



Prédiction de la durée de vie de batteries à l'aide de modèles de machine learning

1

Les batteries, un enjeu majeur

2

Introduction du projet et des données

3

Problématique 1 : classification dès les premiers cycles

4

Problématique 2 : prédiction tout au long de la durée de vie

5

Ouvertures

1

Les batteries, un enjeu majeur

2

Introduction du projet et des données

3

Problématique 1 : classification dès les premiers cycles

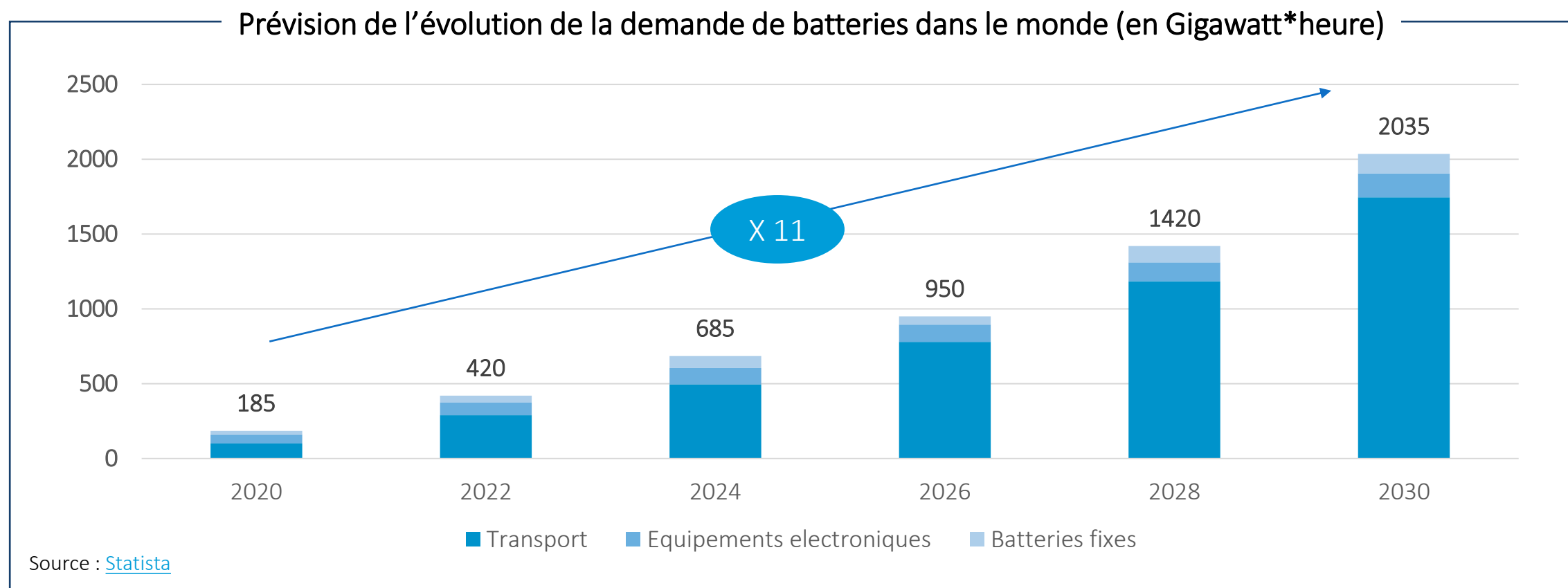
4

Problématique 2 : prédiction tout au long de la durée de vie

5

Ouvertures

Entre 2020 et 2030 les besoins en batteries installées vont être multipliés par 11
Ce qui ne préjuge en rien de la capacité du marché à répondre à cette demande.





Enjeux environnementaux

- Utilisation de matériaux rares, éventuellement polluants (notamment le lithium)
- Fin de vie et recyclage



Enjeux économiques

- Contrôle des chaînes d'approvisionnement
- Localisation des usines



Enjeux technologiques

- Amélioration de la durée de vie
- Limitation de l'utilisation des ressources
- Ruptures technologiques (et pourquoi pas ?)

Pourquoi prédire ?

Acteurs concernés

1

Accélérer la R&D

Peut-on déterminer dès les premiers cycles de charge/décharge si une batterie va être performante (afin d'éviter de passer plusieurs semaines/mois à épuiser la batterie pour déterminer si elle l'est ou non) ?

- Les services R&D des fabricants de batteries
- Les chercheurs

2

Anticiper les remplacements et les défaillances

Peut-on prédire précisément combien de cycles de vie reste-t-il à une batterie (quel que soit le nombre de cycles déjà effectués) ?

- Les exploitants de flottes de véhicules électriques (loueurs, services de leasing)
- Les exploitants de parc de stockages (par exemple d'installations non raccordées au réseau)

1

Les batteries, un enjeu majeur

2

Introduction du projet et des données

3

Problématique 1 : classification dès les premiers cycles

4

Problématique 2 : prédiction tout au long de la durée de vie

5

Ouvertures

Vue d'ensemble des données utilisées



Source : Article de Nature Energy^{*1}



135 modules de batteries de voitures électriques



Cycles de charge/décharges **complets**, jusqu'à épuisement des batteries



Plusieurs mesures par batterie à chaque cycles

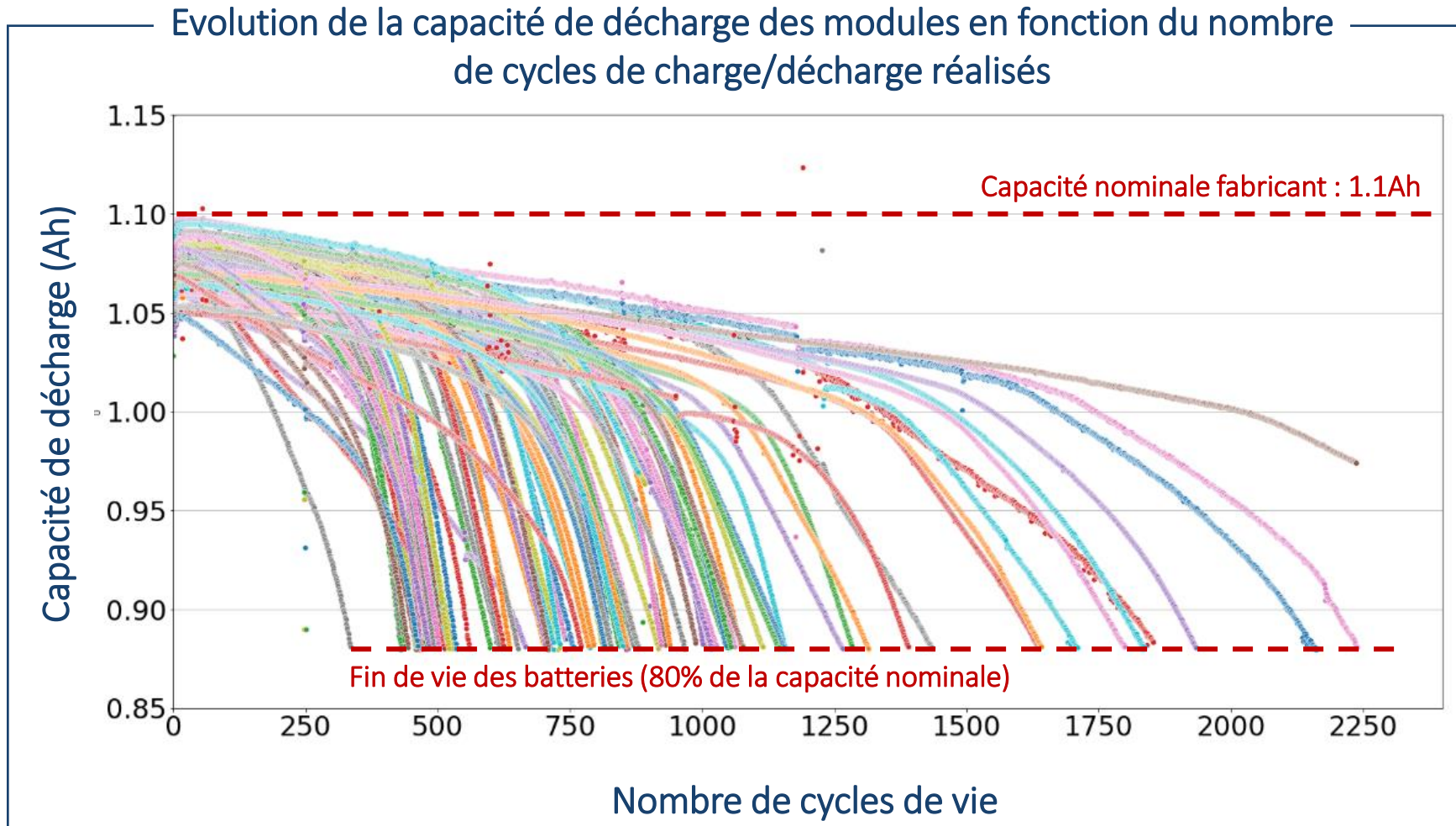
^{1*}: [Lien vers l'article](#) / Severson *et al.* Data-driven prediction of battery cycle life before capacity degradation. *Nature Energy* volume 4, pages 383–391 (2019). Principaux organismes impliqués : MIT / Toyota Research Institute

Description (simplifiée) du protocole

- Les batteries utilisées sont des modules de batterie de voiture (tous identiques) disposant d'une capacité nominale théorique (donnée par le constructeur) de 1,1Ah
- Chaque module est complètement chargé/déchargé (un cycle = une charge + une décharge complètes) jusqu'à ce que sa capacité de décharge tombe en dessous de 80% de sa capacité nominale. A partir de ce moment, le module de batterie est considéré comme ayant atteint sa fin de vie et les mesures sont arrêtées.
- De nombreux paramètres sont mesurés / calculés à chaque cycle :

– Capacité de charge	– Durée de charge
– Capacité de décharge	– Température moyenne
– Energie de charge	– Température maximale
– Energie de décharge	– Température minimale
– Rendement de charge	– Résistance dc interne
– Rendement de décharge	
– Efficacité énergétique	
- La mesure principale du jeu de données est la capacité de décharge, sachant que c'est cette dernière qui permet de déterminer la « fin de vie » de la batterie.

Note : Pour plus de détails sur le protocole de mesure, se référer à l'article.



Commentaires

- La capacité initiale des modules est un peu inférieure à la valeur théorique donnée par le fabricant (1.07Ah observé en moyenne, contre 1.1Ah en théorie).
- La Durée de vie des modules est très variable (de 363 cycles pour le moins robuste à plus de 2200, avec une moyenne de 860 cycles et une déviation standard de 400 cycles)
- Cette variabilité peut s'expliquer par des variations de qualité des modules (liées à la fabrication), ou aux variations de protocole de charge/décharge (qui pourrait différer d'un module de batterie à l'autre).

1

Accélérer la
R&D

Classification binaire

Prédire si un module va durer plus de 550 cycles, en observant uniquement les 5 premiers cycles de vie

2

Anticiper les
remplacements
et les
défaillances

Calcul de régression

Prédire le nombre de cycles de vie restants, en observant tous les cycles passés.

1

Les batteries, un enjeu majeur

2

Introduction du projet et des données

3

Problématique 1 : classification dès les premiers cycles

4

Problématique 2 : prédiction tout au long de la durée de vie

5

Ouvertures

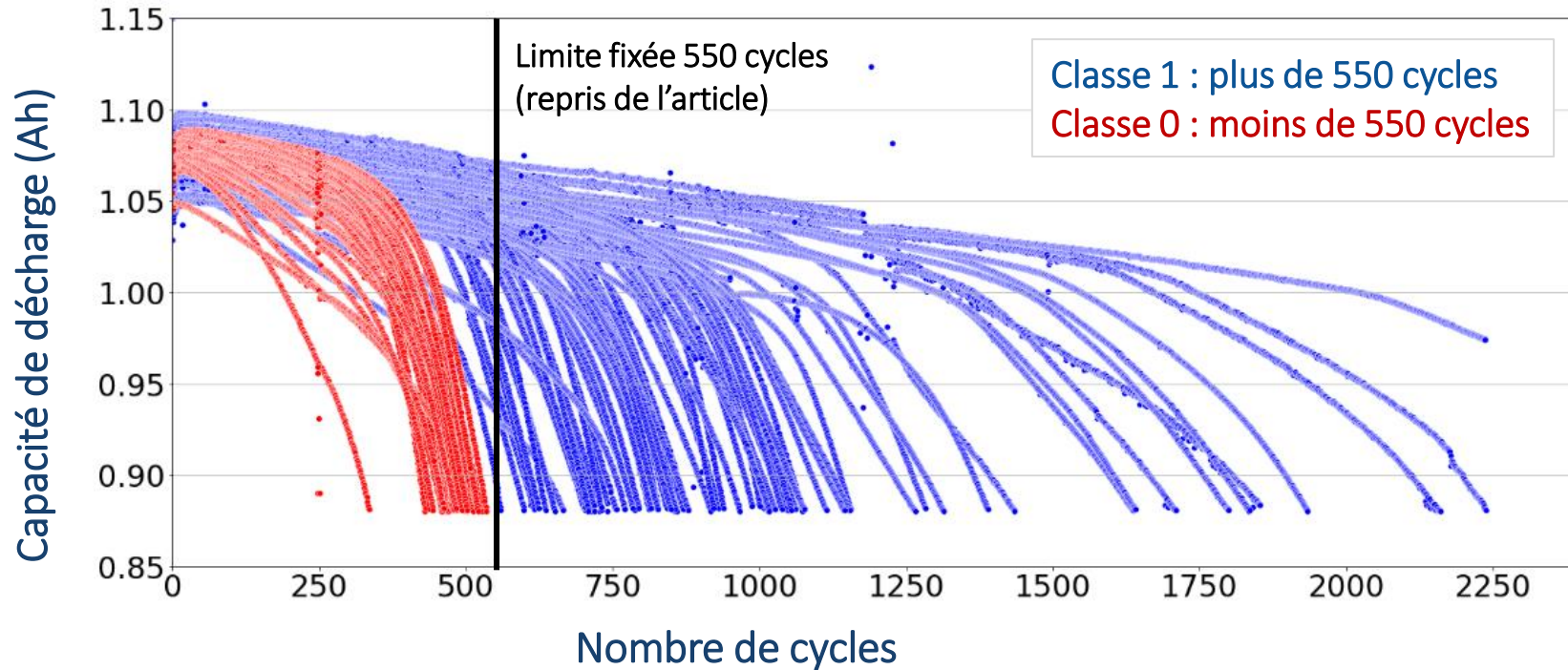
Le premier objectif est de construire un modèle de classification binaire, en prenant comme données d'entrée les 5 premiers cycles.

1

Accélérer la
R&D

Prédire si une batterie va durer plus de 550 cycles, en observant uniquement les 5 premiers cycles de vie

Modèle de classification des batteries



L'objectif du modèle est de prédire si chaque module sera de la classe 1 ou 0, à partir des données des 5 premiers cycles uniquement

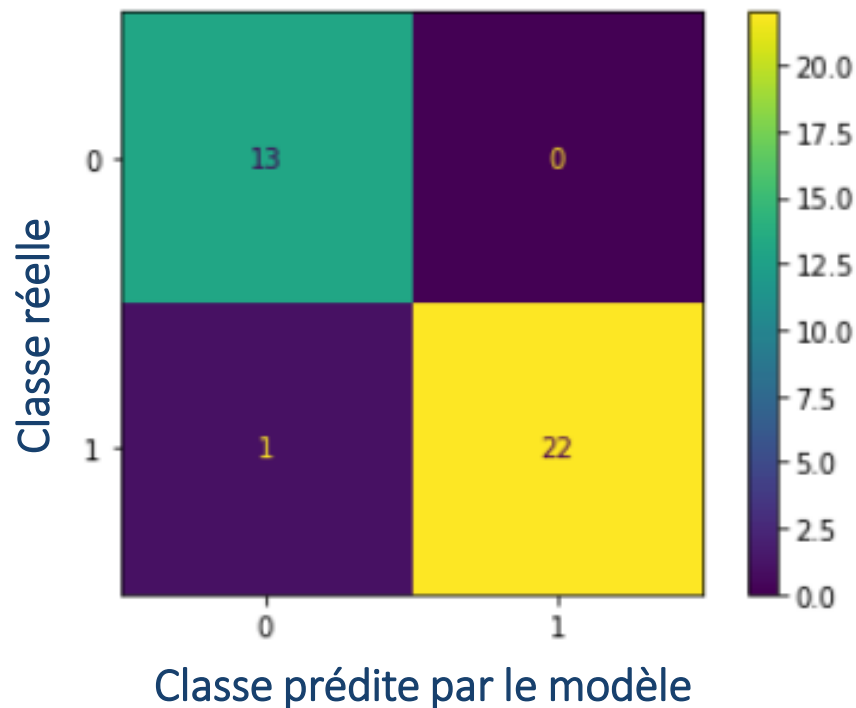
Le modèle de classification est très performant sur le jeu de données de tests. Il classe correctement 35 batteries sur les 36 du jeu de données.

1

Accélérer la R&D

Prédire si une batterie va durer plus de 550 cycles, en observant uniquement les 5 premiers cycles de vie

Matrice de confusion calculée après utilisation du modèle sur le jeu de données de test



Le modèle atteint des performances très satisfaisantes. Il classe correctement 35 des 36 échantillons du jeu de données de tests.

Ainsi la performance finale retenue pour le modèle est de 97% (mesure de l' 'accuracy')

A titre de comparaison, la baseline du problème est de 67%. Le modèle est donc largement plus performant que la baseline.

Pour plus de détails techniques sur la méthode de construction des modèles et le choix du meilleur modèle, se référer aux annexes ou au projet sur github (lien en annexe)

1

Les batteries, un enjeu majeur

2

Introduction du projet et des données

3

Problématique 1 : classification dès les premiers cycles

4

Problématique 2 : prédiction tout au long de la durée de vie

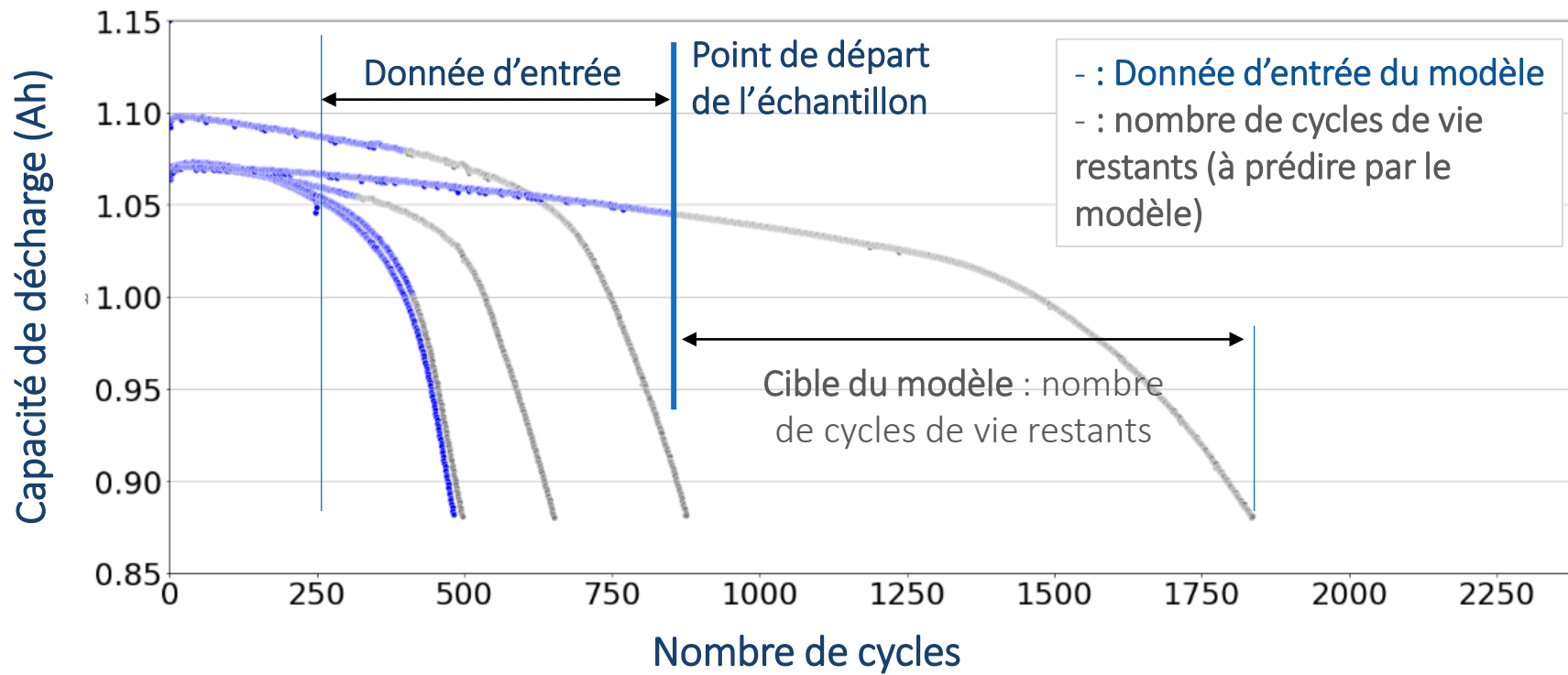
5

Ouvertures

Anticiper les défaillances

Prédire le nombre de cycles de vie restants, en observant tous les cycles passés.

Modèle de régression du nombre de cycles restants



L'objectif du modèle est de prédire le nombre de cycles de vie de fonctionnement restants pour une batterie (à partir du 'point de départ', choisi de façon arbitraire).

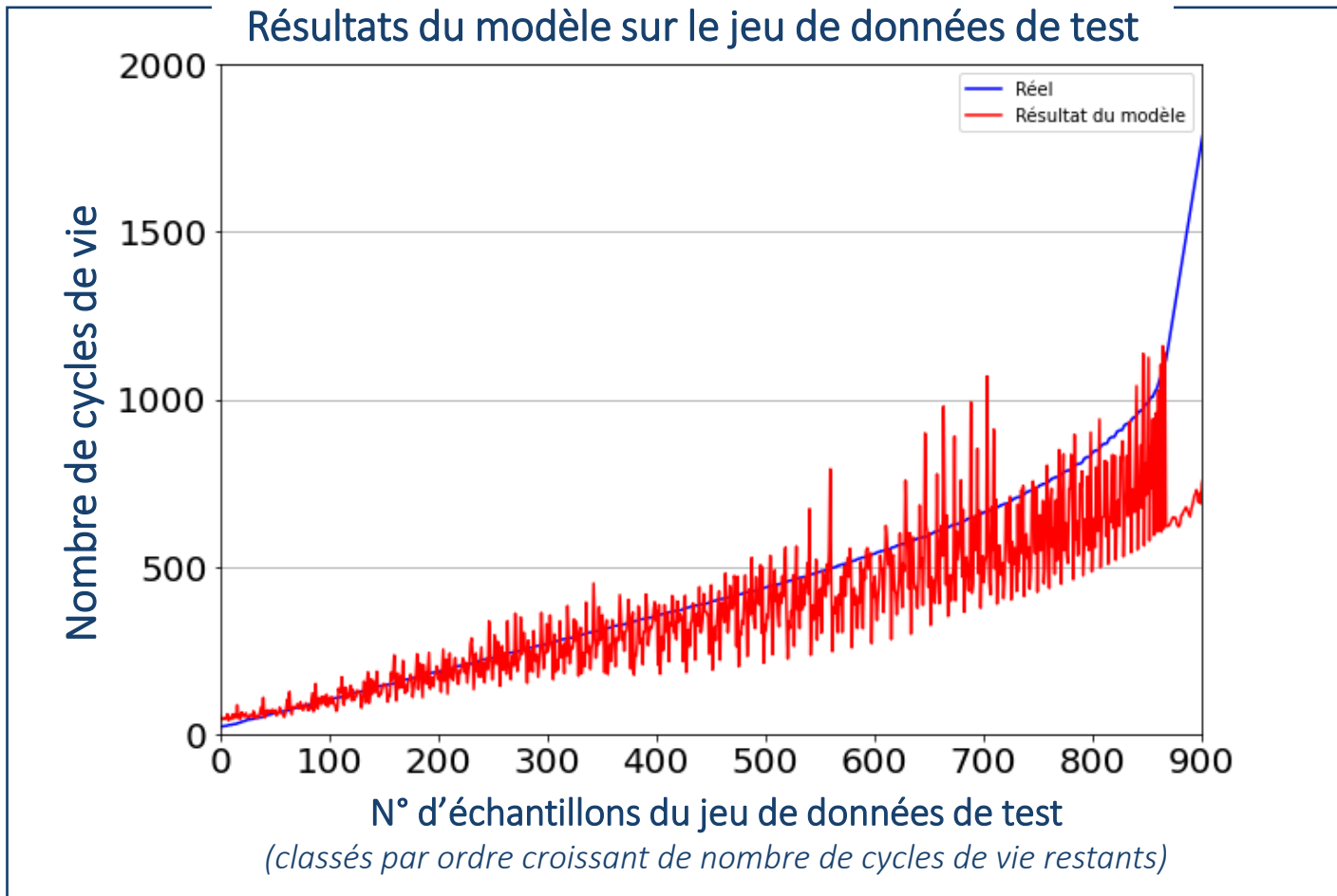
La donnée d'entrée est composée des mesures des cycles de vie précédant le 'point de départ', sur une fenêtre de taille fixe.

Chaque mesure (d'un module) donne lieu à plusieurs échantillons, avec la sélection de plusieurs points de départ

2

Anticiper les défaillances

Prédire le nombre de cycles de vie restants, en observant tous les cycles passés.



La tendance du modèle est bonne, plus la durée de vie à prédire est grande, plus le modèle prédit une valeur haute.

Nous pouvons émettre deux hypothèses en observant ce graphique :

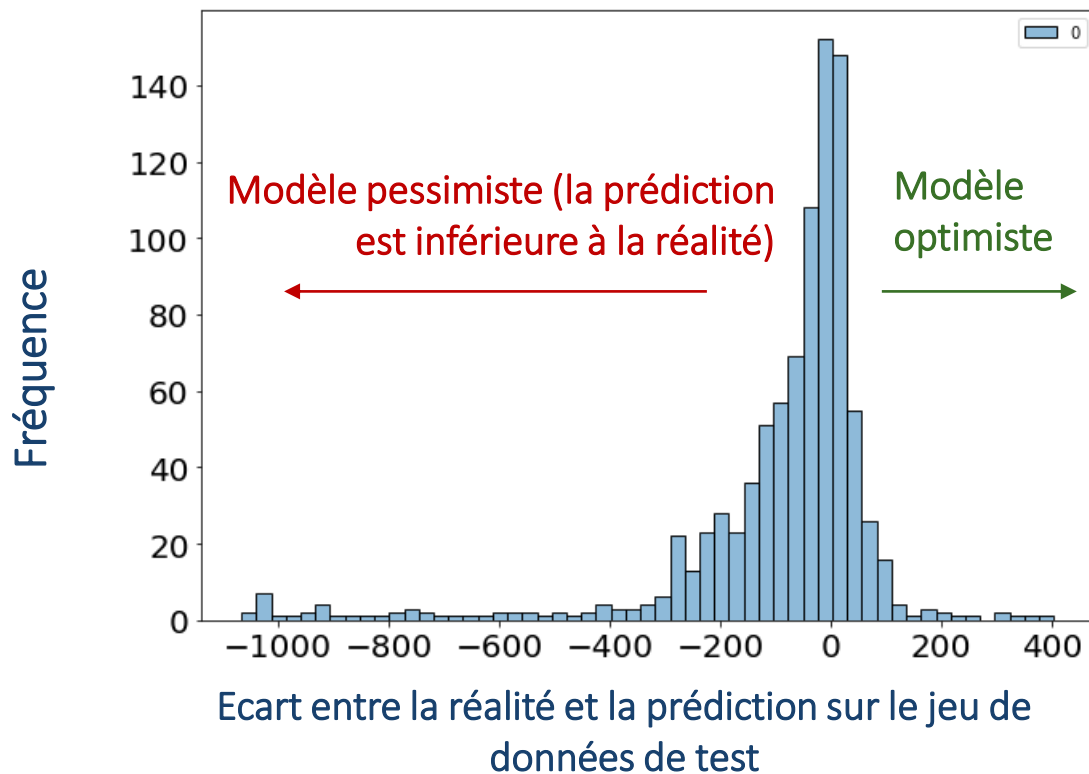
- Le modèle semble prédire plus souvent des valeurs inférieures à la réalité, il est donc plutôt pessimiste
- Par ailleurs, plus le nombre de cycles de vie est grand, plus le modèle les écarts de prédictions semblent importants.

2

Anticiper les défaillances

Prédire le nombre de cycles de vie restants, en observant tous les cycles passés.

Histogramme des erreurs de prédiction



En moyenne le modèle commet une erreur de -89 cycles, il est donc plutôt pessimiste.

Cette observation pourrait être une piste à explorer pour améliorer le modèle.

Anticiper les défaillances

Prédire le nombre de cycles de vie restants, en observant tous les cycles passés.

Performance du modèle

RMSE* de la
baseline :
323

>

RMSE* du modèle
sur le test set :
212

*RMSE : Root Mean Squared Error

Le modèle apporte une nette amélioration de la RMSE par rapport à la baseline. La méthode est donc concluante d'un point de vue purement scientifique.

Il n'est néanmoins pas possible de conclure sur la 'qualité' générale de ce résultat, sachant qu'il dépend nécessairement de l'application et des besoins opérationnels.

Pour plus de détails techniques sur la méthode de construction des modèles et le choix du meilleur modèle, se référer aux annexes et au projet sur github (lien en annexe)

1

Les batteries, un enjeu majeur

2

Introduction du projet et des données

3

Problématique 1 : classification dès les premiers cycles

4

Problématique 2 : prédiction tout au long de la durée de vie

5

Ouvertures

Généralisation à d'autres modèles/types de batteries.

➤ *Peut-on trouver un modèle capable de faire des prédictions pour différents types de batteries ?*

Modèle de prédiction en condition réelle

➤ *Comment prédire la durée de vie de batteries soumises à des cycles de charge/décharge incomplets ?*

En effet les données ont été construites en suivant des cycles de charge/décharge complets. Les batteries à usage opérationnel ont bien souvent des cycles beaucoup plus aléatoires et incomplets. Pensez par exemple à la batterie de votre téléphone.

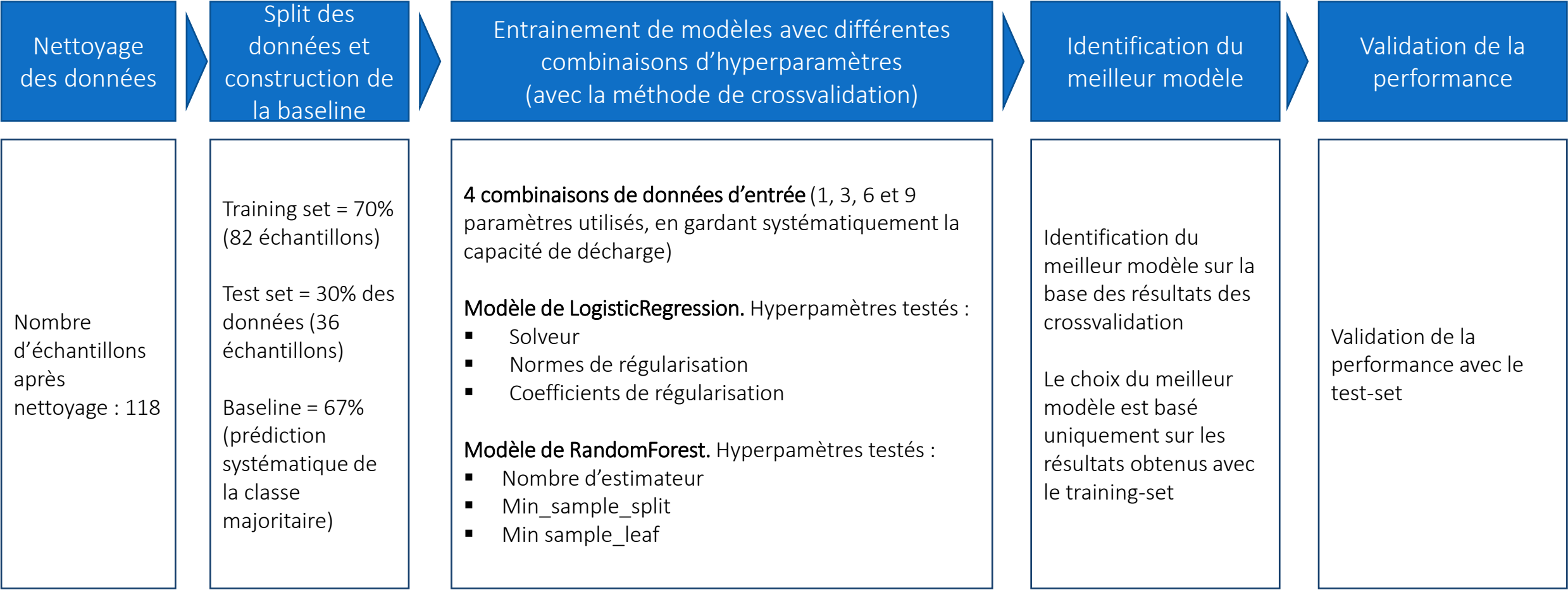
Annexes

Protocole utilisé pour le modèle de classification

1

Accélérer la R&D

Prédire si une batterie va durer plus de 550 cycles, en observant uniquement les 5 premiers cycles de vie



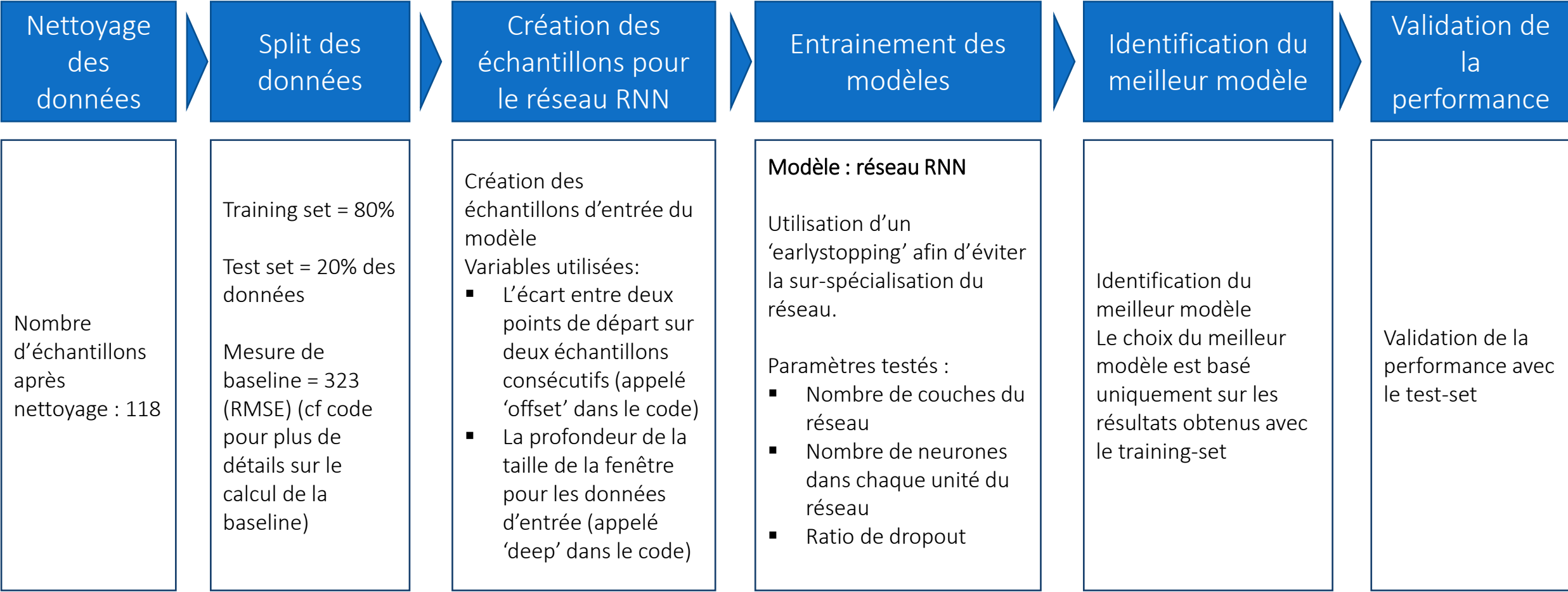
Protocole utilisé pour le modèle de régression

2

Anticiper les défaillances

▶

Prédire le nombre de cycles de vie restants, en observant tous les cycles passés.



Github du projet