

## L'apport de l'intelligence artificielle à la gestion du smartgrid : une étude de cas

*Michel MAROT, Télécom SudParis*

**Résumé:** Les techniques de prédiction par réseaux de neurones LSTM ont acquis une maturité qui permet d'envisager de les appliquer dans le réseau électrique. Nous présentons deux exemples de scénario d'application. Le premier concerne la prédiction de durée de trajets automobiles en milieu urbain, où la longueur des bouchons peut avoir un impact sur la consommation énergétique des véhicules électriques. Nous utilisons à cette fin des traces réelles de trajectoires de taxis dans la ville de Rome. Le second scénario concerne la prédiction de consommation et de production électrique dans un microgrid. Nous disposons pour cela de données de production photovoltaïque et de consommation agrégées mesurées en environnement réel. Ces prévisions doivent permettre, ultérieurement, de proposer une allocation de ressource électrique optimale.

# L'apport de l'intelligence artificielle à la gestion du smartgrid : une étude de cas

M. Laroui, A. Dridi, H. Afifi, H. MOUNGLA, M. Marot, M. Ali Chérif  
michel.marot à telecom-sudparis.eu

Institut Mines-Télécom Télécom SudParis, SAMOVAR CNRS UMR 5157

Centre Interdisciplinaire Energy4Climate d'IP Paris

17 octobre 2019

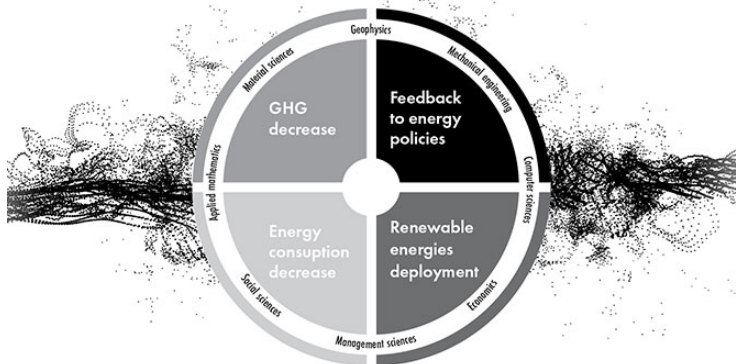
# Plan de la présentation

- Introduction
- Les réseaux LSTM
- Gestion de l'énergie dans un véhicule électrique
- Prédiction de la conso./production dans le microgrid
- Conclusion

# Introduction

Centre de recherche interdisciplinaire Energy4Climate :

- 4 domaines d'expertise :



# Introduction

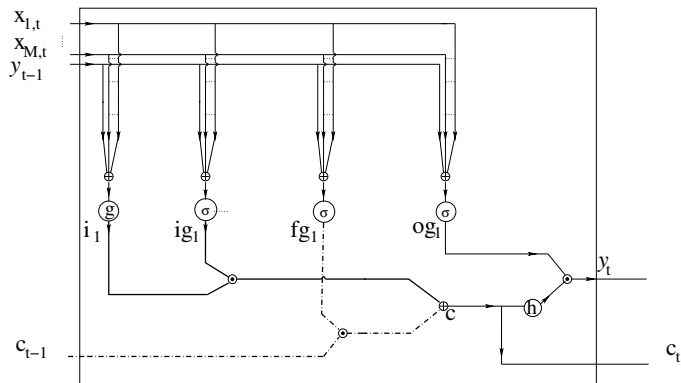
## Centre de recherche interdisciplinaire Energy4Climate :

- **26 laboratoires partenaires** : CERA (ENPC & EDF), CERMICS (ENPC), CIRED (UMR 8568), CMAP (UMR 7641), CREST (UMR 9194), HM&Co (ENPC), I3 (UMR 9217), IMSIA (UMR 9219), IPSL (FR636), IPVF (UMR 9006), LADHYX (UMR 7646), LCM (UMR 9168), LHSV (ENPC, EDF, CEREMA), LIX (UMR 7161), LMD (UMR 8539), LMS (UMR 7649), LPICM (UMR 7647), LPMC (UMR 7643), LSI (UMR 7642), LSO (UMR 7652), LTCI, SAMOVAR (UMR 5157), UCP (ENSTA), U2IS (ENSTA), UMA (ENSTA), SEIDO.

## Collaboration TSP/LMD (Polytechnique)/GeePs (Centrale-Supélec)



# LSTM



$$z_t = g(W_z x_t + R_z y_{t-1} + b_z)$$

$$i_t = \sigma(W_i x_t + R_i y_{t-1} + p_i \odot c_{t-1} + b_i)$$

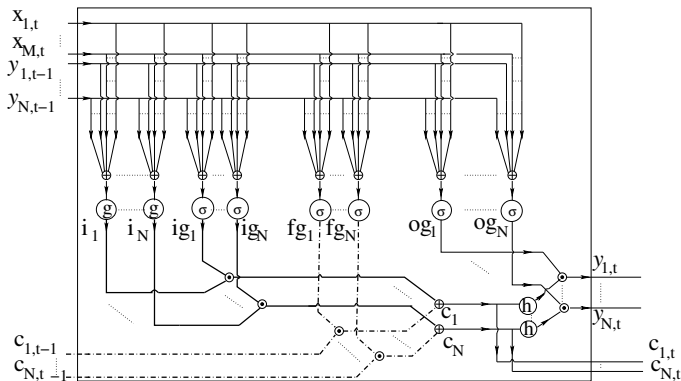
$$f_t = \sigma(W_f x_t + R_f y_{t-1} + p_f \odot c_{t-1} + b_f)$$

$$c_t = z_t \odot i_t + c_{t-1} \odot f_t$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + R_o y_{t-1} + p_o \odot c_t + b_o)$$

$$y_t = h(c_t) \odot o_t.$$

# LSTM



$$\mathbf{z}_t = \mathbf{g}(\mathbf{W}_z \mathbf{x}_t + \mathbf{R}_z \mathbf{y}_{t-1} + \mathbf{b}_z)$$

$$\mathbf{i}_t = \sigma(\mathbf{W}_i \mathbf{x}_t + \mathbf{R}_i \mathbf{y}_{t-1} + \mathbf{p}_i \odot \mathbf{c}_{t-1} + \mathbf{b}_i)$$

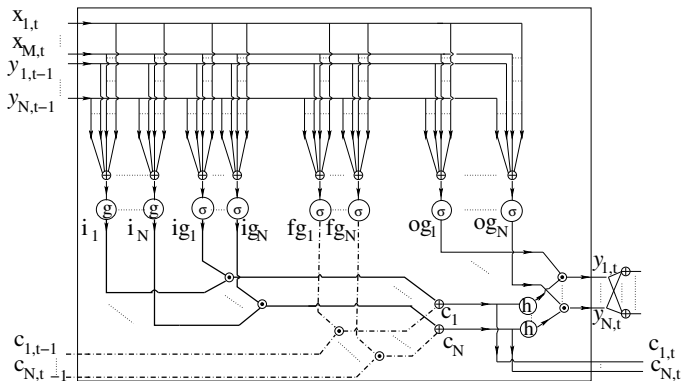
$$\mathbf{f}_t = \sigma(\mathbf{W}_f \mathbf{x}_t + \mathbf{R}_f \mathbf{y}_{t-1} + \mathbf{p}_f \odot \mathbf{c}_{t-1} + \mathbf{b}_f)$$

$$\mathbf{c}_t = \mathbf{z}_t \odot \mathbf{i}_t + \mathbf{c}_{t-1} \odot \mathbf{f}_t$$

$$\mathbf{o}_t = \sigma(\mathbf{W}_o \mathbf{x}_t + \mathbf{R}_o \mathbf{y}_{t-1} + \mathbf{p}_o \odot \mathbf{c}_t + \mathbf{b}_o)$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{h}(\mathbf{c}_t) \odot \mathbf{o}_t.$$

# LSTM



$$z_t = g(W_z x_t + R_z y_{t-1} + b_z)$$

$$i_t = \sigma(W_i x_t + R_i y_{t-1} + p_i \odot c_{t-1} + b_i)$$

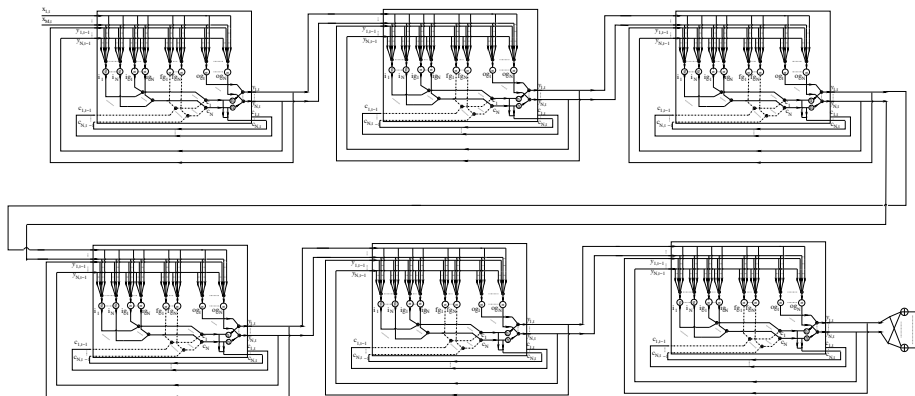
$$f_t = \sigma(W_f x_t + R_f y_{t-1} + p_f \odot c_{t-1} + b_f)$$

$$c_t = z_t \odot i_t + c_{t-1} \odot f_t$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + R_o y_{t-1} + p_o \odot c_{t-1} + b_o)$$

$$y_t = h(c_t) \odot o_t.$$

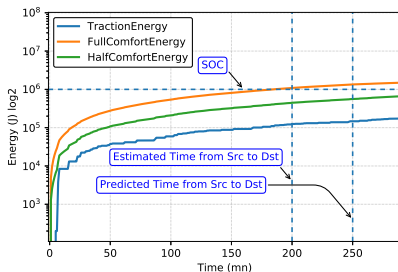
# LSTM



6 cellules LSTM de 100 neurones chacune et un réseau dense  
(4 cellules pour la prédiction de trajectoires)

# Gestion de l'énergie dans un véhicule électrique

- Les temps de trajets estimés correspondent rarement aux temps effectifs



- Nécessité de prévoir les durées de trajets.
- Plusieurs méthodes :
  - Si destination programmée SIG+GPS+ éventuellement observation temps-réel du trafic (e.g. WAZE)
  - Si destination non programmée, nécessité de deviner/prévoir le trajet.

# Gestion de l'énergie dans un véhicule électrique

- Gestion du confort thermique / énergie nécessaire à la traction

---

```
1: Input : State of Charge, list of previous points triplets
2: Output : Use Full Air Conditioning, Half,Traction or Alert
3:
4: while Not at Dst do
5:   Calculate next predicted sequence triplets (x,y and time)
6:   Calculate Predicted Time to Dst
7:   Calculate FullComfort, HalfComfort and Traction energies to Dst
8:
9:   if TractionEnergy  $\geq$  SoC then
10:     Raise Severe Alert (Not Enough Energy)
11:
12:   else if HalfComfort  $\geq$  SoC then
13:     Raise Traction Only
14:
15:   else if FullComfort  $\geq$  SoC then
16:     Raise HalfComfort Only
17:   end if
18:
19: end while
```

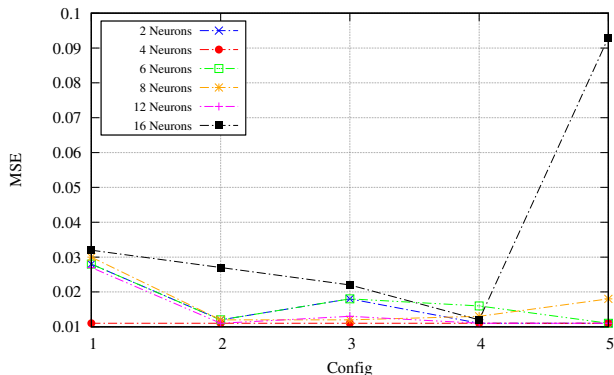
---

## Gestion de l'énergie dans un véhicule électrique

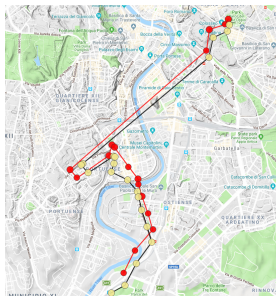
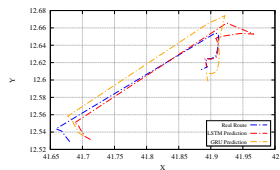
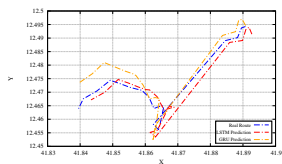
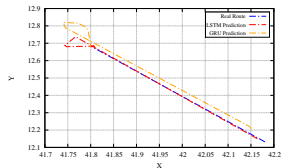
- Modèle du système de climatisation d'un véhicule électrique : "*A Dynamic Programming Approach for Thermal Comfort Control in Electric Vehicles*", Amina Lahlou, Florence Ossart, Emmanuel Boudard, Francis Roy, Mohamed Bakhouya. In IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference 2018.
- Modèle de consommation pour la traction du véhicule : "*Modeling of Full Electric and Hybrid Electric Vehicles*", Ferdinando Luigi Mapelli and Davide Tarsitano, <http://dx.doi.org/10.5772/53570>.
- Traces réelles de mobilité de taxis à Rome (Lorenzo Bracciale, Marco Bonola, "CRAWDADdataset roma/taxi (v. 2015-03)" in CRAWDDAD dataset roma/taxi (v.2015), 2014). 60 jours de trafic, environ 70000 trajectoires enregistrées.
- Pour les réseaux de neurones : utilisation de Keras/TensorFlow.

# Gestion de l'énergie dans un véhicule électrique

Config/	Nbr de batches/	Nbr itérations par batch
1	4	300
2	4	3000
2	8	3000
4	8	5000
5	12	3000



# Gestion de l'énergie dans un véhicule électrique



Plus de détails dans M. Laroui, A. Dridi, H. Afifi, H. MOUNGLA, M. Marot and M. A. Cherif, "Energy Management For Electric Vehicles in Smart Cities : A Deep Learning Approach," 2019 15th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC), Tangier, Morocco, 2019, pp. 2080-2085.

# Prédiction de la conso./production dans le microgrid



( <https://www.media-paris-saclay.fr/visite-de-la-fibre-entrepreneur-drahi-x-novation-center-entretien-avec-matthieu-somekh/> )

## ● Bâtiment DrahiX

- Historiques de consommation (agrégées) ;
- Historiques de production (panneaux solaires).

# Prédiction de la conso./production dans le microgrid

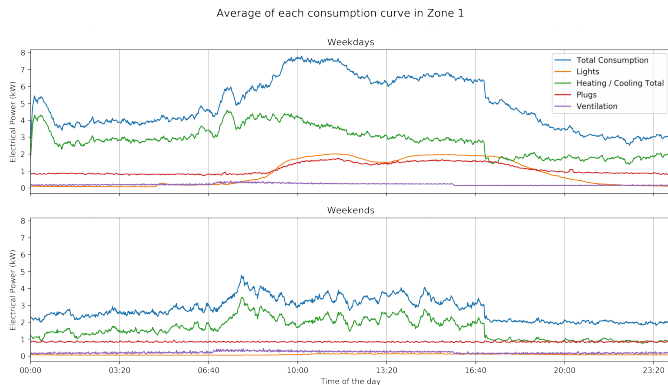


FIGURE – Source J. Badosa (nos remerciements)

# Prédiction de la conso./production dans le microgrid

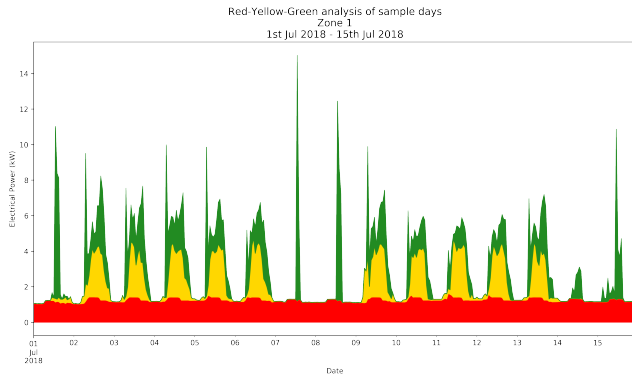
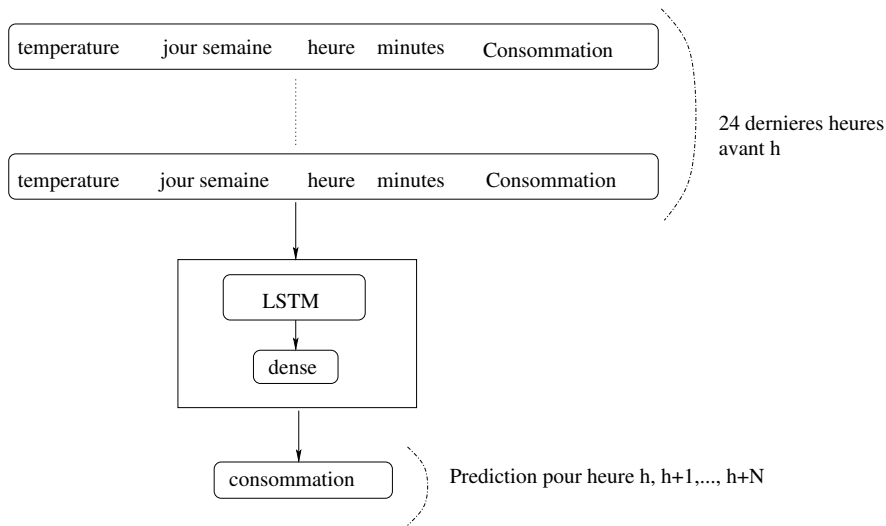


FIGURE – Source J. Badosa (nos remerciements)

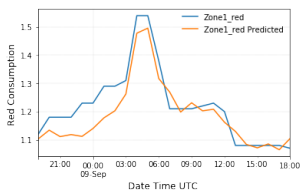
Classons la consommation en trois types :

- Consommation *critique* ;
- Consommation *programmable* ;
- Consommation *de confort*.

# Prédiction de la conso./production dans le microgrid



# Prédiction de la conso./production dans le microgrid

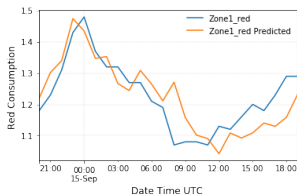


Prédiction de h+1

MSE : 0,003

RMSE : 0,041

MAE : 0,041

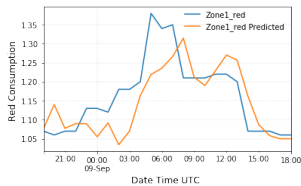


Prédiction de h+1  
à h+6

MSE : 0,004

RMSE : 0,057

MAE : 0,045



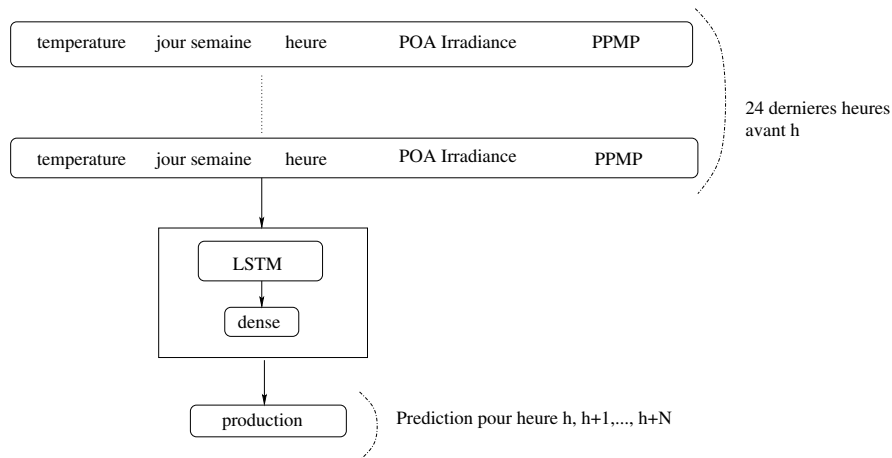
Prédiction de h+1  
à h+24

MSE : 0,006

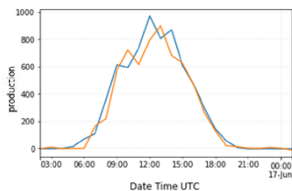
RMSE : 0,078

MAE : 0,048

# Prédiction de la conso./production dans le microgrid



# Prédiction de la conso./production dans le microgrid

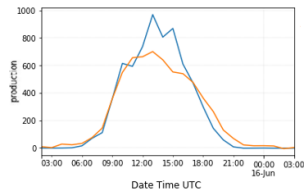


Prédiction à h+1

MSE : 0,007

RMSE : 0,083

MAE : 0,045



Prédiction de h+1  
à h+24

MSE : 0,020

RMSE : 0,141

MAE : 0,087

# Conclusion

- Les techniques de réseaux de neurones permettent de prédire
  - des trajectoires ;
  - une consommation ;
  - une production.
- Comment combiner tout cela ?

