weather

November 27, 2023

Xem qua thành phần của bộ dữ liệu chúng ta sẽ dùng để phân tích

```
[3]: events
```

```
[3]:
                          Events
     0
            Rain , Thunderstorm
     1
                            None
     2
                            None
     3
                            None
     4
                            None
     1314
                            None
     1315
                            None
     1316
                            None
     1317
                            None
     1318
                            None
     [1319 rows x 1 columns]
```

```
[4]: data
```

Ę.	4]:	TempAvgF	${\tt DewPointAvgF}$	${\tt HumidityAvgPercent}$	${\tt SeaLevelPressureAvgInches}$	\
	0	60	49	75	29.68	
	1	48	36	68	30.13	
	2	45	27	52	30.49	
	3	46	28	56	30.45	
	4	50	40	71	30.33	
	•••		•••	•••	•••	
	1314	89	67	54	29.97	
	1315	91	64	54	29.9	
	1316	92	64	51	29.86	
	1317	93	68	48	29.91	
	1318	88	61	43	29.97	

${\tt VisibilityAvgMiles~WindAvgMPH~PrecipitationSumInches}$

0	7	4	0.46
1	10	6	0
2	10	3	0
3	10	4	0
4	10	2	T
	•••	•••	•••
1314	10	5	0
1315	10	5	0
1316	10	4	0
1317	10	4	0
1010			
1318	10	4	0

[1319 rows x 7 columns]

Vẽ đồ thị thể hiện số lượng các sự kiện thời tiết đã xảy ra trong bộ dữ liệu

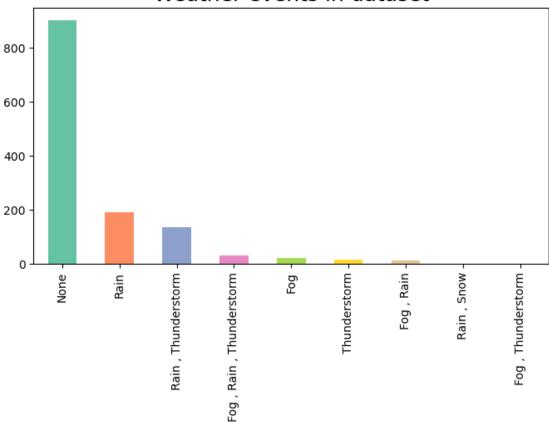
```
[5]: ax = events.Events.value_counts().plot(kind='bar', figsize=(8,4), color = plt.

cm.Set2(range(len(events.Events.unique()))))

ax.set_title("Weather events in dataset", fontsize=18)
```

[5]: Text(0.5, 1.0, 'Weather events in dataset')





Lọc ra những sự kiện thời tiết đơn lẻ

```
[6]: unique_events = set()
for value in events.Events.value_counts().index:
    splitted = [x.strip() for x in value.split(',')]
    unique_events.update(splitted)
unique_events
```

[6]: {'Fog', 'None', 'Rain', 'Snow', 'Thunderstorm'}

Gán giá trị True cho các sự kiện thời tiết xảy ra tương ứng với từng hàng, ngược lại thì False

```
[7]: def create_event_occurrence_df(events, unique_events):
    single_events = pd.DataFrame()
    for event_type in unique_events:
        event_occurred = events.str.contains(event_type)
        single_events = pd.concat([single_events, pd.DataFrame(data={event_type:
        event_occurred.values})], join='outer', axis=1)
    return single_events
```

```
single_events = create_event_occurrence_df(events.Events, unique_events)
single_events
```

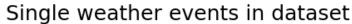
```
[7]:
          Thunderstorm
                        Snow
                               None
                                       Fog
                                            Rain
                  True False
                              False False
                                            True
                 False False
                                           False
    1
                               True False
    2
                 False False
                               True False
                                           False
    3
                                           False
                 False False
                               True False
    4
                 False False
                               True False
                                           False
    1314
                 False False
                               True False False
                 False False
    1315
                               True False False
    1316
                 False False
                               True False False
    1317
                 False False
                               True False False
    1318
                 False False
                               True False False
```

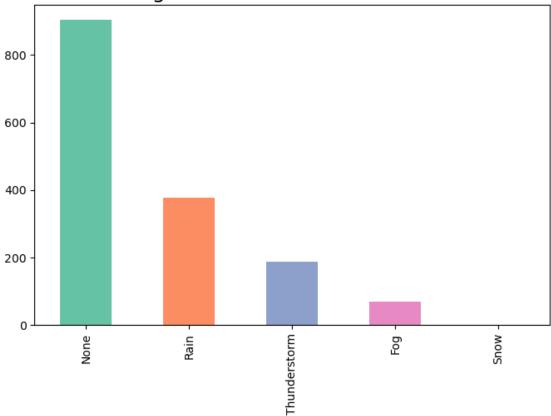
[1319 rows x 5 columns]

Vẽ đồ thị thể hiện số lượng của từng sự kiện thời tiết riêng lẻ trong bộ dữ liệu

```
[8]: ax = single_events.sum().sort_values(ascending=False).plot.bar(figsize=(8,5),__
color = plt.cm.Set2(range(len(events.Events.unique()))))
ax.set_title("Single weather events in dataset", fontsize=18)
```

[8]: Text(0.5, 1.0, 'Single weather events in dataset')





Trong bộ dữ liệu đang sử dụng, có thể thấy ở cột PrecipitationSumInches có các giá trị T bên cạnh những số cụ thể. Điều này có thể hiểu là vào ngày hôm đó có mưa nhưng không biết cụ thể là bao nhiêu.

```
[9]: precipitation = data[pd.to_numeric(data.PrecipitationSumInches,__
errors='coerce').isnull()].PrecipitationSumInches.value_counts()
precipitation
```

[9]: T 124

Name: PrecipitationSumInches, dtype: int64

Kiểm tra xem bộ dữ liệu được sử dụng có bao nhiều hàng không phải là số.

```
[10]: def isColumnNotNumeric(columns_of_interest, data):
    result = np.zeros(data.shape[0], dtype=bool)
    for column_name in columns_of_interest:
        result = result | pd.to_numeric(data[column_name], errors='coerce').
        isnull()
        return result
```

```
def getDataFrameWithNonNumericRows(dataFrame):
    return data[isColumnNotNumeric(columns_of_interest, data)]

non_numeric_rows_count = getDataFrameWithNonNumericRows(data).shape[0]

print("Non numeric rows: {0}".format(non_numeric_rows_count))
```

Non numeric rows: 134

Chuyển đổi các dòng có T trong cột PrecipitationSumInches thành số 0. Đồng thời, tạo một cột mới tên PrecipitationTrace để lưu trữ các giả trị T này (gán 1 cho những dòng có T, 0 cho những dòng còn lại)

[11]:	TempAvgF	${\tt DewPointAvgF}$	${\tt HumidityAvgPercent}$	${\tt SeaLevelPressureAvgInches}$	\
0	60	49	75	29.68	
1	48	36	68	30.13	
2	45	27	52	30.49	
3	46	28	56	30.45	
4	50	40	71	30.33	
5	48	36	63	30.4	
6	53	39	65	30.39	
7	51	39	64	30.17	
8	50	41	76	30.1	
9	40	26	60	30.33	

	VisibilityAvgMiles	${\tt WindAvgMPH}$	${\tt PrecipitationSumInches}$	${\tt PrecipitationTrace}$
0	7	4	0.46	0
1	10	6	0.00	0
2	10	3	0.00	0
3	10	4	0.00	0
4	10	2	0.00	1
5	9	3	0.00	0
6	9	1	0.00	1

7	10	2	0.00	1
8	10	5	0.00	0
9	10	5	0.00	0

Từ các output trên, có thể thấy, ngoài cột T thì có nhiều cột khác chứa giá trị không phải số và đã được chuyển thành null. Vì thế, phải cân nhắc xử lí để mô hình chay hiệu quả.

[12]: getDataFrameWithNonNumericRows(data)

[12]:		TempAvgF	${\tt DewPointAvgF}$	Humidit	yAvgPercent	SeaLevelPres	sureAvgInches	\
	174	79	_		75		29.95	
	175	92	_		77		29.93	
	176	83	_		-		29.9	
	177	84	_		72		29.99	
	596	89	_		65		_	
	597	90	_		62		_	
	598	90	_		-		_	
	638	82	63		60		29.96	
	639	84	64		57		29.95	
	741	46	33		60		30.48	
	742	45	34		77		30.42	
	953	88	73		66		29.97	
		Visibility	yAvgMiles Win	dAvgMPH	Precipitat		Precipitation	Trace
	174		-	4		0.0		0
	175		_	6		0.0		0
	176		_	9		0.0		0
	177		_	8		0.0		1
	596		_	-		0.0		0
	597		_	6		0.0		0
	598		-	-		0.0		0
	638		-	3		0.0		0
	639		-	4		0.0		0
	741		-	8		0.0		1

```
row_indices_for_missing_values = getDataFrameWithNonNumericRows(data).index.

values

data_prepared = data.drop(row_indices_for_missing_values)

events_prepared = single_events.drop(row_indices_for_missing_values)

print("Data rows: {0}, Events rows: {1}".format(data_prepared.shape[0],___

events_prepared.shape[0]))
```

0.2

0.0

0

0

2

6

Data rows: 1307, Events rows: 1307

742

953

Vì mô hình của học máy không giám sát nhóm sử dụng được chạy trên các dữ liệu dạng số. Vì thế, phải kiểm tra xem loại dữ liệu của các cột và ép kiểu nếu cần.

[14]: data_prepared.dtypes

[14]: TempAvgF int64 ${\tt DewPointAvgF}$ object HumidityAvgPercent object SeaLevelPressureAvgInches object VisibilityAvgMiles object WindAvgMPH object PrecipitationSumInches float64 PrecipitationTrace int32

dtype: object

[15]: data_prepared = data_prepared.apply(pd.to_numeric) data_prepared.dtypes

[15]: TempAvgF int64 DewPointAvgF int64 HumidityAvgPercent int64 SeaLevelPressureAvgInches float64 VisibilityAvgMiles int64 WindAvgMPH int64 PrecipitationSumInches float64 PrecipitationTrace int32

dtype: object

[16]: data_prepared

[16]:		TempAvgF	${\tt DewPointAvgF}$	${\tt HumidityAvgPercent}$	SeaLevelPressureAvgInches	\
	0	60	49	75	29.68	
	1	48	36	68	30.13	
	2	45	27	52	30.49	
	3	46	28	56	30.45	
	4	50	40	71	30.33	
	•••	•••	•••	•••	•••	
	1314	89	67	54	29.97	
	1315	91	64	54	29.90	
	1316	92	64	51	29.86	
	1317	93	68	48	29.91	
	1318	88	61	43	29.97	

	VisibilityAvgMiles	WindAvgMPH	PrecipitationSumInches	'
0	7	4	0.46	
1	10	6	0.00	
2	10	3	0.00	
3	10	4	0.00	
4	10	2	0.00	

	1314	10	5	0.00
	1315	10	5	0.00
	1316	10	4	0.00
	1317	10	4	0.00
	1318	10	4	0.00
	Dwooin	i+o+ionTmooo		
	0	itationTrace 0		
	1	0		
	2	0		
	3	0		
	4	1		
		_		
	 1314	 0		
	1315	0		
	1316	0		
	1317	0		
	1318	0		
	[1307 rows x	8 columns]		
		_		
]	Bắt đầu chuẩn	hóa dữ liệu để h	uấn luyện mô hình	
[17]·	from sklearn	import prepro	cessing	
[11].			d.values #returns a	numni arraii
			sing.MinMaxScaler()	wamp g array
		PP		
	data prepare	d = pd.DataFra	me(min max scaler.fi	t_transform(data_prepared),_
		_	olumns, index=data_p	
l		• •		-
[18]:	data_prepare	d.head()		
[40]	ш 4 -	D D : : 4 =	TI 111 A D	
[18]:	TempAvgF			
	0 0.484375	0.602941	0.685714	0.109244
	1 U /4hx/h	U 411/nh	U 585/14	U 48/395

[18] [18] 1 0.296875 0.411765 0.585714 0.487395 2 0.250000 0.279412 0.789916 0.357143 3 0.265625 0.294118 0.414286 0.756303 4 0.328125 0.470588 0.628571 0.655462 ${\tt PrecipitationTrace}$ VisibilityAvgMiles WindAvgMPH PrecipitationSumInches 0 0.625 0.272727 0.088462 0.0 1.000 0.0 1 0.454545 0.000000 2 1.000 0.181818 0.000000 0.0 1.000 3 0.272727 0.000000 0.0 4 1.000 0.090909 0.000000 1.0

[19]: events_prepared.head()

```
Γ197:
       Thunderstorm Snow
                           None
                                        Rain
                                  Fog
     0
               True False False False
                                        True
     1
              False False
                          True False False
     2
              False False True False False
              False False True False False
     3
              False False
                           True False False
```

Chia dữ liệu thành 2 tập riêng biệt để huấn luyện và kiểm thử

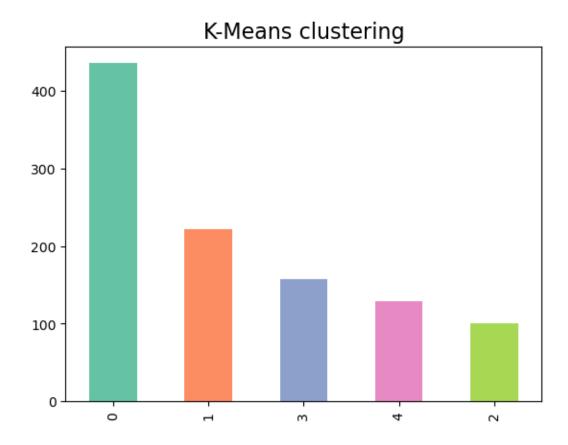
```
[21]: #hàm gán tên từng sư kiên với tên các cum tương ứng
      def create cluster mapping(events prepared, resultDf):
          event_names_ordered = events_prepared.sum().sort_values(ascending=False).
       ⊣index
          clusters_ordered = resultDf.iloc[:,0].value_counts().index
          cluster_category_mapping = {}
          clusters_count = len(clusters_ordered)
          for i in range(clusters_count):
              cluster_category_mapping.update({clusters_ordered[i]:
       ⇒event_names_ordered[i]})
          return cluster_category_mapping
      #xem giá tri dự đoán có đúng vs gtri thực tế
      def check_accuracy(X, y):
          comparison = X == y
          val_counts = comparison.all(axis=1).value_counts()
          percentageCorrect = val_counts.at[True] / X.shape[0] * 100
          return percentageCorrect
      y_train_col_ordered = y_train.reindex(sorted(y_train.columns), axis=1)
```

Sử dụng những thuật toán phân cụm và so sánh với kết quả thực tế. Từ đó, đưa ra thuật toán cho kết quả gần với thực tế nhất.

```
[22]: from sklearn.cluster import KMeans
   warnings.filterwarnings("ignore")
   kmeans = KMeans(n_clusters=clusters_count).fit(X_train)
   resultDf1 = pd.DataFrame(kmeans.labels_)
   resultDf1.index = X_train.index
```

```
ax = resultDf1.iloc[:,0].value_counts().plot.bar(color = plt.cm.
    Set2(range(len(events.Events.unique()))))
ax.set_title("K-Means clustering", fontsize=16)
```

[22]: Text(0.5, 1.0, 'K-Means clustering')



```
[23]: resultDf1.replace(create_cluster_mapping(y_train, resultDf1), inplace=True)
result_kmean = create_event_occurrence_df(resultDf1[0], unique_events)
result_kmean.index = resultDf1.index
result_kmean.reindex(sorted(result_kmean.columns), axis=1)
result_kmean.sort_index()
```

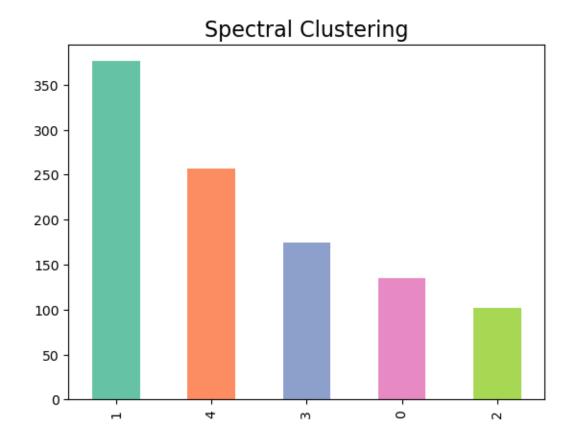
```
[23]:
           Thunderstorm
                         Snow
                                None
                                        Fog
                                             Rain
     0
                   True False False False
                                            False
     1
                  False False False
                                            False
                                       True
                  False False False
     2
                                       True False
     3
                  False False False
                                       True False
                  False
                         True False False
                                            False
                           •••
                  False False
                                True False
                                            False
     1312
                         True False False False
     1313
                  False
```

```
False False True False False
False False True False False
False False True False False
```

[1045 rows x 5 columns]

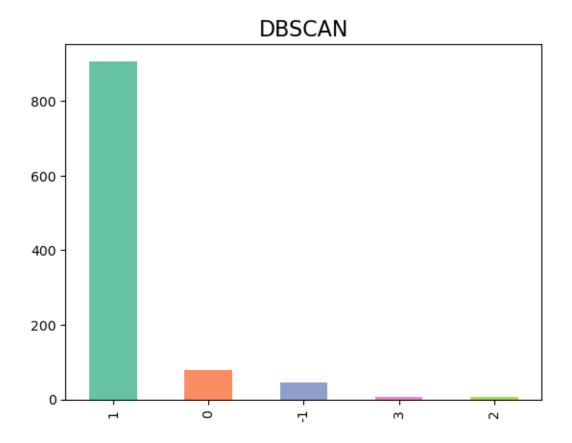
```
[24]: result_kmean = result_kmean.reindex(sorted(result_kmean.columns), axis=1)
a = check_accuracy(result_kmean.sort_index(), y_train_col_ordered.sort_index())
```

[25]: Text(0.5, 1.0, 'Spectral Clustering')



```
[26]: resultDf2.replace(create_cluster_mapping(y_train, resultDf2), inplace=True)
     result_spectral = create_event_occurrence_df(resultDf2[0], unique_events)
     result_spectral.index = resultDf2.index
     result_spectral.reindex(sorted(result_spectral.columns), axis=1)
     result_spectral.sort_index()
[26]:
           Thunderstorm
                         Snow
                                None
                                        Fog
                                             Rain
     0
                  False False False
                                       True False
                   True False False False
     1
     2
                   True False False False
                   True False False False
     3
                  False
     4
                         True False False False
     1312
                  False False False
                                             True
                         True False False False
     1313
                  False
     1315
                  False False True False False
     1316
                  False False True False False
     1317
                  False False True False False
     [1045 rows x 5 columns]
[27]: result_spectral = result_spectral.reindex(sorted(result_spectral.columns),_
      ⇒axis=1)
     b = check_accuracy(result_spectral.sort_index(), y_train_col_ordered.
      ⇔sort_index())
[28]: from sklearn.cluster import DBSCAN
     dbscan = DBSCAN(eps=0.25, min_samples=4).fit(X_train)
     resultDf3 = pd.DataFrame(dbscan.labels_)
     resultDf3.index = X_train.index
     ax = resultDf3.iloc[:,0].value_counts().plot.bar(color = plt.cm.
       ⇔Set2(range(len(events.Events.unique()))))
     ax.set_title("DBSCAN", fontsize=16)
```

[28]: Text(0.5, 1.0, 'DBSCAN')

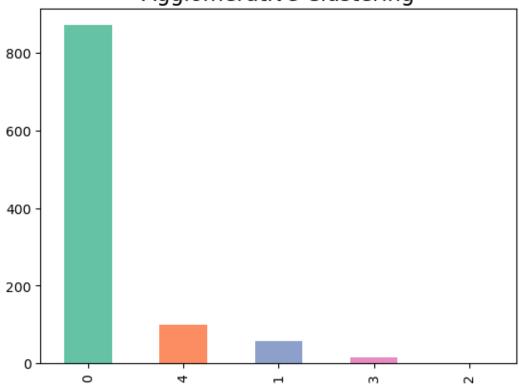


```
[29]: resultDf3.replace(create_cluster_mapping(y_train, resultDf3), inplace=True)
    result_dbscan = create_event_occurrence_df(resultDf3[0], unique_events)
    result_dbscan.index = resultDf3.index
    result_dbscan.reindex(sorted(result_dbscan.columns), axis=1)
    result_dbscan.sort_index()
```

[29]:		Thunderston		5	Snow	No	ne	Fog	3	Rain
	0		False	Fa	alse	Tr	ue	False	9	False
	1		False	Fa	alse	Tr	ue	False	9	False
	2		False	Fa	alse	Tr	ue	False	9	False
	3		False	Fa	alse	Tr	ue	False	9	False
	4		False	7	True	Fala	se	False	Э	False
	•••		•••		•••			•••		
	1312		False	Fa	alse	Tr	ue	False	Э	False
	1313		False	Fa	alse	Fala	se	False	Э	True
	1315		False	Fa	alse	Tr	ue	False	Э	False
	1316		False	Fa	alse	Tr	ue	False	Э	False
	1317		False	Fa	alse	Tr	ue	False	Э	False

[1045 rows x 5 columns]

Agglomerative Clustering



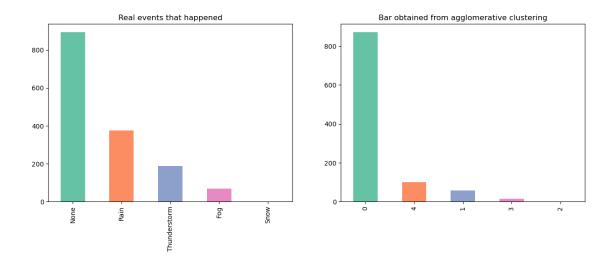
```
[32]: resultDf4.replace(create_cluster_mapping(y_train, resultDf4), inplace=True)
result_agglo = create_event_occurrence_df(resultDf4[0], unique_events)
result_agglo.index = resultDf4.index
result_agglo.reindex(sorted(result_agglo.columns), axis=1)
result_agglo.sort_index()
```

```
[32]:
           Thunderstorm
                          Snow
                                 None
                                         Fog
                                               Rain
     0
                  False False
                                 True False False
     1
                  False False
                                 True False
                                              False
     2
                  False False
                                 True False False
     3
                  False False
                                 True False False
     4
                  False False False
                                               True
     1312
                  False False
                                 True False False
                  False False False
     1313
                                              True
     1315
                  False False
                                 True False
                                              False
     1316
                  False False
                                 True False
                                              False
     1317
                  False False
                                 True False False
     [1045 rows x 5 columns]
[33]: result_agglo = result_agglo.reindex(sorted(result_agglo.columns), axis=1)
     d = check_accuracy(result_agglo.sort_index(), y_train_col_ordered.sort_index())
[34]: accuracy_df = {'K-means': a, 'Spectral': b, 'DBSCAN': c, 'Agglomerative': d}
     accuracy_df = pd.DataFrame(accuracy_df, index = ['Accuracy'])
     accuracy df
[34]:
                K-means
                          Spectral
                                       DBSCAN
                                               Agglomerative
     Accuracy 32.91866 30.143541 66.028708
                                                   66.985646
     Có thể thấy, thuật toán phân cum Agglomerative đem lai kết quả phân cum gần với thực tế nhất.
[35]: fig, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(15, 5))
     events_prepared.sum().sort_values(ascending=False).plot.bar(ax=ax[0],_
       stitle="Real events that happened", color = plt.cm.Set2(range(len(events.

→Events.unique()))))
     resultDf.iloc[:,0].value_counts().plot.bar(ax=ax[1], title="Bar obtained fromu
       agglomerative clustering", color = plt.cm.Set2(range(len(events.Events.
```

[35]: <Axes: title={'center': 'Bar obtained from agglomerative clustering'}>

unique()))))



Thực hiện gán tên cụm vào tên sự kiện thời tiết tương ứng. Sau đó, sử dụng lý thuyết phân cụm của thuật toán Agglomerative để xem rằng liệu 1 ngày có thể có 2 sự kiện thời tiết hay không.

```
[36]:
     cluster_category_mapping = create_cluster_mapping(y_test, resultDf)
[37]: #toa đô tâm từng cum
      cluster_centers_mapping = {}
      for key in cluster_category_mapping:
          cluster_indices = resultDf.loc[resultDf[0] == key].index
          cluster_data = X_train.iloc[cluster_indices]
          mean = cluster_data.mean(axis=0).values
          #print("\n" + cluster_category_mapping[key])
          #print(mean)
          cluster_centers_mapping.update({key:mean})
      cluster_centers_mapping
[37]: {0: array([0.66684626, 0.71558485, 0.53737274, 0.39408867, 0.92715517,
              0.36185998, 0.01333112, 0.
       4: array([0.66259282, 0.7603378, 0.62192362, 0.39995008, 0.9220297,
              0.39423942, 0.
                                    , 1.
       1: array([0.37553879, 0.59077079, 0.81453202, 0.46479281, 0.47844828,
              0.40125392, 0.06999337, 0.
                                                ]),
       3: array([0.690625 , 0.88431373, 0.85142857, 0.28403361, 0.46666667,
              0.44242424, 0.59641026, 0.
       2: array([0.015625 , 0.05882353, 0.3
                                                   , 0.83193277, 1.
              0.36363636, 0.
                                                ])}
                                    , 1.
[38]: #tính khoảng cách từ 1 điểm đến tâm từng cum
      def get_distances_from_cluster(data_frame):
          cluster_distance = np.zeros((data_frame.shape[0], clusters_count))
          #khoảng cách euclidean
```

```
for i in range(data_frame.shape[0]):
    for key in cluster_category_mapping:
        dist = np.linalg.norm(data_frame.iloc[[i]].

values[0]-cluster_centers_mapping[key])
    cluster_distance[i,key] = dist
        #print(dist)

column_names = [cluster_category_mapping[k] for k in_u
cluster_category_mapping]
    #column_names

return pd.DataFrame(cluster_distance, index=data_frame.index,u
columns=column_names)

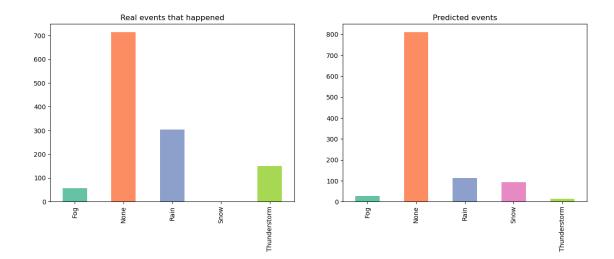
distancesDf = get_distances_from_cluster(X_train)
distancesDf.sort_index().head()
```

```
[38]: None Rain Thunderstorm Fog Snow
0 0.503997 0.439705 1.530869 0.701142 1.120684
1 0.504285 0.608979 1.188391 1.063296 1.128684
2 0.768810 0.867572 1.068494 1.329796 1.294182
3 0.705968 0.799183 1.070004 1.269659 1.251355
4 1.153381 1.208659 0.693316 1.501303 0.599369
```

```
[39]: def classify_events(distances_dataFrame):
    return distances_dataFrame.apply(lambda x: x<x.min()*1.01, axis=1)
```

Đánh giá mô hình phân cụm dựa trên tỷ lệ giữa số dòng dự báo đúng và tổng số dòng của 2 tập X train và X test

Chỉ số Accuracy của mô hình là 64.97607655502392



```
distancesDf = get_distances_from_cluster(X_test)
classification_result = classify_events(distancesDf)

X_test_col_ordered = classification_result.reindex(sorted(classification_result.columns), axis=1)

y_test_col_ordered = y_test.reindex(sorted(y_train.columns), axis=1)

a = check_accuracy(X_test_col_ordered, y_test_col_ordered)

fig, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(15, 5))

y_test_col_ordered.sum().plot.bar(ax=ax[0], title="Real events that happened",u
color = plt.cm.Set2(range(len(events.Events.unique()))))

X_test_col_ordered.sum().plot.bar(ax=ax[1], title="Predicted events", color =u
color.Set2(range(len(events.Events.unique()))))

print(f'Chi số Accuracy của mô hình là {a}')
```

Chỉ số Accuracy của mô hình là 70.22900763358778

