1

# CONTEXTE ET BASE DE DONNÉES

## PRÉSENTATION DU JEU DE DONNÉES

Base de données = Cours de l'électricité dans 5 pays pour produire les gaz (azote, oxygène...)

5 pays : France - Belgique - Allemagne - Pays Bas - Portugal 1er janvier 2013 - 26 juin 2016 <u>sauf Portugal</u> : jusqu'au 30 avril 2017

1 observation = prix de l'électricité à une date et une heure précise



1 fichier = 1 pays pour 1 année



date	heure_start	heure_end	price
2013-12-31	0	1	15.15
2013-12-31	1	2	19.02



#### **Portugal**



1 seul fichier



0h	1h	 23h
48.01	45	 48.57
44.25	29	 48.01

Contexte et BDD

Méthodologie

Implémentation

## VALIDATION ET ENRICHISSEMENT DES DONNÉES



1 fichier unique



id	date	day_of_week	country	price
0	2013-12-31-00	tuesday	FR	15.15
1	2013-12-31-00	tuesday	GE	19.02

## <u>Valeurs aberrantes et manquantes</u> : variable price

#### **Price = -200**

→ énergies renouvelables Souvent un dimanche : beaucoup de production pour peu d'utilisation



date	day_of_week	country	price
2013-06-01-14	saturday	BE	NA
2013-03-31-23	sunday	PT	NA
2015-03-29-23	sunday	PT	NA



#### 13 dates non inscrites

→ dû au changement d'heure



(prix de l'heure précédente + prix de l'heure suivante) /2

2

# MÉTHODOLOGIE ADOPTÉE

Outils statistiques utilisés

Démonstration Contexte et BDD Méthodologie Implémentation Bilan

## LES TRANSFORMÉES

#### Les données "brutes"

id	date	day_of_week	country	price
0	2013-12-31-00	tuesday	FR	15.15
1	2013-12-31-01	tuesday	FR	19.02

= série prix\_0h\_ prix\_0h

01/01/2013

01/01/2013

prix\_23h\_

prix\_1h

02/01/2013

prix\_1h

02/01/2013

prix\_23h 01/01/2013 02/01/2013

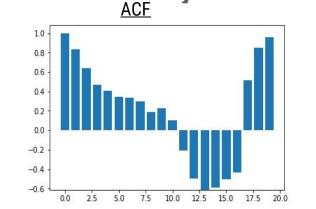
prix\_0h 26/06/2013

prix\_23h\_ 26/06/2016

### Variance mobile

paramètre d'entrée : dispersion + ou - 2 heures





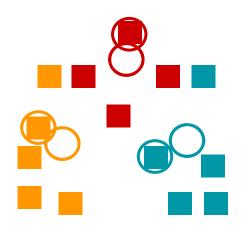
Transformée de Fourier discrète

## **CLUSTERING: L'ALGORITHME**

Utilisation du clustering : <u>classification non supervisée</u> ⇒ **Clustering K-Means** 

Algorithme itératif

- <u>Paramètre</u> : nombre de clusters (k) à fixer à priori
- Critère d'arrêt : convergence des centroïdes
- Sortie : regroupement des séries temporelles similaires selon une distance choisie

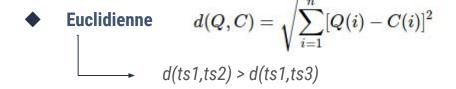


1.
Choisir k centroïdes initiaux aléatoirement

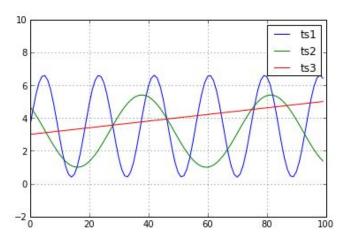
# **CLUSTERING: LES MÉTRIQUES**

⇒ Mesurer la similitude entre deux séries chronologiques

#### <u>Utilisation d'une distance</u>:



Contredit intuition  $\rightarrow$  mesures de similarité pessimistes lors d'une distorsion dans l'axe des temps.



# **CLUSTERING: LES MÉTRIQUES**

**Dynamic Time Warping (DTW):** trouver l'alignement non linéaire optimal entre deux séries temporelles

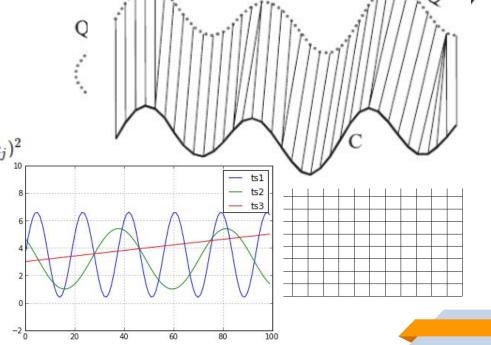


On cherche W\* tel que

$$W^* = argmin_W(\sqrt{\sum_{k=1}^K w_k}) \qquad \quad w_k = (q_i - c_j)_{_{10}}^2$$

$$w_k = (q_i - c_j)^2$$

En revenant à l'exemple précédent

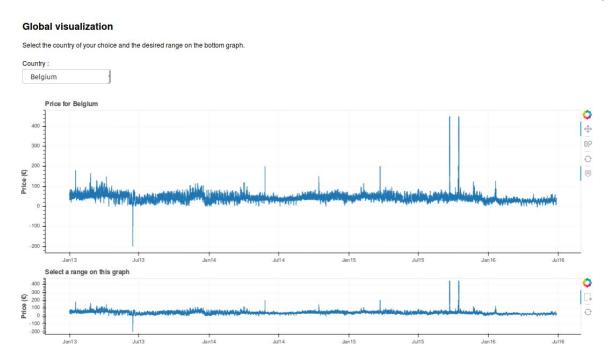


# 3

# IMPLÉMENTATION DU TABLEAU DE BORD

# PRÉSENTATION DES DEUX BRIQUES DE VISUALISATION

◆ Brique de visualisation générale : en fonction d'un pays et d'une plage de temps



Source de données : Série complète (statique) Contexte et BDD Méthodologie Implémentation Démonstration Bilan

# PRÉSENTATION DES DEUX BRIQUES DE VISUALISATION

- **Brique de clustering**:
- Visualisation des profils quotidiens sur une plage spécifique Sélection de différents paramètres :
  - Plage de temps
    - Métrique

Pays

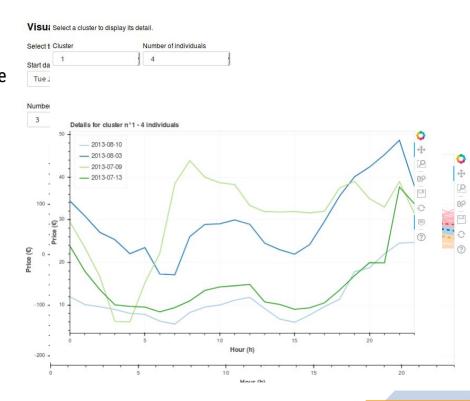
Type de jours

Transformée

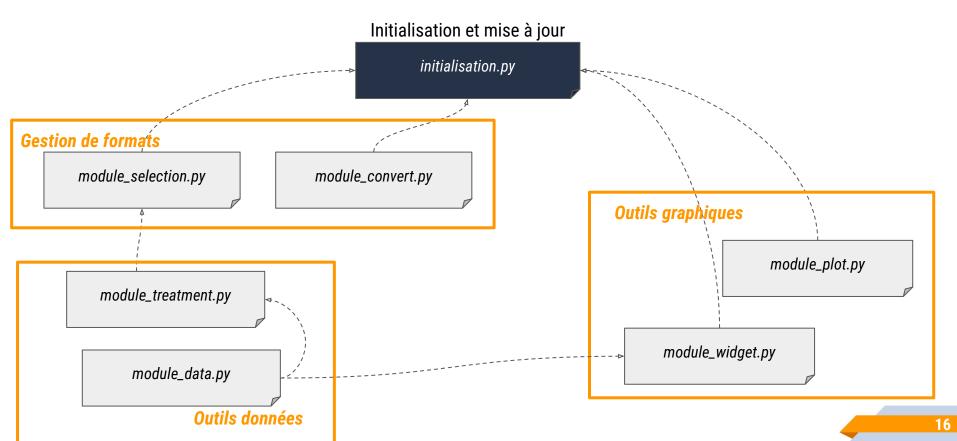
Nombre de cluster

Visualisation d'un échantillon du cluster sélectionné

Source de données : Série filtrée selon plage (dynamique)



## STRUCTURE DES MODULES PYTHON



## INTERACTION AVEC L'APPLICATION

initialisation.py

module\_widget.py

module\_plot.py

module\_selection.py

