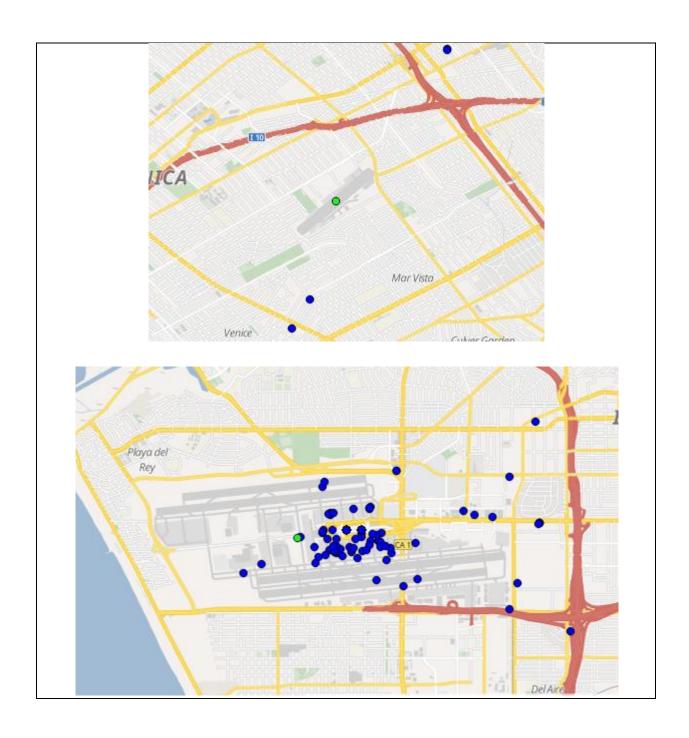
# 9. Wizualizacja danych w programie QGIS Brighton 2.6.1 z wykorzystaniem autorskiej wtyczki Klasteryzacja

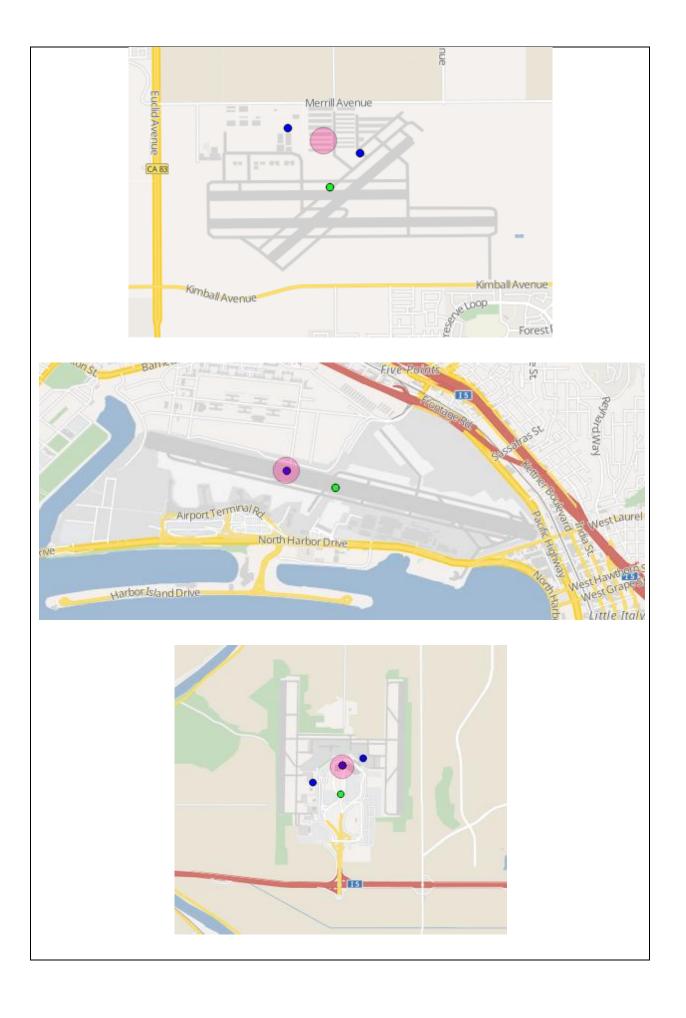


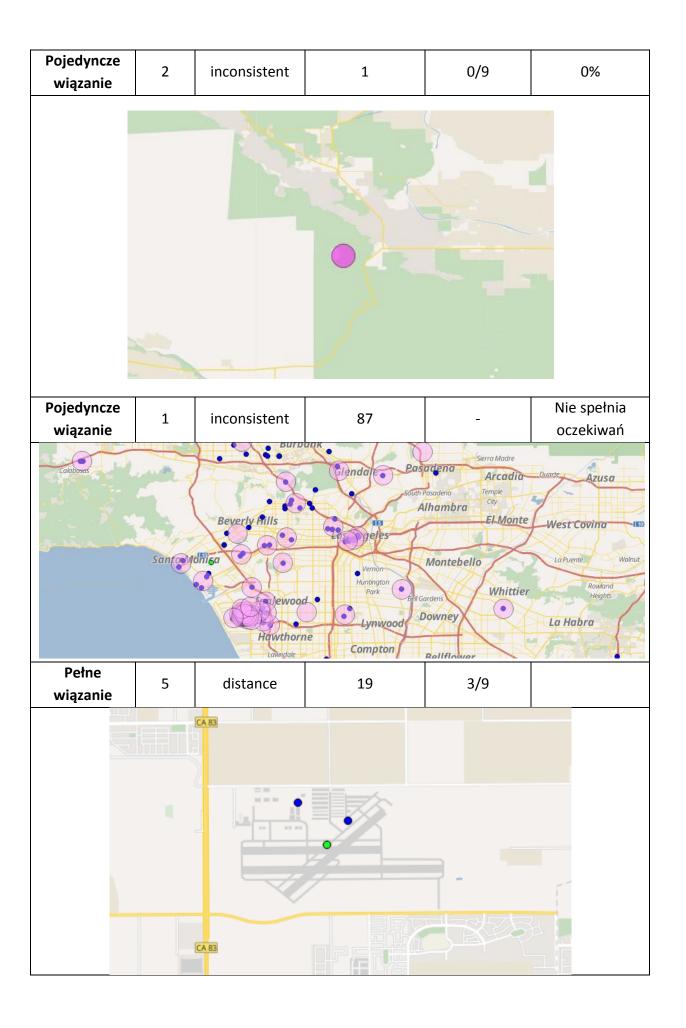
# 10. Analiza skuteczności działania algorytmów klasteryzacji

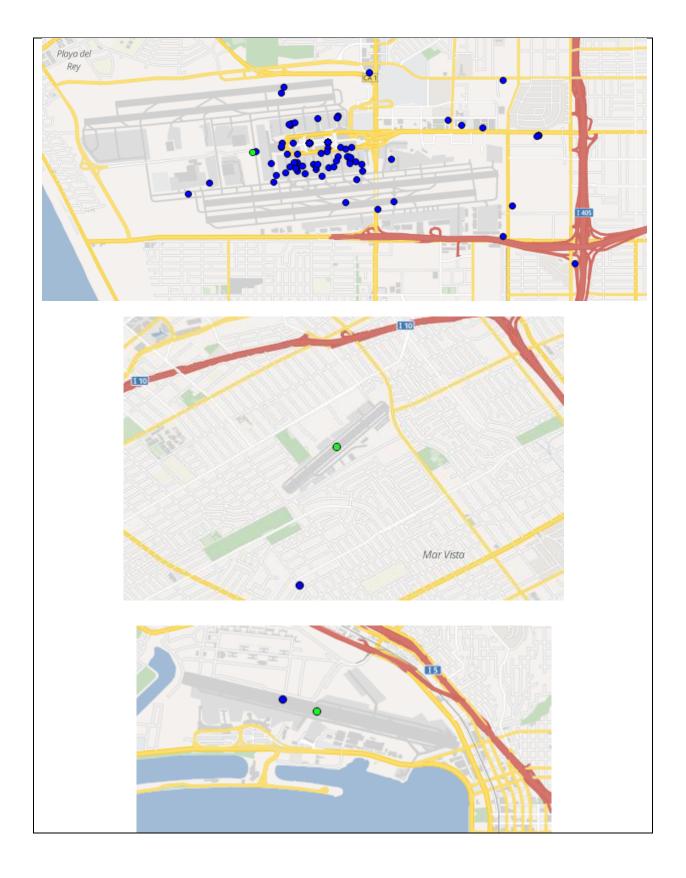
METODA	PRÓG	KRYTERIUM	KLASTRÓW WYNIKOWYCH	ILOŚĆ TRAFIONYCH	SKUTECZNOŚĆ				
Pojedyncze wiązanie	1	distance	24	5/9	55%				
Niebieski punkt - wpis z Twittera									
Zielony punkt - lotnisko									
Różowy punkt - sklasteryzowane lotnisko									
Bucks Lake Rd.									

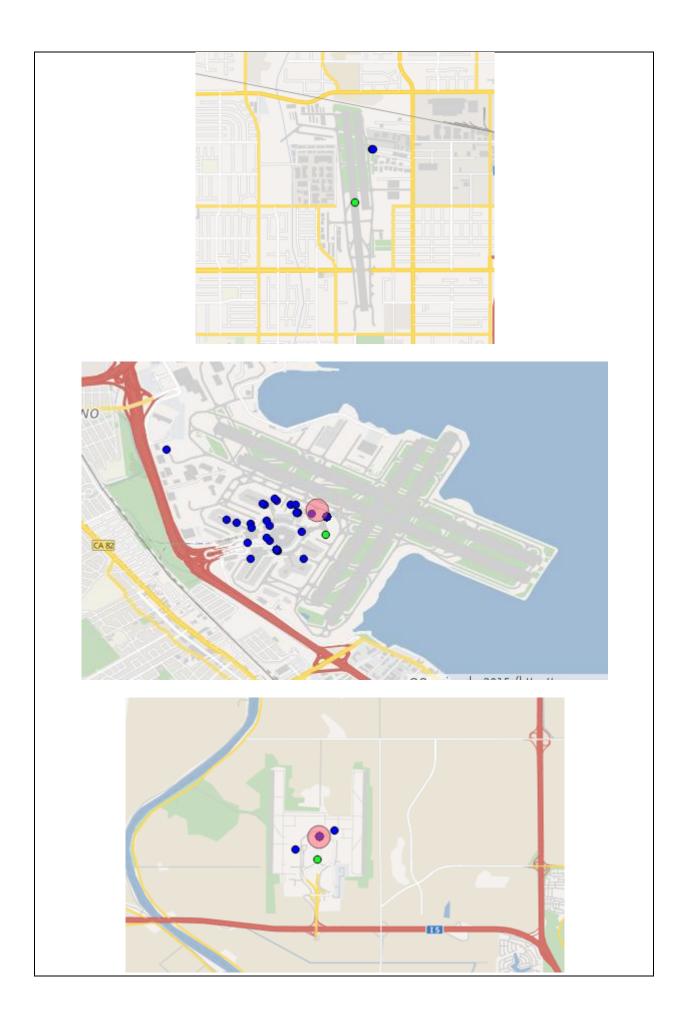


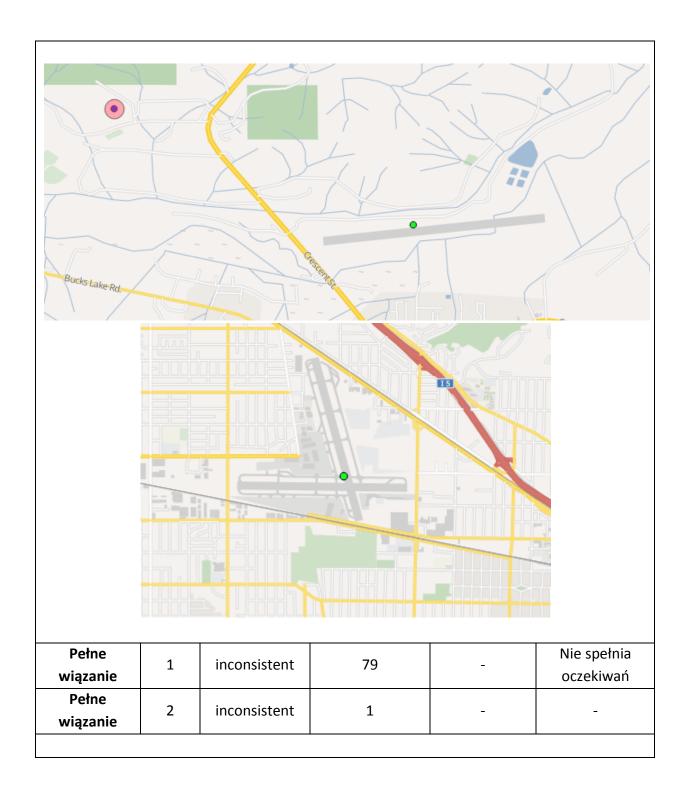


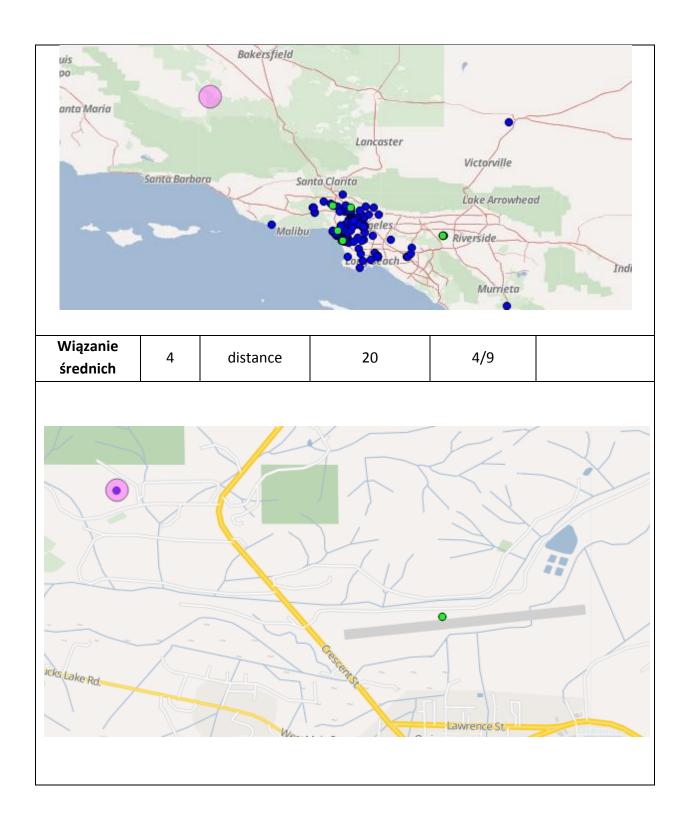


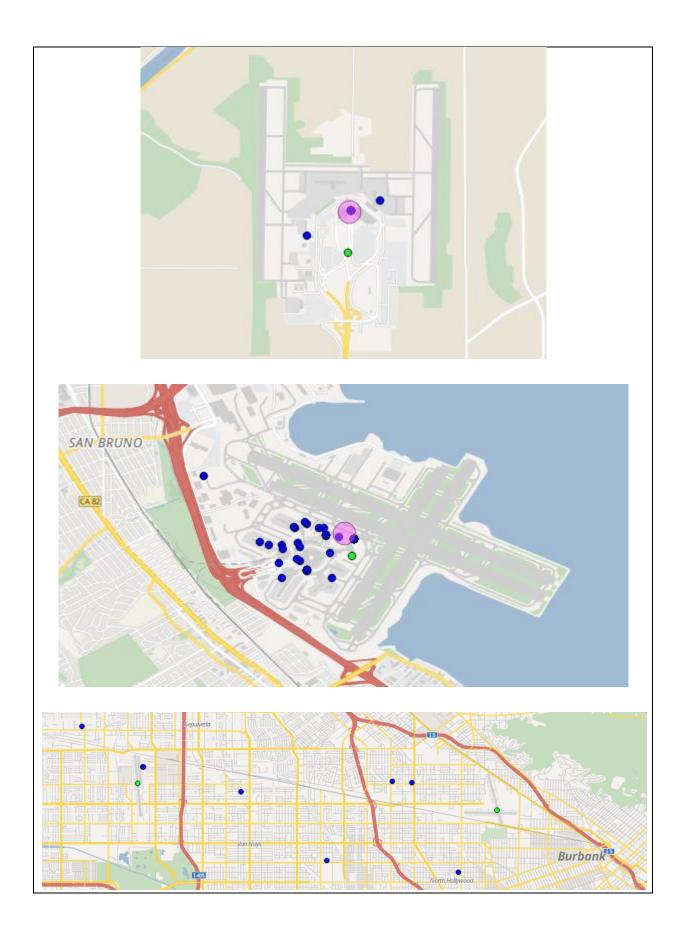




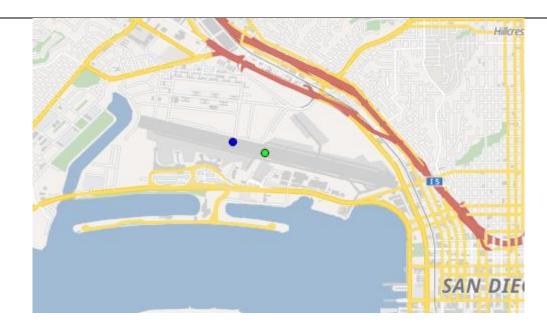




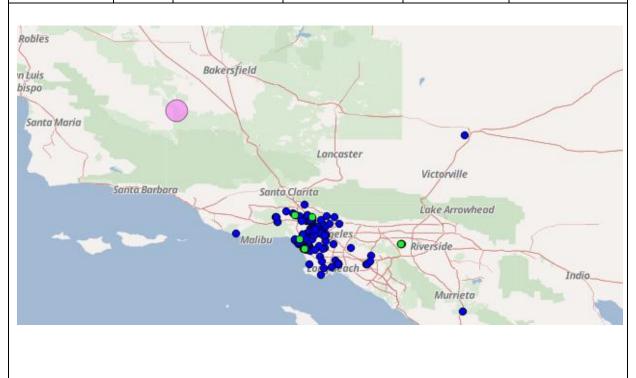


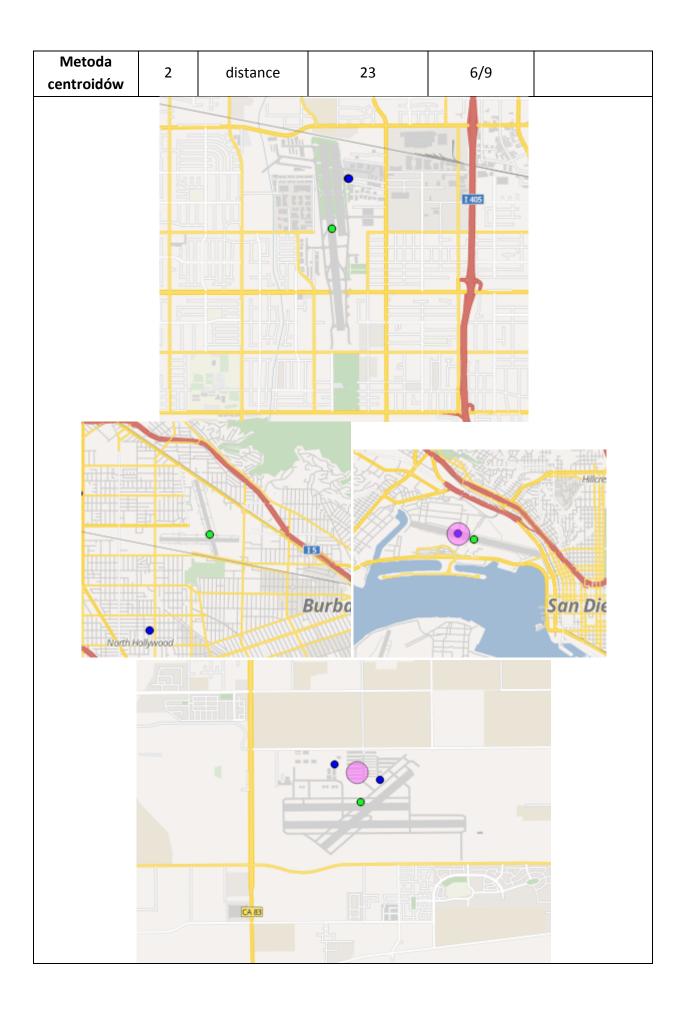


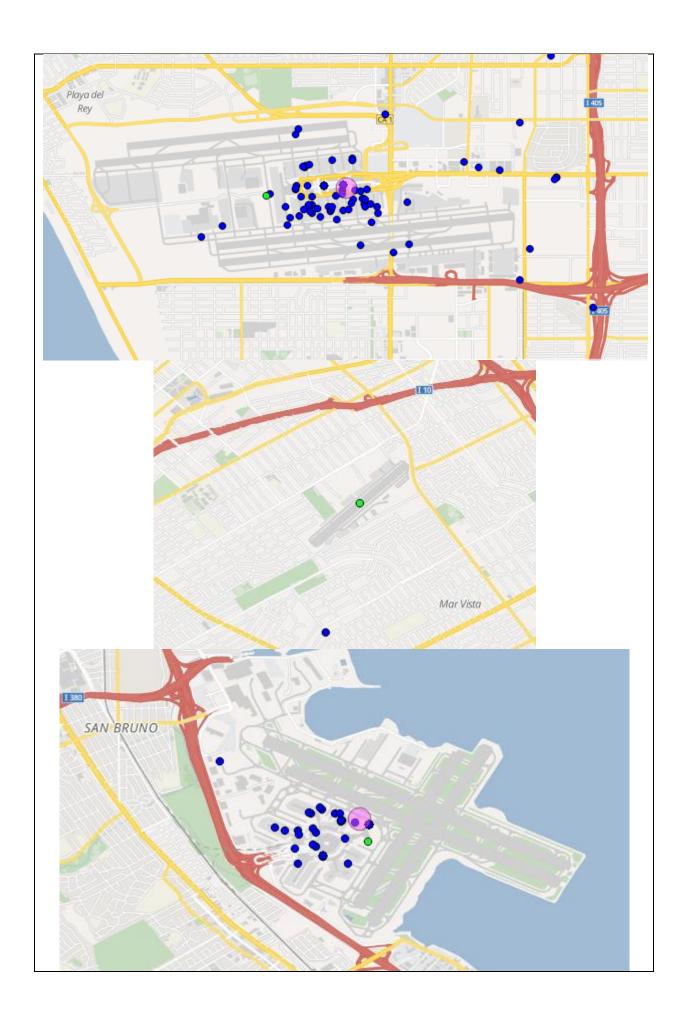


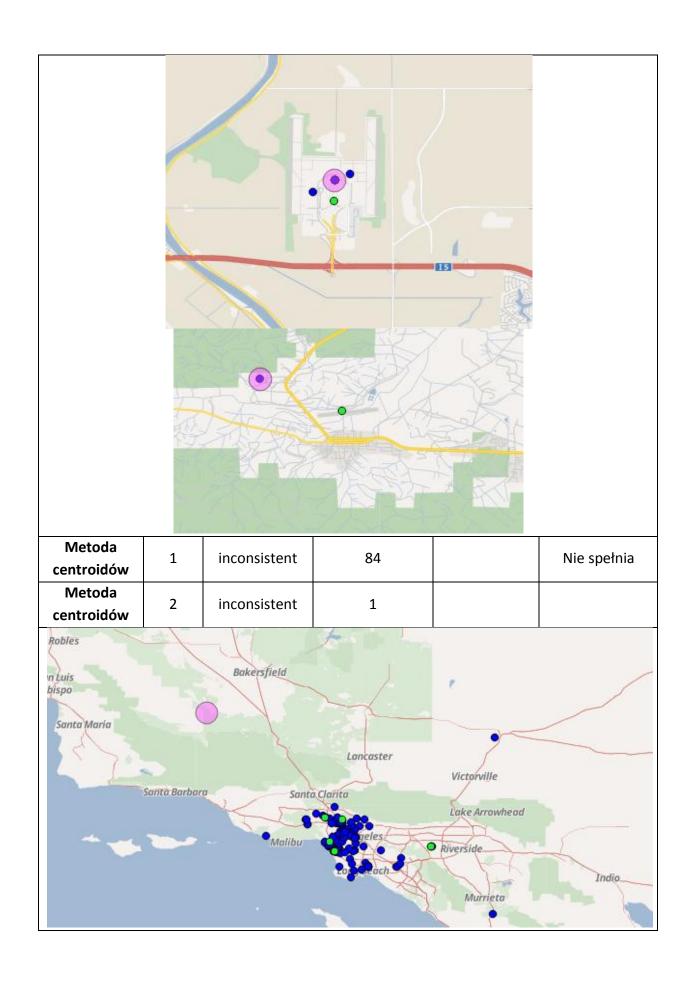


Wiązanie średnich	1	inconsistent	87	-	Nie spełnia oczekiwań
Wiązanie średnich	2	inconsistent	1	-	-



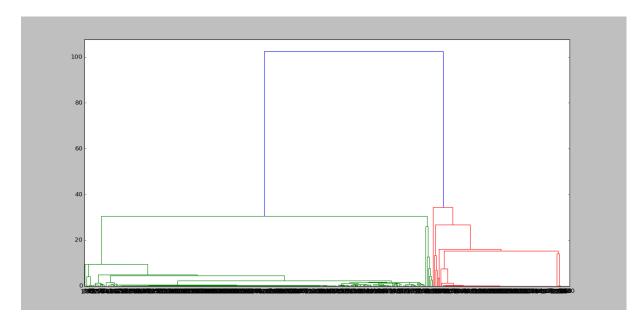


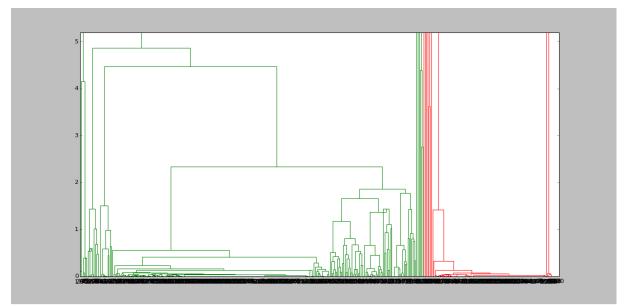




# 7. Dendrogram dla najskuteczniejsze metody klasteryzacji danych:

Poniżej znajduje się dendrogram dla najskuteczniejszej metody klasteryzacji - metoda centroidów z kryterium odległościowym. Pierwszy wykres ilustruje cały zakres przeprowadzonej klasteryzacji od wszystkich klas do jednej. Drugi wykres pokazuje jedynie fragment (zbliżenie), obrazujący, który został wykonany w programie.



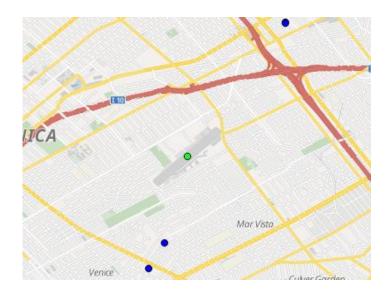


### 8. Komentarz otrzymanych wyników:

- W kolumnie SKUTECZNOŚĆ oznaczono trafność działania danej metody, wyrażoną w procentach. Wskaźnik ten oznacza stosunek ilości poprawnie wyznaczonych położeń lotnisk do wszystkich obliczonych klastrów. W niektórych przypadkach wartość ta nie została obliczona, ponieważ metoda nie dawała poprawnych i satysfakcjonujących rezultatów bez względu na testowanie różnych parametrów progów i kryteriów. Została wyznaczana albo zbyt liczna liczba klastórw lub tylko jeden obiekt;
- Wyznaczanych jest dużo klas, które nie są lotniskami;
- Kryterium *Inconsistent* jest domyślne w klasteryzacji, ale generalnie gorsze niż *distance*;
- Widać powtarzalność w znajdywaniu/nieznajdywaniu tych samych lotnisk. Niektóre są po dobrze otagowane (posiadają wiele tweetów w obrębie lotniska, a jednocześnie jest niewiele punktów mogących zostać mylnie zaklasyfikowanych do klastra);



• Inne maja wokół dużo obserwacji "rozpraszających klasę", nie więcej niż obserwacji skupionych na obszarze lub w bezpośrednim sąsiedztwie lotniska;



- W większości przypadków wyznaczonych pozycji jest albo:
  - o wiele więcej niż lotnisk, przez co i tak trzeba jeszcze dokonać ręcznej eliminacji. Nie ma więc możliwości całkowitej automatyzacji.
  - jedna klasa, w dodatku nie tam gdzie powinna, przy zmianie progu o jeden w stosunku do tej, gdzie wychodziło za dużo klas
- W wyniku przeprowadzonych testów, najlepszą metodą do klasteryzacji okazała się metoda centroidów z kryterium odległościowym (distance).

## 9. Wnioski końcowe z projektu:

Celem projektu było sprawdzenie możliwości lokalizacji obiektów na podstawie wpisów z serwisów społecznościowych, na przykładzie lokalizacji lotnisk z serwisu Twitter. Po pobraniu danych okazało się, iż niektóre wpisy znajdują się poza określonym BBoxem. Przypuszcza się, iż punkty znajdujące się w lokalizacji poza zdefiniowanym obszarem przez BBox, zostały pobrane ponieważ posiadają źle zdefiniowaną geolokalizację. Wynikać to może z faktu, iż czasami użytkownik sam definiuje swoje położenie, niekoniecznie umiejętnie. Inna przyczyną może być to, że podczas pobierania danych, zapisywane są te wpisy, których współrzędne znajdują się w określonym BBoxie lub gdy miasto znajduje się w BBoxie. Niestety zdarza się, iż tweet pobrany ze względu na poprawne miesto nie zgadza się z jego faktycznymi współrzędnymi.

Analiza uzyskanych danych oraz przeprowadzony proces klasteryzacji pokazały, iż lokalizacja obiektów na podstawie wpisów z serwisów społecznościowych daje przeciętne rezultaty. Duża część lotnisk została poprawnie znaleziona, jednakże w zbiorze wyjściowym są również obiekty niepożądane. Wynika to z faktu występowania wpisów o zadanych słowach kluczowych, znajdujących się poza żądanym obszarem badawczym oraz wpisów których położenie nie sąsiaduje z lotniskami.

Po przeprowadzeniu testowania różnych algorytmów klasteryzacji można stwierdzić, iż najlepszą metodą do lokalizacji obiektów jest metoda centroidów z kryterium odległościowym.

Można przyjąć, iż na podstawie geolokalizacji wpisów na serwisach społecznościowych, jesteśmy w stanie wskazać lokalizację poszukiwanych obiektów. Należy jednak dobrać odpowiednie i jednoznaczne słowa kluczowe, dostatecznie duży obszar testowy oraz długi czas kolekcjonowania danych, jak również odpowiednią metodę i technikę klasteryzacji. Niestety pośród wyselekcjonowanych obiektów zawsze znajdą się obiekty niepożądane. Pełna automatyzacja tego procesu nie jest możliwa..