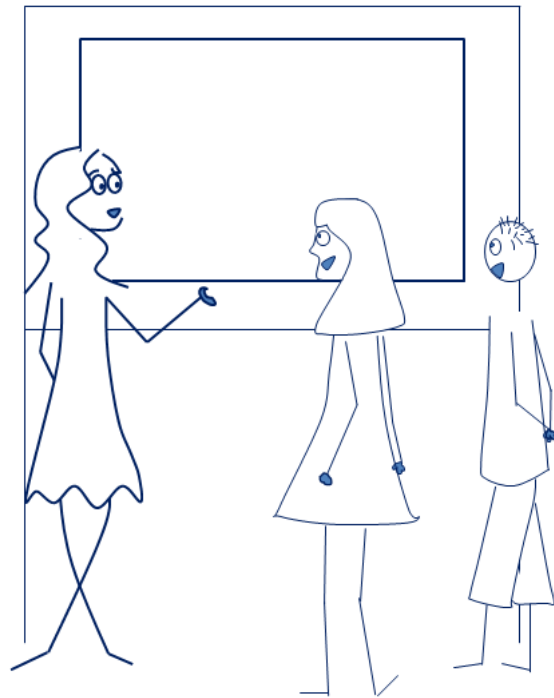


Madness

TS Days



Ordre de passage

1. Jean-Charles Vialatte : SenX - Warp 10: The Most Advanced Time Series Platform
2. Ammar Miam : Robust Detection and Estimation of Change-Points in a Time Series of Multivariate Images
3. Ismail Fawaz : Apprentissage par transfert pour la classification de séries temporelles
4. Tamara Tozic : Classification of multivariate digital farm time-series
5. Antoine Chevrot : Detection of false data injection in transport systems using Machine Learning
6. Mohamed Tribak : Clustering de courbes de charge du réseau de distribution de l'électricité de SRD en vue de la minimisation des pertes
7. Emmanuelle Claeys : Dynamic allocation optimization in A/B tests using classification-based preprocessing
8. Yichang Wang : Learning Interpretable Shapelets for Time Series Classification through Adversarial Regularization
9. Nédra Mellouli : Comparaison de Modèles d'apprentissage Profond pour la prédiction de séries temporelles: application à l'effacement électrique dans les chambres froides



GEO TIME SERIES™
LOGIC STACK
TIME RELATED OPERATIONS
PLATFORM PROCESSING
STRING FUNCTION WarpScript™ by SenX GEO CONSTANTS
MATHS 900+ FUNCTIONS MAPPERS
FILTERS REDUCERS LOGIC STRUCTURE & FLOW CONTROL BUCKETIZERS
COMPOSITE TYPES CRYPTOGRAPHIC
QUATERNIONS CONVERSIONS

Dedicated to time series

Ease your data cleansing, data pre-processing and time series analysis

Productivity

Write your code once. Deploy the same code at any scale via Spark integration

Interoperability

Integrate WarpScript™ code within Python, R and their libraries

Extensibility

Write your algorithms in WarpScript™ or Java and share them via WarpFleet™

Geo Time Series™ Database

Analytics Environment

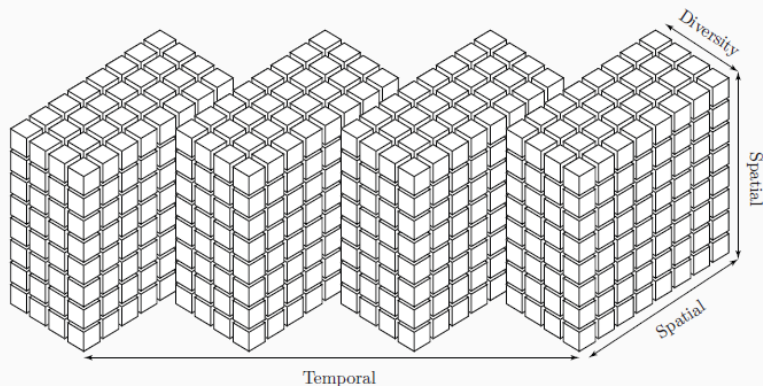
EDGE

STANDALONE

DISTRIBUTED

Robust Detection and Estimation of Change-Points in a Time Series of Multivariate Images

Ammar Mian , Jean-Philippe Ovarlez , Guillaume Ginolhac , Abdourahmane M. Atto



Given a **multivariate** image time series, we want for each pixel:

- Detect changes
- Estimate the location of change-points

Methodology:

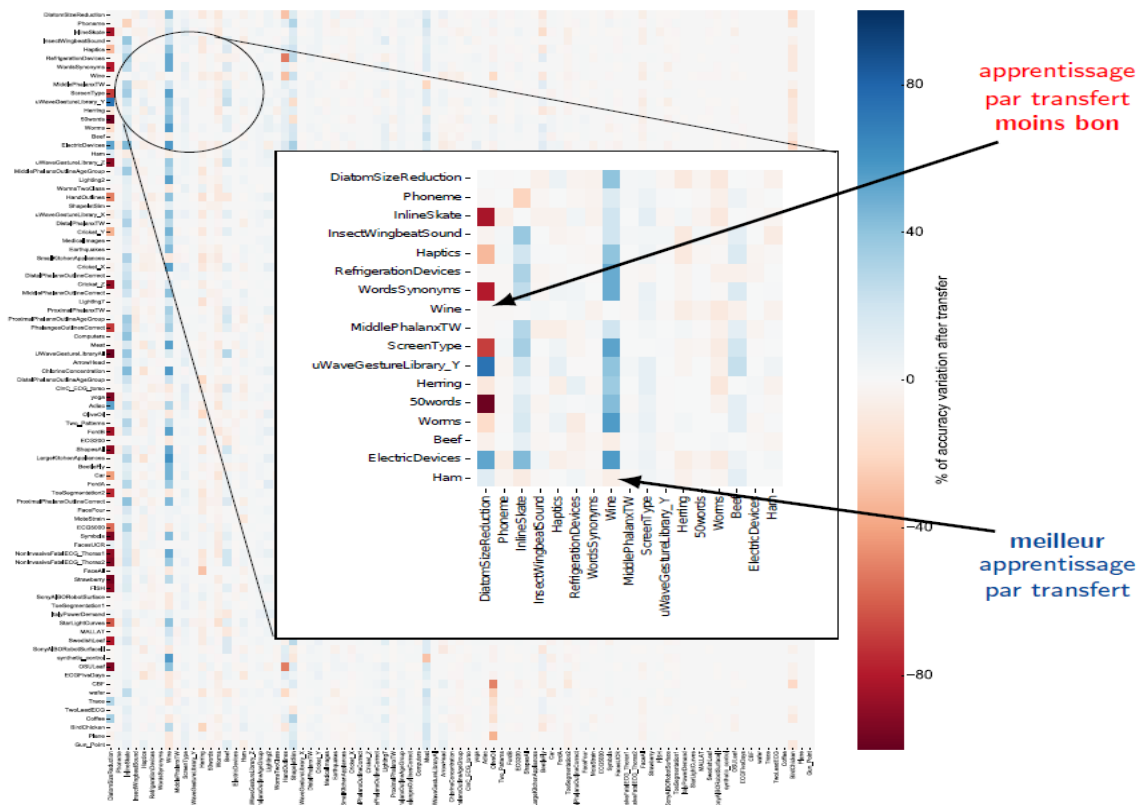
- Consider a parametric **robust** model (Elliptical distributions) on a local spatial neighborhood: $\mathbf{x}_k^t \sim \mathcal{CE}(\mathbf{0}_p, \mathbf{\Sigma}_t)$.
- Test equality of parameters $\mathbf{\Sigma}_t$ over time.

Application: Change Analysis in SAR image time series.



CentraleSupélec

Ajuster des réseaux convolutifs pré-entraînés

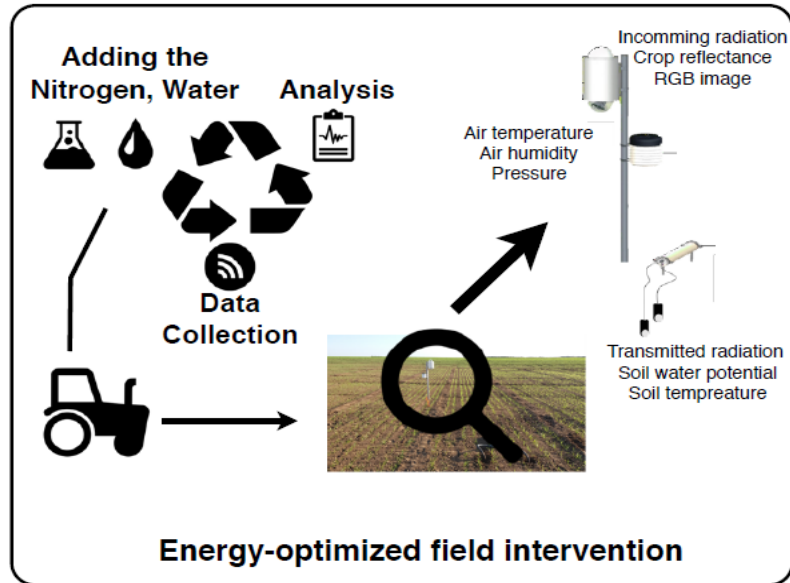
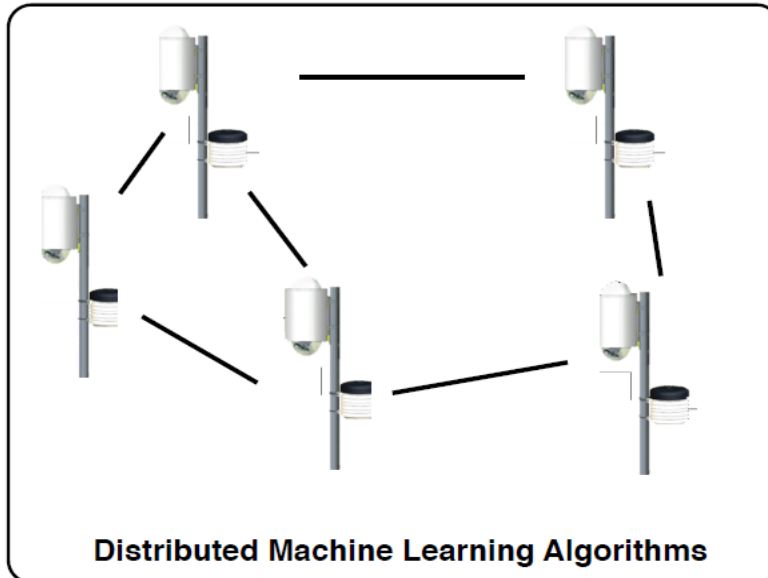


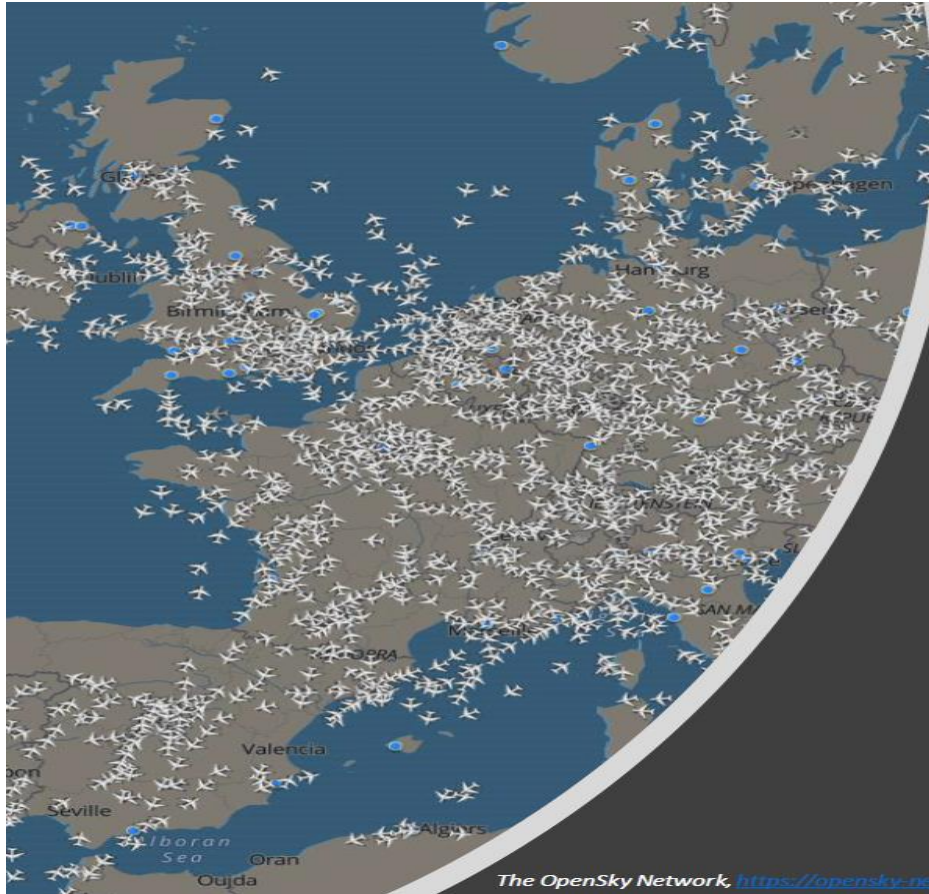
Classification of multivariate digital farm time-series
- T. Tasic, C. Vivens and T. Nagellen (Orange Labs)

Partners



- “Tsunami of data” can consume 20% of global electricity by 2025 (The Guardian)
- Re-thinking the society: Intelligent control of energy consumption for 5G





Le protocole ADS-B

Utilisation de techniques de Machine
Learning pour la détection
d'anomalies

Clustering de courbes de charge du réseau de distribution de l'électricité de SRD en vue de la minimisation des pertes

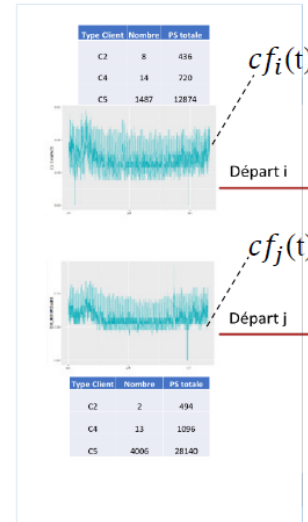
Objectifs

- Minimiser les pertes liées au transport de l'électricité
- Prédire la production et la consommation
- Confirmer ou infirmer des coefficients empiriques métier

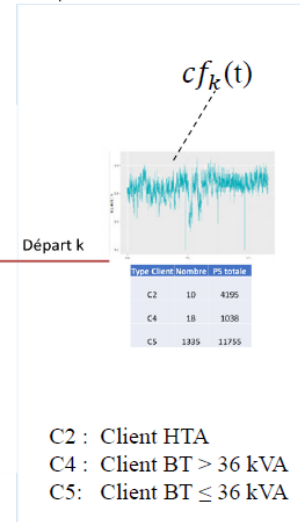
Problématique

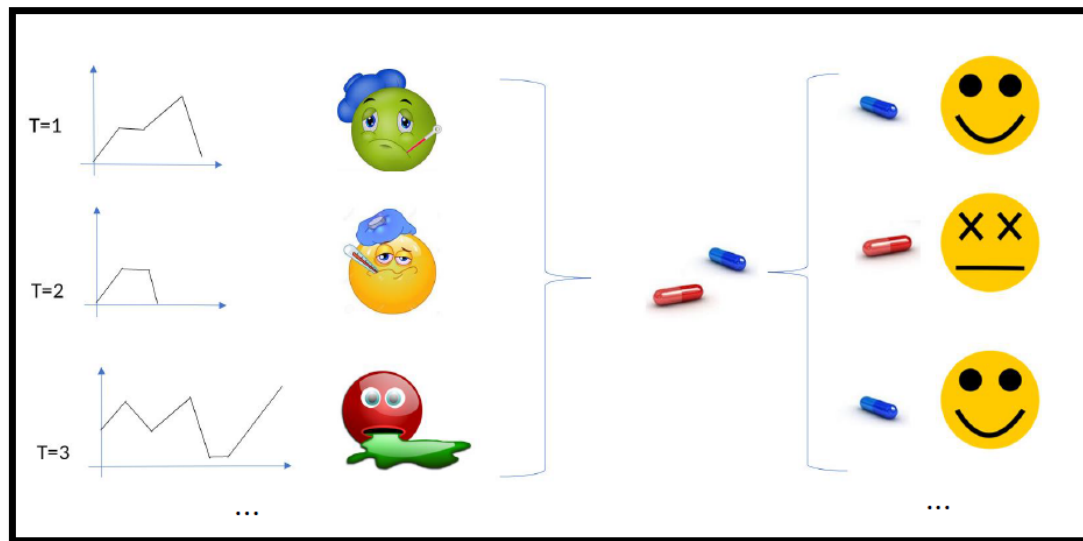
- Détection de clients « exceptionnels », clients types.
- Recherche de paramètres représentatifs de chacun des consommateurs / producteurs

Groupe 1



Groupe 2





Objectifs : limiter les pertes / maximiser ses gains et
identifier le meilleur traitement (conditionnel)

Méthode	+	×
Test randomisé [Peirce (1885)]	- Analyse a posteriori - Détection de clusters	- Regret important dû à l'exploration
Bandit multi-armés [Lai and Robbins (1952)]	- Minimise le regret	- Ne gère pas les séries temporelles comme covariable

Dynamic allocation optimization in A/B tests using classification-based preprocessing

Définir des clusters en
amont du test



Appliquer un algorithme
de bandit

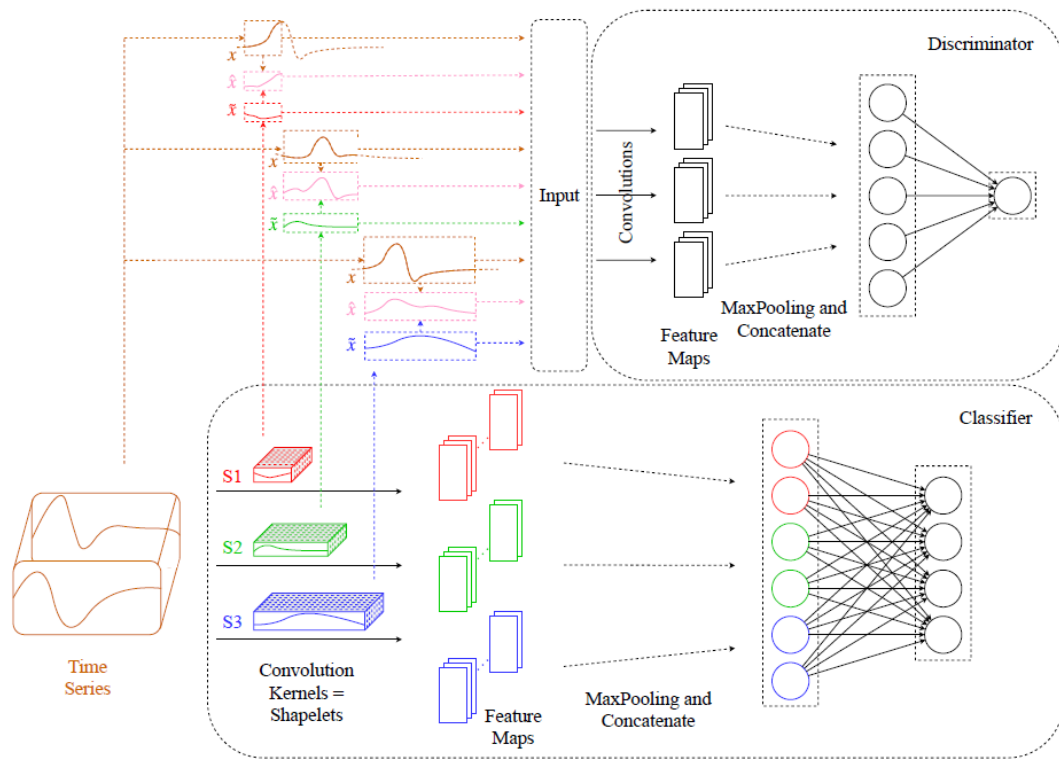


Affectation personnalisée

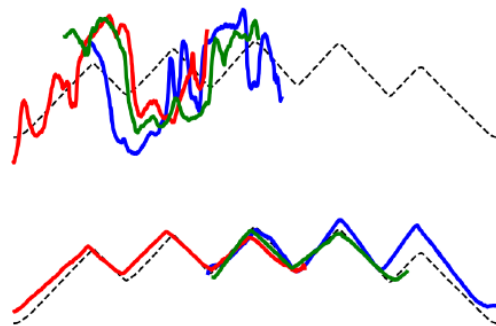
Learning interpretable shapelets for TSC through adversarial training

Y.Wang, R.Emonet, E.Fromont, S.Malinowski, E.Menager, L.Mosser, R.Tavenard

- Adversarially Input $\leftrightarrow$ Parameter Regularized CNN (AI $\leftrightarrow$ PR-CNN)



- Get shapelets efficiently
 - By learning with a CNN
- Get interpretable shapelets
 - By adversarial training
- Get comparable accuracy with the S.O.T.A methods



Mahdjouba Akerma, **Nédra Mellouli***, Hong Minh Hoang, Denis Leducq, Anthony Delahaye
GPAN, Irstea, 1 rue Pierre-Gilles de Gennes CS 10030, 92761 Antony, France
* LIASD, Université Paris8 Vincennes Saint-Denis

Objectifs

Etudier l'impact de l'effacement : effet de rebond /report, remontée de température du produit et de l'air
Evaluer le potentiel d'effacement d'un entrepôt (tester différents scénarios d'effacement)
Développement des approches de modélisation boîte noire et boîte blanche

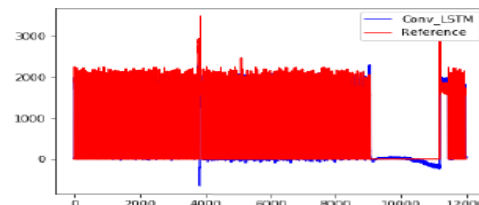
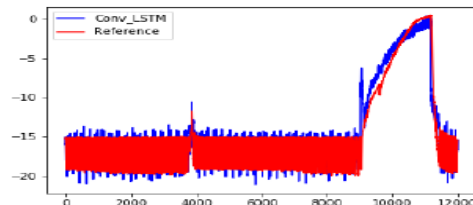
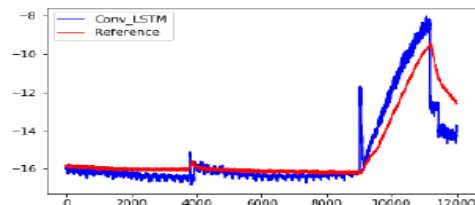
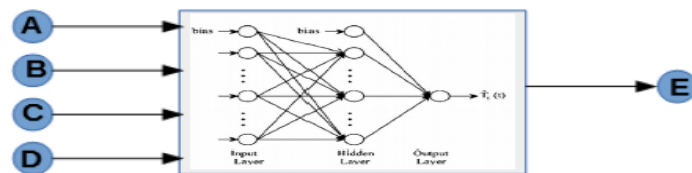
Modélisation

Prédire le comportement dynamique d'un entrepôt/cham

$$E = f_a[A] \otimes f_b[B] \otimes f_c[C] \otimes f_d[D]$$

Entrées : A: Géométrie, B: Conditions extérieures, C: Machine frigorifique D: Fonctionnement du système (chambre froide/entrepôt) ; **Sortie** E : Etat de système (température de l'air à l'intérieur, température du chargement, consommation d'énergie électrique)

Méthode : Apprentissage automatique par deep learning



Cyclones Artificial Intelligence Prints Investigation

Contexte

La réévaluation des risques naturels, par exemple provoqués par des tempêtes tropicales, est délicate mais nécessaire d'un point de vue économique, dans une perspective de changement climatique. **Il s'agit d'un enjeu majeur en réassurance**

Objectif

Mesurer l'instabilité climatique : peut-on, à l'aide d'un classifieur, mettre en évidence des différences dans les variables descriptives des tempêtes tropicales entre deux périodes consécutives?

Sources de données

Données climatiques recueillies par plusieurs organismes et par la National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA)

(2500 tempêtes sur 5 bassins océaniques, 1980-2015, toutes les 6 heures) + données NERSC



Features

Chaque tempête est décrite par **plusieurs séries temporelles** :

- vitesse du vent
- lat, lon
- Pression
- vitesse de tempête
- Direction azimutale (bearing)
- Volatilité de la direction azimutale

