Introduction

Ce noteboook est le *cinquième* d'une série où je regarde des grands jeux de données, et dans chaque cas j'utilise un outil différent pour effectuer la même analyse sur le même jeu de données.

Cette fois-ci j'utilise **PostgreSQL**, une base de données relationnelle open source. On peut trouver chaque notebook dans la série dans mon répertoire Github, y compris:

- 1. Pandas chunksize
- 2. Bibliothèque Dask
- 3. PySpark
- 4. Talend Open Studio
- 5. PostgreSQL

Il y a un peu plus d'explication dans le premier notebook (Pandas chunksize) par rapport à l'approche générale de l'analyse. Dans les autres notebooks je me concentre plus sur les éléments spécifiques à l'outil que j'utilise.

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:

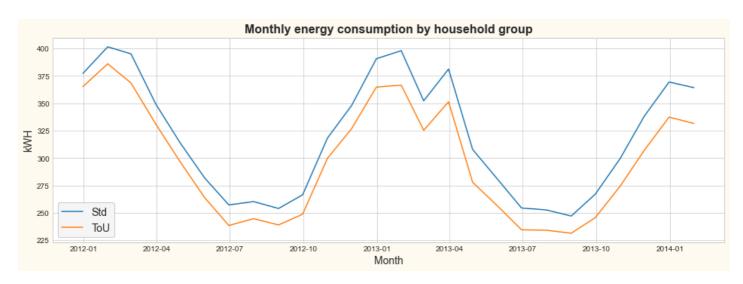
Des relevés de consommation d'énergie pour un échantillon de 5 567 résidences à Londres qui ont participé au projet de Low Carbon London (géré par UK Power Networks) entre novembre 2011 et février 2014.

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.

Un but du projet était d'évaluer si la connaisance du prix de l'énergie changerait le comportement par rapport à la consommation d'énergie.

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 --create-dirs -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 [ ]: !unzip "data/LCL-FullData.zip" -d "data"
```

Examiner les données

import pandas as pd

In [1]:

D'abord on se sert de Pandas pour créer un petit fichier test de 1 000 000 lignes.

```
from IPython.display import HTML
In [2]: chunks = pd.read_csv('data/CC_LCL-FullData.csv', chunksize=1000000)
        type(chunks)
          pandas.io.parsers.readers.TextFileReader
 Out[2]:
In [3]: 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())

test_data = chunk

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

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.

```
In [4]: test_data
```

	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
•••				
999995	MAC000036	Std	2012-11-08 08:00:00.0000000	0.228
999996	MAC000036	Std	2012-11-08 08:30:00.0000000	0.042
999997	MAC000036	Std	2012-11-08 09:00:00.0000000	0.076
999998	MAC000036	Std	2012-11-08 09:30:00.0000000	0.07
999999	MAC000036	Std	2012-11-08 10:00:00.0000000	0.005

1000000 rows × 4 columns

On enregsitre notre fichier de test sous forme de fichier csv pour qu'on puisse le charger en PostgreSQL.

```
In [5]: test_data.to_csv("data/sql-test-data.csv", index=False)
```

Charger les données

Out[4]:

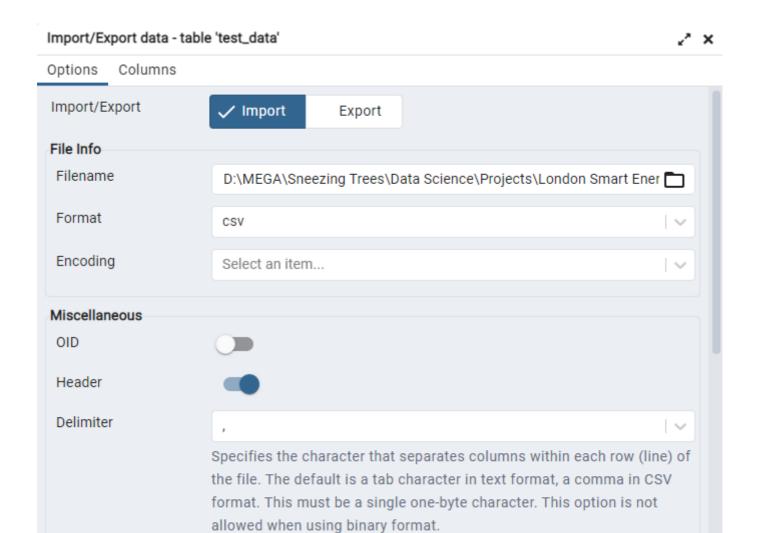
D'abord on crée une table en laquelle on va charger nos données. On ajoute une colonne id (qui va être utile plus tard). Veuillez noter que le type de la colonne kWh_raw_data est TEXT parce que nous soupçonnons qu'il y a des valeurs de type text qu'on devra traiter.

```
CREATE TABLE test_data
(

id SERIAL PRIMARY KEY,
Household_ID TEXT,
Tariff_Type TEXT,
Datetime TEXT,
kWh_raw_data TEXT
);
```

Ensuite on utilise l'outil de chargement de pgAdmin pour charger les données du fichier test. On accède l'outil en faisant un clic droit sur la table qu'on veut remplir et en choisissant Import/Export Data...

Après avoir selectionné l'onglet Import, il s'agit de préciser le fichier duquel on charge les données, le délimiteur, et le fait qu'on a des en-têtes.



Pour l'onglet de Columns, il faut just supprimer la colonne id (pusiqu'on ne charge pas les données pour celle-là). Ainsi il ne reste que les quatre colonnes de données qu'on veut charger.

★ Close

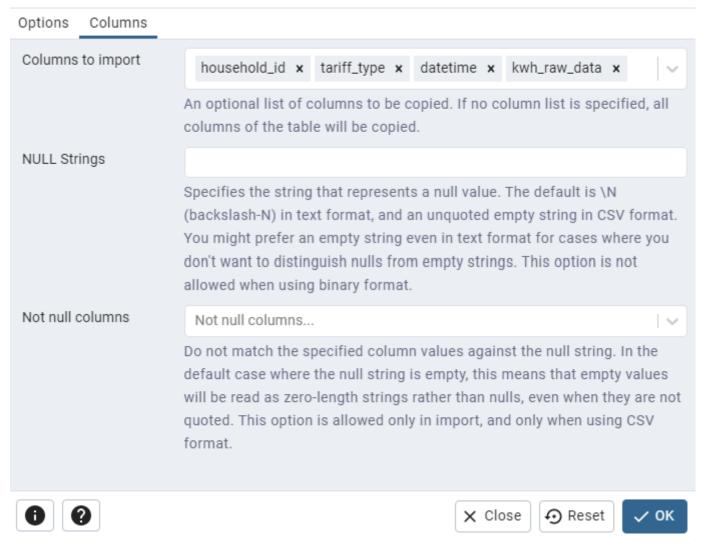
✓ OK

Reset

0 0







On peut voir les données chargées en faisant un clic droit sur la table et en choisissant View/Edit Data. (J'ai choisi l'option de ne voir que les premières 100 lignes.)

Data output Messages Notifications

	id [PK] integer	household_id text	tariff_type text	datetime text	kwh_raw_data text
1	1	MAC000002	Std	2012-10-12 00:30:00.0000000	0
2	2	MAC000002	Std	2012-10-12 01:00:00.0000000	0
3	3	MAC000002	Std	2012-10-12 01:30:00.0000000	0
4	4	MAC000002	Std	2012-10-12 02:00:00.0000000	0
5	5	MAC000002	Std	2012-10-12 02:30:00.0000000	0
6	6	MAC000002	Std	2012-10-12 03:00:00.0000000	0
7	7	MAC000002	Std	2012-10-12 03:30:00.0000000	0
8	8	MAC000002	Std	2012-10-12 04:00:00.0000000	0
9	9	MAC000002	Std	2012-10-12 04:30:00.0000000	0
10	10	MAC000002	Std	2012-10-12 05:00:00.0000000	0
11	11	MAC000002	Std	2012-10-12 05:30:00.0000000	0
12	12	MAC000002	Std	2012-10-12 06:00:00.0000000	0
13	13	MAC000002	Std	2012-10-12 06:30:00.0000000	0
14	14	MAC000002	Std	2012-10-12 07:00:00.0000000	0
15	15	MAC000002	Std	2012-10-12 07:30:00.0000000	0
16	16	MAC000002	Std	2012-10-12 08:00:00.0000000	0
17	17	MAC000002	Std	2012-10-12 08:30:00.0000000	0
18	18	MAC000002	Std	2012-10-12 09:00:00.0000000	0
19	19	MAC000002	Std	2012-10-12 09:30:00.0000000	0
20	20	MAC000002	Std	2012-10-12 10:00:00.0000000	0
21	21	MAC000002	Std	2012-10-12 10:30:00.0000000	0
22	22	MAC000002	Std	2012-10-12 11:30:00.0000000	0.143
23	23	MAC000002	Std	2012-10-12 12:00:00.0000000	0.663
24	24	MAC000002	Std	2012-10-12 12:30:00.0000000	0.256
25	25	MAC000002	Std	2012-10-12 13:00:00.0000000	0.155
26	26	MAC000002	Std	2012-10-12 13:30:00.0000000	0.199
27	27	MAC000002	Std	2012-10-12 14:00:00.0000000	0.125
28	28	MAC000002	Std	2012-10-12 14:30:00.0000000	0.165
29	29	MAC000002	Std	2012-10-12 15:00:00.0000000	0.14

On peut essayer de convertir nos données kwh_raw_data en type numerique dans une nouvelle colonne:

ALTER TABLE test_data ADD COLUMN kwh NUMERIC; UPDATE test_data SET kwh = CAST(kWh_raw_data AS NUMERIC);

Mais la requête enchaîne une erreur:

ERROR: invalid input syntax for type numeric: "Null"

On dirait qu'on a des valeurs "Null" dans la colonne kwh_raw_data . Vérifions:

```
SELECT * FROM test data WHERE kwh raw data = 'Null';
```

Effectivement, on voit qu'il y a 29 lignes avec une valeur "Null" dans notre jeu de données test.

Data output Messages Notifications

=+	~ <u> </u>					
	id [PK] integer	household_id text	tariff_type text	datetime text	kwh_raw_data /	kwh numeric /
1	3241	MAC000002	Std	2012-12	Null	[null]
2	38711	MAC000003	Std	2012-12	Null	[null]
3	70387	MAC000004	Std	2012-12	Null	[null]
4	106847	MAC000006	Std	2012-12	Null	[null]
5	131898	MAC000007	Std	2012-12	Null	[null]
6	183153	MAC000009	Std	2012-12	Null	[null]
7	163720	MAC000008	Std	2012-12	Null	[null]
8	208193	MAC000010	Std	2012-12	Null	[null]
9	618214	MAC000025	Std	2012-12	Null	[null]
10	231900	MAC000011	Std	2012-12	Null	[null]
11	256570	MAC000012	Std	2012-12	Null	[null]
12	344745	MAC000018	Std	2012-12	Null	[null]
13	422897	MAC000020	Std	2012-12	Null	[null]
14	461975	MAC000021	Std	2012-12	Null	[null]
Tota	l rows: 29 of 29	Query com	plete 00:00:0	0.178		

On peut les supprimer très facilement:

```
DELETE FROM test_data WHERE kwh_raw_data = 'Null';
```

Et maintenant la conversion de nos données kwh devrait fonctionner:

```
UPDATE test_data SET kwh = CAST(kWh_raw_data AS NUMERIC);
```

Ça marche - mais c'est lent. 11 secondes pour les données test. On examinera cela quand on traitera le jeu de données entier.

Vérifions aussi si on a des doublons. C'est ici que la colonne id que nous avons créée est utile.

```
SELECT * FROM test_data
WHERE id IN (
    SELECT id
    FROM (
        SELECT id,
        ROW_NUMBER() OVER(
              PARTITION BY Household_ID, Tariff_Type, Datetime
              ORDER BY id
        ) AS row_num
        FROM test_data
```

```
) t
WHERE t.row_num > 1
);
```

On trouve 688 doublons dans notre jeu de données test.

Data output Messages Notifications

	id [PK] integer	household_id / text	tariff_type text	datetime text	kwh_raw_data /	kwh numeric
1	7780	MAC000002	Std	2013-03-24 00:00:00.0000000	0.486	0.486
2	44738	MAC000003	Std	2013-04-24 00:00:00.0000000	1.424	1.424
3	65991	MAC000004	Std	2012-09-19 00:00:00.0000000	0	0
4	134947	MAC000007	Std	2013-02-21 00:00:00.0000000	0.179	0.179
5	160815	MAC000008	Std	2012-10-20 00:00:00.0000000	0.267	0.267
6	172726	MAC000008	Std	2013-06-25 00:00:00.0000000	0.281	0.281
7	180246	MAC000009	Std	2012-10-20 00:00:00.0000000	0.041	0.041
8	186203	MAC000009	Std	2013-02-21 00:00:00.0000000	0.098	0.098
9	189181	MAC000009	Std	2013-04-24 00:00:00.0000000	0.051	0.051
10	190670	MAC000009	Std	2013-05-25 00:00:00.0000000	0.112	0.112
11	204062	MAC000009	Std	2014-02-28 00:00:00.0000000	0.05	0.05
12	267064	MAC000012	Std	2013-07-26 00:00:00.0000000	0.05	0.05
13	298166	MAC000013	Std	2013-08-26 00:00:00.0000000	0.063	0.063
14	367551	MAC000019	Std	2012-01-15 00:00:00.0000000	0.063	0.063
15	376485	MAC000019	Std	2012-07-19 00:00:00.0000000	0.046	0.046
16	411099	MAC000020	Std	2012-04-17 00:00:00.0000000	0.056	0.056
17	448689	MAC000021	Std	2012-03-17 00:00:00.0000000	0.47	0.47
18	457623	MAC000021	Std	2012-09-19 00:00:00.0000000	0.314	0.314

Et on peut les supprimer facilement aussi en remplaçant SELECT * par DELETE :

Agréger les données test

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

D'abord il faut créer une colonne Date .

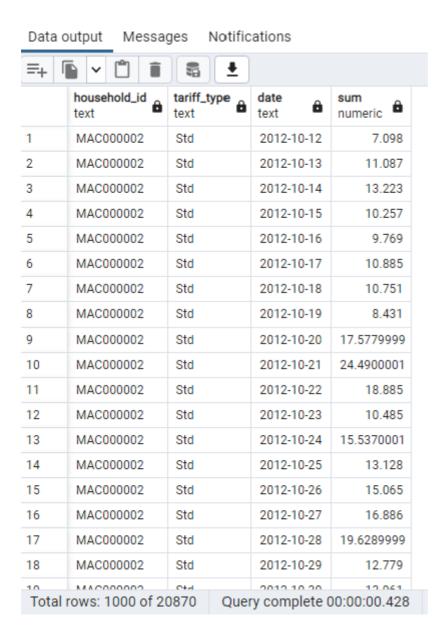
```
ALTER TABLE test_data ADD COLUMN Date TEXT;
UPDATE test_data SET Date = LEFT(Datetime, 10);
SELECT * FROM test_data;
```

Data output Messages Notifications

	id [PK] integer	household_id / text	tariff_type text	datetime text	kwh_raw_data text	kwh numeric /	date text
1	5945	MAC000002	Std	2013-02-13 19:30:00.0000000	0.256	0.256	2013-02-13
2	5946	MAC000002	Std	2013-02-13 20:00:00.0000000	0.272	0.272	2013-02-13
3	5947	MAC000002	Std	2013-02-13 20:30:00.0000000	0.838	0.838	2013-02-13
4	5948	MAC000002	Std	2013-02-13 21:00:00.0000000	0.248	0.248	2013-02-13
5	5949	MAC000002	Std	2013-02-13 21:30:00.0000000	0.214	0.214	2013-02-13
6	5950	MAC000002	Std	2013-02-13 22:00:00.0000000	0.275	0.275	2013-02-13
7	5951	MAC000002	Std	2013-02-13 22:30:00.0000000	0.247	0.247	2013-02-13
8	5952	MAC000002	Std	2013-02-13 23:00:00.0000000	0.258	0.258	2013-02-13
9	5953	MAC000002	Std	2013-02-13 23:30:00.0000000	0.258	0.258	2013-02-13
10	5954	MAC000002	Std	2013-02-14 00:00:00.0000000	0.212	0.212	2013-02-14
11	5955	MAC000002	Std	2013-02-14 00:30:00.0000000	0.252	0.252	2013-02-14
12	5956	MAC000002	Std	2013-02-14 01:00:00.0000000	0.225	0.225	2013-02-14
13	5957	MAC000002	Std	2013-02-14 01:30:00.0000000	0.255	0.255	2013-02-14
14	5958	MAC000002	Std	2013-02-14 02:00:00.0000000	0.234	0.234	2013-02-14

Et maintenant on peut agréger:

```
SELECT Household_ID, Tariff_Type, Date, SUM(kwh)
FROM lse_test_data
GROUP BY Household_ID, Tariff_Type, Date;
```



Traiter le jeu de données entier

On utilisera les mêmes principes mais avec une petite modification.

Chargement

D'abord on crée une nouvelle table.

```
CREATE TABLE full_data
(
    id SERIAL PRIMARY KEY,
    Household_ID TEXT,
    Tariff_Type TEXT,
    Datetime TEXT,
    kWh_raw_data TEXT
);
```

Et ensuite on charge les données de même manière qu'on a fait pour les données test. Il faut un moment: 7 - 10 minutes avec mon laptop en fonction des applis qui sont actifs en même temps.

Suppression des doublons

On commence par la suppression des doublons. Il faut 25 - 30 minutes avec mon laptop.

Conversion

Maintenant on convertira les données kwh en type numérique. Mais au lieu de supprimer les lignes avec des valuers "Null" en utilisant UPDATE on va créer une autre table avec une requête SELECT parce que c'est une méthode plus rapide. Et il vaut mieux créer la colonne Date en même temps. Il faut 8 - 10 minutes pour tout cela avec mon laptop.

```
CREATE TABLE lse_data AS

SELECT

CAST(Household_ID AS TEXT) Household_ID,

CAST(Tariff_Type AS TEXT) Tariff_Type,

CAST(LEFT(Datetime, 10) AS TEXT) Date,

CAST(kWh_raw_data AS NUMERIC) kWh

FROM full_data

WHERE kWh_raw_data != 'Null';
```

Ensuite on peut supprimer la table originale pour libérer l'espace sur le disque dur.

Aggregation

Enfin on peut agréger. Et encore une fois on va créer une table, cette fois-ci pour qu'on n'ait pas besoin de réexecuter la requête si on a besoin de accéder les résultats.

```
CREATE TABLE lse_agg_data AS

SELECT Household_ID, Tariff_Type, Date, SUM(kwh) kwh

FROM lse_data

GROUP BY Household ID, Tariff Type, Date;
```

La dernière étape consiste en enregistrer les résultats sous forme de csv en utilisant l'outil de exportation de pgAdmin (en faisant un clic droit sur la table et en sélectionnant Import/Export Data...)

Je les ai enregistrés dans un fichier "daily-summary-data-postgresgl.csv" dans le dossier "data".

Voir les résultats

On peut voir les résultats dans un dataframe Pandas.

```
In [6]: daily_summary = (
          pd.read_csv("data/daily-summary-data-postgresql.csv")
)
```

In [7]: daily_summary

Out[7]:		household_id	tariff_type	date	kwh
	0	MAC000002	Std	2012-10-12	7.098
	1	MAC000002	Std	2012-10-13	11.087
	2	MAC000002	Std	2012-10-14	13.223
	3	MAC000002	Std	2012-10-15	10.257
	4	MAC000002	Std	2012-10-16	9.769
	•••				
	3510398	MAC005567	Std	2014-02-24	4.107
	3510399	MAC005567	Std	2014-02-25	5.762
	3510400	MAC005567	Std	2014-02-26	5.066
	3510401	MAC005567	Std	2014-02-27	3.217
	3510402	MAC005567	Std	2014-02-28	0.183

3510403 rows × 4 columns

In [9]: daily_summary

	Household ID	Tariff Type	Date	kWh
0	MAC000002	Std	2012-10-12	7.098
1	MAC000002	Std	2012-10-13	11.087
2	MAC000002	Std	2012-10-14	13.223
3	MAC000002	Std	2012-10-15	10.257
4	MAC000002	Std	2012-10-16	9.769
3510398	MAC005567	Std	2014-02-24	4.107
3510399	MAC005567	Std	2014-02-25	5.762
3510400	MAC005567	Std	2014-02-26	5.066
3510401	MAC005567	Std	2014-02-27	3.217
3510402	MAC005567	Std	2014-02-28	0.183

3510403 rows × 4 columns

Out[9]:

Enregistrer les données agrégées

Maintentant 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 réexecuter l'agrégation chaque fois qu'on veut traiter les données.

On va le sauvegarder comme fichier compressé gz - pandas reconnait automatiquement le type de fichier quand on précise l'extension.

```
In [10]: daily_summary.to_csv("data/daily-summary-data.gz", index=False)
```

A partir d'ici, le reste de ce notebook contient à peu près le même traitement que tous les autres notebooks dans la série.

Analysing the data

```
In [11]: saved_daily_summary = pd.read_csv("data/daily-summary-data.gz")
In [12]: saved_daily_summary
```

Out[12]:		Household ID	Tariff Type	Date	kWh
	0	MAC000002	Std	2012-10-12	7.098
	1	MAC000002	Std	2012-10-13	11.087
	2	MAC000002	Std	2012-10-14	13.223
	3	MAC000002	Std	2012-10-15	10.257
	4	MAC000002	Std	2012-10-16	9.769
	•••				
	3510398	MAC005567	Std	2014-02-24	4.107
	3510399	MAC005567	Std	2014-02-25	5.762
	3510400	MAC005567	Std	2014-02-26	5.066
	3510401	MAC005567	Std	2014-02-27	3.217
	3510402	MAC005567	Std	2014-02-28	0.183

3510403 rows × 4 columns

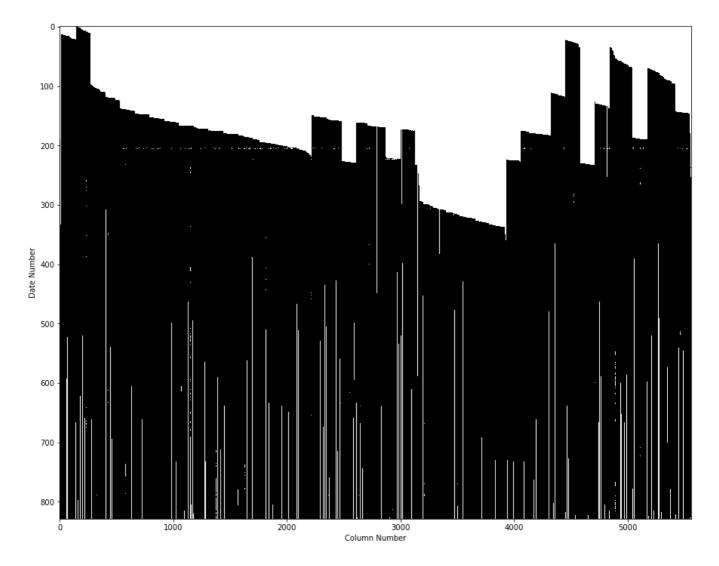
Par intérêt examinons la couverture des données. D'abord on réorganise pour avoir les résidences en colonne et les date en ligne.

```
In [13]: summary_table = saved_daily_summary.pivot_table(
    'kWh',
    index='Date',
    columns='Household ID',
    aggfunc='sum'
)
```

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

```
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 [15]: daily_mean_by_tariff_type = saved_daily_summary.pivot_table(
    'kWh',
    index='Date',
    columns='Tariff Type',
    aggfunc='mean'
)
daily_mean_by_tariff_type
```

```
Out[15]: 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
          2014-02-24 10.580187 9.759439
          2014-02-25 10.453365 9.683862
          2014-02-26 10.329026 9.716652
          2014-02-27 10.506416 9.776561
          2014-02-28 0.218075 0.173949
         829 rows × 2 columns
```

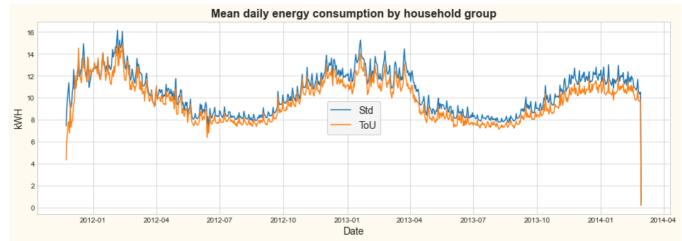
Finalement on peut tracer les deux groupes de données. Le traçage marche mieux si on convertit la date de type string en type datetime.

```
In [16]: daily_mean_by_tariff_type.index = pd.to_datetime(daily_mean_by_tariff_type.index)
In [17]: plt.style.use('seaborn-whitegrid')
```

```
In [17]: 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 [18]:	daily_mean_	by_tariff	_type
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
	•••		
	2014-02-24	10.580187	9.759439
	2014-02-25	10.453365	9.683862
	2014-02-26	10.329026	9.716652
	2014-02-27	10.506416	9.776561
	2014-02-28	0.218075	0.173949

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).

829 rows × 2 columns

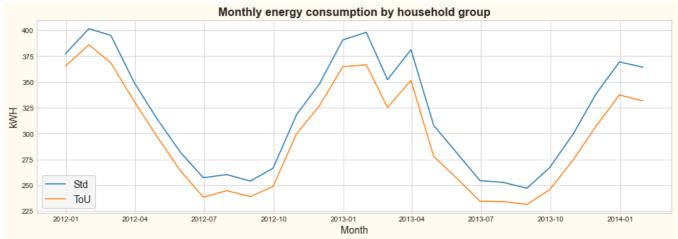
```
In [19]: monthly_mean_by_tariff_type = daily_mean_by_tariff_type['2011-12-01' : '2014-01-
31'].resample('M').sum()
monthly_mean_by_tariff_type
```

```
Out[19]: Tariff Type
                            Std
                                       ToU
                Date
          2011-12-31 377.218580 365.145947
          2012-01-31 401.511261 386.016403
          2012-02-29 395.065321 368.475150
          2012-03-31 349.153085 330.900633
          2012-04-30 314.173857 296.903425
          2012-05-31 281.666428 263.694338
          2012-06-30 257.204029 238.417505
          2012-07-31 260.231952 244.641359
          2012-08-31 253.939017 238.904096
          2012-09-30 266.392972 248.707929
          2012-10-31 318.214026 299.714701
          2012-11-30 347.818025 326.651435
          2012-12-31 390.616106 364.754528
          2013-01-31 398.004581 366.548143
          2013-02-28 352.189818 325.298845
          2013-03-31 381.191994 351.371278
          2013-04-30 307.857771 277.856327
          2013-05-31 280.762752 256.292247
          2013-06-30 254.399013 234.481016
          2013-07-31 252.609890 234.104814
          2013-08-31 247.046087 231.347310
          2013-09-30 267.024791 245.597424
          2013-10-31 299.533302 274.332936
          2013-11-30 338.082197 306.942424
          2013-12-31 369.381371 337.331504
          2014-01-31 364.225310 331.578243
```

```
In [20]: 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-no-dupes.png', bbox_inches='tight')
plt.show()
```



Le diagramme est plus clair et il y a une différence evidente 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. The pattern is much clearer and there is an obvious difference between the two groups of consumers.