



**IMT Mines Albi-Carmaux**  
École Mines-Télécom

# INTÉGRATION DES SYSTÈMES

GESTION DE L'INTERMITTENCE D'UN SYSTÈME  
DE PRODUCTION ET AUTOCONSOMMATION  
D'ÉNERGIE VIA L'APPRENTISSAGE PAR  
RENFORCEMENT

JNES, 25/06/2024

Damien BERNARDE, Mathieu MILHE, Jean-Louis DIRION  
RAPSOEE UMR CNRS 5302

## L'autoconsommation en France :

- 55% des installations PV sont pour de l'**autoconso. individuelle**
- 3% des installations PV avec autoconso. sont équipées de **stockage**

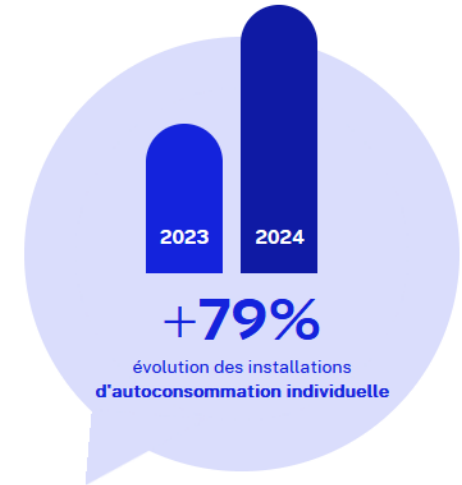
Source : Enedis

## Motivé par :

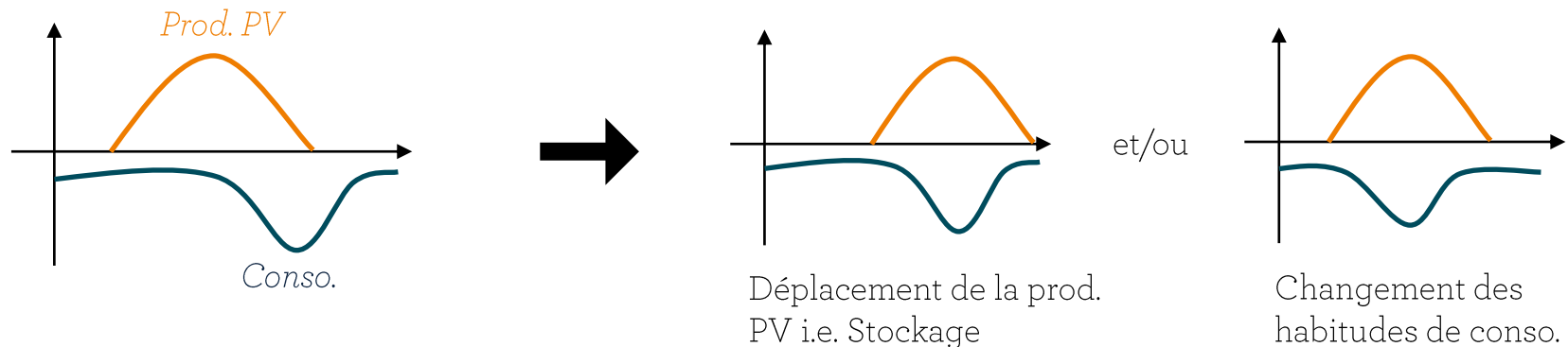
- Instabilité prix Energie
- Augmentation demande élec., mobilité VE

## Mais freins à la performance des systèmes :

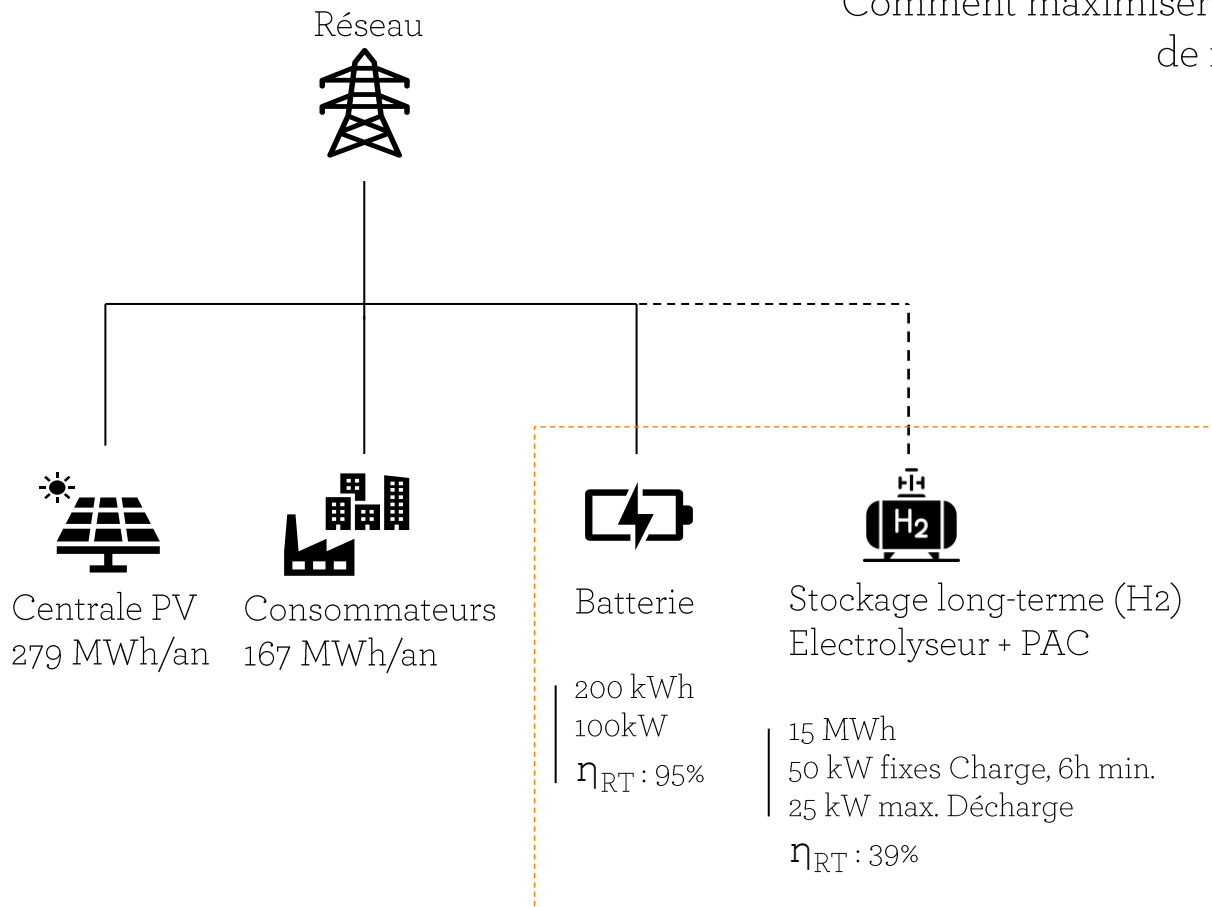
Déphasage Prod./Conso.



Source : Enedis



Comment maximiser l'indépendance énergétique de notre opération d'autoconso. ?



Objectif : Limiter au maximum l'utilisation du réseau en soutirage, maximiser l'autoproduction ; sur une année.

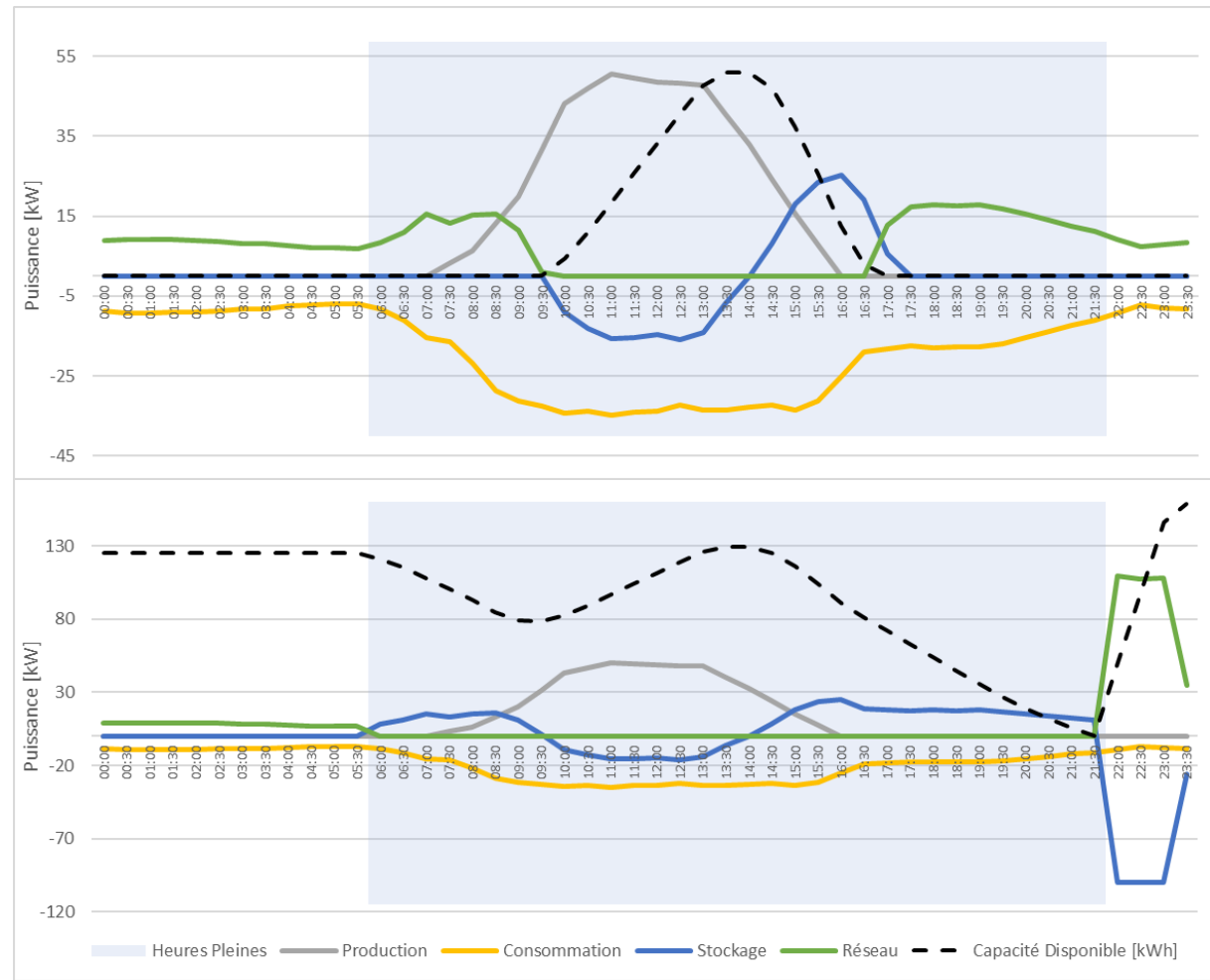
Pour y parvenir on agit sur les systèmes de stockage.



# **APPROCHE TRADITIONNELLE DE PILOTAGE PAR DES RÈGLES**

3 modèles : Batterie, Batterie avec Prévision, Batterie + H2

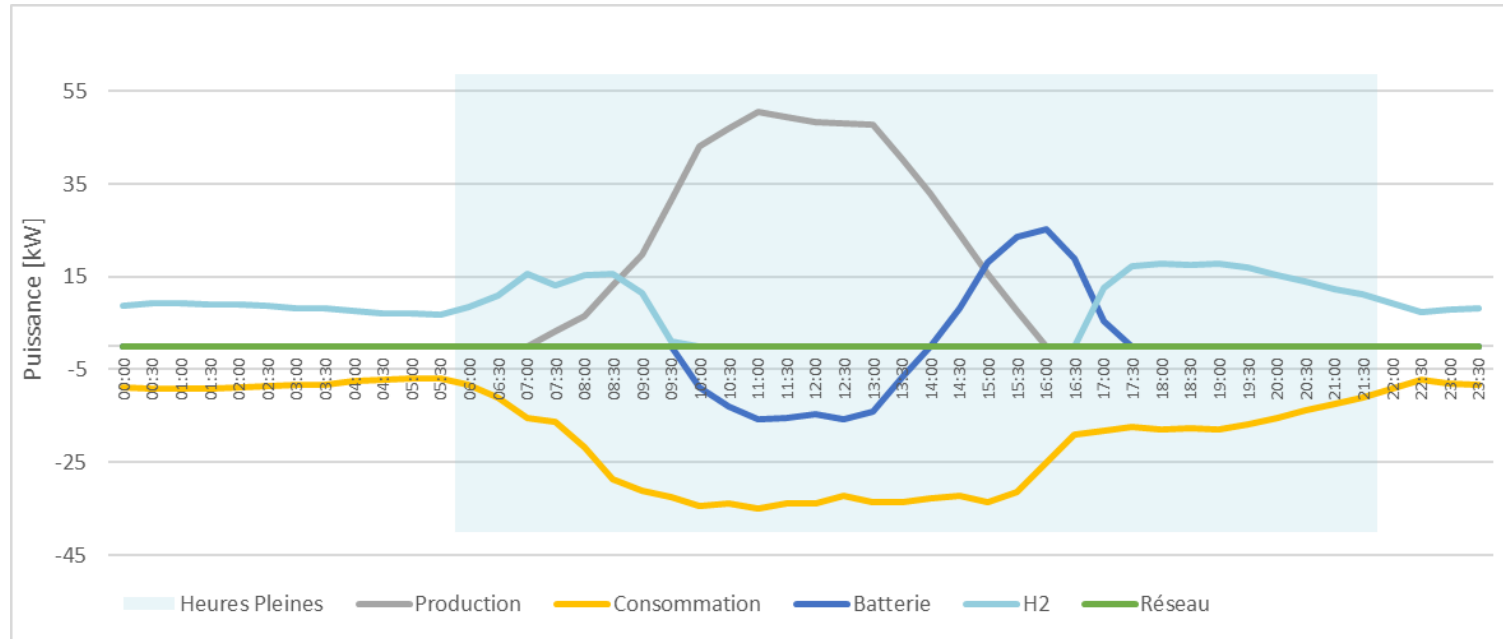
Modèle Batterie



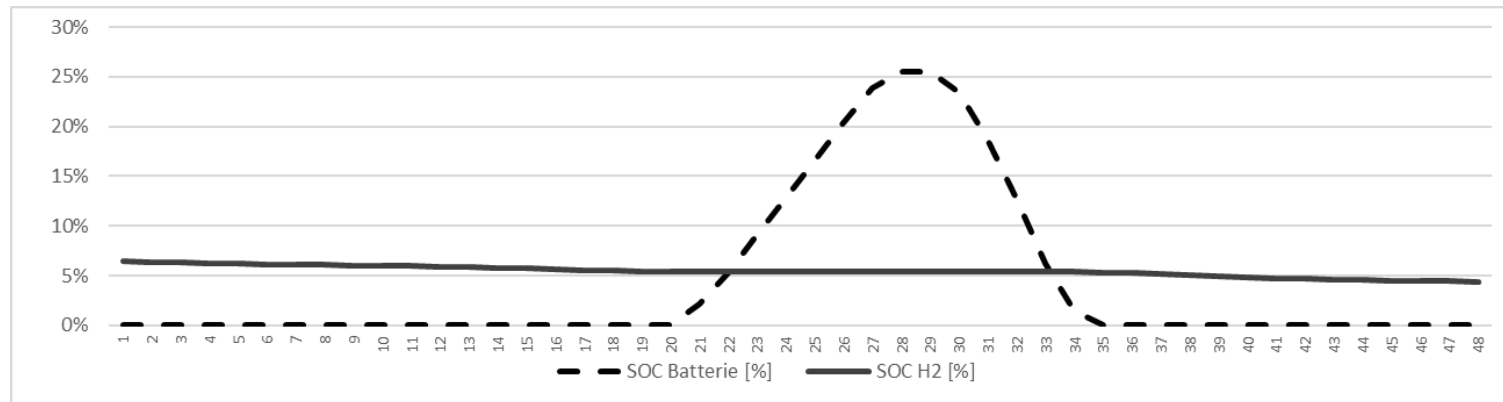
Modèle Batterie avec Prévision

↳ Considérations économiques

## Modèle Batterie + H2



## Etats de charge



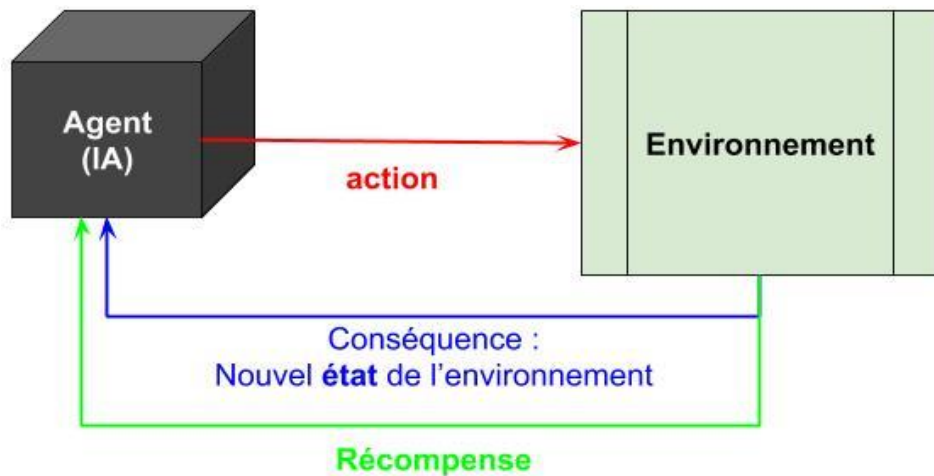


**MISE EN ŒUVRE ET PILOTAGE VIA  
L'APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT**

« L'apprentissage par renforcement est un procédé d'**apprentissage automatique** consistant, pour un système autonome, à apprendre les actions à réaliser, à partir d'**expériences**, de façon à **optimiser** une récompense quantitative au cours du temps. »

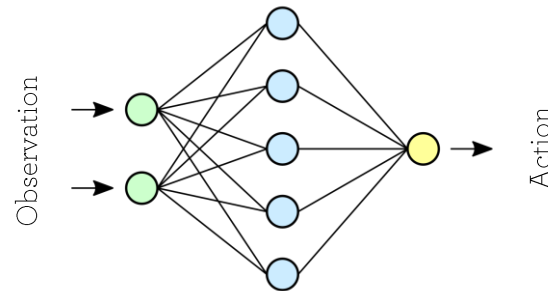
Intérêts :

- Etablir des modèles de pilotage plus performants que les règles, notamment pour des systèmes complexes multi-stockages, multi-saisonnalités, voire avec tarifs variables ;
- Rapidité d'exécution des modèles vs Approches d'Optimisation



- **Action** : Puissances Batterie et H2
- **Observation** excédent de production et états de charges ; voire prévisions et signaux tarifaires à 24h
- **Récompense** : pénalité correspondant aux quantités d'énergie soutirées du réseau

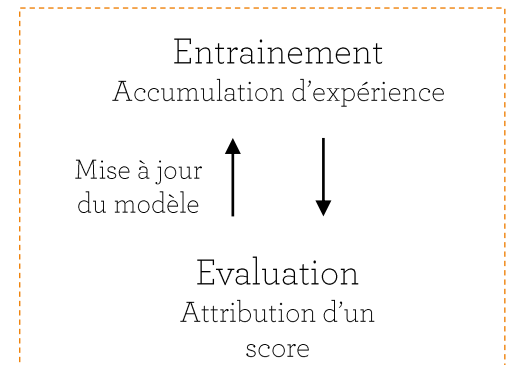
Modèle : Réseau de Neurones



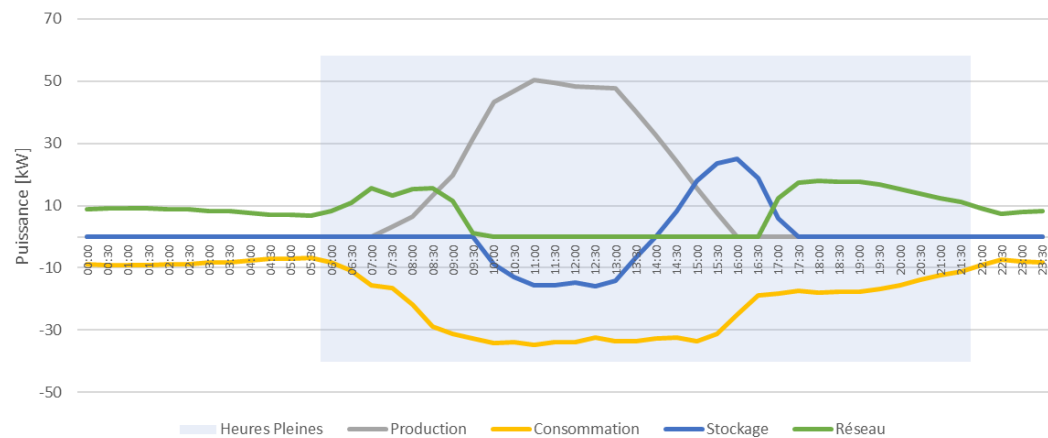
Apprentissage : Alternance de phases d'entraînement et d'évaluation pour ajuster les poids de ce réseau.

	Entrainement	Evaluation
Données prod. et conso.	11 ans	1 même année
Date de départ de la phase	Aléatoire sur les 11 ans	Toujours la même, 1 <sup>er</sup> janvier
Quantité de données parcourues	720 (15 jours) ou 17568 (1 an) selon les modèles	17568
Etats de charges initiaux	Aléatoires	Toujours les mêmes

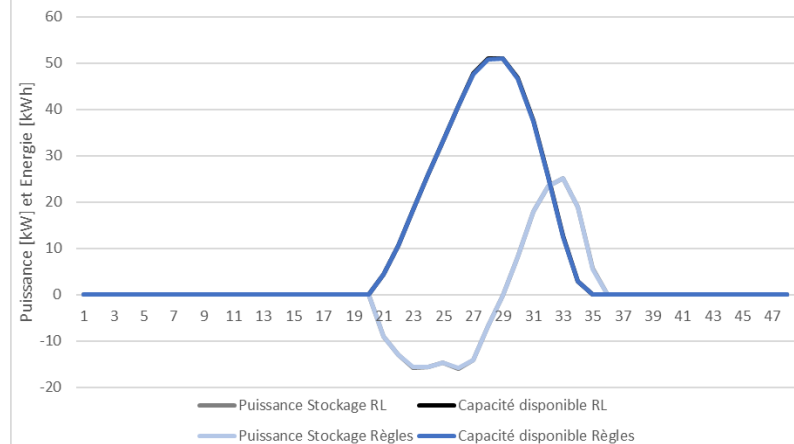
Phase d'apprentissage



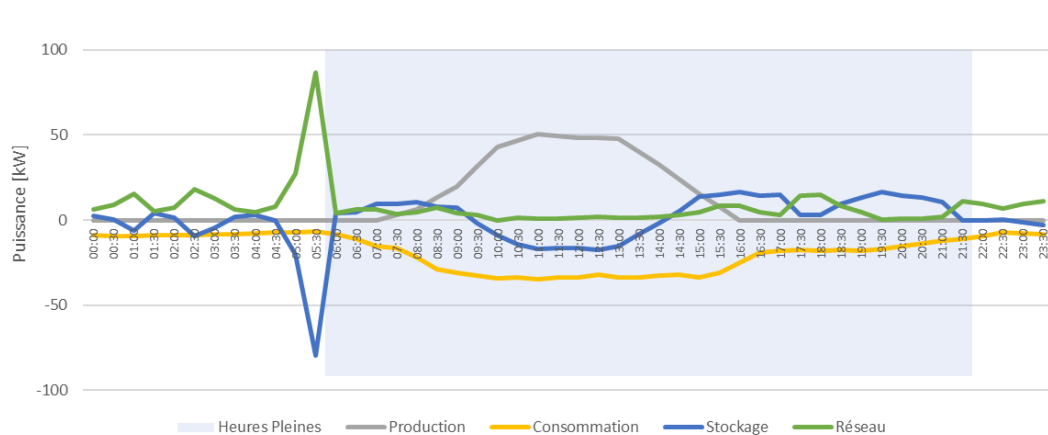
## Modèle Batterie



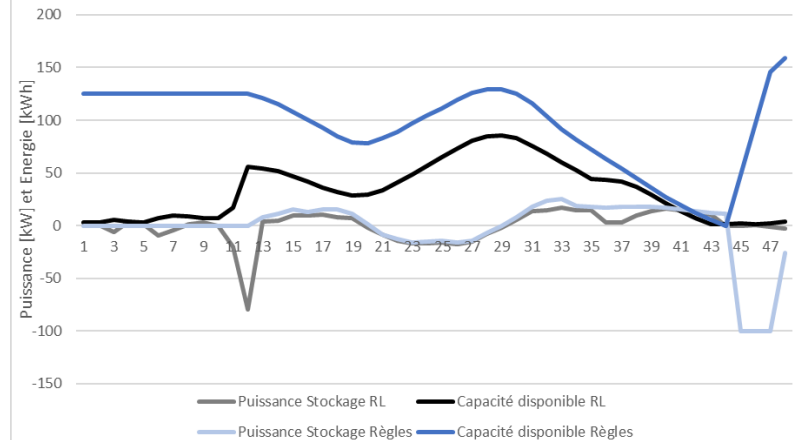
## Comparaison avec modèle Règles



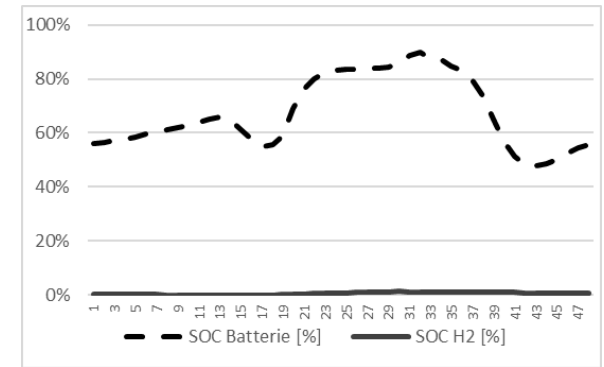
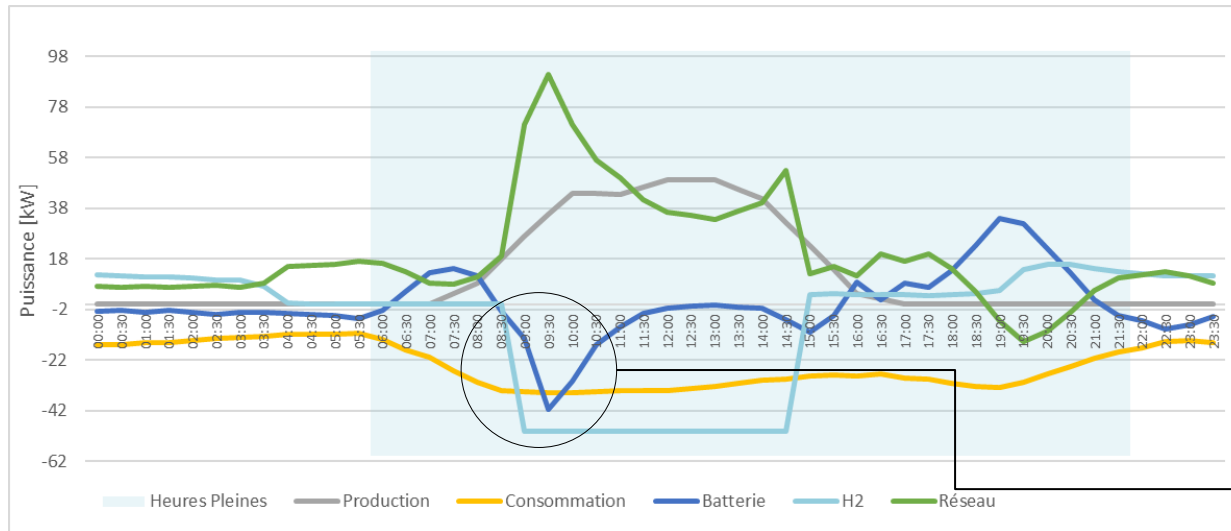
## Modèle Batterie avec Prévision



## Comparaison avec modèle Règles

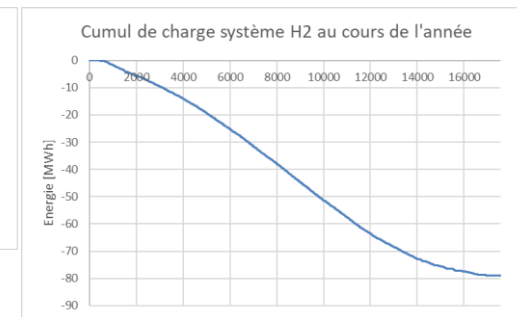
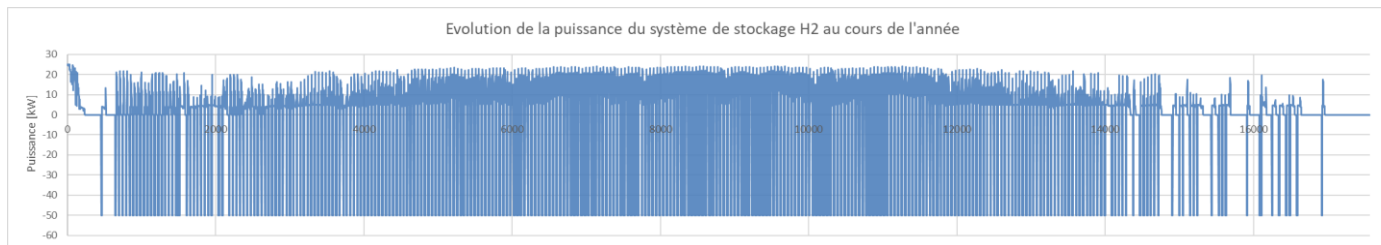


## Modèle avec Batterie + H2



Les deux systèmes amorcent leur charge en même temps

## Comportement annuel H2 :



	Règles			RL		
Energie [MWh]	Batterie	Batterie Prév.	Batterie + H2	Batterie	Batterie Prév.	Batterie + H2
Produite	279					
Consommée	167					
Soutirée	24.6 dont 16.4 HP	25.2 dont 3.7 HP	15.3	24.7 dont 16,5 HP	26.2 dont 13,5 HP	54.6
Injectée	135.2	135.2	105.3	135.3	136.6	93.6
Destockée ESS	42.0	53.3	43.0	42.0	46.4	23.8
Stockée ESS	44.1	56.0	45.2	44.1	48.7	25.0
Destockée H2	/	/	15.6	/	/	49.0
Stockée H2	/	/	36.1	/	/	121.45
% Autoconso.	50.9	50.6	54.2	50.8	50.3	40.1
% Autoprod.	85.2	84.9	90.8	85.2	84.3	67.2

Modèle avec **batterie seule** :

- Possible d'entraîner des IA très performantes
- Mais pas meilleures que le pilotage par les règles mis en œuvre ici car on a aussi démontré que ces modèles étaient optimaux

Modèle avec **batterie + H2** :

- Premiers bons résultats : comportement saisonnalité annuelle de charge H2
- Difficulté d'apprentissage liées aux caractéristiques d'utilisation H2 (charge fixe et 6h)  
vs Action Continue —————> Algorithmes non adaptés à ce cas d'utilisation
- Travail à améliorer sur la **fonction récompense**