

Conférence Francophone de l'International Building Performance Simulation Association

Vers une méthodologie générique de modélisation par réseaux de neurones des systèmes énergétiques dans le bâtiment

A. LAZRAK^{1, 2, 3, *}, G. FRAISSE², A. LECONTE¹, P. PAPILLON¹, B. SOUYRI²

¹CEA, INES, le Bourget du Lac, France

²LOCIE - CNRS UMR 5271, le Bourget du Lac, France

³ADEME, Angers, France





Plan



- **Contexte :**

Le besoin d'une méthode générique pour l'évaluation des performances des SSC

- **Contexte :**

Le besoin d'une méthode générique pour l'évaluation des performances des SSC

- **Approche de modélisation mise en œuvre :**

Modélisation de type « boîte noire » par réseaux de neurones (RN)

- **Contexte :**

Le besoin d'une méthode générique pour l'évaluation des performances des SSC

- **Approche de modélisation mise en œuvre :**

Modélisation de type « boîte noire » par réseaux de neurones (RN)

- **Analyse et résultats :**

Comparaison entre deux modèles RN et un modèle détaillé (référence)

- **Contexte :**

Le besoin d'une méthode générique pour l'évaluation des performances des SSC

- **Approche de modélisation mise en œuvre :**

Modélisation de type « boîte noire » par réseaux de neurones (RN)

- **Analyse et résultats :**

Comparaison entre deux modèles RN et un modèle détaillé (référence)

- **Perspectives**

Extension de la méthodologie à d'autres systèmes



Contexte



LOCIE

- Contexte énergétique et économique



- Contexte énergétique et économique

+26% part de la consommation en énergie finale du secteur résidentiel et tertiaire pour les besoins du bâtiment en termes de chauffage, climatisation et ECS

- Contexte énergétique et économique

+26% part de la consommation en énergie finale du secteur résidentiel et tertiaire pour les besoins du bâtiment en termes de chauffage, climatisation et ECS



Emission de GES, Réchauffement climatique, Pollution etc.

- Contexte énergétique et économique

+26% part de la consommation en énergie finale du secteur résidentiel et tertiaire pour les besoins du bâtiment en termes de chauffage, climatisation et ECS



Emission de GES, Réchauffement climatique, Pollution etc.



- Contexte énergétique et économique

+26% part de la consommation en énergie finale du secteur résidentiel et tertiaire pour les besoins du bâtiment en termes de chauffage, climatisation et ECS



Emission de GES, Réchauffement climatique, Pollution etc.



Ressources en énergie traditionnelle très limitées

- Contexte énergétique et économique

+26% part de la consommation en énergie finale du secteur résidentiel et tertiaire pour les besoins du bâtiment en termes de chauffage, climatisation et ECS



Emission de GES, Réchauffement climatique, Pollution etc.



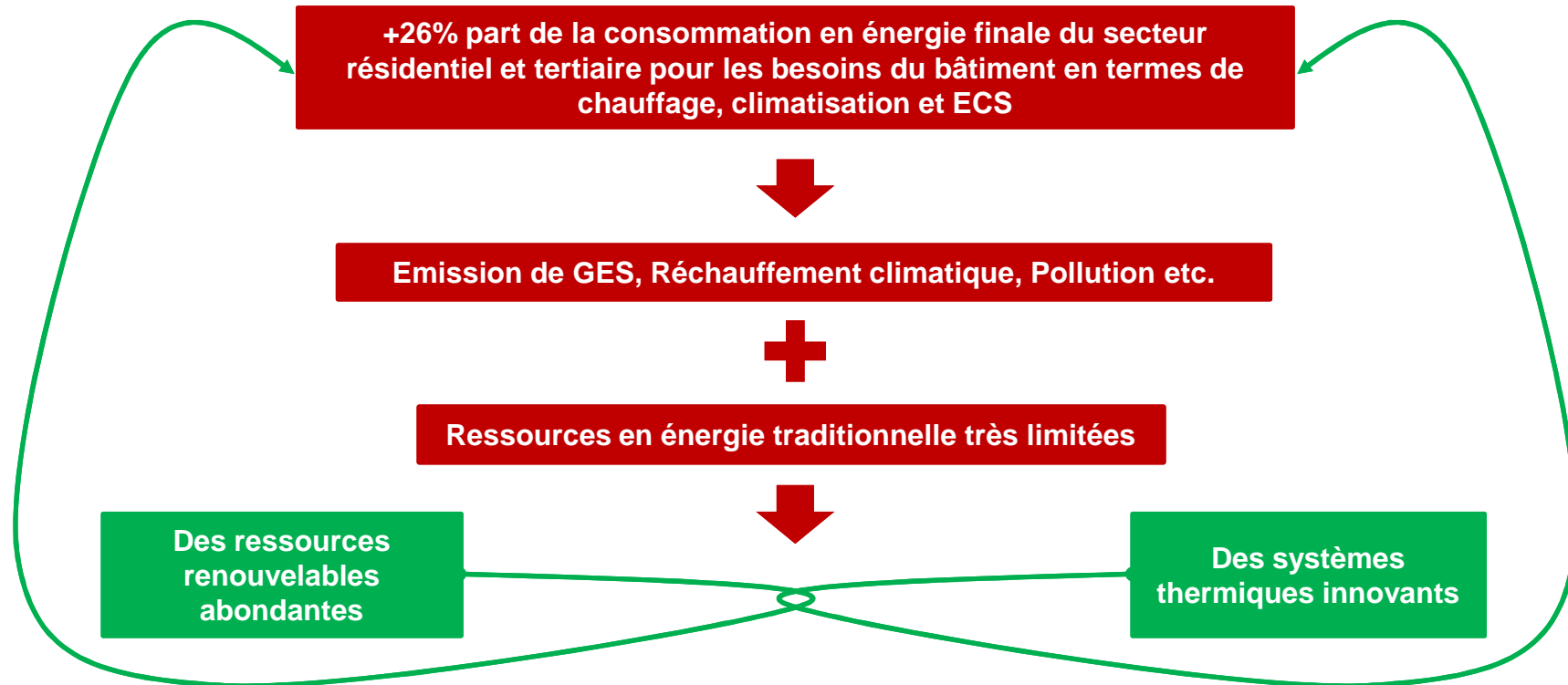
Ressources en énergie traditionnelle très limitées



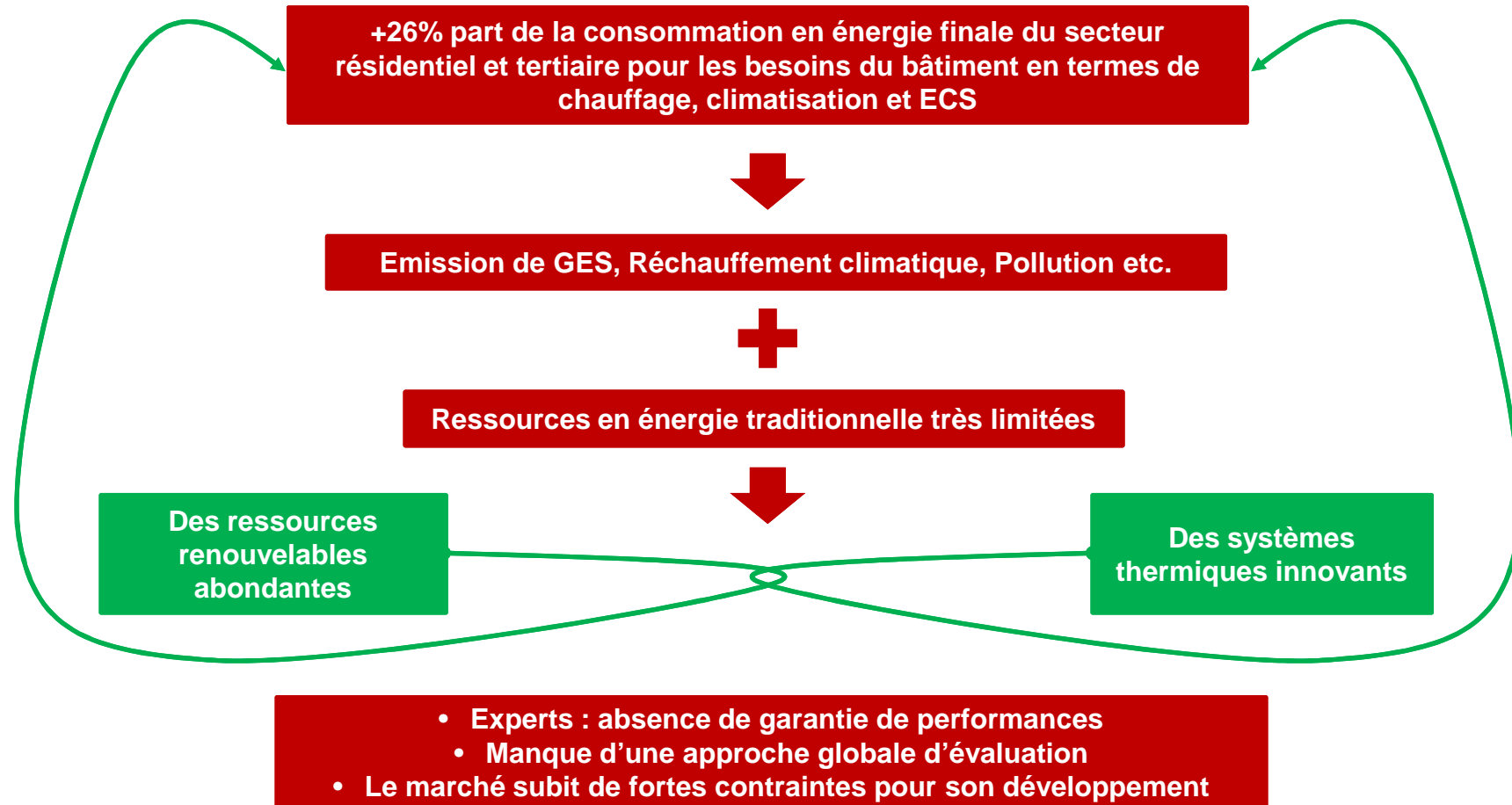
Des ressources renouvelables abondantes

Des systèmes thermiques innovants

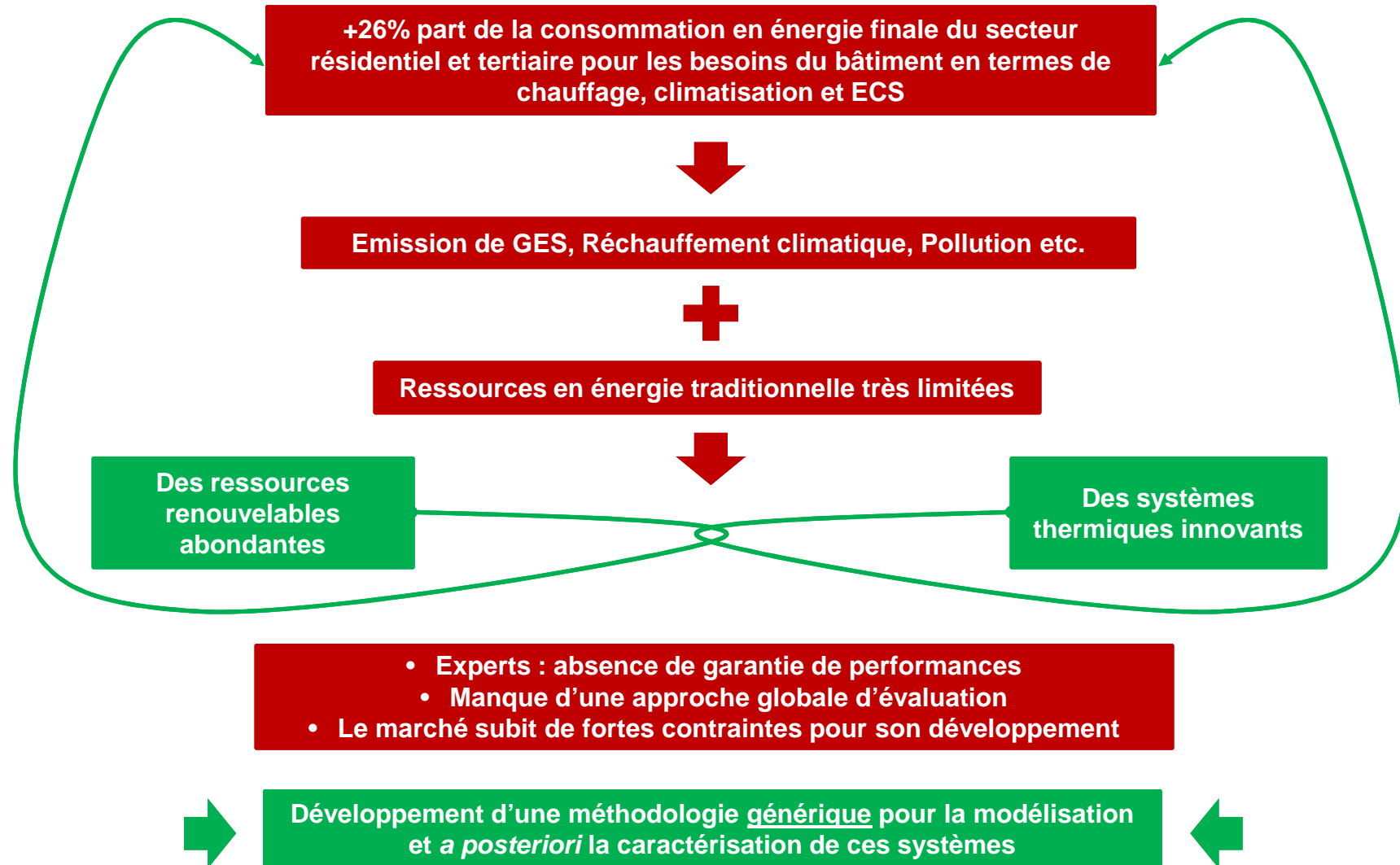
- Contexte énergétique et économique



▪ Contexte énergétique et économique



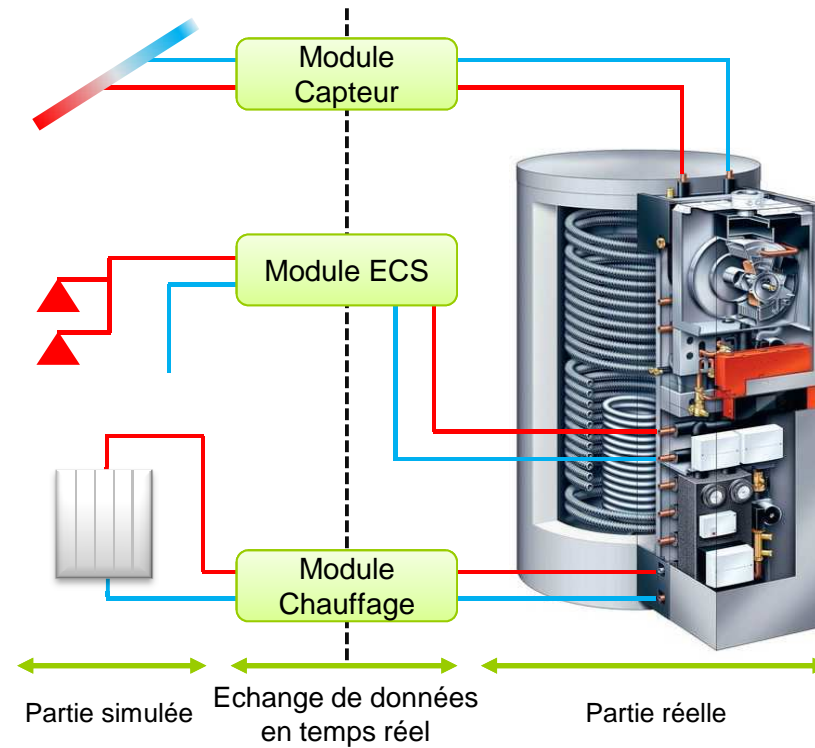
▪ Contexte énergétique et économique



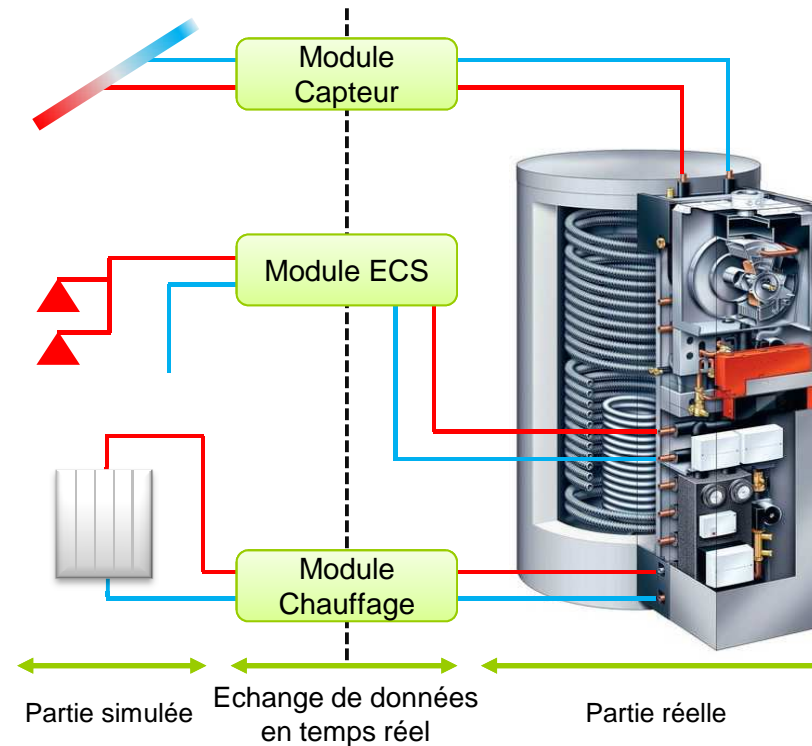
- Procédure actuelle d'évaluation d'un système solaire



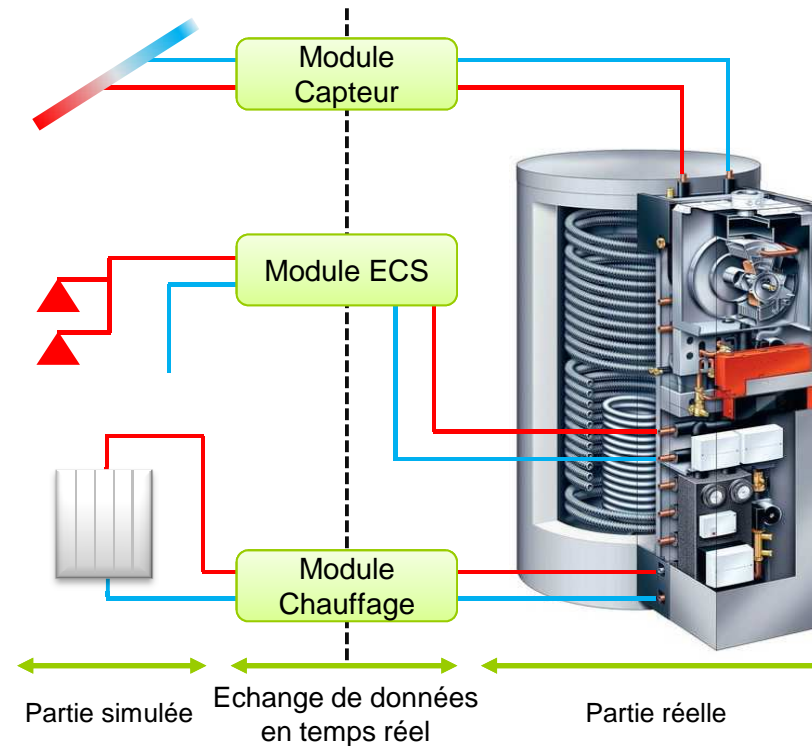
- Procédure actuelle d'évaluation d'un système solaire



- Procédure actuelle d'évaluation d'un système solaire



- Procédure actuelle d'évaluation d'un système solaire



- Méthode de modélisation cible :
 1. Méthode la plus générique possible
 2. Méthode non intrusive
 3. Qualification à partir d'un seul test sur banc d'essai
 4. Prenant en compte le système dans sa globalité
 5. Possibilité de généralisation à différentes conditions

- Méthode de modélisation cible :
 1. Méthode la plus générique possible
 2. Méthode non intrusive
 3. Qualification à partir d'un seul test sur banc d'essai
 4. Prenant en compte le système dans sa globalité
 5. Possibilité de généralisation à différentes conditions

Une modélisation 'boîte noire' par réseau de neurones est bien adaptée à ces exigences

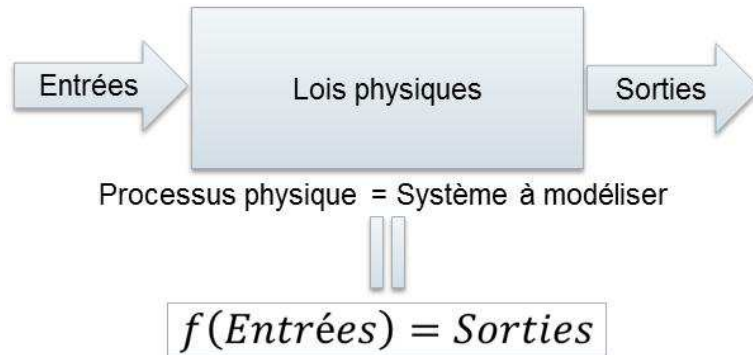


Approche de modélisation mise en œuvre

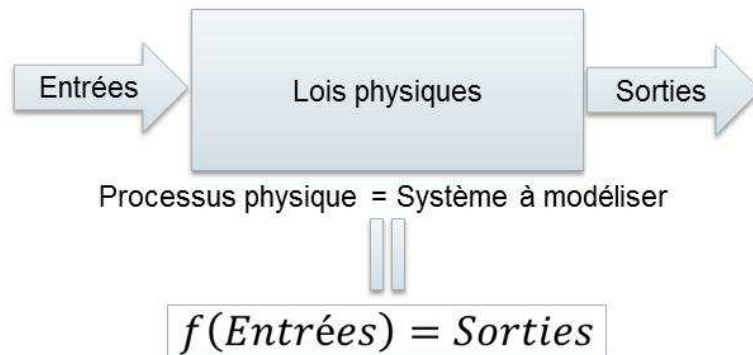


- RN et son apprentissage

- RN et son apprentissage



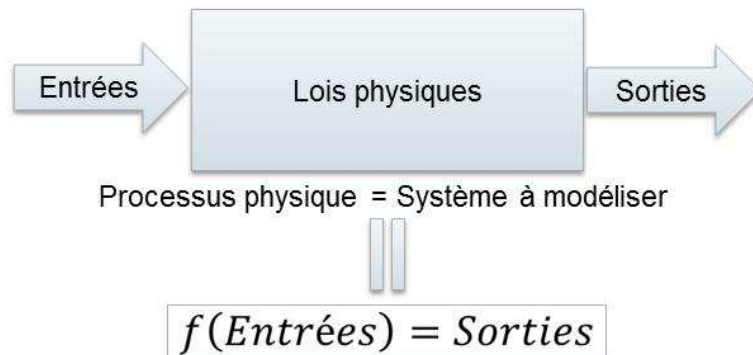
- RN et son apprentissage



Théorème : «*Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un RN comportant une couche de neurones cachés en nombre fini, possédant tous la même fonction d'activation, et un neurone de sortie linéaire».*

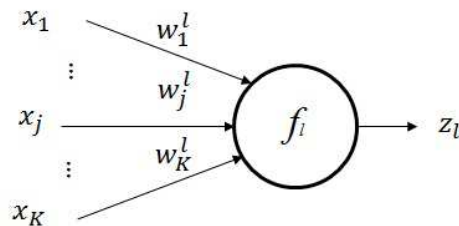
G. Cybenko 1989

- RN et son apprentissage



Théorème : «Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un RN comportant une couche de neurones cachés en nombre fini, possédant tous la même fonction d'activation, et un neurone de sortie linéaire».

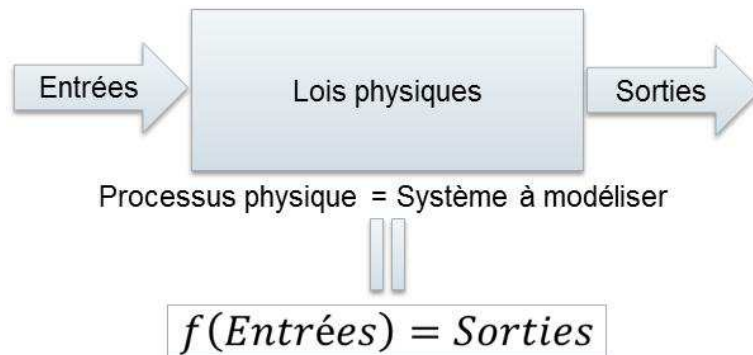
G. Cybenko 1989



$$y_l = \sum_{j=1}^K w_j^l x_j, z_l = f_l(y_l)$$

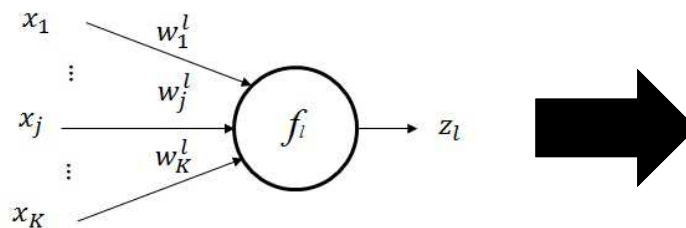
Neurone formel qui forme le RN

- RN et son apprentissage



Théorème : «Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un RN comportant une couche de neurones cachés en nombre fini, possédant tous la même fonction d'activation, et un neurone de sortie linéaire».

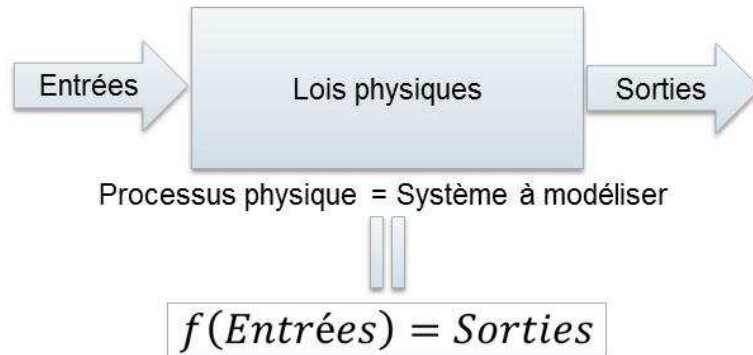
G. Cybenko 1989



$$y_l = \sum_{j=1}^K w_j^l x_j, z_l = f_l(y_l)$$

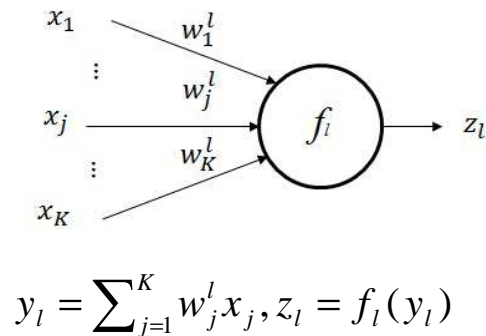
Neurone formel qui forme le RN

- RN et son apprentissage

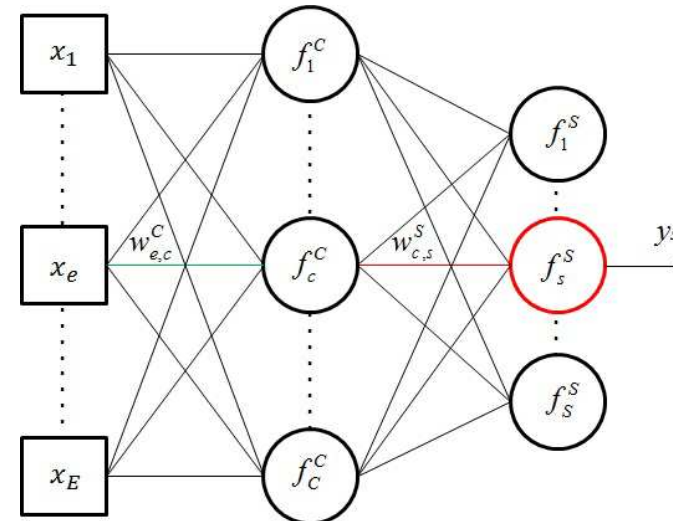
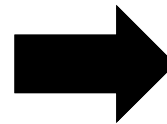


Théorème : «Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un RN comportant une couche de neurones cachés en nombre fini, possédant tous la même fonction d'activation, et un neurone de sortie linéaire».

G. Cybenko 1989



Neurone formel qui forme le RN

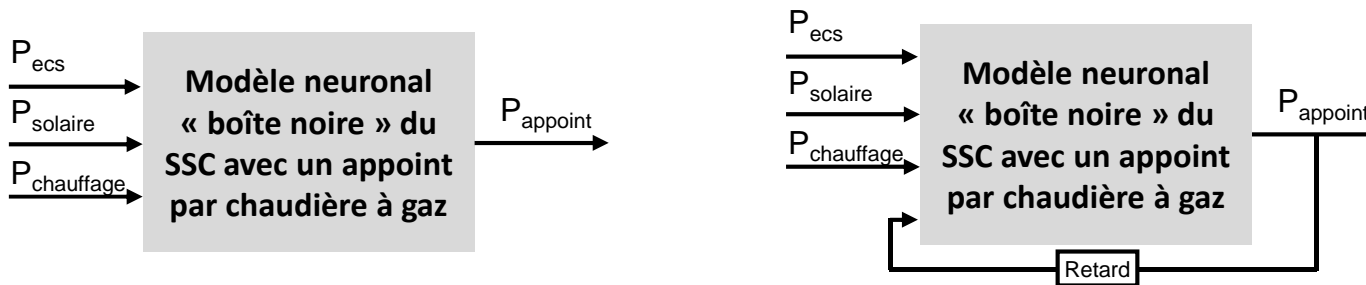


$$y_s = f_s^S \left(\sum_{c=1}^C w_{c,s}^S f_c^C \left(\sum_{e=1}^E w_{e,c}^C x_e \right) \right)$$

Approche de modélisation mise en œuvre



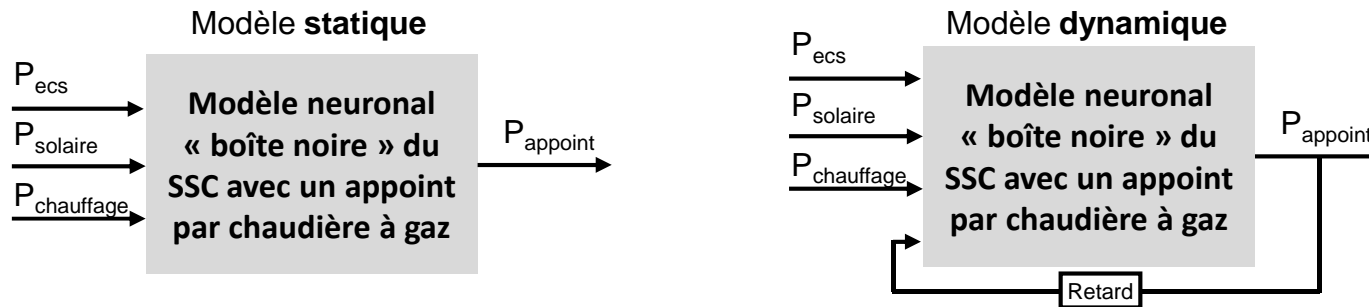
- Evaluation de l'approche neuronal à l'aide d'un modèle détaillé



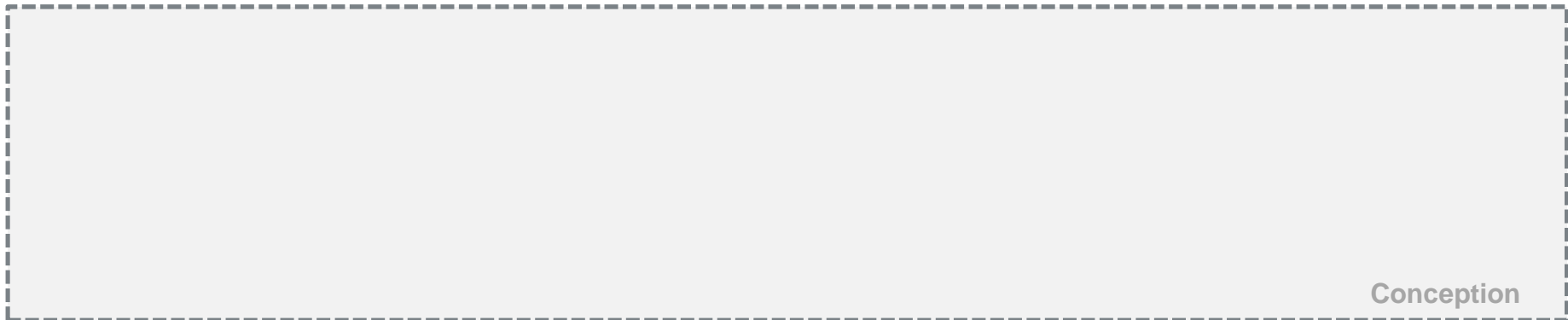
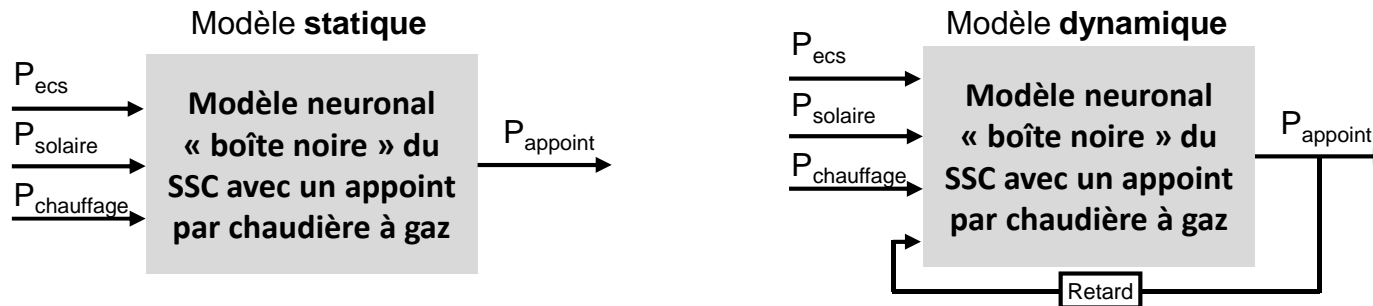
Approche de modélisation mise en œuvre



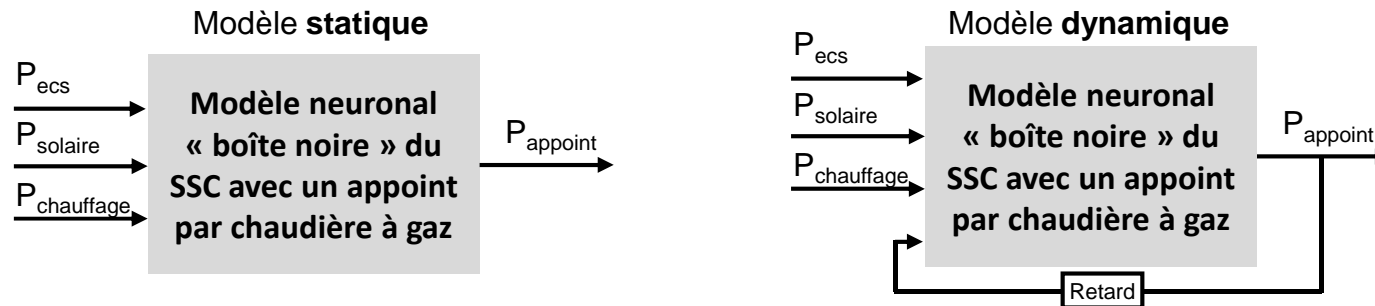
- Evaluation de l'approche neuronal à l'aide d'un modèle détaillé



- Evaluation de l'approche neuronale à l'aide d'un modèle détaillé



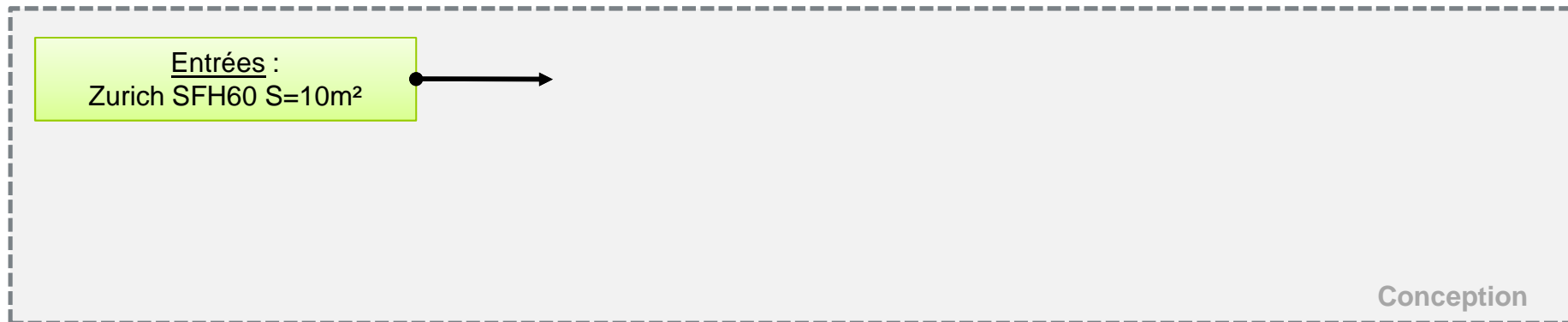
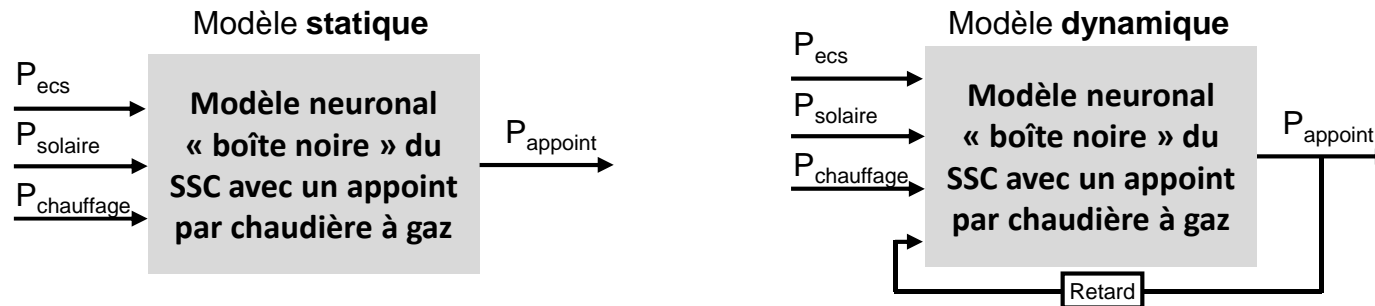
- Evaluation de l'approche neuronal à l'aide d'un modèle détaillé



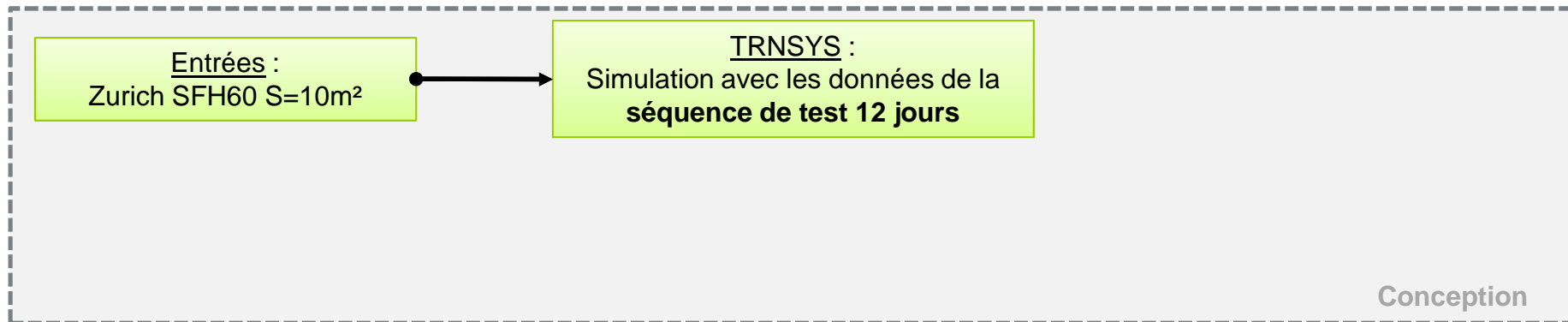
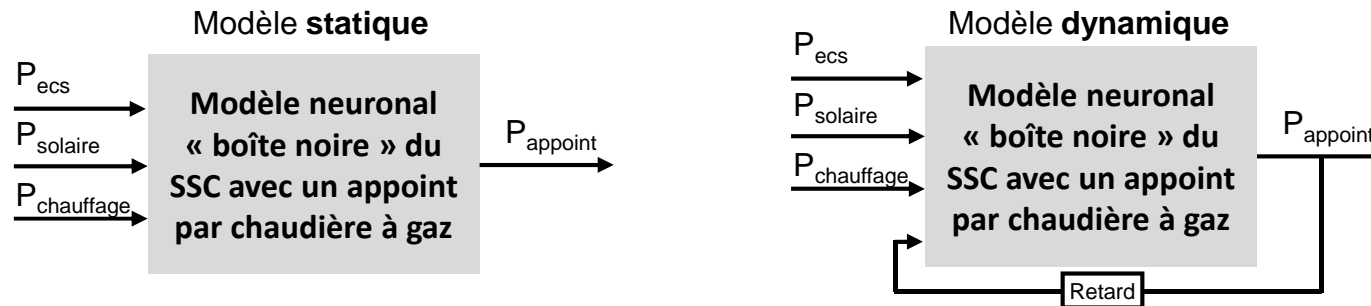
Entrées :
Zurich SFH60 S=10m²

Conception

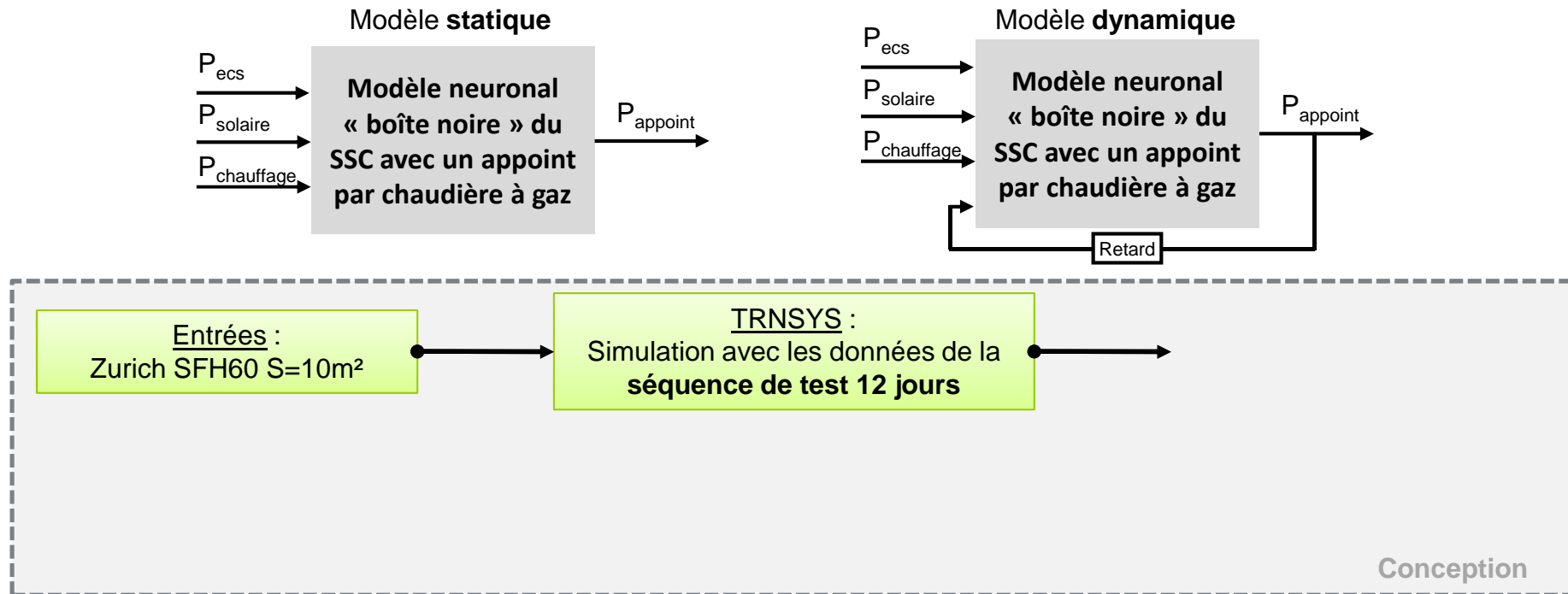
- Evaluation de l'approche neuronal à l'aide d'un modèle détaillé



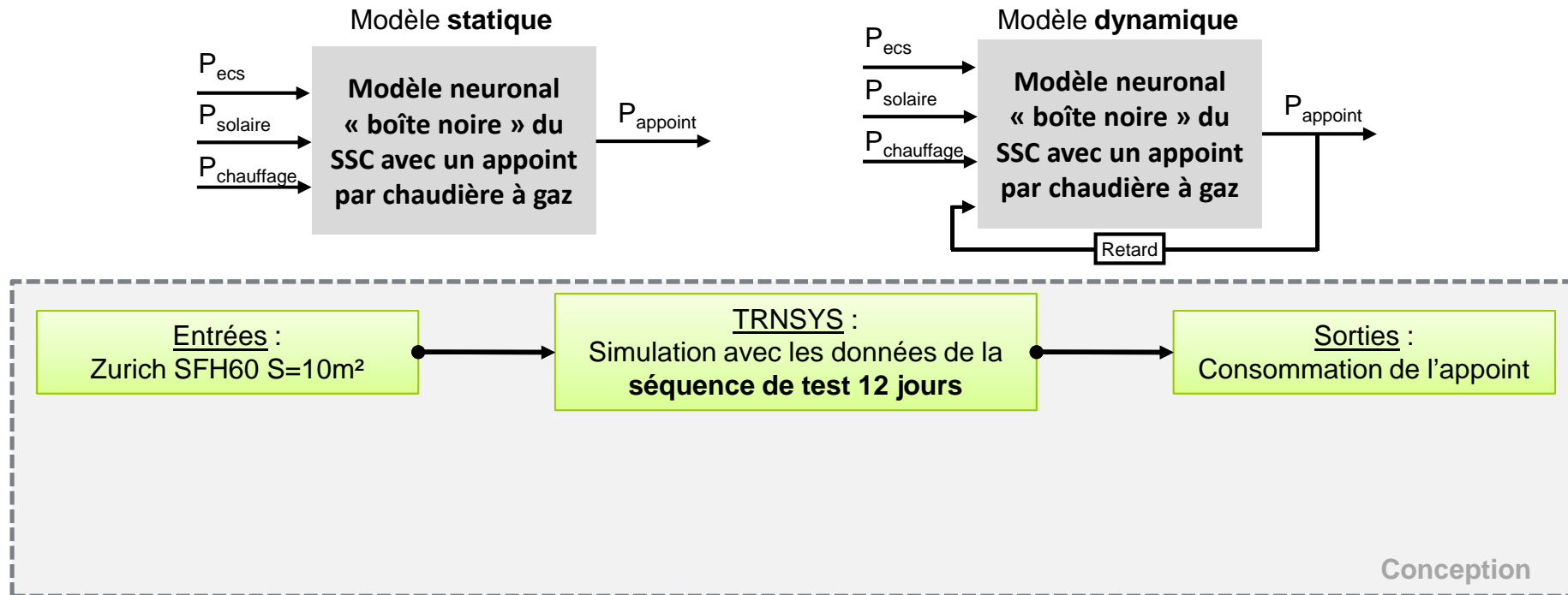
- Evaluation de l'approche neuronal à l'aide d'un modèle détaillé



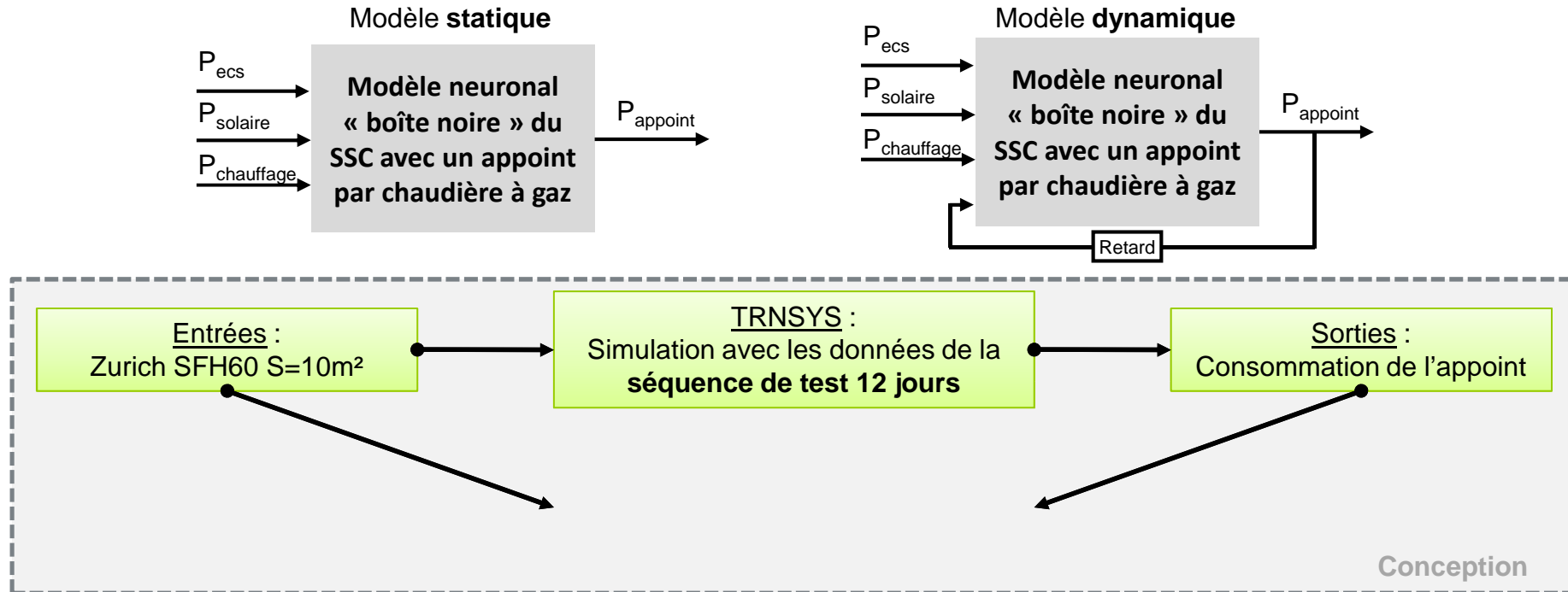
- Evaluation de l'approche neuronal à l'aide d'un modèle détaillé



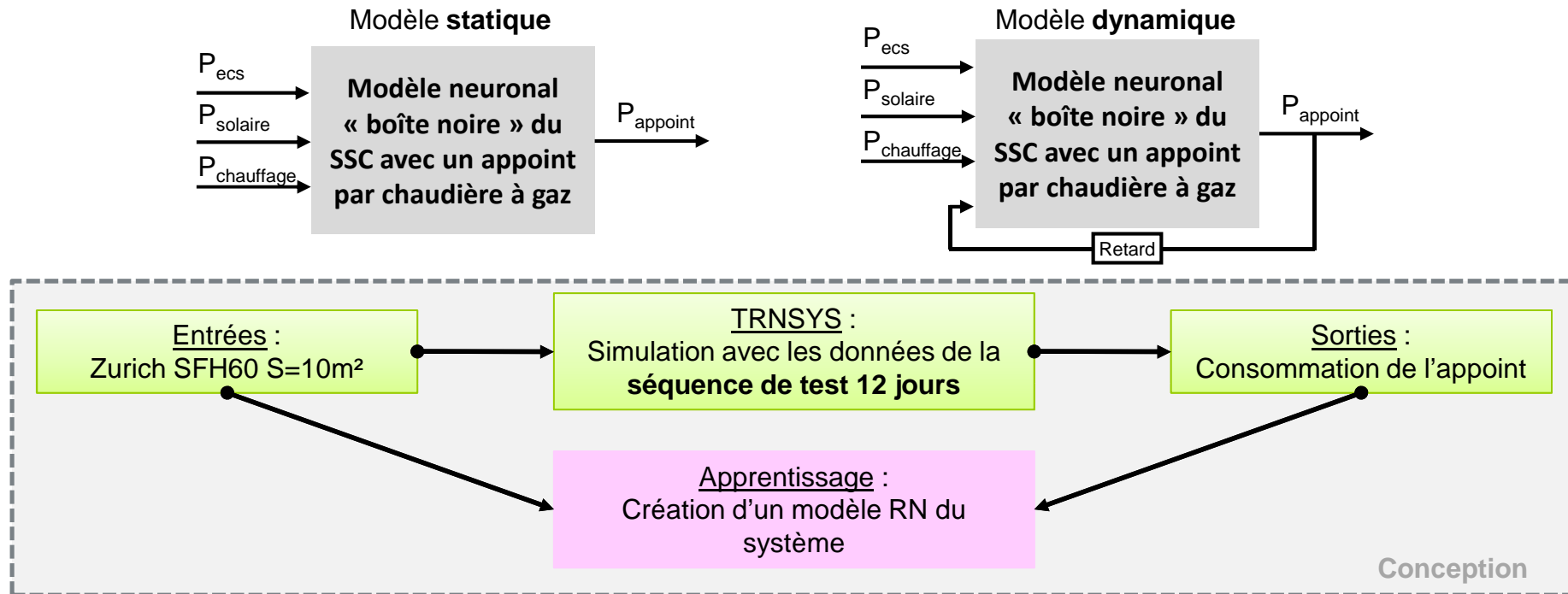
- Evaluation de l'approche neuronal à l'aide d'un modèle détaillé



- Evaluation de l'approche neuronale à l'aide d'un modèle détaillé



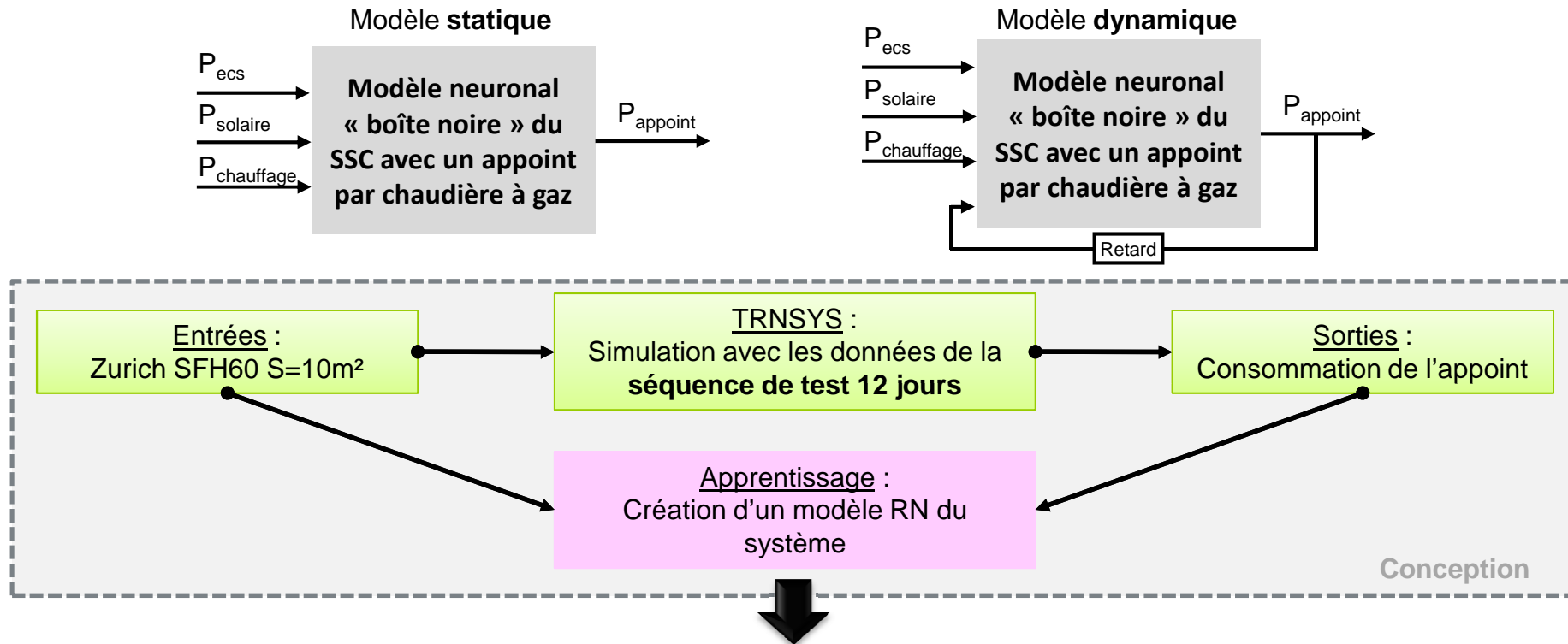
- Evaluation de l'approche neuronale à l'aide d'un modèle détaillé



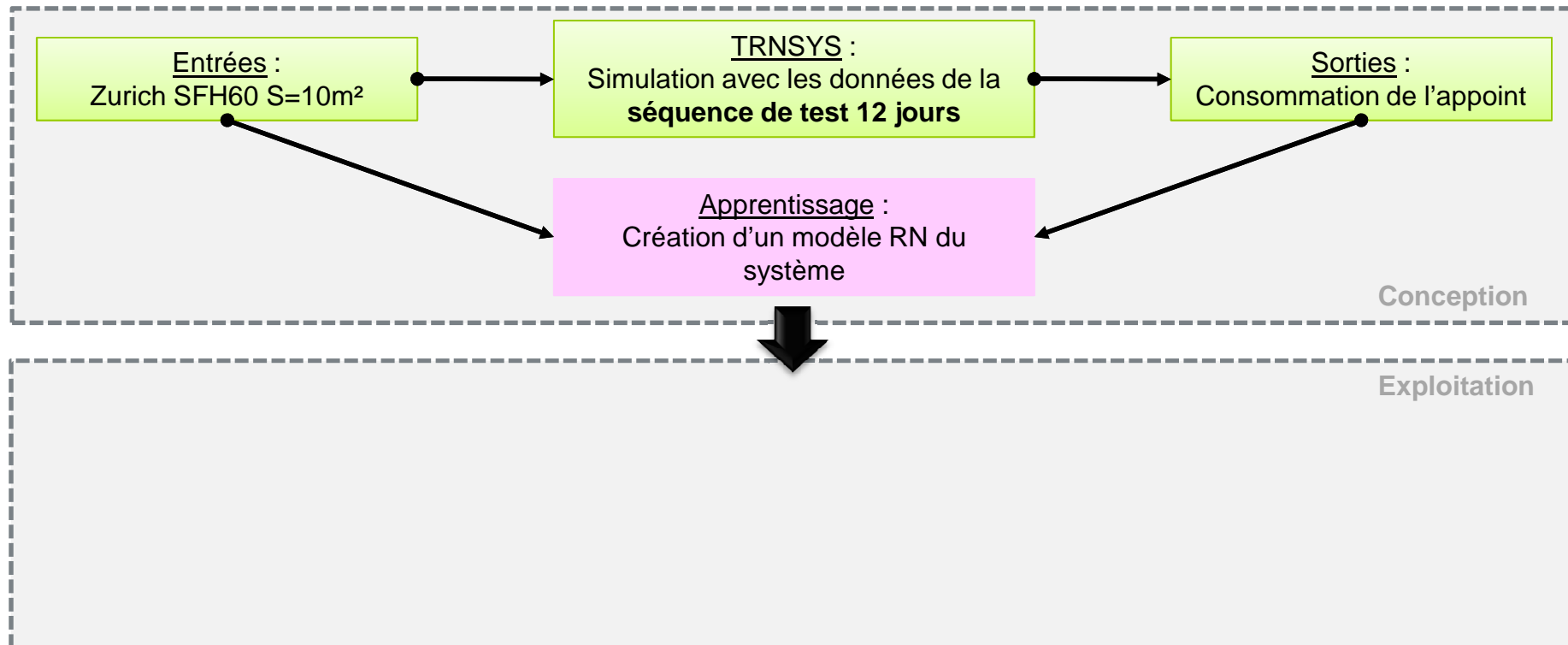
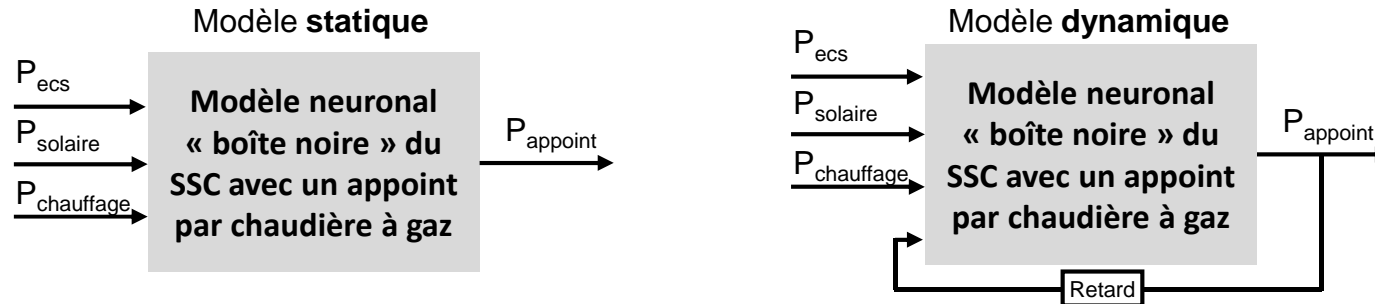
Approche de modélisation mise en œuvre



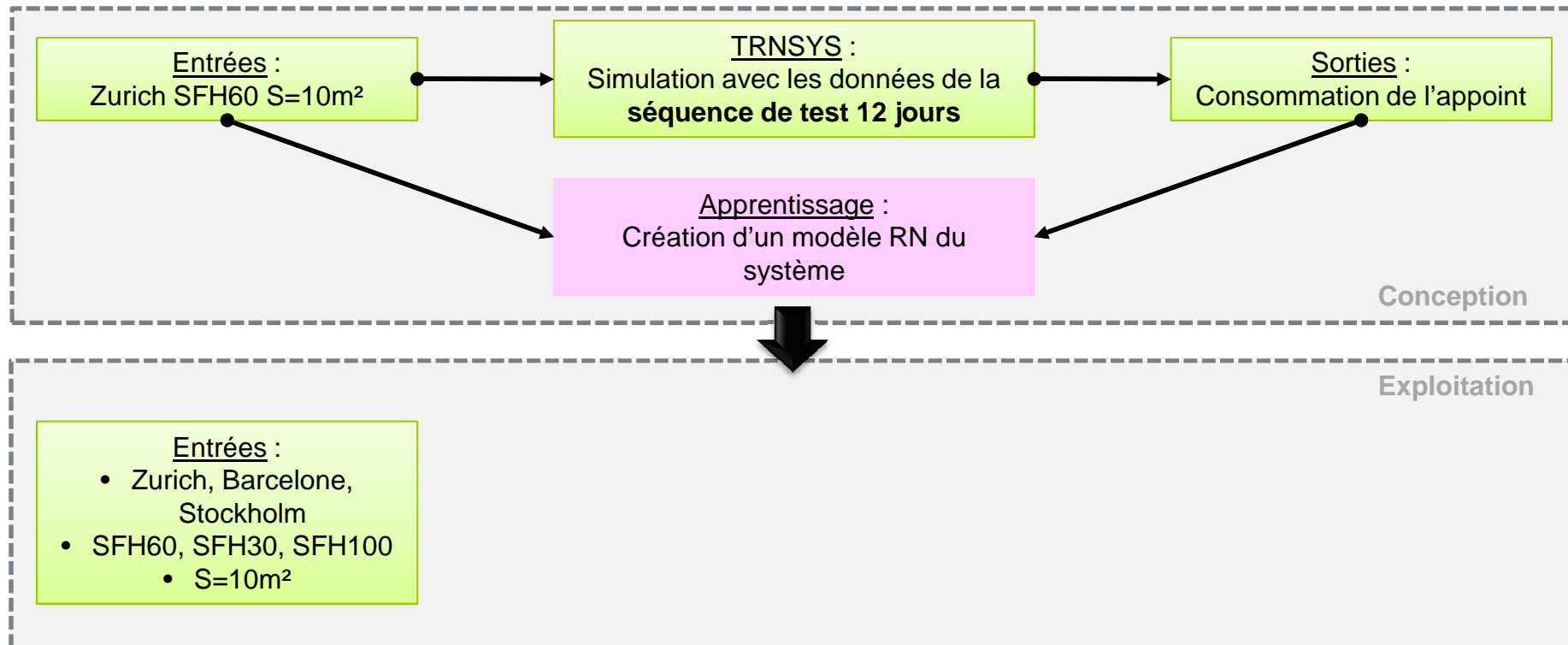
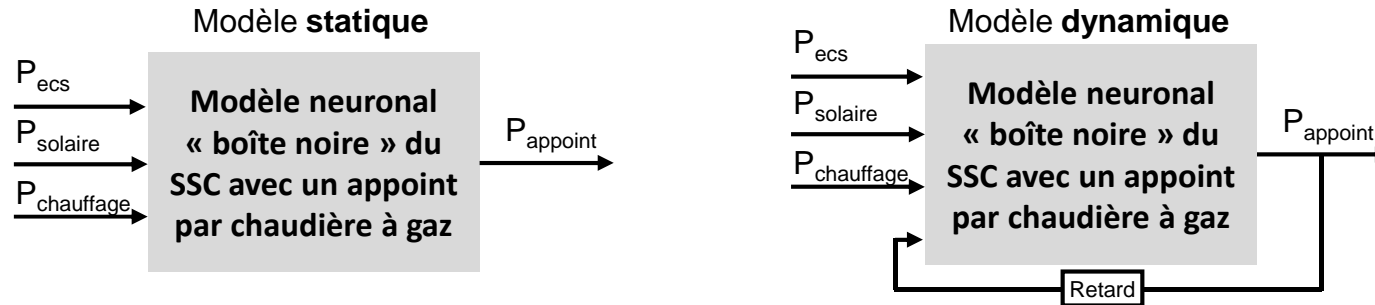
- Evaluation de l'approche neuronale à l'aide d'un modèle détaillé



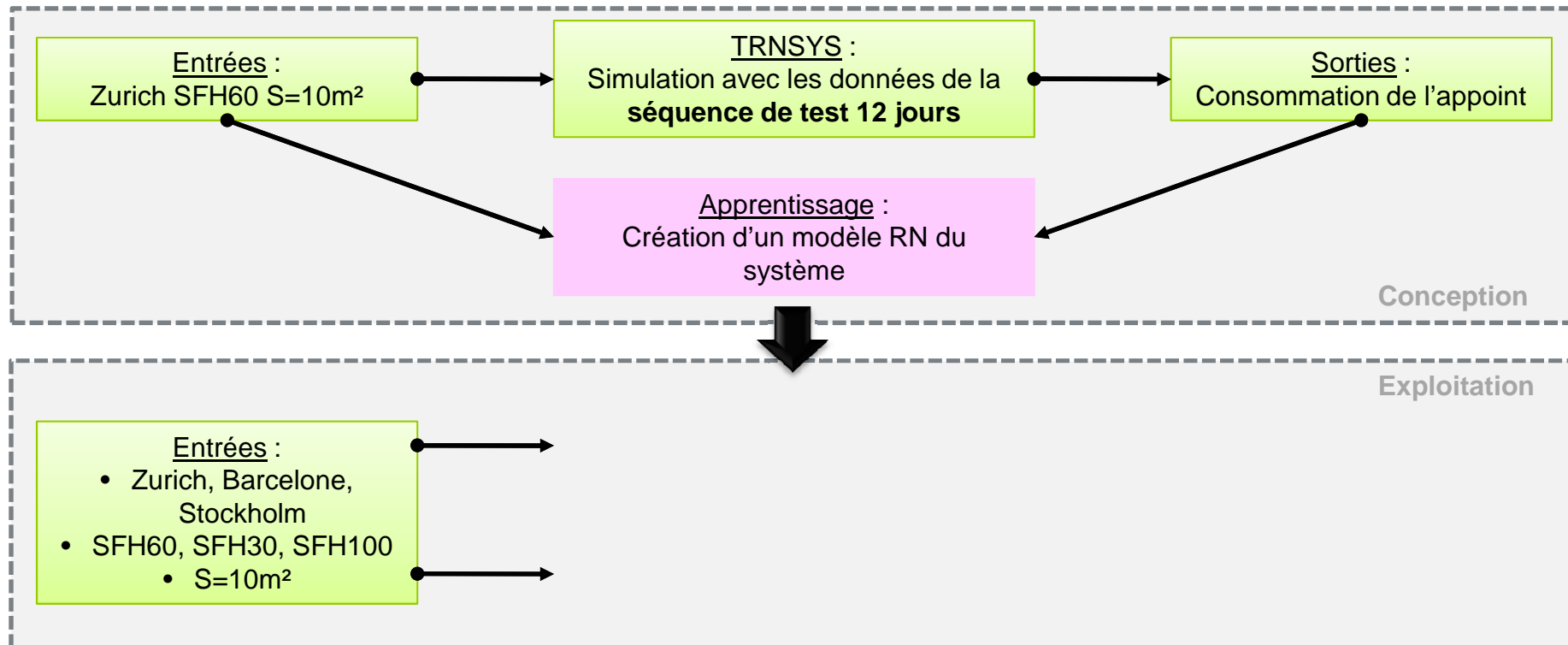
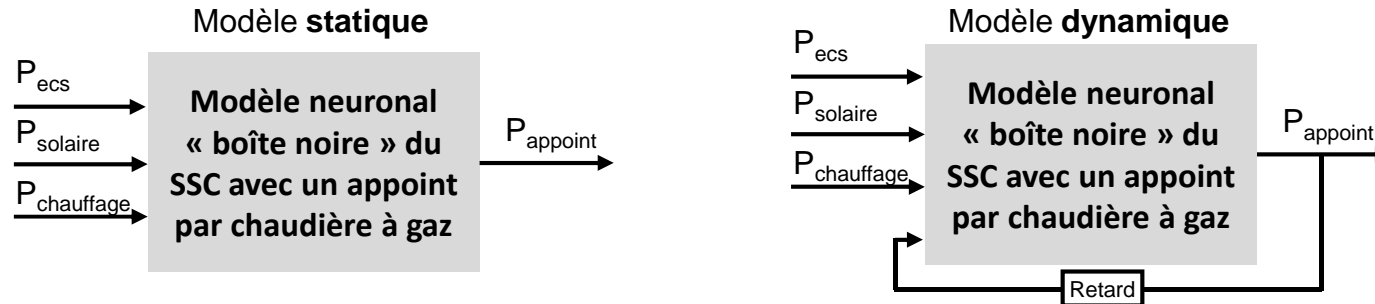
- Evaluation de l'approche neuronale à l'aide d'un modèle détaillé



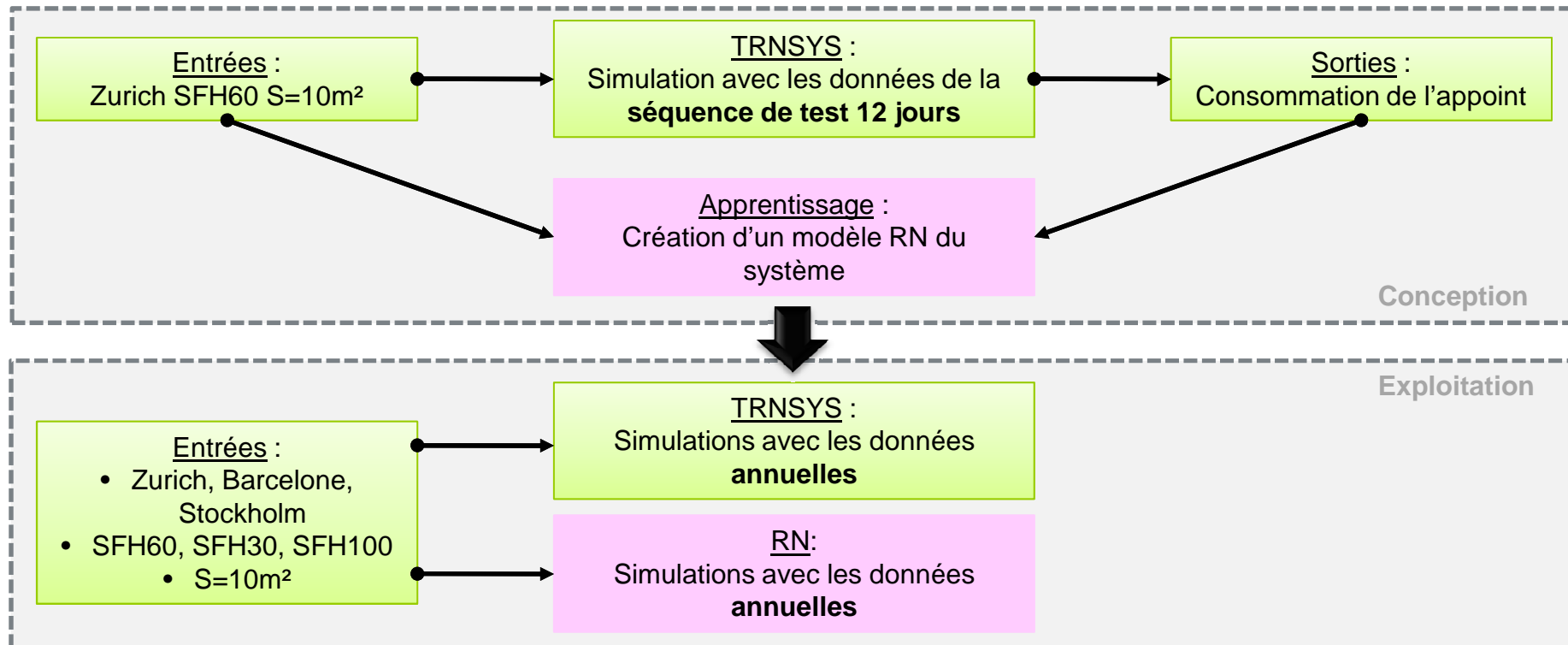
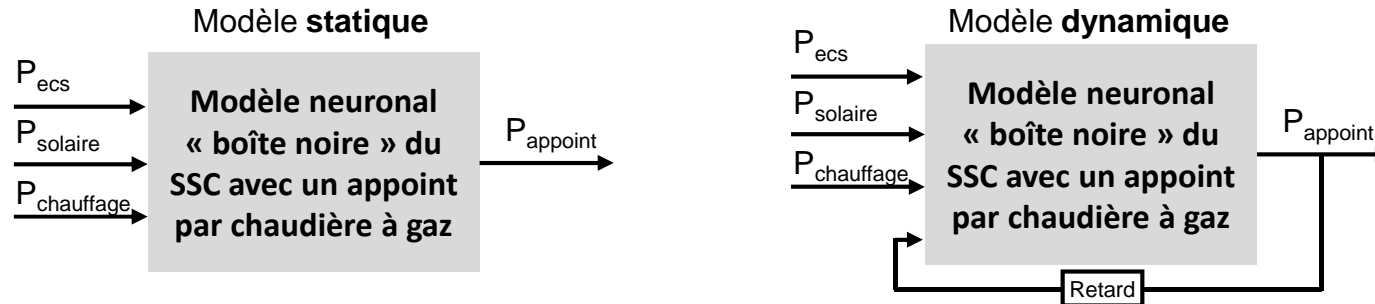
- Evaluation de l'approche neuronale à l'aide d'un modèle détaillé



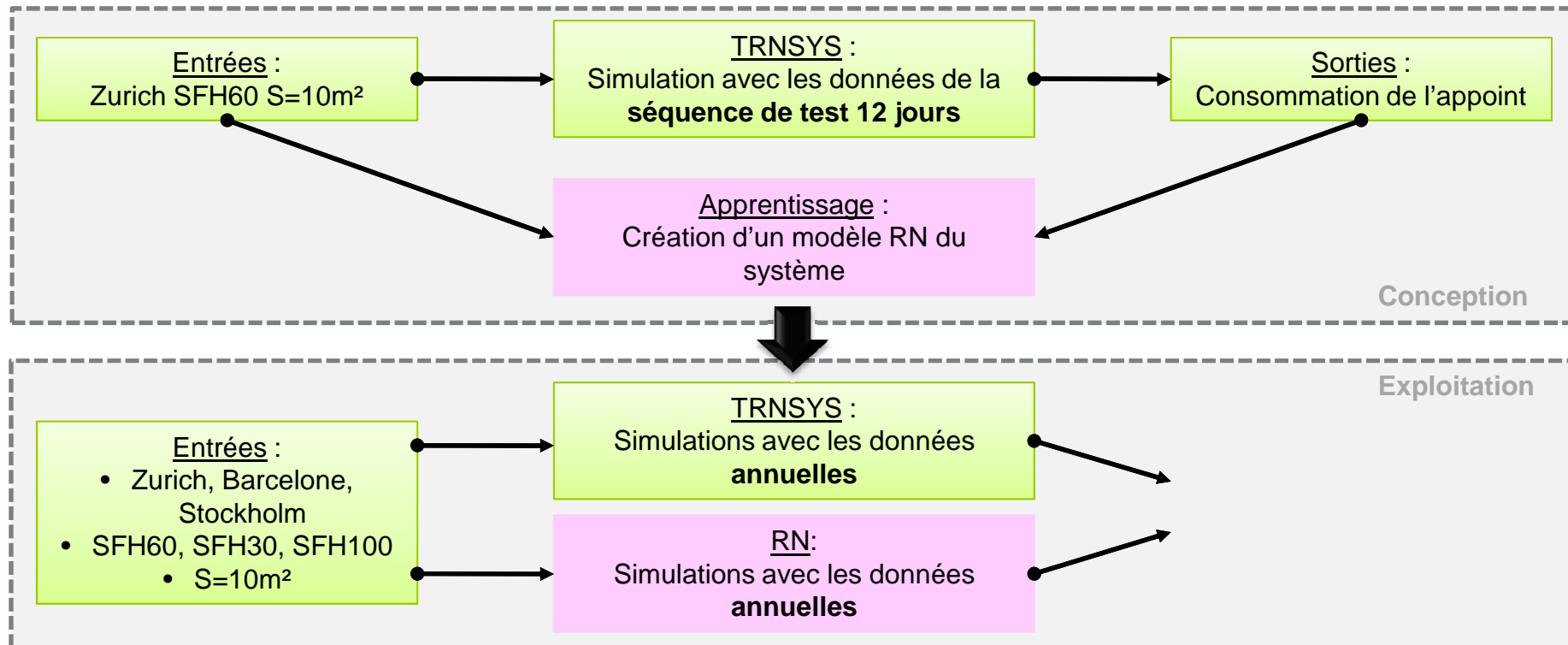
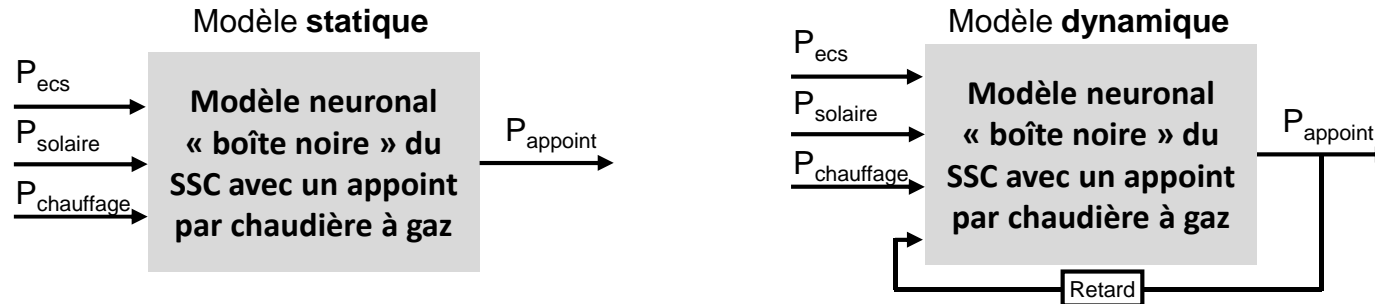
- Evaluation de l'approche neuronale à l'aide d'un modèle détaillé



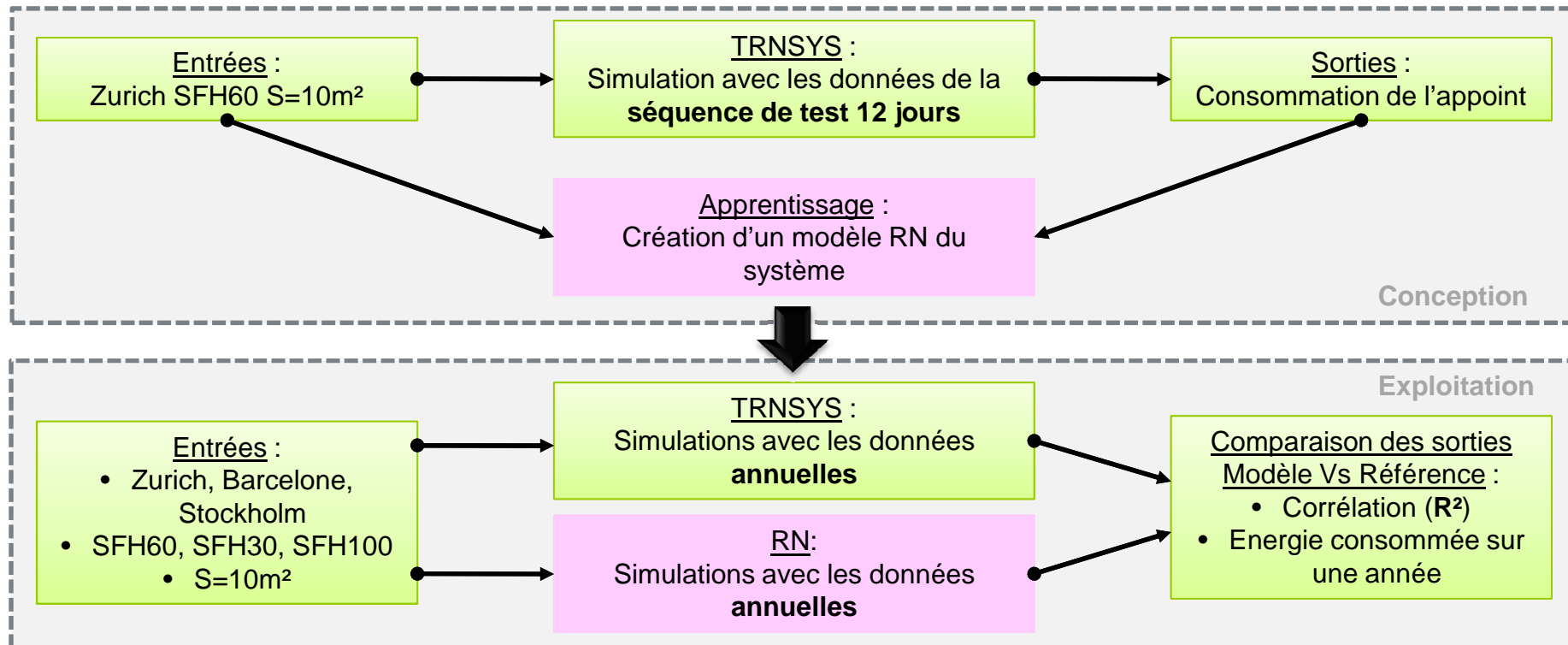
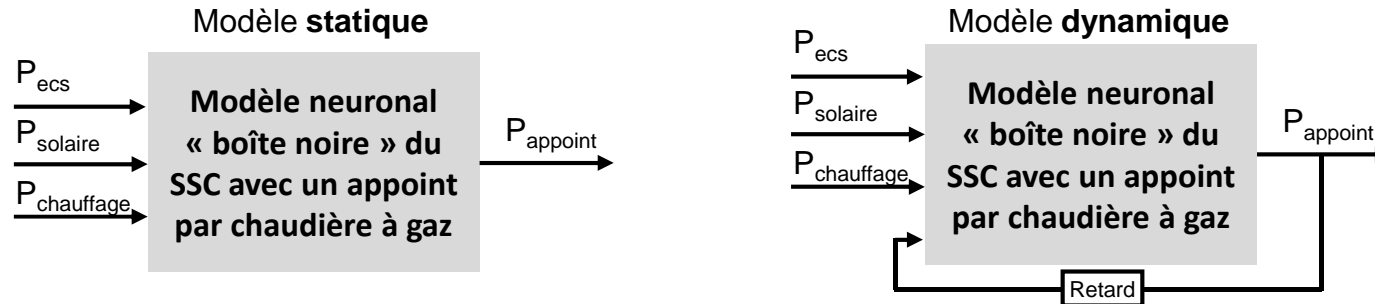
- Evaluation de l'approche neuronale à l'aide d'un modèle détaillé



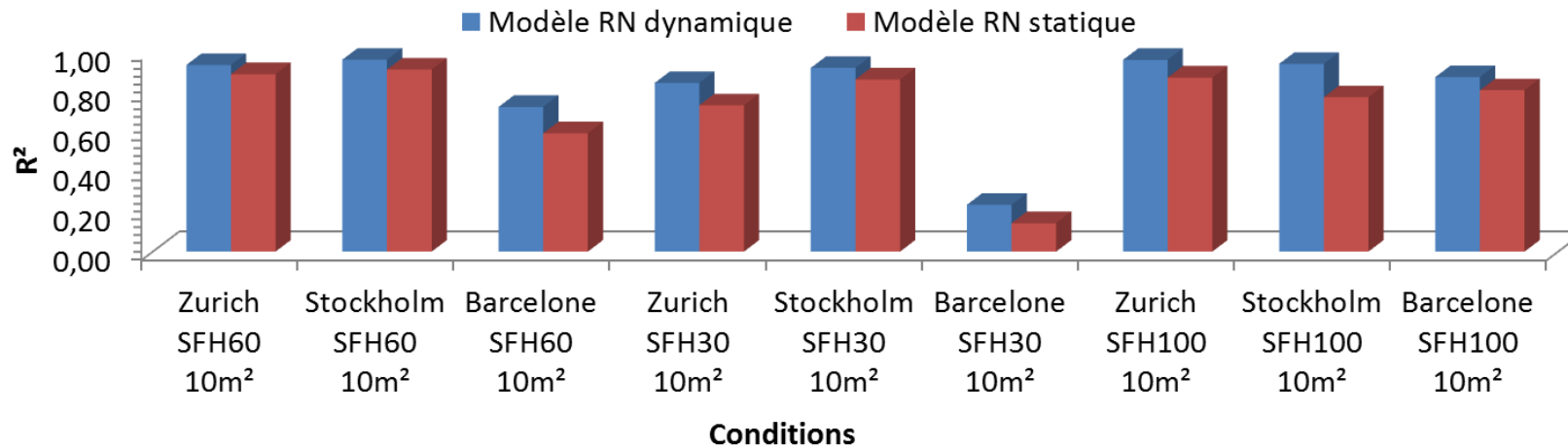
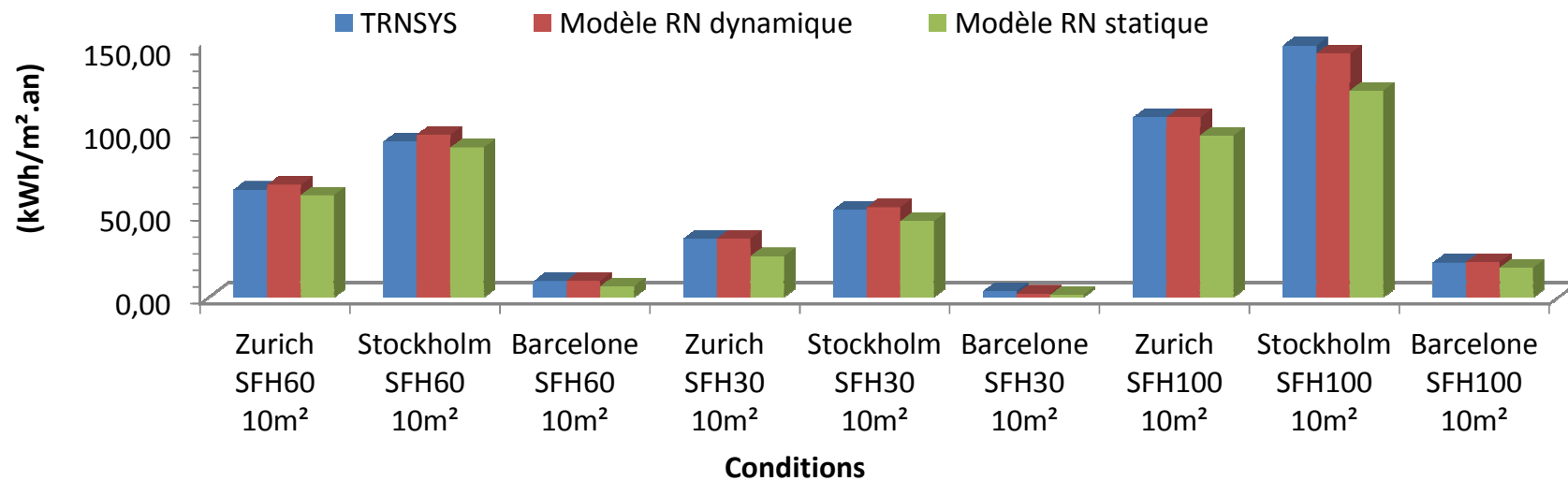
- Evaluation de l'approche neuronale à l'aide d'un modèle détaillé



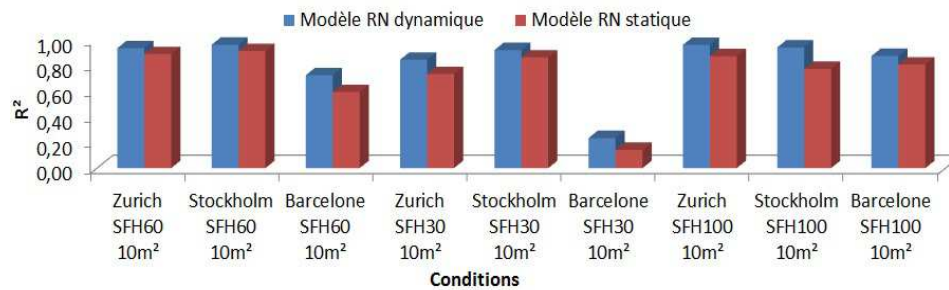
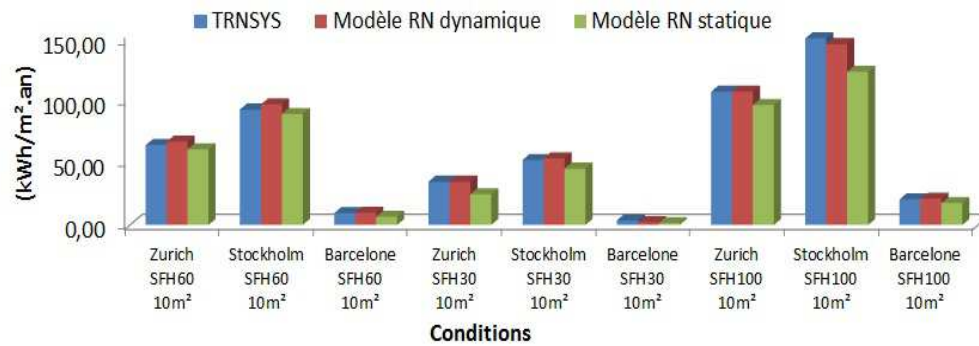
- Evaluation de l'approche neuronale à l'aide d'un modèle détaillé



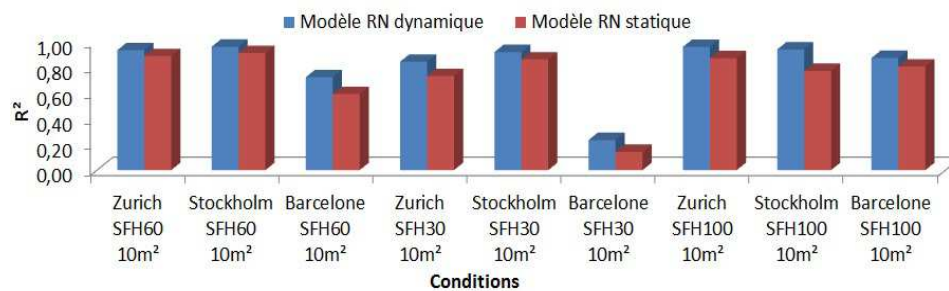
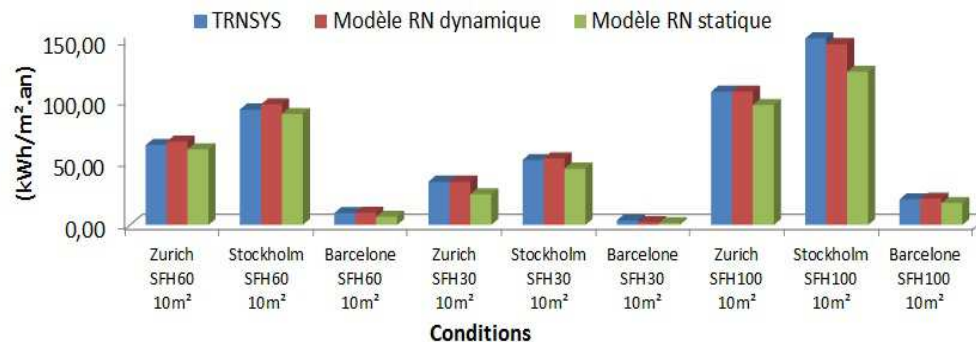
- Résultats des prédictions neuronales



- Résultats des prédictions neuronales



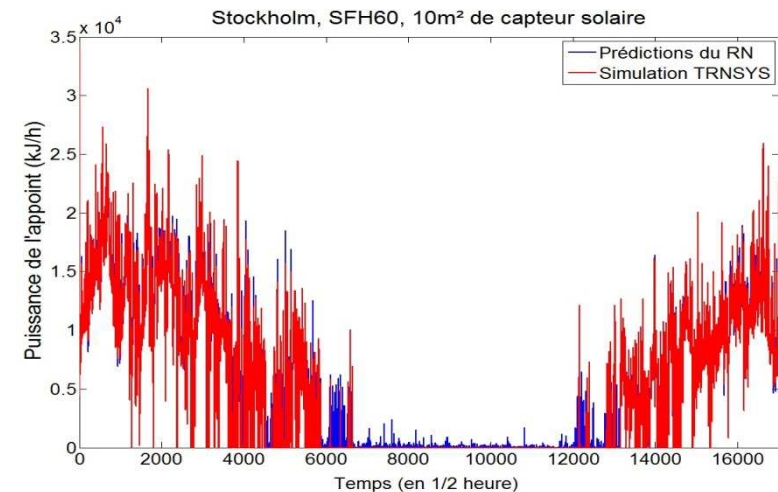
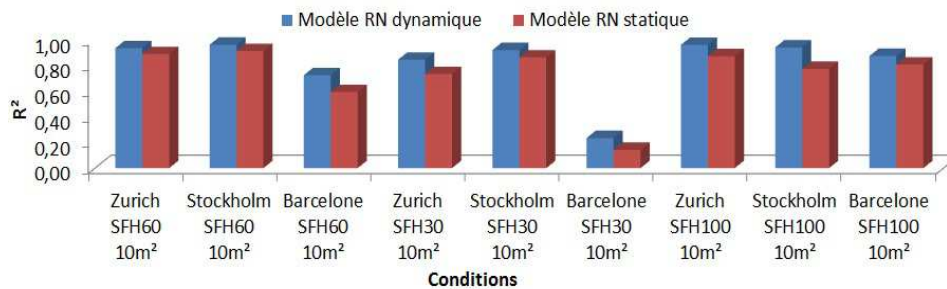
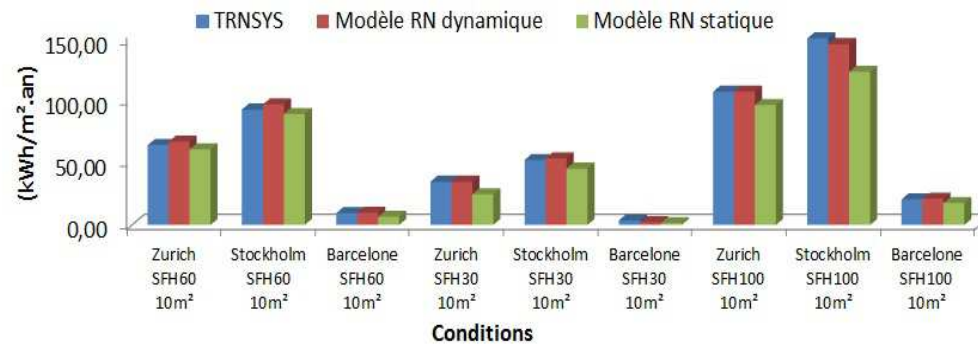
■ Résultats des prédictions neuronales



Analyse et remarques

- Le **RN dynamique** est plus performant qu'un RN statique
- L'erreur de prédiction sur l'énergie annuelle consommée est faible et donc acceptable pour tout environnement même les plus extrêmes
- Le R² pour les environnements extrêmes est à améliorer!
- La **configuration E/S** déterminée est **suffisante pour la modélisation du SSC** permettant ainsi d'envisager **une méthode générique de modélisation** de différents systèmes

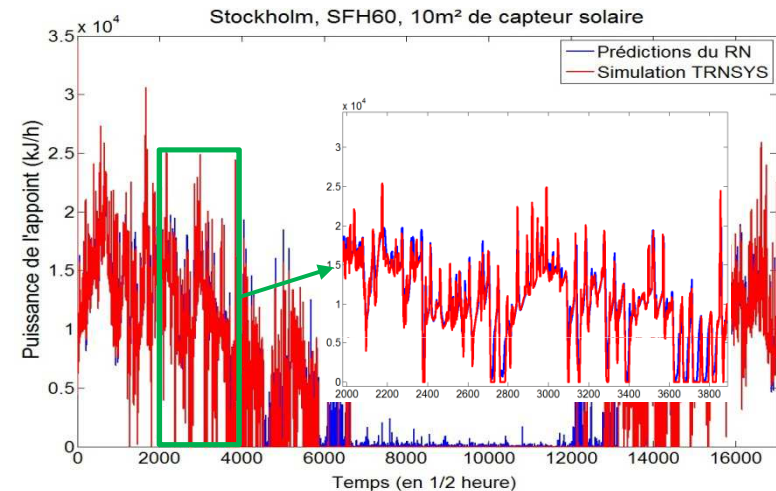
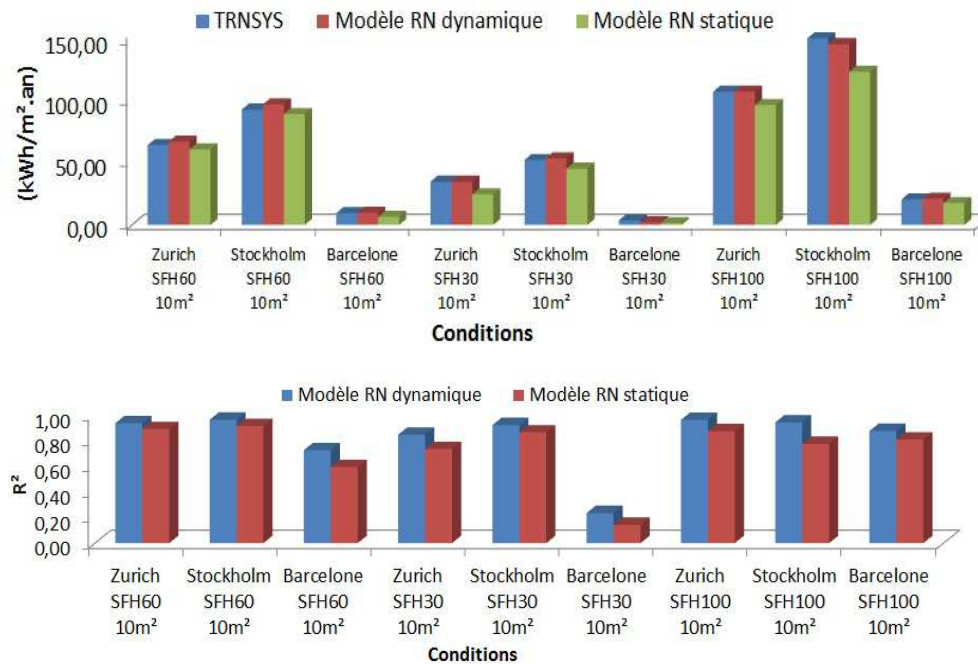
■ Résultats des prédictions neuronales



Analyse et remarques

- Le **RN dynamique** est plus performant qu'un RN statique
- L'erreur de prédiction sur l'énergie annuelle consommée est faible et donc acceptable pour tout environnement même les plus extrêmes
- Le R² pour les environnements extrêmes est à améliorer!
- La **configuration E/S** déterminée est **suffisante pour la modélisation du SSC** permettant ainsi d'envisager **une méthode générique de modélisation** de différents systèmes

■ Résultats des prédictions neuronales



Analyse et remarques

- Le **RN dynamique** est plus performant qu'un RN statique
- L'erreur de prédiction sur l'énergie annuelle consommée est faible et donc acceptable pour tout environnement même les plus extrêmes
- Le R² pour les environnements extrêmes est à améliorer!
- La **configuration E/S** déterminée est **suffisante pour la modélisation du SSC** permettant ainsi d'envisager **une méthode générique de modélisation** de différents systèmes

- Validation expérimentale :
 - Entraînement sur des données issues d'un test réel d'un système solaire combiné dans le banc d'essai semi-virtuel (finalisé)
- Extension de la méthodologie
 - Système solaire avec un appoint par pompe à chaleur (en cours de finalisation)
 - Système solaire assurant la climatisation et le chauffage et intégrant une machine à absorption (en perspective)

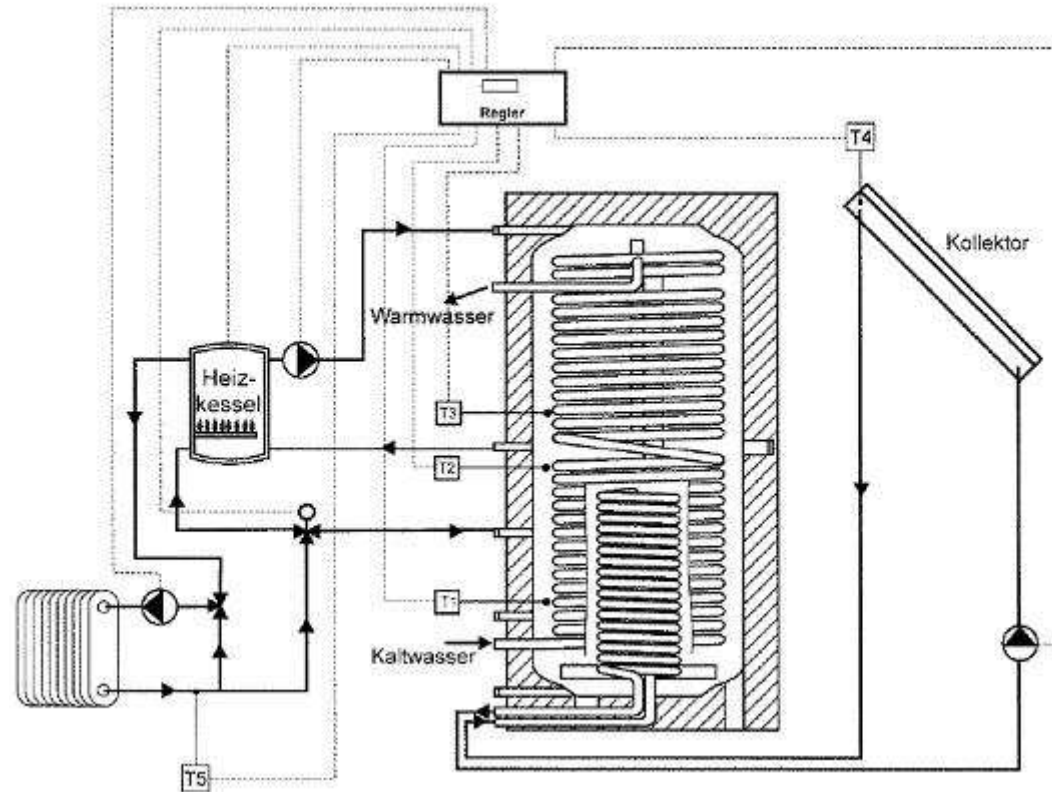
Objectif : application de la méthodologie sur un large panel de systèmes complets rencontrés dans le bâtiment => recherche de l'aspect générique



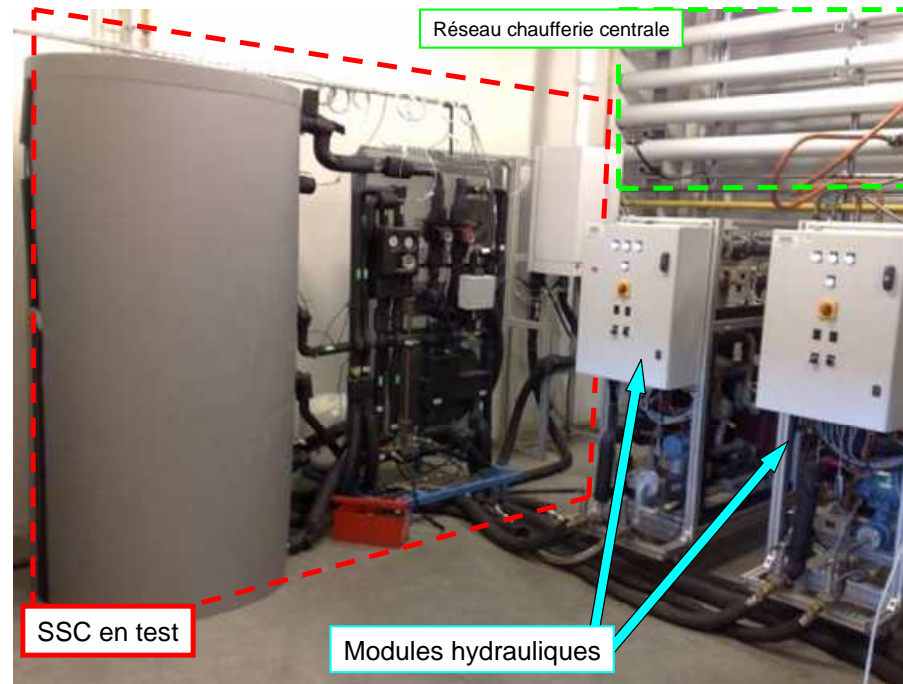
Merci de votre attention



- Système solaire modélisé



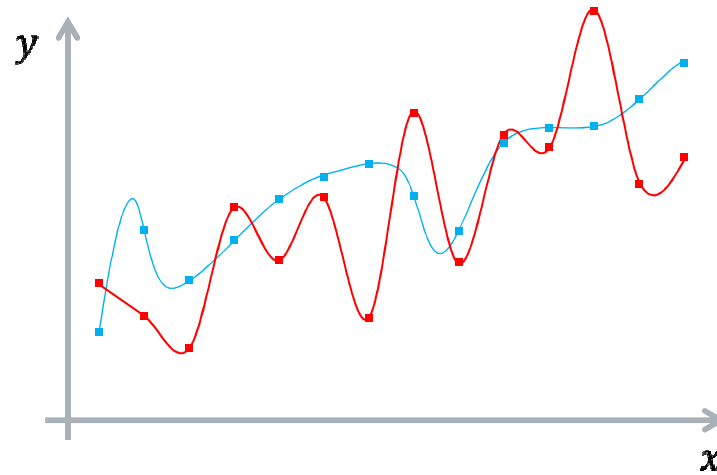
- Banc d'essai semi-virtuel



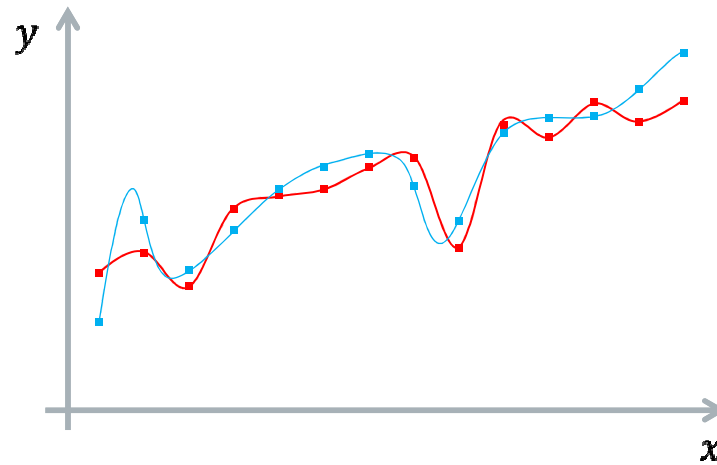


- Le principe d'apprentissage du RN

- Le principe d'apprentissage du RN

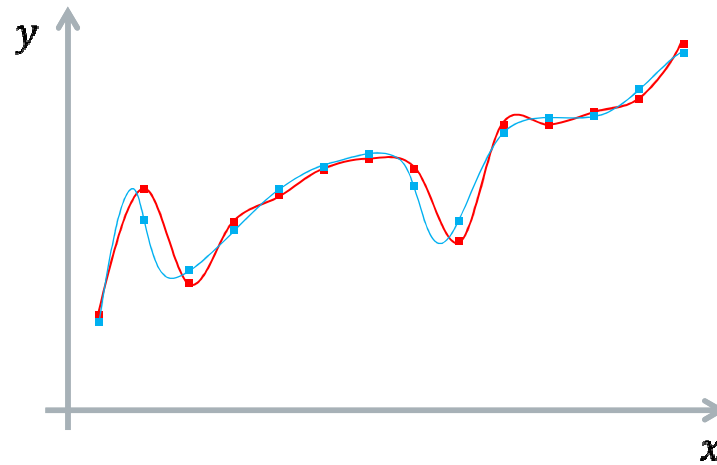


- Le principe d'apprentissage du RN



$$W(k+1) = W(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial W}$$

- Le principe d'apprentissage du RN

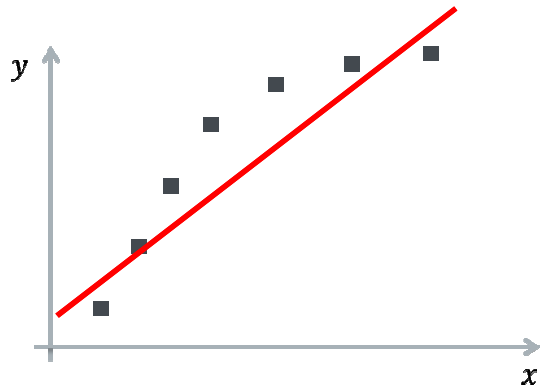


$$W(k+1) = W(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial W}$$

- Le concept de 'généralisation' du RN

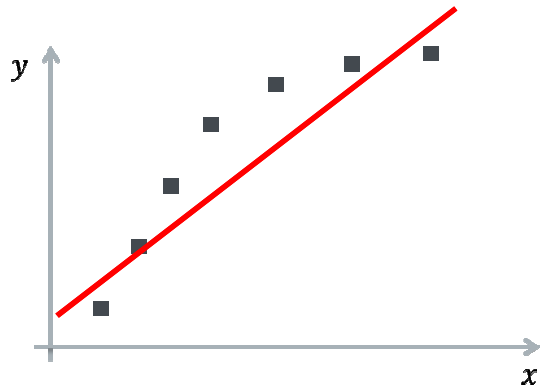


- Le concept de 'généralisation' du RN

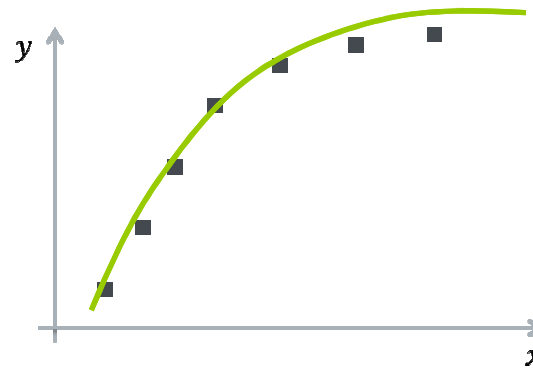


Biais élevé = underfit
Nombre de paramètres
insuffisant

- Le concept de 'généralisation' du RN



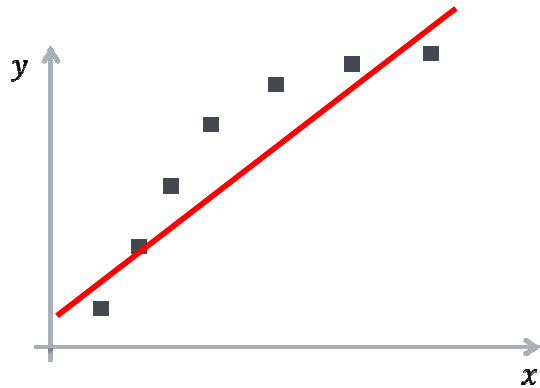
Biais élevé = underfit
Nombre de paramètres
insuffisant



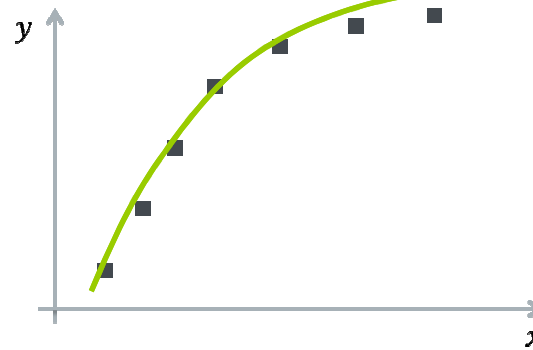
Bon compromis biais-
variance = modèle juste
Le juste bon nombre de
paramètres



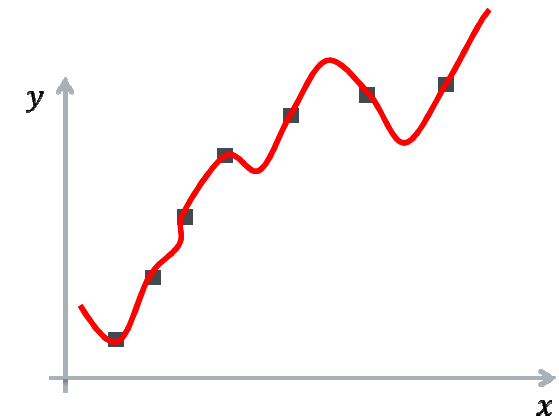
- Le concept de 'généralisation' du RN



Biais élevé = underfit
Nombre de paramètres
insuffisant



Bon compromis biais-
variance = modèle juste
Le juste bon nombre de
paramètres



variance élevé = overfit
Nombre de paramètres
excessif