1. Significant earthquakes since 2150 B.C.

1.1 在 Significant Earthquake Database 中下载 earthquakes-2025-10-29_21-06-00_+0800.tsv，使用 pandas.read_csv 读取文件，然后根据题目要求，按国家分组求和并排序，最后打印死亡人数前十名的国家及总数（先做了一个 Nan 的填充，防止出错，将 Nan 值填充为 0）。

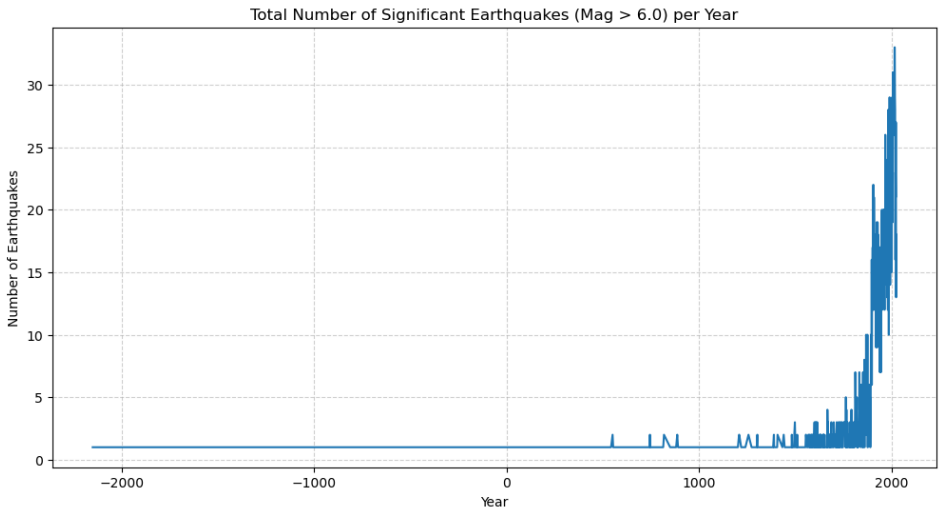
Result：

```
deaths_by_country = Sig_Eqs.fillna({'Total Deaths': 0})
top_10_deaths = deaths_by_country.groupby('Country')['Total Deaths'].sum().sort_values(ascending=False).head(10)

print(top_10_deaths)
```

```
Country
CHINA         2106524.0
TURKEY        1008863.0
IRAN           761654.0
SYRIA          487726.0
ITALY          423280.0
HAITI          323782.0
JAPAN          319443.0
AZERBAIJAN     319251.0
INDONESIA      282838.0
ARMENIA        189000.0
Name: Total Deaths, dtype: float64
```

1.2 检查 'Mag'(震级) 和 'Year'(年份) 两列，删除有 Nan 的数据。筛选大于 6 级地震的数据，存储在 mag_gt_6 变量中，再进行分组并计数。

Result：



由图可得：记录到的地震数量呈明显上升趋势，尤其是在近一百年内。

但这并不代表地震发生的实际频率增加了，可能存在以下情况：

监测技术：全球地震监测台站的建立和技术的进步，使得我们能检测到更多

地震。

记录保存：历史记录不完整，越久远的地震（尤其是发生在中等强度或偏远地区的）越不容易被记录下来。

1.3 定义函数 CountEq_LargestEq：接受两个输入参数：df (完整的地震数据表) 和 country_name (国家名)，按题目要求实现代码：找出这个国家所有（带震级的）地，会计算这些地震的总次数 (total_count)，并找出震级最大 (idxmax()) 的那一行。

通过一个循环，遍历这 tsv 文件中的每一个国家，并对每个国家都调用一次 CountEq_LargestEq 函数。将函数返回的结果（国家名、总次数、最大地震日期）收集到一个 results 列表中。循环结束后，将这个列表转换为一个新的 pandas 数据表 (results_df)，并立即按照 'TotalEarthquakes'（地震总次数）这一列进行降序排序。

Result：

	Country	TotalEarthquakes
14	CHINA	592
33	JAPAN	361
70	INDONESIA	340
7	IRAN	263
54	USA	229
9	TURKEY	224
3	GREECE	181
50	PERU	157
58	CHILE	148
15	RUSSIA	148
51	MEXICO	144
68	PHILIPPINES	142
5	ITALY	105
88	PAPUA NEW GUINEA	99
74	TAIWAN	98
8	INDIA	86
64	COLOMBIA	68
98	NEW ZEALAND	66
109	SOLOMON ISLANDS	62
22	AFGHANISTAN	62
61	ECUADOR	58
104	VANUATU	57
20	PAKISTAN	44
45	ALGERIA	39
63	GUATEMALA	37
16	ALBANIA	35
53	VENEZUELA	30
66	COSTA RICA	29
49	MYANMAR (BURMA)	29
113	TAJIKISTAN	28
73	NICARAGUA	28
80	ARGENTINA	28
105	NEW CALEDONIA	28
65	EL SALVADOR	25
103	AUSTRALIA	24
83	USA TERRITORY	23
111	KERMADEC ISLANDS (NEW ZEALAND)	23
102	TONGA	21
21	SOUTH KOREA	21
69	PANAMA	20
41	NEPAL	19

	LargestEarthquakeYear
14	1668.0
33	2011.0
70	2004.0
7	856.0
54	1964.0
9	1939.0
3	365.0
50	1716.0
58	1960.0
15	1952.0
51	1787.0
68	1897.0
5	1915.0
88	1919.0
74	1920.0
8	1950.0
64	1826.0
98	1826.0
109	1977.0
22	1909.0
61	1906.0
104	1913.0
20	1945.0
45	1980.0
63	1942.0
16	1893.0
53	1530.0
66	1950.0
49	1912.0
113	1907.0
73	1898.0
80	1894.0
105	1875.0
65	1776.0
103	1989.0
83	1902.0
111	1986.0

2.Wind speed in Shenzhen from 2010 to 2020

第一步是将 WND 列拆分为独立的字段：风向、风向质量、风类型、风速和风速质量。

随后，应用了以下过滤步骤：

1. 质量码检查： 代码同时检查“风向质量码”（WND 列的第 2 个值）和“风速质量码”（第 5 个值）。一条记录只有在这两个质量码同时为可接受的代码（即 '0', '1', '4', '5', 或 '9' 之一）时才会被保留。任何一个字段的质量码如果为“可疑” ('2', '6') 或“错误” ('3', '7')，该整条记录都将被丢弃。

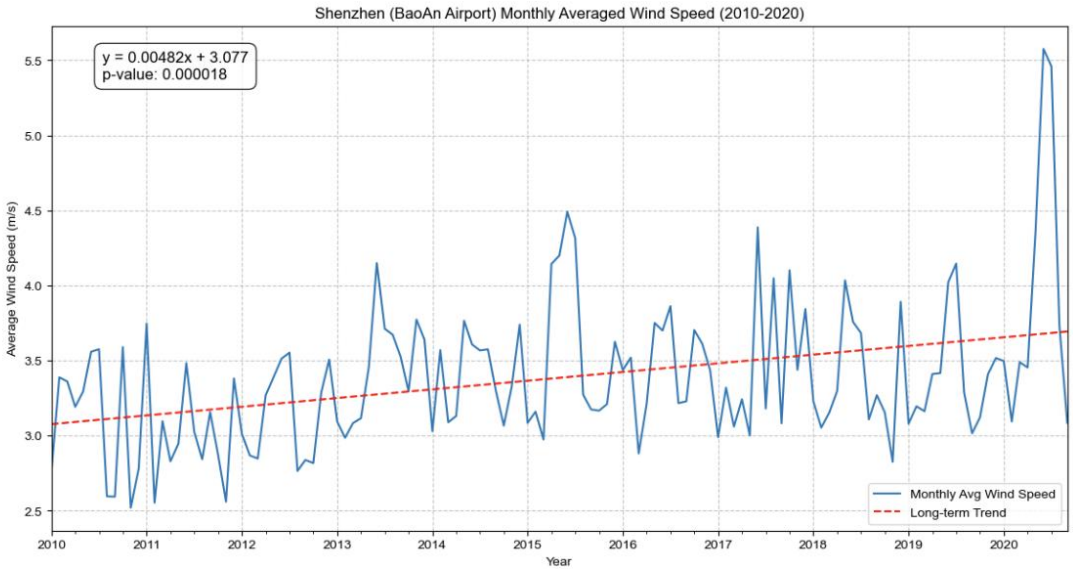
2. 风类型码检查： 代码包含了一个 OR (或) 条件，用于处理指南中提到的特殊静风情况。如果一条记录的“风类型码”为 '9' 且其“风速”为 0 (来自"0000")，那么即使它的质量码不符合标准（例如，风向质量码可能是'9'），这条记录也会被视为有效的静风记录并保留下来。

3. 风向合理性检查： 此步骤已包含在步骤 1 的质量码检查中。根据指南，如果风类型为 'V' (Variable)，风向为 999 是合理的，此时其风向质量码应为 '1' 或 '5' 等有效代码，该记录会被保留。如果风类型不是 'V' 但风向为 999，这将被视为一个错误，其质量码（很可能是 '3' 或 '7'）会导致该行在步骤 1 中被丢弃。

4. 风速缺失值检查： 代码会检查原始风速值。所有风速为 9999（指南中定义的缺失标识）的记录，都会在转换为数字时被视为空值 (NaN)，并从分析中排除。

5. 数据转换和范围验证： 最后，原始风速文本（如 "0020"）被转换为数字。此转换过程（以及对 9999 的排除）确保了数据落在 0000-0900 的有效范围内。根据指南的缩放因子要求，所有有效的风速值都会除以 10，以得到米/秒 (m/s) 为单位的最终风速，用于后续的绘图和趋势计算。

Result：



尽管风速有强烈的季节性波动（每年冬高夏低），但在 2010 年至 2020 年期间，深圳宝安机场的月平均风速显示出一个显著的长期上升趋势。

3.Explore a data set

3.1 本题使用的数据是 Cooley 等基于 ICESat-2 激光测高任务得到的全球湖泊水位数据（2018.10-2022.07），使用 read_csv 和 shape 读取并展示该 CSV 数据的行列数和各字段名称。

```
行数 (Rows): 227386
列数 (Columns): 27
   id   Latitude   Longitude      Area     Type  Oct2018     Nov2018  \
0   1  77.912613  -23.634773  0.666206  Natural      NaN         NaN
1   2  77.892250  -23.822008  0.108693  Natural      NaN  928.545349
2   3  77.868866  -20.779461  0.315888  Natural      NaN         NaN
3   4  77.843330 -110.950310  0.598154  Natural      NaN   -3.412109
4   5  77.831947  -20.891270  0.355333  Natural      NaN         NaN

      Dec2018     Jan2019   Feb2019  Mar2019     Apr2019     May2019  \
0  775.671814         NaN       NaN      NaN         NaN         NaN
1         NaN  928.693787       NaN      NaN         NaN  928.926147
2         NaN         NaN       NaN      NaN   90.351400         NaN
3   -3.328942         NaN -3.199217      NaN         NaN   -3.154937
4         NaN         NaN       NaN      NaN  171.377846  171.282623

    Jun2019     Jul2019  Aug2019   Sep2019     Oct2019     Nov2019   Dec2019  \
0       NaN         NaN      NaN       NaN         NaN  772.795502       NaN
1       NaN         NaN      NaN       NaN         NaN         NaN       NaN
2       NaN   89.984301      NaN       NaN   89.826809         NaN       NaN
3 -3.167234         NaN      NaN -3.637697         NaN         NaN -3.448276
4       NaN  170.826790      NaN       NaN  171.002904  170.972336       NaN

   Jan2020     Feb2020   Mar2020     Apr2020  May2020   Jun2020  Jul2020
0      NaN         NaN       NaN         NaN      NaN       NaN      NaN
1      NaN  927.205017       NaN         NaN      NaN       NaN      NaN
2      NaN         NaN       NaN  90.550261      NaN       NaN      NaN
3      NaN   -3.323550 -3.277608         NaN      NaN -3.353647      NaN
4      NaN         NaN       NaN         NaN      NaN       NaN      NaN
```

由于原数据包含全球数十万个湖泊这里考虑展示超大湖泊，筛选出面积字段大于 10000 的数据（共筛选出 15 个湖泊）。

```python
#挑出面积大于10000的数据
df_lakes = df[df['Area'] > 10000]
print(len(df_lakes))
print(df_lakes)
```

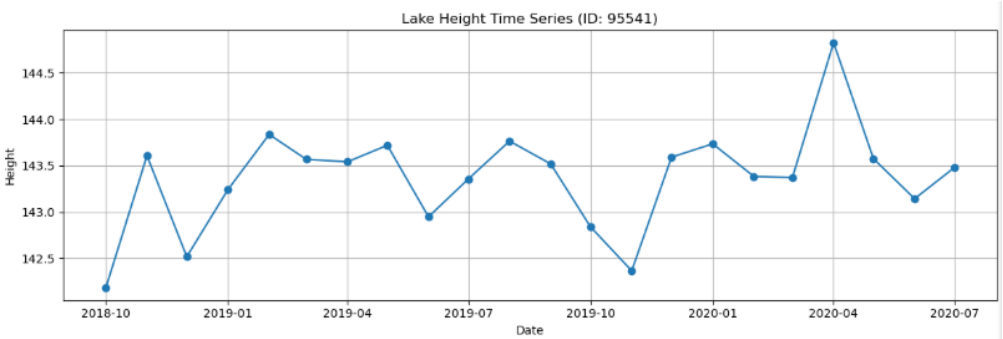
转为数字格式使用 isnull 读取缺失值，为保证后面序列图较为完整，考虑采用简单的插值进行填充（使用简单的线性插值，边缘的直接使用最近月份填充）

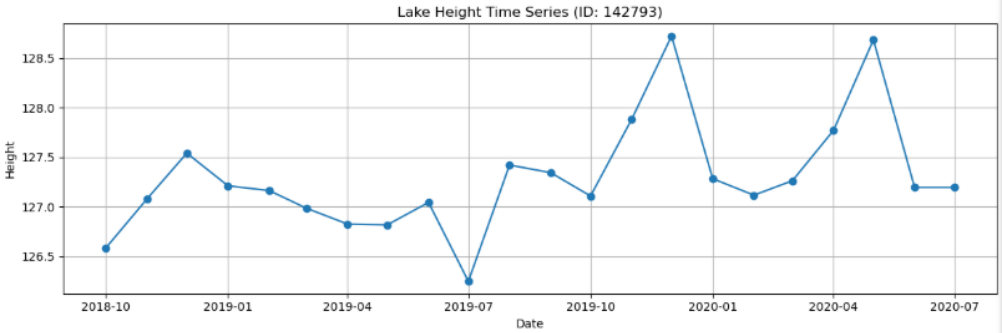
Result：

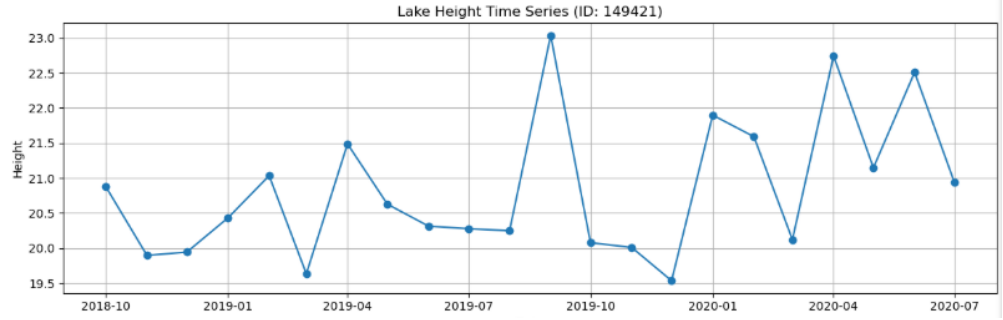
```
转换为数字格式后，所有月份列中总共有 25 个 NaN 值。
线性插值完成。
边缘填充完成。
插值和边缘填充后，所有月份列中剩余 0 个 NaN 值。

--- 3.1 (宽格式) 插值完成 ---
插值后数据预览 (df_cleaned):
            id   Latitude   Longitude          Area       Type     Oct2018  \
95540    95541  66.170349 -123.098793  22622.509073    Natural  142.182180
142792  142793  61.623337 -114.189430  26039.404469    Natural  126.583547
149420  149421  60.752140   31.949997  17116.098144  Reservoir   20.877350
191046  191047  53.086105  -98.453865  24827.936811  Reservoir  184.391208
193605  193606  52.548405  106.370277  31951.020835  Reservoir  421.951141

          Nov2018     Dec2018     Jan2019     Feb2019     Mar2019  \
95540   143.606663  142.518844  143.242034  143.835225  143.567022
142792  127.078623  127.541004  127.211344  127.163485  126.985538
149420   19.895657   19.942883   20.431718   21.033176   19.634016
191046  184.288714  184.278557  185.391982  187.286412  186.097685
193605  418.897403  419.534525  419.740347  417.782043  417.859833

          Apr2019     May2019     Jun2019     Jul2019     Aug2019  \
95540   143.540918  143.718724  142.948381  143.356049  143.763718
142792  126.825382  126.817694  127.043706  126.247117  127.421238
149420   21.487126   20.627504   20.313654   20.277207   20.247953
191046  184.908958  189.195905  185.168013  186.473242  187.778471
193605  420.148443  421.285627  417.424483  420.437762  423.451042

          Sep2019     Oct2019     Nov2019     Dec2019     Jan2020  \
95540   143.518135  142.839623  142.367170  143.590946  143.734313
142792  127.344134  127.108449  127.883572  128.722741  127.283182
149420   23.034639   20.076752   20.009856   19.534496   21.897986
191046  183.776223  184.775945  184.567415  185.127782  185.498128
193605  419.351915  420.813239  419.347108  418.628769  420.761242

          Feb2020     Mar2020     Apr2020     May2020     Jun2020     Jul2020
95540   143.383112  143.370858  144.823421  143.574838  143.143247  143.478931
142792  127.117013  127.262662  127.772008  128.684613  127.195734  127.195734
149420   21.590687   20.121696   22.742567   21.146817   22.509172   20.937564
191046  185.436180  185.711409  186.486258  187.740797  184.656055  186.586935
193605  417.469236  417.501212  418.777261  418.502194  418.323616  421.978538
```

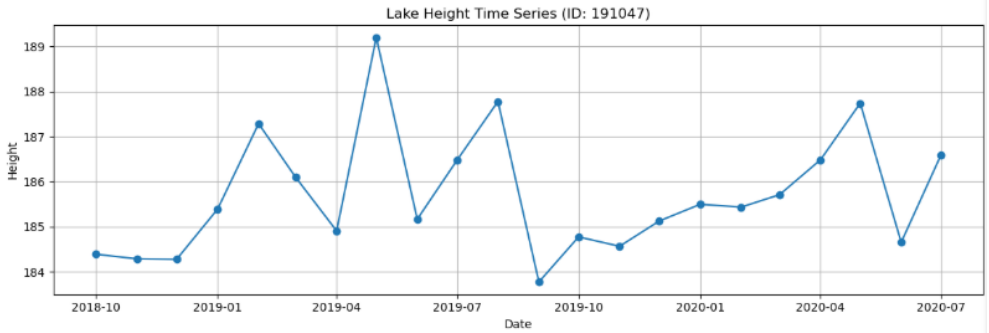
3.2 该数据与多维数据不同，直接将各月水位数据作为列，所以除去前五列信息外后面为时间及其对应的水位。读取后面的列名转化为时间格式，挑选了前五个湖泊绘制它们的水位时间序列图。

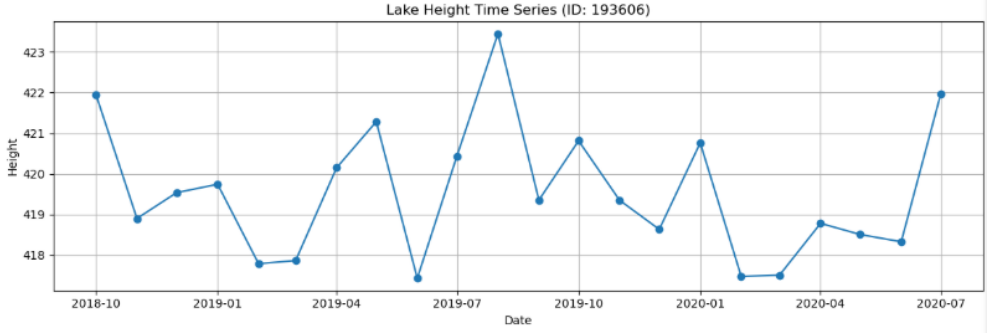
Result：


Lake Height Time Series (ID: 95541)
Height
Date
144.5
144.0
143.5
143.0
142.5
2018-10
2019-01
2019-04
2019-07
2019-10
2020-01
2020-04
2020-07


Lake Height Time Series (ID: 142793)
Height
Date
128.5
128.0
127.5
127.0
126.5
2018-10
2019-01
2019-04
2019-07
2019-10
2020-01
2020-04
2020-07


Lake Height Time Series (ID: 149421)
Height
23.0
22.5
22.0
21.5
21.0
20.5
20.0
19.5
2018-10
2019-01
2019-04
2019-07
2019-10
2020-01
2020-04
2020-07


Lake Height Time Series (ID: 191047)
Height
Date
189
188
187
186
185
184
2018-10
2019-01
2019-04
2019-07
2019-10
2020-01
2020-04
2020-07


Lake Height Time Series (ID: 193606)
Height
Date
423
422
421
420
419
418
2018-10
2019-01
2019-04
2019-07
2019-10
2020-01
2020-04
2020-07

3.3 统计了全球 15 个超大湖泊在 2018.10 至 2022.07 间的水位最大值、最小值、有效观测月份个数、均值、中位数、标准差以及月均变化率。

Result：

```
--- 3.3 统计检查结果 (所有行) ---
            id   Latitude   Longitude           Area       Type          Max  \
95540    95541  66.170349 -123.098793   22622.509073    Natural   144.823421
142792  142793  61.623337 -114.189430   26039.404469    Natural   128.722741
149420  149421  60.752140   31.949997   17116.098144  Reservoir    23.034639
191046  191047  53.086105  -98.453865   24827.936811  Reservoir   189.195905
193605  193606  52.548405  106.370277   31951.020835  Reservoir   423.451042
207673  207674  47.537960  -87.010521   70418.379664  Reservoir   147.434461
208715  208716  46.965714  -91.424416   11451.130547  Reservoir   154.541555
209353  209354  46.598183   76.393738   16544.870734    Natural   295.824089
211174  211175  45.478054  -83.532387  116096.987982  Reservoir   140.626729
213100  213101  43.720364  -77.652008   19230.172780  Reservoir    39.354362
213962  213963  42.009071  -81.920372   21434.902813    Natural   138.961023
222417  222418  -1.181953   33.516998   62549.175393  Reservoir  1120.151181
223311  223312  -5.638087   29.667446   20303.874173    Natural   760.488525
223518  223519  -8.145950   30.798113   12254.016935    Natural   758.014491
224013  224014 -13.890139   34.932316   27466.892302    Natural   461.083163

                Min         Mean       Median   Std_Dev  Valid_Count  \
95540    142.182180   143.368380   143.498533  0.562945           21
142792   126.247117   127.294933   127.195734  0.577032           21
149420    19.534496    20.835022    20.529611  1.006288           22
191046   183.776223   185.710103   185.414081  1.371056           20
193605   417.424483   419.543954   419.349512  1.657880           21
207673   145.804186   146.493255   146.505760  0.428066           22
208715   151.432947   152.795354   152.791133  0.714511           21
209353   294.276296   295.131347   295.237609  0.427453           21
211174   139.480956   140.062314   139.948342  0.310825           22
213100    36.993446    38.499145    38.471362  0.626550           21
213962   137.947904   138.424009   138.413090  0.259146           22
222417  1117.689011  1118.634144  1118.691611  0.691110           21
223311   756.672691   758.147079   757.846375  1.062593           15
223518   754.710419   756.305563   756.355385  0.877181           18
224013   455.817261   458.308071   458.156919  1.292420           17

        Avg_Month_Change
95540           0.027258
142792          0.046761
149420          0.063488
191046          0.042735
193605         -0.030518
207673          0.007528
208715         -0.009785
209353          0.005998
211174          0.008148
213100          0.039676
213962          0.020512
222417          0.076114
223311         -0.014642
223518          0.012172
224013          0.035992
```