

# Introduction

Puisque le "Big data" est un élément principal du monde de data science, j'ai décidé de regarder les moyens différents pour traiter les jeux de données qui sont trop grands pour être chargés en la mémoire de mon laptop.

Ce notebook est le premier d'une série où je regarde des grands jeux de données, et cette fois-ci j'utiliserai le paramètre `chunksize` de la méthode `read_csv` de pandas pour traiter un fichier de grande taille.

## Description du jeu de données

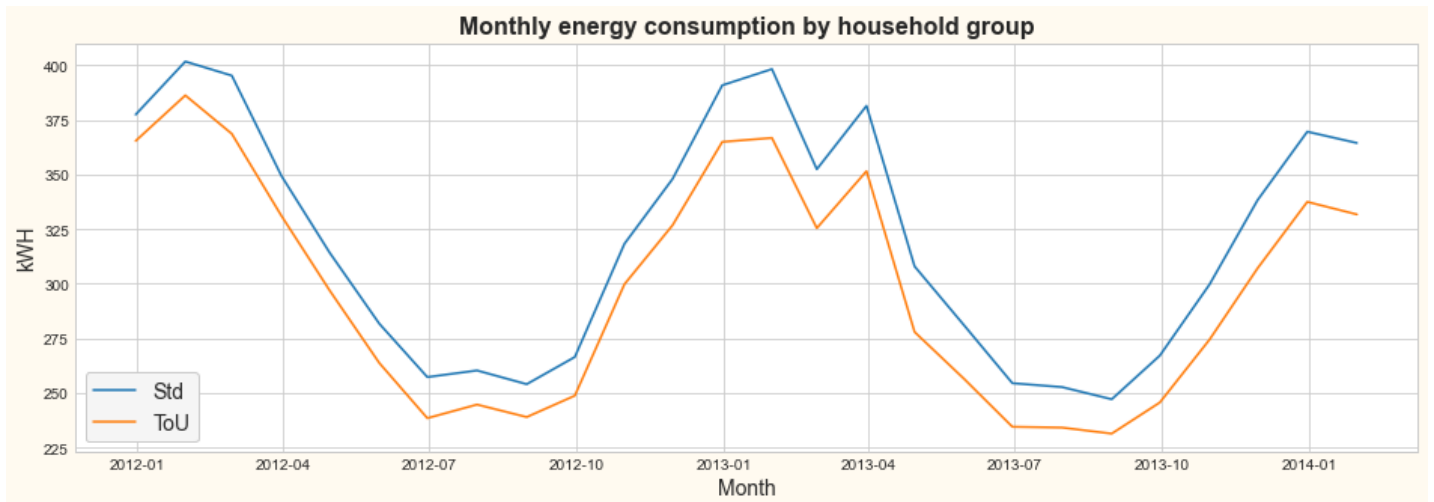
On se servira du jeu de données des [Données de consommation d'énergie des résidences muni de SmartMeter à Londres](#), qui contient, selon le site web:

Des relevés de consommation d'énergie pour un échantillon de 5 567 résidences à Londres qui ont participé au projet de Low Carbon London (géré par UK Power Networks) entre novembre 2011 et février 2014.

Les résidences étaient divisées en deux groupes:

- Celles qui ont reçu des tarifs d'énergie Dynamic Time of Use (dTou) (décrit "Haut", "Moyen", ou "Bas") la veille du jour où le prix allait être appliqué.
- Celles qui étaient soumises au tarif Standard.

## Résultats



Les résultats montrent la variation saisonnière attendue et une différence nette entre les deux groupes, qui suggère qu'une connaissance du prix d'énergie aide à réduire la consommation de l'énergie.

Le reste du notebook montre comment le diagramme était produit des données brutes.

## Accéder les données

On peut télécharger les données sous forme de fichier zip qui contient un fichier csv de 167 million lignes. Si la commande `curl` ne fonctionne pas (il faudra un certains temps puisque c'est un fichier de 800MB), vous pouvez télécharger le fichier [ici](#) et le mettre dans le dossier `data` qui se trouve dans le dossier où ce notebook est sauvegardé.

```
In [ ]: !curl "https://data.london.gov.uk/download/smartmeter-energy-use-data-in-london-households/3527bf39-d93e-4071-8451-df2ade1ea4f2/LCL-FullData.zip" --location -o "data/LCL-FullData.zip"
```

Ensuite on décompresse les données. Il faudra peut-être un certain temps! Vous pouvez également le décompresser manuellement en utilisant un autre logiciel de décompression. Assurez-vous simplement que vous mettez le fichier décompressé dans un dossier qui s'appelle `data` dans le dossier où votre notebook est sauvegardé.

```
In [1]: !unzip "data/LCL-FullData.zip" -d "data"

Archive:  data/LCL-FullData.zip
  inflating: data/CC_LCL-FullData.csv
```

## Examiner les données

```
In [2]: import pandas as pd
```

La méthode conventionnelle pour charger le fichier csv serait `data = pd.read_csv('data/CC_LCL-FullData.csv')`, mais vu la taille du fichier de 8GB ce n'est pas faisable pour mon ordinateur. Donc à la place on va utiliser le paramètre `chunksize` qui charge les données par tranche ("chunk"). Chaque tranche contient le nombre précisé de lignes (sauf la dernière tranche). Les tranches sont identifiées comme des dataframes distincts qui sont référencés dans un objet `TextFileReader`.

On va charger notre fichier par tranche de 1 million de lignes.

```
In [3]: chunks = pd.read_csv('data/CC_LCL-FullData.csv', chunksize=1000000)
         type(chunks)
```

```
Out[3]: pandas.io.parsers.readers.TextFileReader
```

Veuillez noter que les données n'ont pas été chargées encore. Utiliser l'objet `TextFileReader` veut dire que les données sont traitées de manière "paresseuse" i.e. uniquement lorsqu'il est nécessaire. On peut itérer sur les tranches et les traiter une par une.

Examinons la première tranche, en utilisant les méthodes habituelles de `describe()`, `head()` et `info()`.

```
In [4]: from IPython.display import HTML

table_style = [{
    'selector' : 'caption',
    'props' : [
        ('font-size', '16px'),
        ('color', 'black'),
        ('font-weight', 'bold'),
        ('text-align', 'left')
    ]
}]
```

```

for chunk in chunks:

    display(
        chunk.describe(include='all')
        .style.set_caption('Describe')
        .set_table_styles(table_style)
    )

    display(
        chunk.head()
        .style.set_caption('Head')
        .set_table_styles(table_style)
    )

    display(HTML('<br><span style="font-weight: bold; font-size: 16px">Info</span>'))
    display(chunk.info())

break # Just the first chunk

```

## Describe

	LCLid	stdorToU	DateTime	KWH/hh (per half hour)
count	1000000	1000000	1000000	1000000
unique	30	1	39102	4801
top	MAC000018	Std	2012-11-20 00:00:00.0000000	0
freq	39082	1000000	58	45538

## Head

	LCLid	stdorToU	DateTime	KWH/hh (per half hour)
0	MAC000002	Std	2012-10-12 00:30:00.0000000	0
1	MAC000002	Std	2012-10-12 01:00:00.0000000	0
2	MAC000002	Std	2012-10-12 01:30:00.0000000	0
3	MAC000002	Std	2012-10-12 02:00:00.0000000	0
4	MAC000002	Std	2012-10-12 02:30:00.0000000	0

## Info

```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1000000 entries, 0 to 999999
Data columns (total 4 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   LCLid                                1000000 non-null object
1   stdorToU                             1000000 non-null object
2   DateTime                             1000000 non-null object
3   KWH/hh (per half hour)              1000000 non-null object
dtypes: object(4)
memory usage: 30.5+ MB
None

```

La colonne **KWH/hh (per half hour)** est de type **object** et pas de type **float** qui est étonnant, donc sans doute il y a des valeurs non-numériques qu'on devra traiter.

## Pre-processing

On finira par renommer les colonnes pour les rendre plus lisibles, donc on définit les noms maintenant.

```
In [5]: col_renaming = {
        'LCLid' : 'Household ID',
        'stdorToU' : 'Tariff Type',
        'KWH/hh (per half hour)' : 'kWh'
    }
```

Essayons de convertir les valeurs de kWh en type numérique.

```
In [6]: chunks = pd.read_csv('data/CC_LCL-FullData.csv', chunksize=1000000)
for chunk in chunks:
    chunk.rename(
        columns = col_renaming,
        inplace=True
    )
    chunk.loc[:, 'kWh'] = pd.to_numeric(chunk['kWh'])
    break
```

```
-----
ValueError                                Traceback (most recent call last)
File ~\miniconda3\envs\datascience\lib\site-packages\pandas\_libs\lib.pyx:2315, in
pandas._libs.lib.maybe_convert_numeric()

ValueError: Unable to parse string "Null"

During handling of the above exception, another exception occurred:

ValueError                                Traceback (most recent call last)
Input In [6], in <cell line: 2>()
      2 for chunk in chunks:
      3     chunk.rename(
      4         columns = col_renaming,
      5         inplace=True
      6     )
----> 7     chunk.loc[:, 'kWh'] = pd.to_numeric(chunk['kWh'])
      8     break

File ~\miniconda3\envs\datascience\lib\site-packages\pandas\core\tools\numeric.py:184, in
to_numeric(arg, errors, downcast)
    182 coerce_numeric = errors not in ("ignore", "raise")
    183 try:
--> 184     values, _ = lib.maybe_convert_numeric(
    185         values, set(), coerce_numeric=coerce_numeric
    186     )
    187 except (ValueError, TypeError):
    188     if errors == "raise":

File ~\miniconda3\envs\datascience\lib\site-packages\pandas\_libs\lib.pyx:2357, in
pandas._libs.lib.maybe_convert_numeric()

ValueError: Unable to parse string "Null" at position 3240
```

Le message d'erreur nous dit qu'il y a des valeurs "Null" de type chaîne. Essayons de les supprimer de la première tranche pour tester la méthode.

```
In [7]: test_chunks = pd.read_csv('data/CC_LCL-FullData.csv', chunksize=1000000)

for chunk in test_chunks:
    chunk.rename(columns=col_renaming, inplace=True)
    chunk.loc[:, 'kWh'] = pd.to_numeric(chunk['kWh'], errors='coerce')
```

```
chunk.dropna(subset=['kWh'], inplace=True)
print(f"{chunk.shape[0]} rows remaining after dropping rows where kWh is 'Null'")
break
```

999971 rows remaining after dropping rows where kWh is 'Null'

On dirait que ça marche car maintenant on a moins de 1 000 000 lignes. Maintenant qu'on sait faire ça, on peut étudier comment créer des données utiles.

## Réduire les données

Le but est de **réduire** les données en les agréant d'une manière ou d'une autre. Puisque nous savons que les données sont organisées par demi-heure, on va les agréer par jour en les additionnant sur chaque période de 24 heures. Cela devrait réduire le nombre de lignes par un facteur d' environ 48.

Quand je l'ai fait, j'ai testé en utilisant 2 tranches pour vérifier que tout fonctionnaient. Ainsi, j'ai pu construire la solution étape par étape, en ajoutant une autre méthode lorsque j'ai vu un bon résultat pour la transformation précédente. En itérant, pour chaque tranche les transformations sont comme suit:

1. Convertir les données de type horodatage en forme de date, prêt pour le regroupement
2. Renommer les colonnes
3. Convertir les valeurs kWh en valeurs numériques, en convertissant les erreurs en `Nan`
4. Supprimer les lignes où la valeur kWh est `NaN`
5. Agréer les données en les groupant par `Household ID`, `Tariff Type`, et `Date`, et en additionnant les valeurs `kWh` sur des périodes d'un jour
6. Additionner la tranche des données agrégées au total cumulé des données agrégées

```
In [8]: def process_chunks(chunks, max_chunks=None, display_each_chunk=False):

    count = 1

    output = None

    for chunk in chunks:

        # Convert timestamp to date
        chunk['Date'] = pd.to_datetime(chunk['DateTime']).dt.date

        # Rename columns
        chunk.rename(columns=col_renaming, inplace=True)

        # Remove rows where kWh value is 'Null'
        chunk.loc[:, 'kWh'] = pd.to_numeric(chunk['kWh'], errors='coerce')
        chunk.dropna(subset=['kWh'], inplace=True)

        # Aggregate from half-hourly to daily kWh data
        daily_data = (
            chunk.groupby(
                by = ['Household ID', 'Tariff Type', 'Date']
            )
            .agg({
                'kWh' : 'sum'
            })
        )

        # Display for checking purposes
        if display_each_chunk:
```

```

        display(HTML(f'<span style="font-weight: bold; font-size: 16px">Chunk {count}
</span>'))
        display(daily_data.head(10))
        print()

        # Add to running total
        if output is None:
            output = daily_data
        else:
            output = output.add(daily_data, fill_value=0)

        # Display progress every 10 chunks.
        if count % 10 == 0:
            print(count, end=', ')

        if max_chunks and count == max_chunks:
            break
        count += 1

    return output

```

```

In [9]: chunks = pd.read_csv('data/CC_LCL-FullData.csv', chunksize=1000000)
test_daily_summary = process_chunks(chunks, 2, True)

# Display the aggregated totals
display(HTML(f'<span style="font-weight: bold; font-size: 16px">Total</span>'))
display(test_daily_summary.head(10))

```

## Chunk 1

Household ID	Tariff Type	kWh	
		Date	
MAC000002	Std	2012-10-12	7.098
		2012-10-13	11.087
		2012-10-14	13.223
		2012-10-15	10.257
		2012-10-16	9.769
		2012-10-17	10.885
		2012-10-18	10.751
		2012-10-19	8.431
		2012-10-20	17.578
		2012-10-21	24.490

## Chunk 2

Household ID	Tariff Type	kWh	
		Date	
MAC000036	Std	2012-11-08	1.359
		2012-11-09	2.659
		2012-11-10	2.593
		2012-11-11	2.542
		2012-11-12	2.701
		2012-11-13	2.364
		2012-11-14	2.785
		2012-11-15	2.769
		2012-11-16	2.542
		2012-11-17	2.971

## Total

Household ID	Tariff Type	kWh	
		Date	
MAC000002	Std	2012-10-12	7.098
		2012-10-13	11.087
		2012-10-14	13.223
		2012-10-15	10.257
		2012-10-16	9.769
		2012-10-17	10.885
		2012-10-18	10.751
		2012-10-19	8.431
		2012-10-20	17.578
		2012-10-21	24.490

Maintenant on peut agréger toutes les données. Il faudra un certain temps pour le traitement! Le compteur montre le progrès en affichant la quantité de tranches traitées (par groupe de 10).

```
In [10]: chunks = pd.read_csv('data/CC_LCL-FullData.csv', chunksize=1000000)
daily_summary = process_chunks(chunks)

# Display the aggregated totals
display(HTML(f'<span style="font-weight: bold; font-size: 16px">Total</span>'))
display(daily_summary.head(10))
```

10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 110, 120, 130, 140, 150, 160,

## Total

Household ID	Tariff Type	kWh	
		Date	
MAC000002	Std	2012-10-12	7.098
		2012-10-13	11.087
		2012-10-14	13.223
		2012-10-15	10.257
		2012-10-16	9.769
		2012-10-17	10.885
		2012-10-18	10.751
		2012-10-19	8.431
		2012-10-20	17.578
		2012-10-21	24.490

## Sauvegarder les données agrégées

Maintenant qu'on a ramené les données à environ 3 millions lignes on devrait pouvoir les contenir dans un seul dataframe. Il vaut mieux les sauvegarder pour qu'on n'ait pas besoin de réexécuter l'agrégation chaque fois qu'on veut traiter les données.

(On peut également utiliser le paramètre `chunksize` pour sauvegarder par tranche, mais ca ne devrait pas être nécessaire maintenant qu'on a réduit la taille.)

```
In [11]: daily_summary.to_csv("data/daily-summary-data.gz")
```

## Analysing the data

On devrait pouvoir charger les données agrégées sans diviser en tranches.

```
In [12]: saved_daily_summary = pd.read_csv("data/daily-summary-data.gz")
```

Vérifions s'il y a des résidences qui ont changé de groupe, puisque il serait intéressant de voir s'il y a un changement de comportement suite à un changement de groupe.

D'abord on agrège sur toute la période, en groupant par Household ID et Tariff Type.

```
In [13]: kwh_by_household_and_tariff_type = saved_daily_summary.groupby(by=['Household ID', 'Tariff Type']).agg({
    'kWh' : 'sum'
})
kwh_by_household_and_tariff_type.head()
```



Out[13]:

kWh

Household ID	Tariff Type	
MAC000002	Std	6101.138001
MAC000003	Std	14104.433003
MAC000004	Std	1120.788000
MAC000005	ToU	2911.808000
MAC000006	Std	2168.325000

Maintenant on peut compter le nombre de tarifs d'énergie par résidence. On devrait voir soit 1 soit 2 pour chaque résidence. Ensuite on peut extraire les valeurs uniques...

```
In [14]: tariff_types_by_household = kwh_by_household_and_tariff_type.groupby('Household ID').count()  
tariff_types_by_household['kWh'].unique()
```

Out[14]: array([1], dtype=int64)

... et puisqu'on n'a que des valeurs de 1 on sait qu'aucune résidence a changé de tarif.

Donc à la place on va comparer les deux groupes côte à côte. Par intérêt examinons la couverture des données. D'abord on réorganise pour avoir les résidences en colonne et les dates en ligne.

```
In [15]: summary_table = daily_summary.pivot_table(  
    'kWh',  
    index='Date',  
    columns='Household ID',  
    aggfunc='sum'  
)
```

```
In [16]: summary_table.head().dropna(axis=1)
```

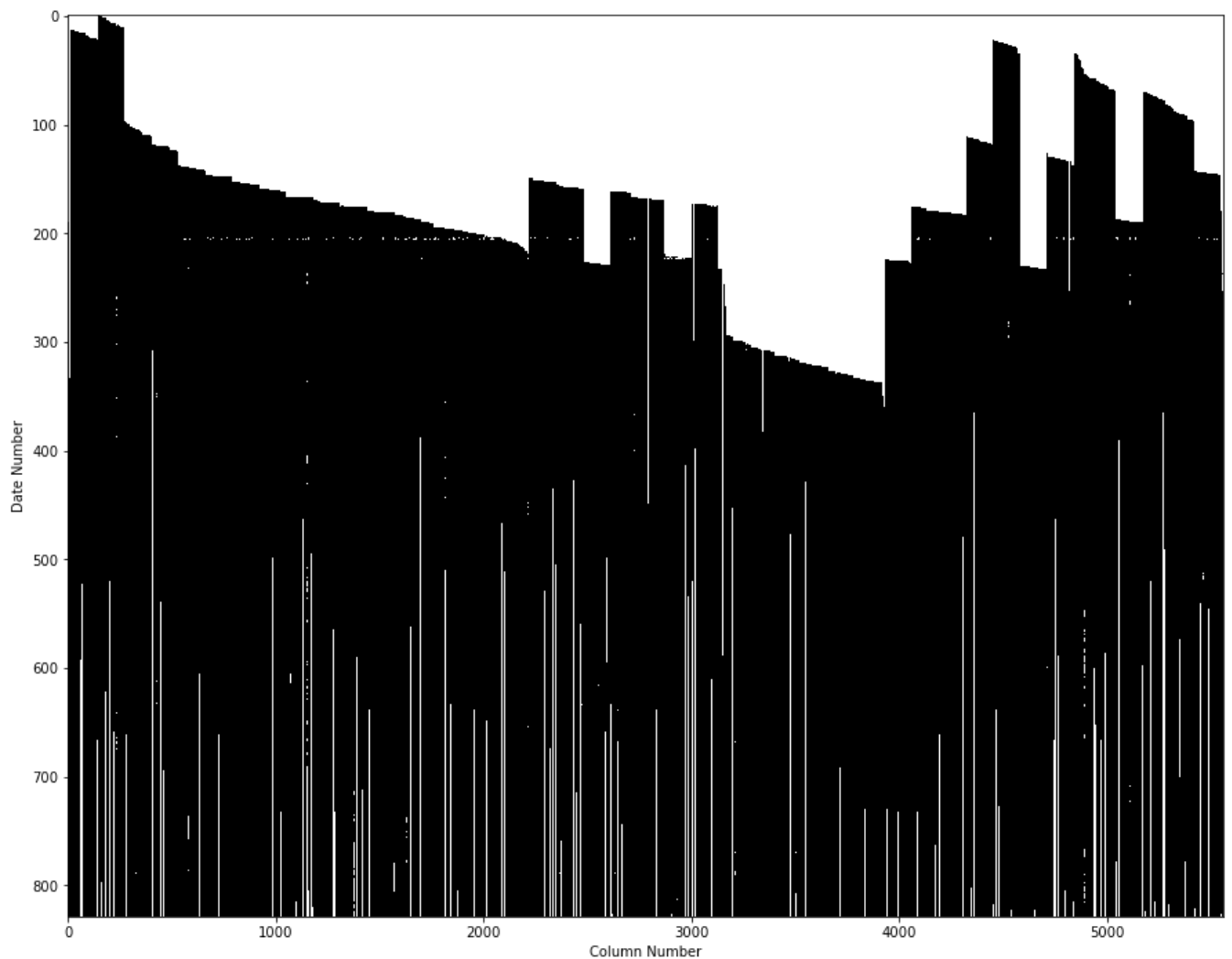
Out[16]:

Household ID	MAC000145	MAC000146	MAC000147	MAC000148	MAC000149	MAC000150	MAC000151	MAC
Date								
2011-11-23	8.952	5.619	3.036	1.283	2.287	9.254	3.273	
2011-11-24	12.135	8.564	7.489	2.304	4.331	9.606	4.620	
2011-11-25	13.720	6.743	6.185	2.324	4.373	12.685	4.783	
2011-11-26	15.234	6.029	6.964	2.295	4.335	9.606	4.935	
2011-11-27	13.189	5.740	7.912	2.302	4.375	14.387	4.553	

Ensuite on peut afficher où on a des données (noir) et où on n'en a pas (blanc).

```
In [17]: import matplotlib.pyplot as plt
```

```
plt.figure(figsize=(15, 12))
plt.imshow(summary_table.isna(), aspect="auto", interpolation="nearest", cmap="gray")
plt.xlabel("Column Number")
plt.ylabel("Date Number");
```



Malgré une couverture un peu lacunaire, calculer par tarif sur toutes les résidences par jour devrait nous donner une comparaison utile.

```
In [18]: daily_mean_by_tariff_type = daily_summary.pivot_table(
    'kwh',
    index='Date',
    columns='Tariff Type',
    aggfunc='mean'
)
daily_mean_by_tariff_type.head()
```

```
Out[18]:
```

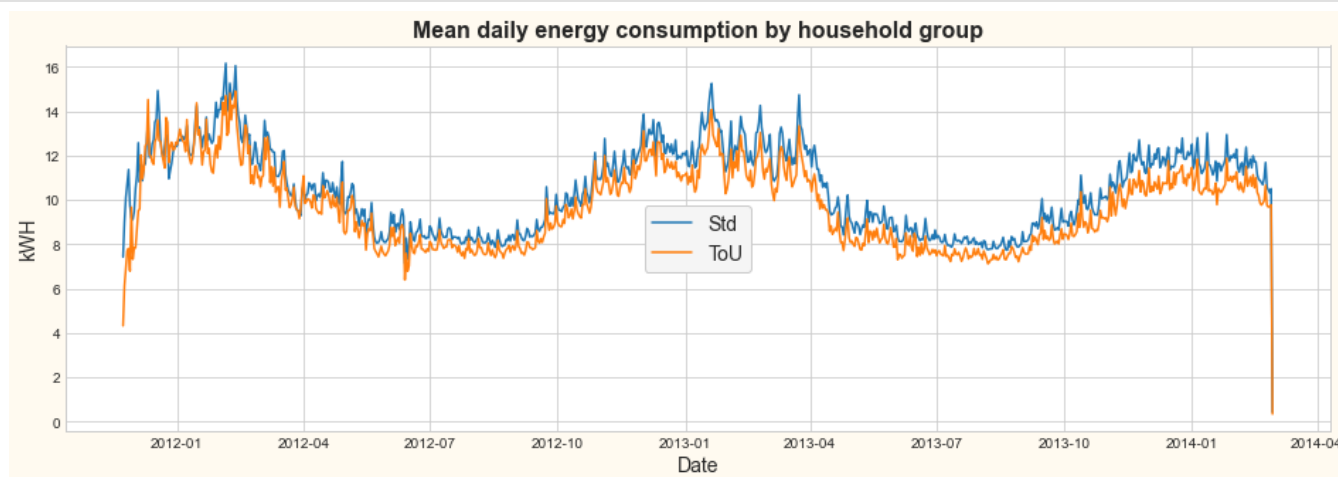
	Tariff Type	Std	ToU
	Date		
2011-11-23	7.430000	4.327500	
2011-11-24	8.998333	6.111750	
2011-11-25	10.102885	6.886333	
2011-11-26	10.706257	7.709500	
2011-11-27	11.371486	7.813500	

Finalement on peut tracer les deux groupes de données.

```
In [19]: plt.style.use('seaborn-whitegrid')

plt.figure(figsize=(16, 5), facecolor='floralwhite')
for tariff in daily_mean_by_tariff_type.columns.to_list():
    plt.plot(
        daily_mean_by_tariff_type.index.values,
        daily_mean_by_tariff_type[tariff],
        label = tariff
    )

plt.legend(loc='center', frameon=True, facecolor='whitesmoke', framealpha=1, fontsize=14)
plt.title(
    'Mean daily energy consumption by household group',
    fontdict = {'fontsize' : 16, 'fontweight' : 'bold'}
)
plt.xlabel('Date', fontsize = 14)
plt.ylabel('kWh', fontsize = 14)
plt.show()
```



On dirait que la variation est saisonnière qui n'est pas étonnant vu la demande d'énergie de chauffage.

On dirait aussi qu'il y a une différence entre les deux groupes: le groupe ToU a l'air de consommer moins, mais l'affichage est trop granulaire pour voir bien. Agégeons encore une fois, cette fois-ci par mois.

```
In [20]: daily_mean_by_tariff_type.index = pd.to_datetime(daily_mean_by_tariff_type.index)
daily_mean_by_tariff_type.head()
```

```
Out[20]:
```

Tariff Type	Std	ToU
Date		
2011-11-23	7.430000	4.327500
2011-11-24	8.998333	6.111750
2011-11-25	10.102885	6.886333
2011-11-26	10.706257	7.709500
2011-11-27	11.371486	7.813500

On voit que les données commencent au cours de novembre 2011, donc on commencera le 1 décembre. On dirait que les données terminent parfaitement à la fin de février, mais la dernière valeur est suspecte puisqu'elle est très basse comparé aux autres. Il paraît probable que les données ont terminé au cours de la dernière journée, donc on

finira à la fin de janvier. Peut-être qu'on a le même problème ailleurs dans les données, mais l'effet ne devrait pas être énorme parce que dans le pire des cas la consommation mensuelle d'une résidence sera réduite par deux journées (une au début et une à la fin).

```
In [21]: monthly_mean_by_tariff_type = daily_mean_by_tariff_type['2011-12-01' : '2014-01-31'].resample('M').sum()
monthly_mean_by_tariff_type.head()
```

```
Out[21]:
```

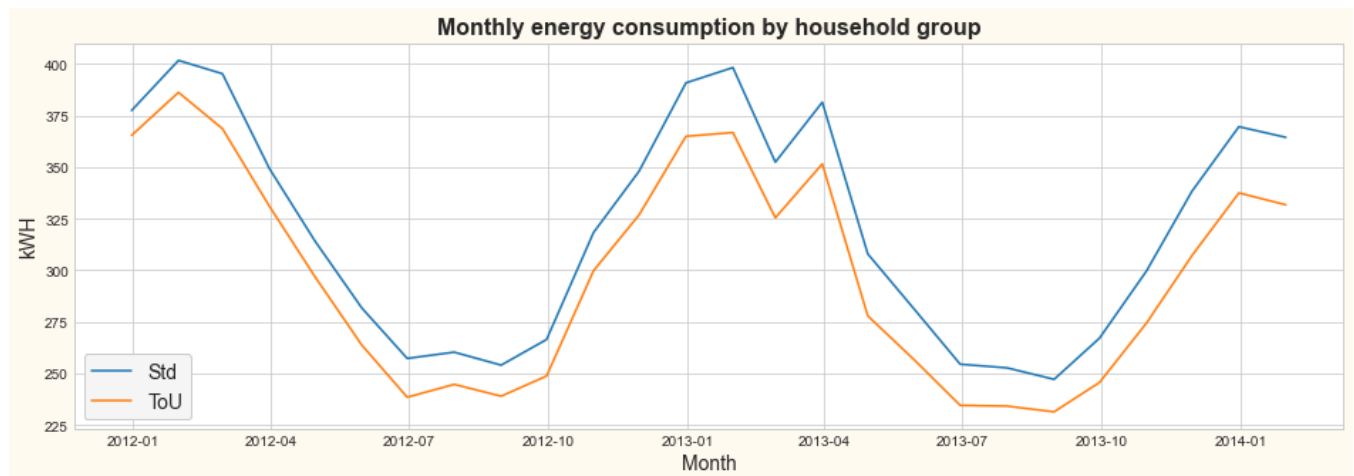
	Tariff Type	Std	ToU
Date			
2011-12-31	377.443042	365.391597	
2012-01-31	401.744672	386.253703	
2012-02-29	395.294296	368.663764	
2012-03-31	349.367317	331.095386	
2012-04-30	314.323216	297.032370	

```
In [22]: plt.figure(figsize=(16, 5), facecolor='floralwhite')
for tariff in daily_mean_by_tariff_type.columns.to_list():
    plt.plot(
        monthly_mean_by_tariff_type.index.values,
        monthly_mean_by_tariff_type[tariff],
        label = tariff
    )

plt.legend(loc='lower left', frameon=True, facecolor='whitesmoke', framealpha=1, fontsize=14)
plt.title(
    'Monthly energy consumption by household group',
    fontdict = {'fontsize' : 16, 'fontweight' : 'bold'}
)
plt.xlabel('Month', fontsize = 14)
plt.ylabel('kWh', fontsize = 14)

# Uncomment for a copy to display in results
plt.savefig(fname='images/result1.png', bbox_inches='tight')

plt.show()
```



Le diagramme est plus clair et il y a une différence évidente entre les deux groupes.

Veuillez noter que le diagramme ne montre pas la consommation mensuelle moyenne. Il montre la somme des moyennes journalières pour chaque mois. Pour calculer les vraies moyennes mensuelles on aurait besoin d'exclure

les données journalières pour chaque résidence pendant les mois où les données n'étaient pas complètes. Notre méthode plus simple devrait nous donner une bonne approximation.