

RAPPORT DE PROJET TUTORE

*TIRESIAS : OUTIL D'AIDE A LA DECISION POUR LA FREQUENTATION DES
RESTAURANTS UNIVERSITAIRES.*

ANDROUIN Charles
GENET Jules
LEUCHI Ilias



SOMMAIRE

REMERCIEMENTS	3
I. INTRODUCTION	3
II. PREDIRE LES EQUIVALENTS REPAS.....	4
A. Analyse de la situation actuelle	4
B. Présentation et mise en forme des données.....	5
C. Modèles prédictifs développés	8
1. Série Temporelle.....	8
2. Modèles à plusieurs entrées	10
3. Réseau de neurones	13
4. Performance du modèle retenu	16
III. L'INTERFACE GRAPHIQUE TIRESIAS	18
A. Représentation des données	18
1. Première version	18
2. Version intermédiaire	20
3. Version finale	21
B. Widget météo.....	24
IV. CONCLUSION	26
V. ANNEXES.....	27
A. Jeux de données	27
1. Extrait des données historiques des équivalents repas	27
2. Extrait des données ADE	27
3. Extrait des données pour le modèle.....	28
4. Extrait des groupes des différents sites de restauration	28
B. Interface Tirésias	29
1. Première version	29
2. Version intermédiaire	29
3. Version finale	30
C. Autres Annexes.....	30
1. Lien code Tobias KIND	30
2. Analyse du Cadran Solaire	30

REMERCIEMENTS

Avant de commencer, nous tenons à remercier l'ensemble des acteurs qui nous ont aidé à la réalisation de ce projet, notamment l'ensemble du personnel du CROUS de Grenoble pour l'accueil au sein de leurs locaux, particulièrement Gabriel SOLEIL pour avoir supervisé le projet, David GRAS pour son assistance dans la mise en ligne de l'application, Théo BROCAL pour nous avoir fourni une partie des données historique du CROUS, ainsi que Vincent CHABAS et Franck DAINOTTO pour leur disponibilité. Nous voulons également remercier Thomas EDARD DE LAPLANTE, membre de la Direction des Systèmes d'Informations Mutualisés de l'Université Grenoble-Alpes, qui nous a également mis à disposition une partie des données. Tous ensemble, nous avons contribué à la réussite de ce projet et nous sommes extrêmement reconnaissants pour leur soutien et leur engagement. Merci encore pour votre collaboration.

I. INTRODUCTION

La lutte contre le gaspillage alimentaire est un enjeu majeur pour notre société. En effet, le gaspillage alimentaire a un impact non seulement sur l'environnement, mais aussi sur l'économie et la sécurité alimentaire. Selon la FAO (Food and Agriculture Organization), environ un tiers de la nourriture produite dans le monde est perdue ou gaspillée chaque année. Ce gaspillage alimentaire contribue à l'émission de gaz à effet de serre, à la dégradation des sols et de la biodiversité, ainsi qu'à l'utilisation inutile de ressources naturelles telles que l'eau et l'énergie. De plus, le gaspillage alimentaire a un coût économique important, tant pour les ménages que pour les entreprises. En effet, jeter de la nourriture représente une perte financière directe pour les acteurs de la chaîne alimentaire, ainsi qu'une source de gaspillage de ressources. Dans ce contexte, les initiatives visant à réduire le gaspillage alimentaire sont devenues une priorité pour de nombreuses organisations.

C'est dans ce cadre que s'inscrit notre projet, qui vise à développer une application graphique et un modèle prédictif pour aider les restaurants et cafétérias universitaires à mieux estimer leur demande en nourriture et ainsi réduire leur gaspillage alimentaire. Cette demande a été réalisée par le CROUS de Grenoble, qui a pour mission de favoriser la vie étudiante et gère ainsi les restaurants universitaires dans le département. Notre collaboration avec le CROUS de Grenoble s'est réalisée grâce à la présence de Gabriel SOLEIL, chargé de mission pour la transition écologique au sein de l'organisme.

Afin de retranscrire au mieux le travail que nous avons réalisé, nous présenterons les différentes étapes du développement de l'application, ainsi que les détails du modèle de prédiction mis en place. Nous commencerons par une description de l'état de l'art dans la prédiction des quantités de repas, suivie d'une présentation des données utilisées, puis nous parlerons des modèles de prédiction développés. Nous poursuivrons ensuite en présentant la méthodologie utilisée pour développer l'application, en décrivant les différentes étapes de développement. Nous avons opté pour l'utilisation du langage de programmation R afin de mettre en place notre modèle de prédiction. En parallèle, nous avons choisi d'utiliser Rshiny pour le développement de l'interface graphique.

Dans l'ensemble, ce projet représente pour le CROUS de Grenoble une contribution importante dans la lutte contre le gaspillage alimentaire. La clé pour atteindre cet objectif est de pouvoir estimer avec précision la quantité de repas à préparer. Voyons ensemble ce qui a été réalisé.

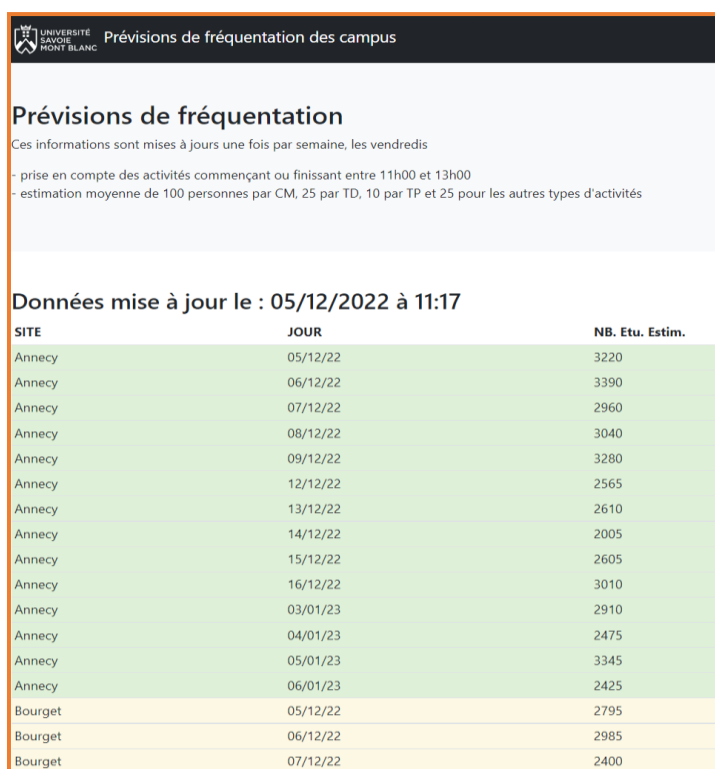
II. PREDIRE LES EQUIVALENTS REPAS

Avoir une estimation juste et précise est l'étape primordiale pour rendre notre interface graphique utile pour les chefs des restaurants universitaires. Plusieurs méthodes ont déjà été mises en place, mais elles sont encore loin d'être satisfaisantes. Examinons ces différentes méthodes en identifiant leurs principaux problèmes.

A. Analyse de la situation actuelle

L'estimation de la bonne quantité de nourriture est un problème récent pour le CROUS. Il y a quelques années, pour préparer la bonne proportion de repas, l'information sur les années précédentes était suffisante, car le flux d'étudiants ne variait pas autant qu'aujourd'hui. Mais depuis peu leurs habitudes alimentaires ont été perturbées, il devient donc difficile de se baser uniquement sur les années antérieures pour prévoir la bonne quantité de repas, ce qui contribue à un fort gaspillage alimentaire.

Dans ce contexte, des premières tentatives d'aide aux chefs restaurants ont été mises en place. L'une d'elles a été réalisée par l'université de Savoie Mont Blanc, il s'agit d'une interface qui a pour objectif d'estimer la fréquentation des campus de cette université pour chaque jour. En voici un visuel ci-dessous.



SITE	JOUR	NB. Etu. Estim.
Annecy	05/12/22	3220
Annecy	06/12/22	3390
Annecy	07/12/22	2960
Annecy	08/12/22	3040
Annecy	09/12/22	3280
Annecy	12/12/22	2565
Annecy	13/12/22	2610
Annecy	14/12/22	2005
Annecy	15/12/22	2605
Annecy	16/12/22	3010
Annecy	03/01/23	2910
Annecy	04/01/23	2475
Annecy	05/01/23	3345
Annecy	06/01/23	2425
Bourget	05/12/22	2795
Bourget	06/12/22	2985
Bourget	07/12/22	2400

Cette interface est très minimaliste, elle est composée d'un tableau qui affiche le nom du campus, ainsi que la date avec le nombre estimé d'étudiants. On retrouve également la date de la dernière mise à jour ainsi que la méthode utilisée pour estimer le nombre d'étudiants.

C'est d'ailleurs cette méthode qui constitue le principal problème de cette interface. En effet, quand on regarde comment est prédit le nombre d'étudiants d'un campus, on comprend que le calcul est réalisé à l'aide des emplois du temps des étudiants qui termine entre 11h00 et 13h00, ce qui est une bonne chose. Cependant, il considère qu'un cours magistral contient 100 personnes, un TD 25, et un TP 10.

C'est cela qui biaise les résultats, car le nombre d'étudiants dans ces différents types de cours est très variable. C'est pour cela que cette interface n'a pas connu un grand succès chez les chefs restaurants de l'université Savoie Mont-Blanc.

Pour le campus de Grenoble, nous nous sommes entretenus avec un chef de restaurant afin d'en apprendre davantage sur ces besoins. Nous avons également cherché à comprendre quelle méthode il utilisait pour préparer la bonne quantité de repas. Il nous a alors expliqués qu'il faisait parler son expérience afin de trouver une quantité raisonnable. Cette stratégie est naturellement très dangereuse car basée sur l'intuition et le jugement subjectif, ce qui entraîne des erreurs de prévision et de planification de la production alimentaire. Un outil de gestion a été mis en place pour l'accompagner dans ces décisions, mais celui-ci est difficile d'utilisation pour un chef et n'apporte pas les informations nécessaires pour la prise de décision.

Une approche basée sur le Machine Learning est la solution qu'a envisagée le CROUS Grenoble pour prédire la bonne quantité de repas et pallier à ces problèmes de gaspillage. Un premier modèle a été développé par des anciens étudiants de l'ENSIMAG, mais il était limité, car il ne prenait en compte que les entrées des étudiants dans les restaurants universitaires. C'est pour cela que nous sommes repartis de zéro et avons décidé de concevoir notre propre modèle prédictif à partir des données fournies par le CROUS.



B. Présentation et mise en forme des données

À travers ce projet, nous utilisons principalement deux fichiers de données, un fichier contenant les équivalents repas des différents restaurants universitaires fournis par le CROUS Grenoble Alpes (V.A.1) et un fichier, résultant d'une requête sur ADE, estimant le nombre d'étudiants susceptible de manger aux différents restaurants universitaires (V.A.2). Le nombre d'étudiants participant à un cours nous étant inconnus, nous avons donc choisi d'utiliser la capacité maximale de la salle pour estimer le nombre d'étudiants participant aux cours.

Avant toute utilisation des données nous analysons celles-ci et nous remarquons qu'un nettoyage s'impose. Concernant les restaurants universitaires, nous ne gardons que ceux jugés pertinents par l'équipe du CROUS Grenoble Alpes nous encadrant. De plus, certains restaurants furent fusionnés comme c'est le cas du RU – Green et du RU – Green admin. Le nettoyage du second fichier est plus ardu, car bien qu'ADE soit une plateforme commune, chaque établissement est libre de le remplir comme il le souhaite. On se retrouve alors avec des bâtiments possédant plusieurs entrées sous des noms différents, voire des cas plus atypiques comme bâtiment 1 et bâtiment 2 qui ne font référence à aucun bâtiment directement. Finalement, nous utilisons l'ADE de l'UGA, IEP et de l'IUT de Valence. L'ADE de l'INP n'est pas inclus en raison de l'indexation de leurs bâtiments sur ADE.



Figure 1 : Évolution des équivalents repas de l'intermezzo de Septembre 2018 à Mars 2023

Une fois ce nettoyage fait, nous pouvons apprécier visuellement nos données. Sur ce premier graphique représentant les équivalents repas de l'Intermezzo en fonction du temps, nous pouvons voir l'influence du COVID sur le milieu de la courbe ainsi que l'effet des vacances d'été. Ceci fait que nous enlevons ces données, car elles polluent notre modèle.

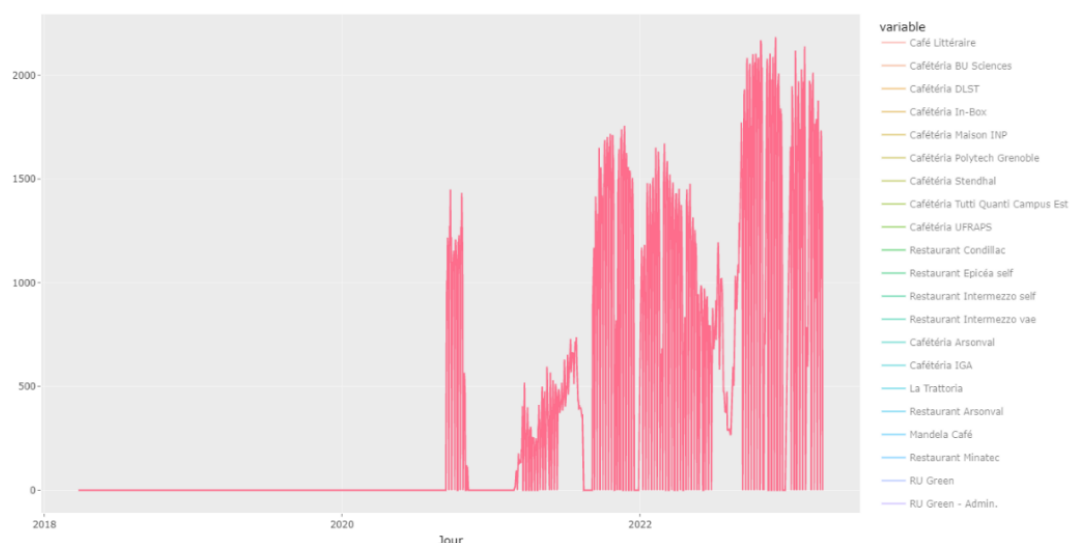


Figure 2 : Évolution des équivalents repas de Diderot

Le deuxième graphique se penche sur le Diderot, en effet ce restaurant reçoit la plus grande fréquentation et des prédictions précises de ce restaurant sont requises par le CROUS Grenoble Alpes. En conséquence, nous commençons l'étude de nos données à partir du 1er septembre 2021, le restaurant ayant ouvert en septembre 2020, cependant dû au COVID, il est resté fermé, pour finalement rouvrir en mars 2021.



Figure 3 : Évolution des sorties des étudiants du bâtiment Stendhal

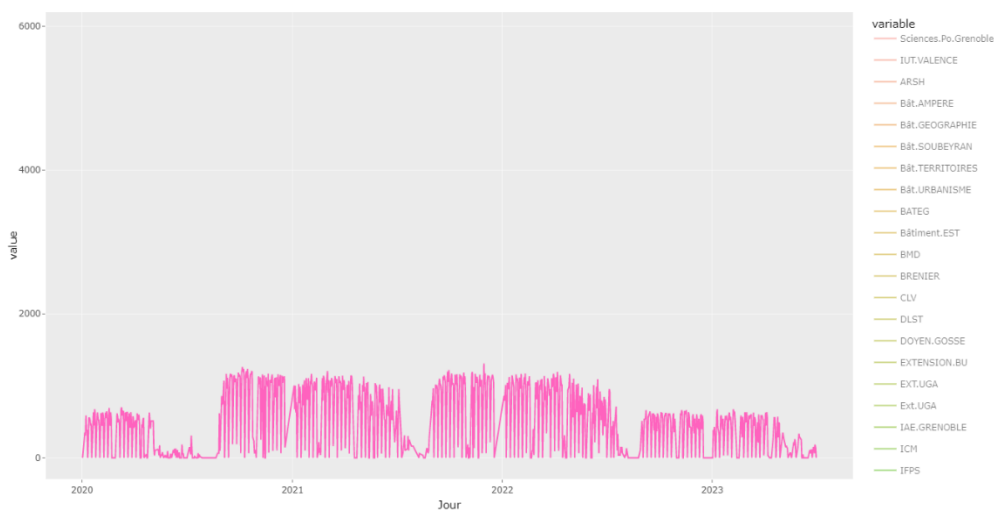
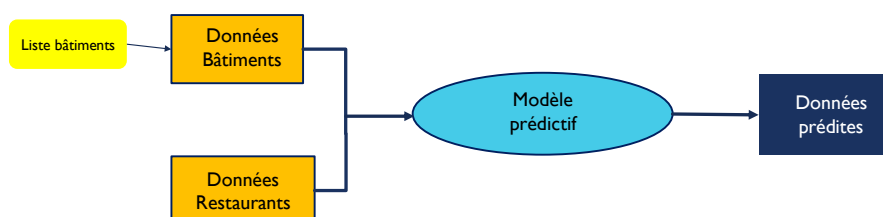


Figure 4: Évolution des sorties des étudiants du bâtiment IM2AG

Sur le fichier des bâtiments, on remarque la prépondérance des étudiants provenant de Stendhal sur le premier graphique comparé à ceux de l'IM2AG sur le second graphique.

Puis nous combinons nos fichiers de telle sorte qu'une ligne représente : pour un jour donné, le nombre d'équivalent repas pour les différents restaurants et le nombre estimé d'étudiants provenant des bâtiments. Puis nous effectuons une nouvelle étape de nettoyage en enlevant les samedis et les dimanches, ainsi que les bâtiments peu utilisés comme l'amphithéâtre Louis Weil. Le jeu de données final (V.A.3), compte alors 342 jours, 26 restaurants et 53 bâtiments pour un total de 27 018 points. Ce nombre inclut une dernière entrée de notre modèle à savoir les jours de la semaine codés en one-hot encoding. En effet, une analyse graphique et le rapport des étudiants de l'année dernière nous apprennent que nos données ont une saisonnalité temporelle au niveau du jour de la semaine, du numéro de la semaine et de l'année. Cependant notre faible nombre de jours fait que seul le jour de la semaine est implémenté.

Pour résumer, nous pouvons représenter l'ensemble des données à l'aide de ce schéma fonctionnel :



C. Modèles prédictifs développés

Dans un second temps, nous testons différents modèles pour prédire au mieux les fréquentations futures des différents restaurants. Pour les comparer, nous utiliserons l'écart quadratique moyen qui pénalise plus fortement les grands que les petits écarts. Les tests effectués dans les parties suivantes seront faits sur Diderot, car le restaurant dispose non seulement de la plus grande affluence, et une précision accrue sur celui-ci fait partie de notre cahier des charges. Enfin, pour utiliser notre métrique, nous découpons notre jeu de données en deux jeux distincts de façon aléatoire, sauf pour les séries temporelles, à savoir :

- 80% des données dans le jeu d'entraînement
- 20% des données dans le jeu de test

1. Série Temporelle

Nous commençons avec les séries temporelles comme première famille de test.

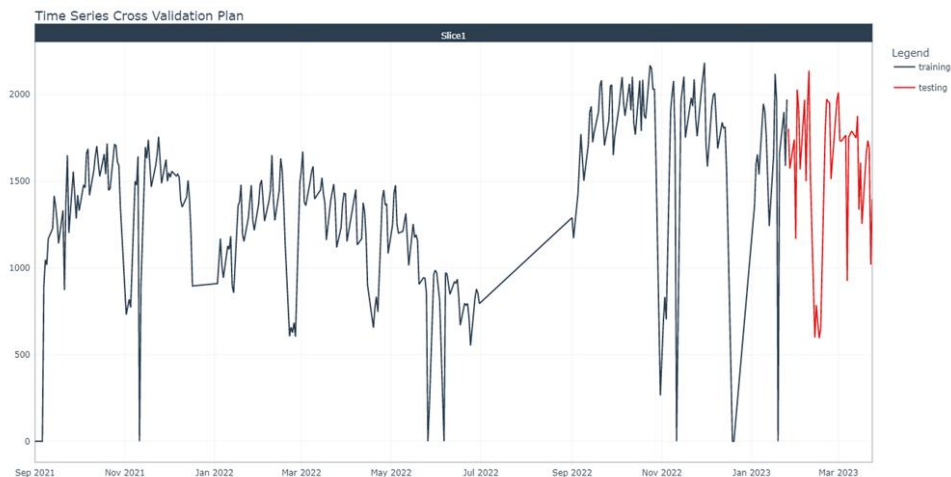


Figure 5: Découpage de la série des équivalents repas de Diderot

Le découpage du jeu de données se fait par date continue comme l'atteste le graphique suivant. De plus, nous n'utilisons qu'un mois dans le jeu de test, car c'est la période minimale requise pour nos prédictions. Ces modèles s'intéressent uniquement à la sortie et peuvent répondre à notre problématique. À l'aide du package modeltime et timeTK nous découpons puis testons différents modèles.

Tableau 1: Résultats des modèles de série temporelle

.model_id	.model_desc	.type	mae	mape	maape	mase	smape	rmse	rsq
<int>	<chr>	<chr>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>
1	1 ARIMA(1,1,1)(1,0,0)[...]	Test	326.	31.2	24.7	1.03	23.2	427.	1.99e-3
2	2 ARIMA(1,1,1)(1,0,0)[...]	Test	325.	31.2	24.6	1.02	23.0	429.	1.99e-3
3	3 ETS(A,AD,A)	Test	313.	32.7	24.3	0.986	22.1	465.	7.69e-4
4	4 PROPHET	Test	344.	33.8	26.2	1.08	23.9	467.	6.65e-3
5	5 LM	Test	335.	32.8	25.5	1.06	23.5	454.	2.13e-3
6	6 GLMNET	Test	386.	37.2	28.0	1.22	26.5	525.	7.06e-3
7	7 RANDOMFOREST	Test	349.	31.7	25.6	1.10	24.8	445.	5.92e-3
8	8 PROPHET w/ XGBOOST E...	Test	376.	37.6	27.8	1.19	25.3	525.	3.39e-3
9	9 NNAR(4,1,10)[52]	Test	400.	34.0	27.9	1.26	28.2	499.	1.50e-2
10	10 PROPHET w/ REGRESSORS	Test	387.	37.1	28.2	1.22	26.7	529.	1.92e-3

Puis nous résumons nos modèles dans le tableau 1, et conservons ceux qui minimisent le RMSE. On retient alors les deux premiers modèles ARIMA, qui correspondent à des modèles SARIMA.

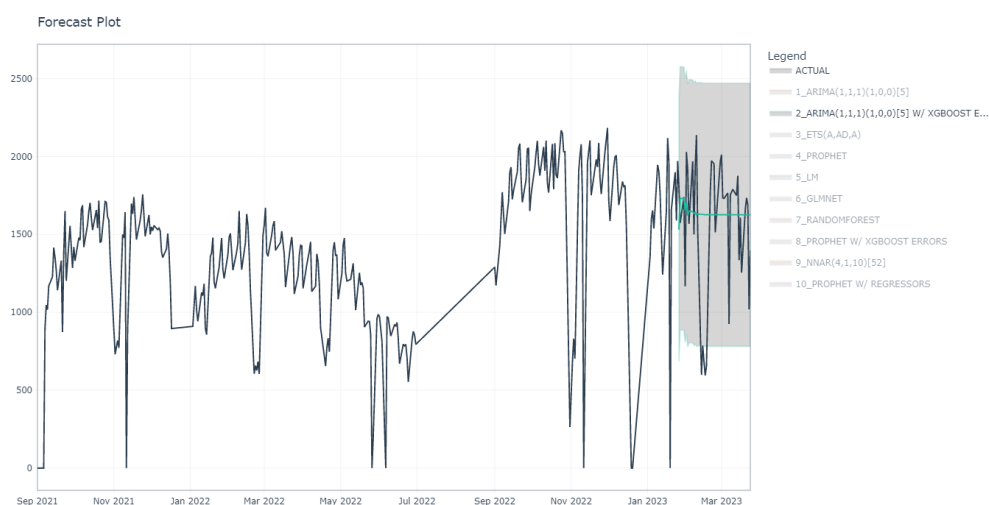


Figure 6: Prédiction avec le modèle SARIMA

On représente alors un graphique avec le modèle SARIMA qui dispose du meilleur RMSE, mais les prédictions sont loin de la courbe, elle ne s'adapte pas aux données.

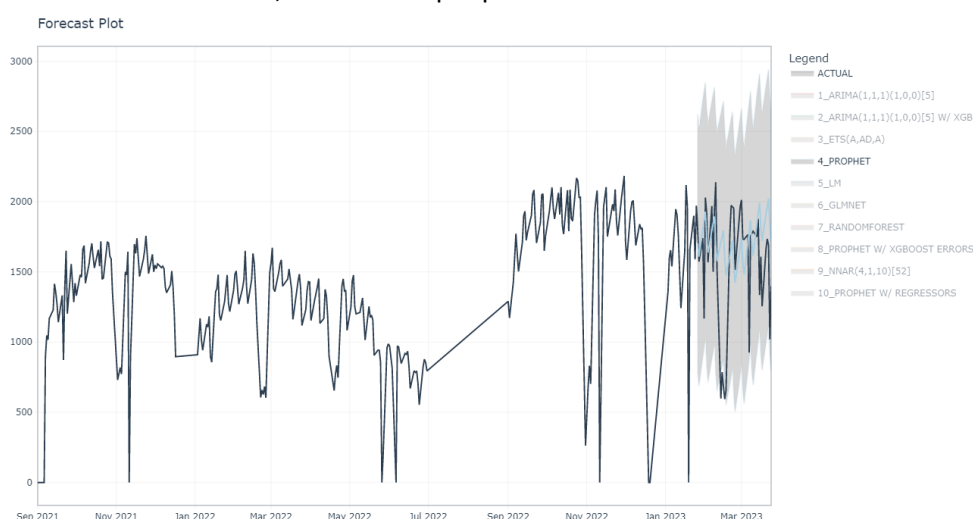


Figure 7: Prédiction avec le modèle PROPHET

Nous testons alors d'autres modèles jusqu'au modèle PROPHET qui nous semble être celui qui s'approche le mieux des données sur la figure 7.

Dans un second temps, nous essayons de combiner nos différents modèles pour créer des modèles plus précis. On crée alors trois modèles regroupant : la médiane, la moyenne et un ensemble des poids appliqués aux modèles de base.

Tableau 2: Résultats des modèles combinés

↓ .model_id ↓	.model_desc ↓	.type ↓	↓ mae ↓	↓ mape ↓	↓ mase ↓	↓ smape ↓	↓ rmse ↓	↓ rsq ↓
1	ENSEMBLE (MEAN): 10 MODELS	Test	320.07	31.93	1.01	22.68	453.05	0
2	ENSEMBLE (MEDIAN): 10 MODELS	Test	317.41	31.89	1	22.49	451.96	0
3	ENSEMBLE (WEIGHTED): 10 MODELS	Test	322.01	32.01	1.02	22.8	453.92	0

On affiche les différentes métriques dans le tableau 2.

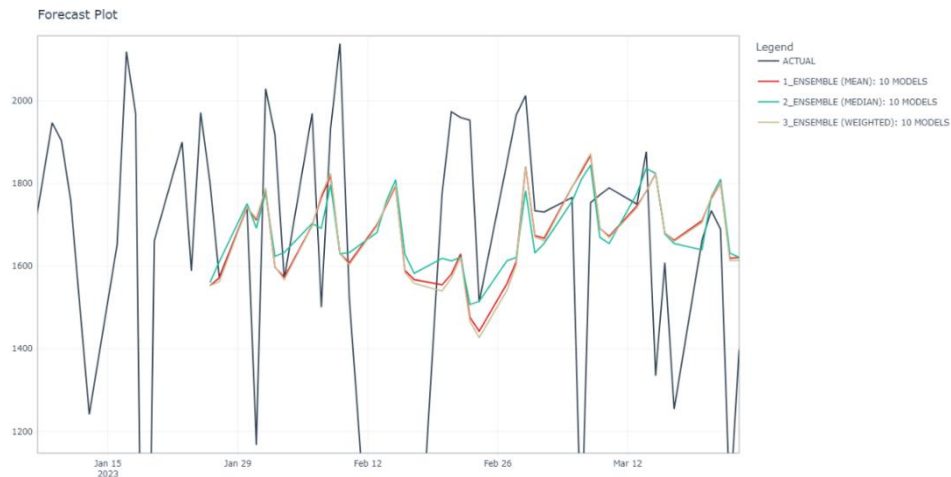


Figure 8: Prédiction avec les modèles combinés

Malgré la combinaison de plusieurs modèles, les prédictions ne s'adaptent pas correctement aux données comme le montre la figure 8.

À l'issue de ces différents modèles, nous avons vu les limites des séries temporelles. En effet, leurs RMSE ne sont pas suffisants. De plus, la qualité de leurs prédictions décroît avec le temps du fait de la nature des séries temporelles. C'est pour ces raisons que nous décidons de changer de type de modèle prédictif.

2. Modèles à plusieurs entrées

Dans un second temps nous utiliserons des modèles disposant d'une sortie et d'une ou plus entrées. Le premier modèle que nous testons est la régression linéaire multivariée.

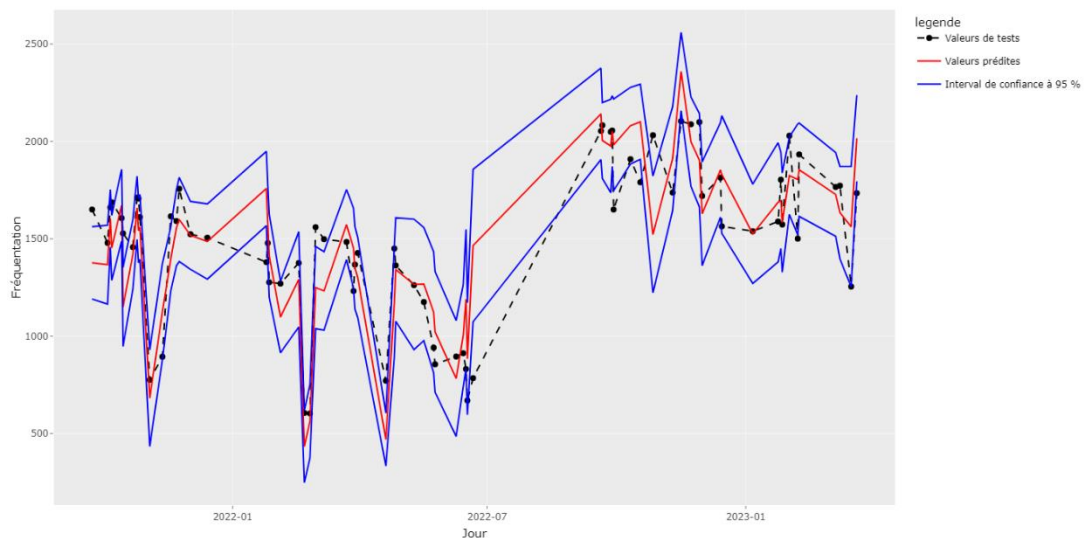


Figure 9: Prédiction avec la régression linéaire multivariée

Le modèle possède un RMSE égal à 207,6 et un R^2 égal à 0,75. Une analyse du graphique permet de constater que le modèle prédit bien les données. Une optimisation via la méthode stepwise donne un RMSE égal à 200,5 et un R^2 égal à 0,84.

Nous essayons de savoir si d'autres entrées peuvent influencer notre modèle. Après concertation, nous décidons de voir si la météo a un impact sur les fréquentations. Nous utilisons les données météorologiques provenant du site Copernicus. Le code permettant cette extraction provient du groupe travaillant sur les bâtiments de référence - Waltherre composé de Thibaut KINEIDER, Jing Yang Quan, Boube Zara et Julien COMBES. Nous testons donc le vent, la pluie, la température et la pression atmosphérique. Les résultats ne sont cependant pas concluants. En effet, seule la pluie semble être impactant. Mais le vecteur contenant les données concernant la pluie est vide à 44 %. Les résultats ne sont donc pas stables. La pluie améliore tantôt notre modèle tantôt le dégrade et parfois ne semble avoir aucune influence. Nous décidons donc de ne pas inclure la météo dans notre modèle qui de surcroît aurait été une surcouche potentiellement payante de notre modèle.

Après un temps de réflexion, nous constatons que nos données possèdent un nombre non-négligeable de colonnes en entrées (i.e. de bâtiments). C'est donc naturellement que nous nous tournons vers la régression pénalisée. Le modèle que nous choisissons est l'elastic net qui combine la régression ridge et lasso. Ce modèle, utilisant la cross validation, renvoie un RMSE de 176.1 et un R^2 de 0,81.

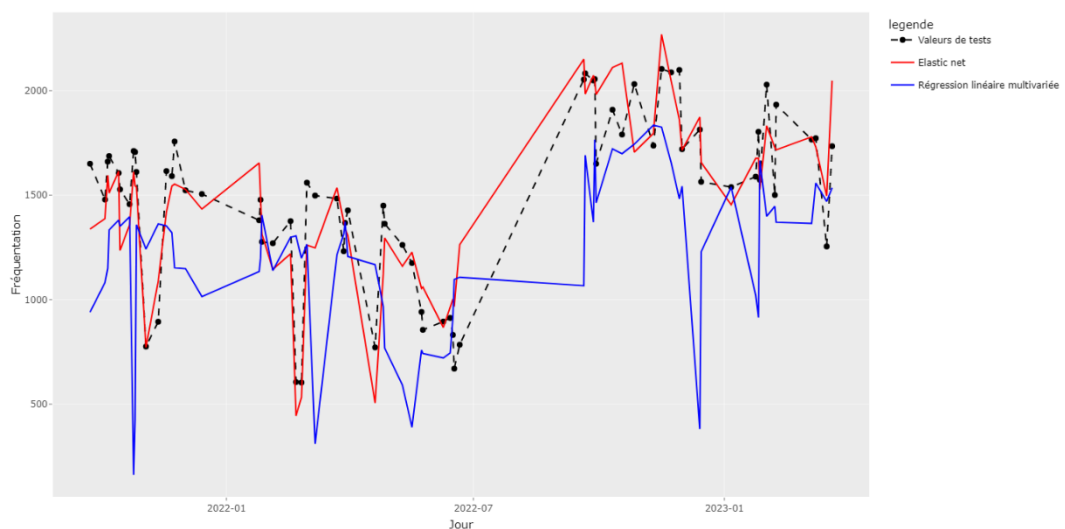


Figure 10: Prédiction avec l'elastic net

La figure 10 confirme que l'elastic net prédit mieux les données. Pour implémenter ce dernier modèle, nous utilisons le package caret. Ce package possède plus de 200 modèles qui nécessitent chacun une implémentation quasi-identique. Nous testons alors différents modèles, mais il est difficile de savoir quel modèle tester. La solution nous vient alors de Tobias KIND, et son code (V.C.1) qui permet de tester un nombre conséquent de modèles de régression. C'est ainsi que nous testons 71 modèles de régression que nous résumons dans le tableau suivant.

Tableau 3: Extrait des résultats des modèles du package caret

	Nom	R2	RMSE	temps (s)	Nom complet
70	xgbTree	0.81226786	166.5211	108.94	eXtreme Gradient Boosting
45	qrf	0.84097325	169.3739	36.12	Quantile Random Forest
19	gaussprPoly	0.80131786	172.4362	6.07	Gaussian Process with Polynomial Kernel
12	cubist	0.81745834	179.2935	28.27	Cubist
46	ranger	0.84419721	179.5040	34.13	Random Forest
8	bstTree	0.80813206	182.2460	83.09	Boosted Tree
69	xgbLinear	0.77869767	183.2210	155.22	eXtreme Gradient Boosting
64	svmPoly	0.80381566	183.3342	22.47	Support Vector Machines with Polynomial Kernel
54	RRF	0.83040130	185.3945	480.19	Regularized Random Forest
47	rf	0.82972457	185.4251	32.05	Random Forest
55	RRFglobal	0.83005478	185.5201	69.71	Regularized Random Forest
58	SBC	0.76011285	197.0385	115.36	Subtractive Clustering and Fuzzy c-Means Rules
65	svmRadial	0.81212493	207.3160	0.97	Support Vector Machines with Radial Basis Function Kernel
66	svmRadialCost	0.81052731	208.3978	1.22	Support Vector Machines with Radial Basis Function Kernel
20	gaussprRadial	0.81136939	209.8232	0.70	Gaussian Process with Radial Basis Function Kernel
29	krisRadial	0.80192272	210.8945	132.83	Radial Basis Function Kernel Regularized Least Squares
9	cforest	0.79063799	218.2267	34.00	Conditional Inference Random Forest
3	bagEarthGCV	0.77896597	222.2839	19.91	Bagged MARS using gCV Pruning
2	bagEarth	0.77885923	222.3509	55.17	Bagged MARS
27	knn	0.78147272	223.8628	1.57	k-Nearest Neighbors
24	glmnet	0.75876955	235.9015	1.63	glmnet

...

L'inconvénient de cette méthode est le temps qu'elle nécessite, environ 45 minutes dans notre cas. Cependant, elle permet de résumer facilement un grand nombre de modèles. Ici, nous écartons eXtreme Gradient Bossting qui prend trop de temps. Et nous sélectionnons le Gaussian Process with Polynomial Kernel et le Quantile Random Forest (qrf) pour de plus amples tests.

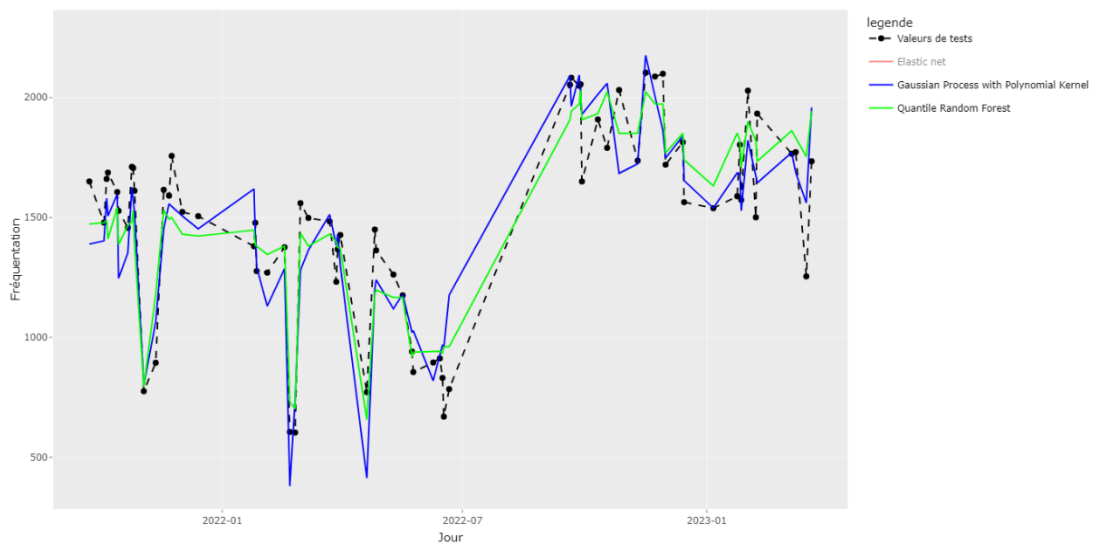


Figure 11: Prédiction avec le « Process with Polynomial Kernel » et le « Quantile Random »

La figure 11 nous montre les prédictions réalisées avec ces deux modèles, les deux courbes semblent être cohérentes avec les vraies valeurs.

Pour ces tests finaux entre tous les modèles retenus, nous utilisons le package caret, mais rajoutons de la cross validation pour améliorer nos résultats.

Tableau 4: Résultats des modèles retenus après cross validation

	Nom	R2	RMSE	temps (s)	Nom complet
3	qrf	0.8420341	157.9278	416.71	Quantile Random Forest
2	gaussprPoly	0.8322083	166.1601	19.26	Gaussian Process with Polynomial Kernel
1	glmnet	0.8103870	178.1822	20.39	elastic net

On remarque que qrf est devant. Cependant, pour l'implémenter sur l'ensemble de nos restaurants, il nous faudrait environ 3 heures. Ce qui est relativement long, c'est pourquoi dans les tests suivants, nous utiliserons le Gaussian Process with Polynomail Kernel qui est très légèrement moins efficace, mais beaucoup plus rapide.

3. Réseau de neurones

Enfin, le dernier modèle que nous testons est un réseau de neurones profond à l'aide de la librairie keras. En effet les modèles précédents ne fonctionnent qu'avec une seule entrée. Il est donc nécessaire de réitérer le modèle autant de fois que nous avons de restaurants ce qui est coûteux en temps et en ressources. Les questions initiales qui se posent sont les suivantes : quel est le nombre de neurones requis par couche et combien de couches doivent être utilisées ? Nous débutons en examinant le nombre de neurones nécessaires pour une couche en observant la somme des MSE des restaurants en fonction de ce nombre.

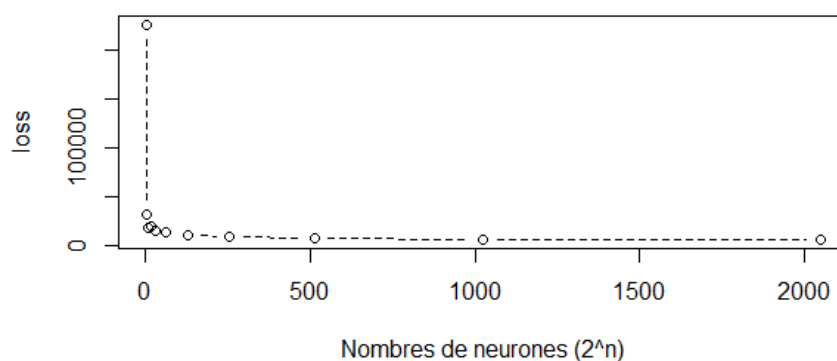


Figure 12: Évolution du MSE en fonction du nombre de neurones

Il est observé que le MSE global diminue au fur et à mesure que le nombre de neurones augmente, avec une décroissance forte au début suivie d'une décroissance plus lente. Par conséquent, une décision est prise de retenir 512 neurones pour chaque couche.

Ensuite, l'analyse est poursuivie en étudiant le MSE global en fonction du nombre de couches, en utilisant toujours 512 neurones par couche.

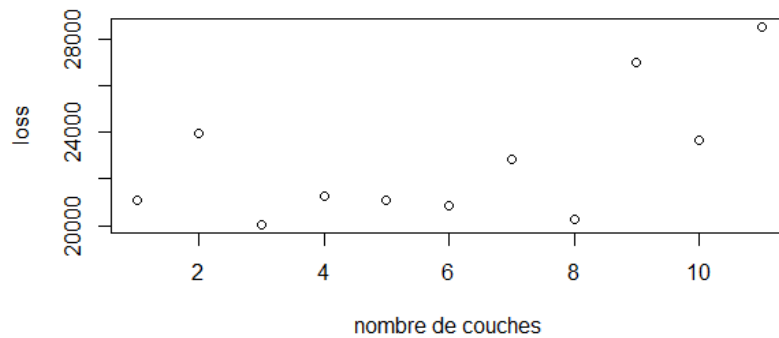


Figure 13: Évolution du MSE en fonction du nombre de couches avec 512 neurones, tentative 1

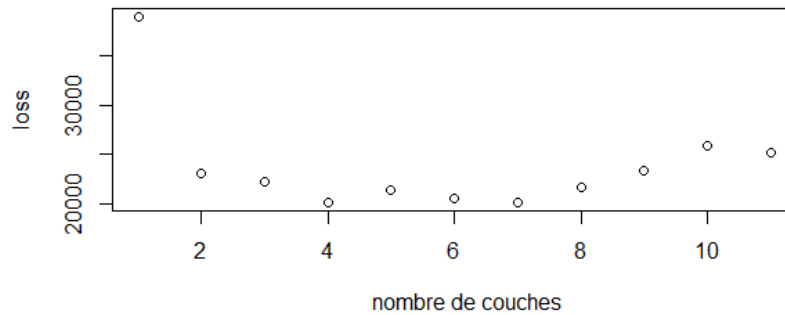


Figure 14: Évolution du MSE en fonction du nombre de couches avec 512 neurones, tentative 2

Afin de vérifier la stabilité de nos résultats, nous avons exécuté plusieurs fois le code permettant d'étudier le MSE global en fonction du nombre de couches. Cependant, il s'avère que les résultats ne sont pas constants comme le montre les figures 13 et 14 qui sont très différentes.

On utilise alors le graphe de la fonction de perte, de la partie d'entraînement et de test, en fonction des époques (l'évolution au cours du temps).

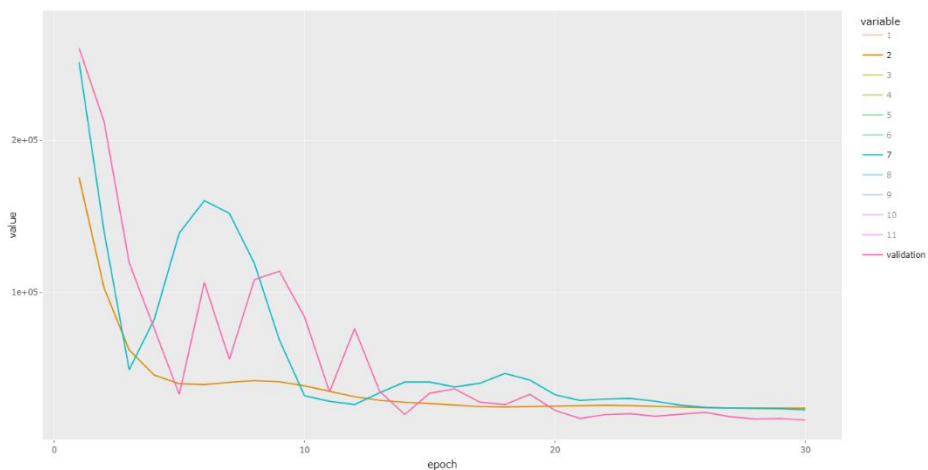


Figure 15: Évolution de la fonction de perte pour chaque nombre de couches

La Figure 15 illustre une comparaison entre la courbe de validation et celles générées à l'aide des données de test, en faisant varier le nombre de couches. De même que le graphique précédent, celui-ci n'est pas stable. Néanmoins, il est possible de constater que les différents modèles convergent vers le modèle d'entraînement. En conséquence, il a été décidé de retenir 2 couches de neurones, car c'est le nombre minimal de couches qui convergent rapidement vers le modèle.

Avec 2 couches de 512 neurones, nous obtenons le modèle suivant :

Tableau 5: Modèle avec 2 couches de 512 neurones

Layer (type)	output Shape	Param #
dense_765 (Dense)	(None, 512)	30720
dense_764 (Dense)	(None, 512)	262656
dense_763 (Dense)	(None, 26)	13338
Total params: 306,714		
Trainable params: 306,714		
Non-trainable params: 0		

Avec le tableau 5, on retient que notre modèle a : une couche d'entrée de dimension 26 avec 512 neurones, une couche centrale avec 512 neurones, et une couche de sortie de dimension 26, pour un total de 306 714 paramètres.

La question qui se pose maintenant est : sur combien d'épochs devons-nous entraîner le modèle ?

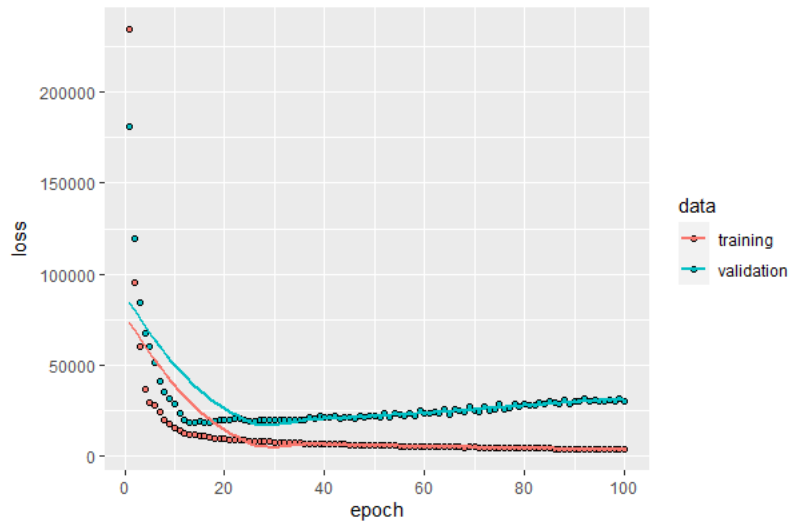


Figure 16: Évolution de la fonction de perte

On remarque sur ce graphique qu'il y a un écart entre les deux courbes. Ceci est dû soit à un manque de données soit à un phénomène que notre entrée n'explique pas. Le graphique ci-dessus utilise des données de septembre 2021 à janvier 2023.

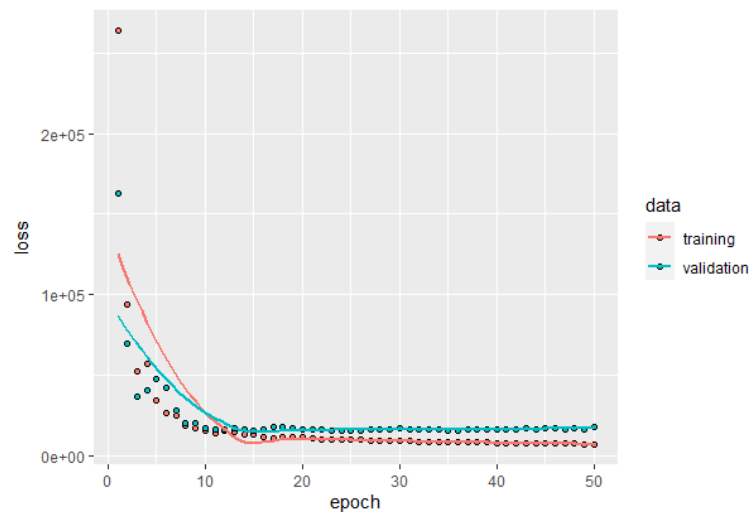


Figure 17: Évolution de la fonction de perte avec 2 mois supplémentaires

Le second graphique rajoute 2 mois de données jusqu'en mars 2023. L'écart s'est réduit ce qui confirme que le modèle actuel manque de données. Nous espérons donc qu'avec plus d'informations le modèle sera plus performant. Concernant le nombre d'épochs, on remarque que la courbe de la validation reste quasiment plate. Nous avons donc choisi de ne pas faire de callback pour stopper le modèle, mais d'utiliser l'ensemble des données avec 30 épochs.

On peut maintenant comparer notre réseau de neurones avec les autres modèles retenus.

Tableau 6: Résultats des modèles retenus

	Nom	R2	RMSE	temps (s)	Nom complet
3	qrf	0.8420341	157.9278	416.710000	Quantile Random Forest
2	gaussprPoly	0.8322083	166.1601	19.260000	Gaussian Process with Polynomial Kernel
1	glmnet	0.8103870	178.1822	20.390000	elastic net
4	dnn	0.7899596	218.4380	2.675206	Réseau de neurones

Voici le tableau comparatif des performances des modèles que nous avons retenus.

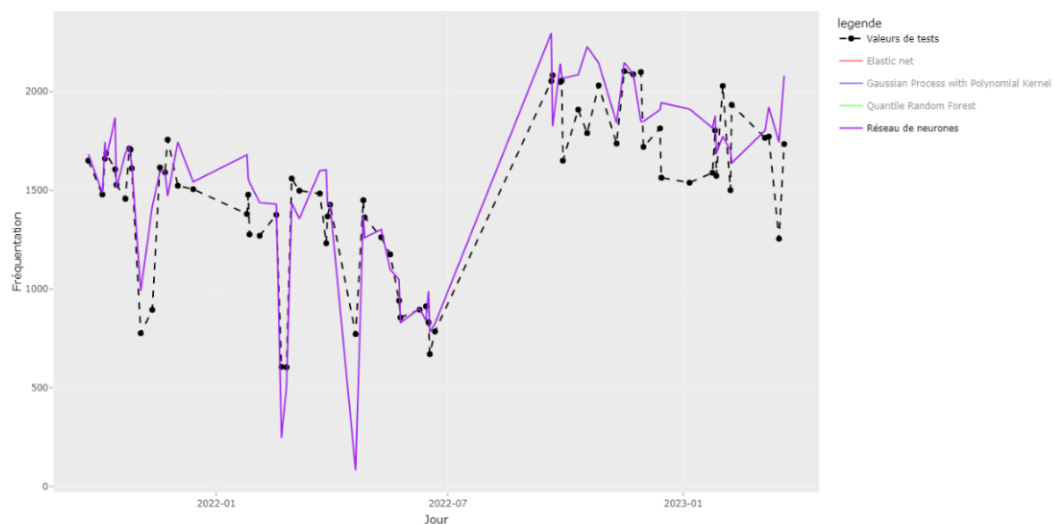


Figure 18: Prédiction avec le réseau de neurones

On retient avec le tableau 6 et la figure 18 que le réseau de neurones est donc plus économique en temps, mais possède des performances inférieures par rapport aux autres modèles. Pour la partie suivante, nous utiliserons gaussprPoly pour prédire et étudierons lors du déploiement sur serveur s'il est viable d'implanter qrf.

4. Performance du modèle retenu

Le modèle gaussprPoly prend entre 7 et 9 minutes à l'exécution sur l'ensemble de nos données. On vérifie graphiquement les performances du modèle.



Figure 19 : Valeurs prédites (bleu) avec gaussprPoly sur Diderot comparées aux valeurs réelles (rose)

Sur Diderot, qui est le principal restaurant de l'université, on voit avec la figure 19 que les prédictions en bleu se rapprochent fortement des valeurs réelles en rose, ce qui permet de confirmer les bonnes performances de notre modèle sur un gros restaurant.

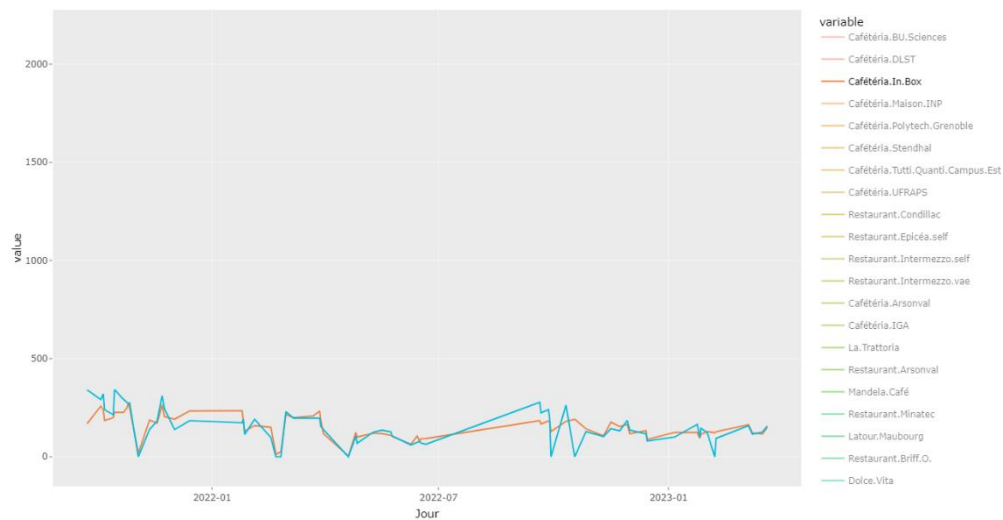


Figure 20 : Valeurs prédites (orange) avec gaussprPoly sur la cafétéria in box comparées aux valeurs réelles (bleu)

Ceci est aussi valable sur un site d'une plus petite taille. Ici avec la cafétéria in box, on retrouve également des prédictions cohérentes avec les valeurs réelles.

Notre modèle est donc prometteur pour l'estimation de la bonne quantité de repas à préparer. Il ne reste plus qu'à prédire des valeurs en se rappelant que l'application est destinée à l'attention du personnel du CROUS Grenoble Alpes, et nécessite donc une interface claire et simple d'utilisation. C'est ce que nous verrons dans la prochaine partie.

III. L'INTERFACE GRAPHIQUE TIRESIAS

Dans la mythologie grecque, Tirésias est un prophète aveugle qui possède le don de la clairvoyance. L'interface graphique ayant pour but de prédire des données futures, nous lui avons attribué le nom de ce devin. Regardons ensemble comment les données ainsi que le modèle prédictif ont été intégrés au sein de l'application Tirésias. Nous présenterons également un widget météo ajouté dans l'interface.



A. Représentation des données

La majeure partie de Tirésias a pour but d'illustrer les données historiques ainsi que les prévisions réalisées par le modèle, sur les équivalents repas. Afin de respecter cet objectif, l'interface a subi plusieurs évolutions tout au long du projet, en raison des nouvelles demandes ainsi que de choix personnels pour rendre l'application plus accessible. Dans cette partie, nous allons vous présenter les différentes versions que nous avons implémentées avec les étapes que nous avons suivies pour y parvenir.

1. Première version

Pour cette première version de notre application (V.B.1), le cahier des charges était de pouvoir sélectionner les différents restaurants voulus, dans un premier temps seulement ceux qui étaient sur le campus de Saint-Martin-d'Hères, ainsi que la date de début, le format de sortie des résultats n'était pas précisé, nous avons donc décidé d'en sortir un tableau de données avec les équivalents repas selon un jour et les sites choisis.

Ici, nous voyons comment nous avons représenté cette sélection. Il s'agit de cases à cocher, grâce à cela, nous pouvons sélectionner un ou plusieurs restaurants situés sur le campus UGA, afin de ne pas afficher tous les restaurants et d'avoir une meilleure visibilité sur les données en sortie.

- Choisissez votre restaurant
- ☒ Café Littéraire
 - ☐ Cafétéria BU Sciences
 - ☐ Cafétéria DLST
 - ☒ Cafétéria In-Box (Diderot)
 - ☐ Cafétéria Maison INP
 - ☒ Cafétéria Polytech Grenoble (Diderot)
 - ☐ Cafétéria Tutti Quanti Campus Est
 - ☒ Cafétéria UFRAPS (Diderot)
 - ☐ Dolce Vita
 - ☐ Illico Presto
 - ☐ La Pause Gourmande
 - ☒ Point Burger
 - ☐ Self Diderot
 - ☐ Restaurant Condillac
 - ☐ Restaurant Epicéa self (Diderot)
 - ☐ Restaurant Intermezzo self
 - ☐ Restaurant Intermezzo vae

Une fois les restaurants ou cafétérias sélectionnés, nous devons ensuite sélectionner une période d'affichage du tableau.

Date:

16/01/2020

« janvier 2020 »

	l	ma	me	j	v	s	d
30	31	1	2	3	4	5	
6	7	8	9	10	11	12	
13	14	15	16	17	18	19	
20	21	22	23	24	25	26	
27	28	29	30	31	1	2	
3	4	5	6	7	8	9	

Pour cela, on sélectionne la date de début à l'aide d'un calendrier, afin de limiter le nombre de résultats obtenus. On choisit ensuite le nombre de jours à afficher, l'application en déduira la date de fin de période.

Combien de jours à afficher ?

15

Après avoir pris tous ces paramètres en entrée, on obtient le tableau de données suivant :

Show 10 entries

Previous 1 2 Next

UD	Café Littéraire	Cafétéria In-Box (Diderot)	Cafétéria Polytech Grenoble (Diderot)	Cafétéria UFRAPS (Diderot)	Point Burger
1 2020-01-16T00:00:00Z	341.060606060606	57.4848484848485	123.454545454545	222.696969696969	0
2 2020-01-17T00:00:00Z	270.378787878788	123.621212121212	190.424242424242	252.954545454545	0
3 2020-01-18T00:00:00Z	76.6969696969697	0	0	0	0
4 2020-01-20T00:00:00Z	516.439393939394	107.787878787879	204.409090909091	384.651515151515	0
5 2020-01-21T00:00:00Z	647.333333333334	152.515151515152	205.454545454545	379.848484848485	0
6 2020-01-22T00:00:00Z	672.712121212121	141.227272727273	194.848484848485	183.893939393939	0
7 2020-01-23T00:00:00Z	616.530303030303	93.5909090909091	171.363636363636	305.848484848485	0
8 2020-01-24T00:00:00Z	505.727272727273	135.151515151515	0	347.227272727273	0
9 2020-01-25T00:00:00Z	91.2121212121212	0	0	0	0
10 2020-01-27T00:00:00Z	629.378787878788	100.636363636364	196.439393939394	352	0

Il s'agit du tableau adapté à la sélection présente sur les images précédentes. On remarque que l'on peut changer le nombre de lignes à afficher. Toutes les entrées précédentes ont été respectées, ainsi que le cahier des charges. Cette première version nous permettait de découvrir les fichiers en entrée, ainsi que de se rendre compte des aspirations des clients, une vue d'ensemble est présente en annexe. Après avoir effectué une présentation de cette version, nous avons pris en considération les différentes remarques et objections des participants, afin de proposer une deuxième version plus en adéquation avec la demande client.

2. Version intermédiaire

Choisissez vos restaurants

- ☐ Café Littéraire
- ☐ Cafétéria BU Sciences
- ☐ Cafétéria DLST
- ☐ Cafétéria In-Box (Diderot)
- ☐ Cafétéria Maison INP
- ☐ Cafétéria Polytech Grenoble (Diderot)
- ☐ Cafétéria Tutti Quanti Campus Est
- ☐ Cafétéria UFRAPS (Diderot)
- ☐ Dolce Vita
- ☒ Illico Presto
- ☐ La Pause Gourmande
- ☐ Point Burger
- ☐ Self Diderot
- ☐ Restaurant Condillac
- ☐ Restaurant Epicéa self (Diderot)
- ☐ Restaurant Intermezzo self
- ☐ Restaurant Intermezzo vae
- ☐ [VAL] Latour Maubourg
- ☐ [VAL] Restaurant Briff O'
- ☐ [GCR] Self La Trattoria
- ☐ [GCR] Restaurant Arsonval
- ☐ [GCR] Cafétéria Arsonval
- ☐ [GCR] RU Green
- ☐ [GCR] Restaurant Minatéc
- ☐ [GCR] Mandela Café
- ☐ [GCR] Cafétéria la Trattoria
- ☐ [GCR] Cafétéria IGA
- ☐ ESPE

Pour cette deuxième version de l'application (V.B.2), nous pouvons nous appuyer sur les remarques faites et ainsi obtenir des directives plus précises sur le format de sortie. D'abord, nous avons changé le format de sortie et opté pour un graphique à la place d'un tableau, car l'information devient ainsi plus facile à comprendre.

Une des remarques était que les chefs à qui étaient destinés l'application ne s'occupaient à priori que d'un seul restaurant. Nous avons donc apporté une modification au choix des restaurants. Nous avons transformé les cases à cocher en listes à puces, afin que l'on ne puisse en sélectionner qu'un seul. Nous avons également rajouté des restaurants à la demande de nos clients, qui proviennent des sites de Grenoble et de Valence.

Choisissez la ou les années voulues

☒ Année 2022

☒ Année 2021

☐ Année 2020

Le fait d'avoir choisi d'avoir un graphique en sortie avait aussi pour objectif de comparer nos données avec celles des années précédentes. Nous avons donc ajouté des cases à cocher afin de pouvoir sélectionner plusieurs années à tracer.

Nous avons également changé le principe de sélection de la période.

Date de debut:

06/01/2022

« janvier 2022 »

	l	ma	me	j	v	s	d
27	28	29	30	31	1	2	
3	4	5	6	7	8	9	
10	11	12	13	14	15	16	
17	18	19	20	21	22	23	
24	25	26	27	28	29	30	
31	1	2	3	4	5	6	

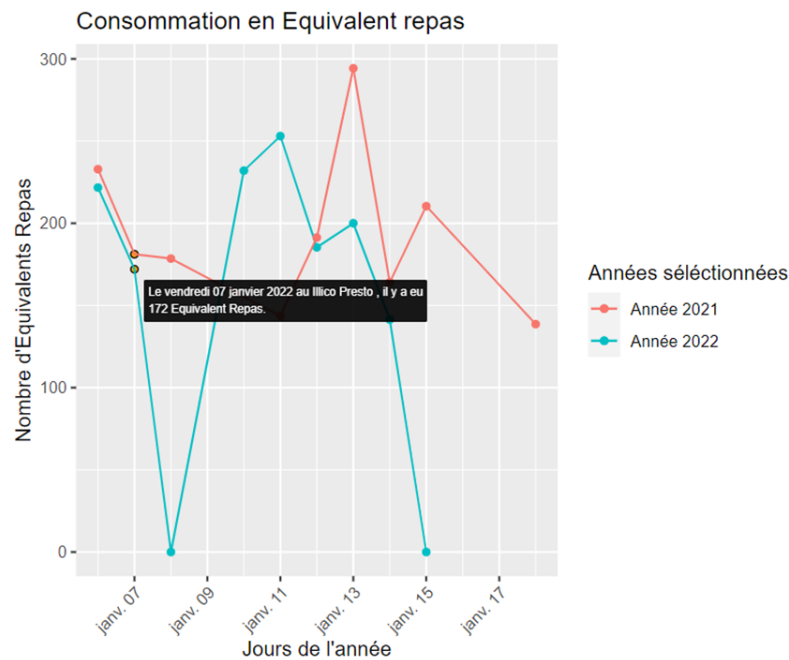
Date de fin:

15/01/2022

« janvier 2022 »

	l	ma	me	j	v	s	d
27	28	29	30	31	1	2	
3	4	5	6	7	8	9	
10	11	12	13	14	15	16	
17	18	19	20	21	22	23	
24	25	26	27	28	29	30	
31	1	2	3	4	5	6	

En effet, dans la version précédente, il fallait rentrer un nombre de jours, mais cela était contraignant pour les chefs, car ils devaient faire des calculs pour arriver au jour qu'ils voulaient. Dorénavant, nous pouvons directement choisir les dates de début et fin à l'aide d'un calendrier. Cependant, dû à un caprice de l'outil de visualisation graphique, ainsi que le remplissage des fichiers en entrée parfois inégal, les courbes peuvent varier de plusieurs jours entre elles.



Une fois toutes les sélections faites, nous obtenons le graphique ci-dessus. Il trace pour les années sélectionnées, une ligne montrant l'évolution sur la période sélectionnée. Il y a également un petit message, quand on passe sur un point, récapitulant toutes les informations le concernant. Encore une fois, lors de la présentation de cette application au début de notre stage en entreprise, un certain nombre de remarques nous ont été rapportés, ce qui nous a amenées à commencer une troisième version, qui correspond à la dernière version développée.

3. Version finale

À présent, regardons les modifications que nous avons apportées pour arriver à notre version finale (V.B.3) de l'interface Tirésias. Commençons avec la sélection des restaurants.

Restaurants / cafétérias :
Aucun(e)

☐ Café.Littéraire
☐ Cafétéria.BU.Sciences
☐ Cafétéria.DLST
☐ Cafétéria.In.Box
☐ Cafétéria.Maison.INP
☐ Cafétéria.Polytech.Grenoble
☐ Cafétéria.Stendhal
☐ Cafétéria.Tutti.Quanti.Campus.Est
☐ Cafétéria.UFRAPS
☐ Restaurant.Condillac
☐ Restaurant.Epicéa.self
☐ Restaurant.Intermezzo.self
☐ Restaurant.Intermezzo.vae
☐ Cafétéria.Arsonval
☐ Cafétéria.IGA
☐ La.Trattoria
☐ Restaurant.Arsonval
☐ Mandela.Café
☐ Restaurant.Minatéc
☐ Latour.Maubourg
☐ Restaurant.Briff.O.
☐ Dolce.Vita
☐ Illico.Presto
☐ La.Pause.Gourmande
☐ Point.Burger
☐ Self.Diderot
☐ Green

Tout désélectionner

Restaurants / cafétérias :
Aucun(e)

☐ Cuisine Centrale Campus
☐ Cuisine Minatéc
☐ Cuisine Arsonval
☐ Cuisine Green
☐ Cuisine Valence
☐ Cuisine Le Home
☐ Cafétéria.UFRAPS
☐ Restaurant.Condillac
☐ Restaurant.Epicéa.self
☐ Restaurant.Intermezzo.self
☐ Restaurant.Intermezzo.vae
☐ Cafétéria.Arsonval
☐ Cafétéria.IGA
☐ La.Trattoria
☐ Restaurant.Arsonval
☐ Mandela.Café
☐ Restaurant.Minatéc
☐ Latour.Maubourg
☐ Restaurant.Briff.O.
☐ Dolce.Vita
☐ Illico.Presto
☐ La.Pause.Gourmande
☐ Point.Burger
☐ Self.Diderot
☐ Green

Tout désélectionner

Restaurants / cafétérias :
Cuisine Centrale Campus

☒ Café.Littéraire
☒ Cafétéria.BU.Sciences
☒ Cafétéria.DLST
☐ Cafétéria.In.Box
☒ Cafétéria.Maison.INP
☐ Cafétéria.Polytech.Grenoble
☐ Cafétéria.Stendhal
☒ Cafétéria.Tutti.Quanti.Campus.Est
☐ Cafétéria.UFRAPS
☒ Restaurant.Condillac
☐ Restaurant.Epicéa.self
☒ Restaurant.Intermezzo.self
☒ Restaurant.Intermezzo.vae
☐ Cafétéria.Arsonval
☐ Cafétéria.IGA
☐ La.Trattoria
☐ Restaurant.Arsonval
☐ Mandela.Café
☐ Restaurant.Minatéc
☐ Latour.Maubourg
☐ Restaurant.Briff.O.
☒ Dolce.Vita
☒ Illico.Presto
☒ La.Pause.Gourmande
☒ Point.Burger
☒ Self.Diderot
☐ Green

Tout désélectionner

Pour cela, nous avons eu comme demande d'avoir des choix des sites groupés par défaut. Ceci est dû au fait que certains chefs sont responsables de plusieurs sites. Nous avons donc mis en place un menu déroulant avec les différents groupes de restaurants ou cafétérias, qui sélectionne automatiquement tous les sites qui appartiennent à ce groupe. Par exemple sur l'image ci-dessus, lorsqu'on sélectionne le groupe cuisine centrale, tous les restaurants et cafétérias de ce groupe sont sélectionnés. Pour attribuer les restaurants dans un groupe, nous avons créé un fichier Excel (V.A.4), avec en colonnes les groupes et en ligne les sites. Le code s'adapte à ce fichier, en cas d'ajout d'un nouveau groupe ou site l'application sera mise à jour. Nous avons également ajouté un bouton afin de tout désélectionner.

Ensuite, nous avons ajouté une partie pour afficher les données brutes. C'est-à-dire qui nous retourne un nombre pour une date donnée et un site.

Choisir une date :

16/02/2023

Sélectionner un ou plusieurs restaurants/cafétérias

Quand aucun restaurant ou cafétéria n'est sélectionné, l'interface retourne un message qui demande à l'utilisateur d'en choisir un.

Choisir une date :

06/02/2020

Il n'y a pas d'information pour ce jour.

Si on sélectionne une date où nous n'avons pas de données, l'application retourne un message qui indique qu'il n'y a pas d'information.

Choisir une date :

05/04/2023

mercredi 05 avril 2023 : 6291 Equivalents repas

Self.Diderot : 1408 equiv. repas
Restaurant.Intermezzo.self : 1077 equiv. repas
Restaurant.Intermezzo.vae : 1002 equiv. repas
Café.Littéraire : 545 equiv. repas
Cafétéria.BU.Sciences : 487 equiv. repas
Illico.Presto : 379 equiv. repas
Dolce.Vita : 271 equiv. repas
Restaurant.Condillac : 263 equiv. repas
Cafétéria.DLST : 199 equiv. repas
Cafétéria.Tutti.Quanti.Campus.Est : 183 equiv. repas
Point.Burger : 173 equiv. repas
Cafétéria.Maison.INP : 157 equiv. repas
La.Pause.Gourmande : 147 equiv. repas

Pour finir quand la sélection se fait sur plusieurs sites et sur une date comportant des données, Tirésias nous retourne la date détaillée avec la somme des équivalents repas entre tous les restaurants ou cafétérias sélectionnés. De plus, nous avons l'information unique pour chaque site choisi, représenté

en bleu. Sur l'image ci-dessus, nous avons sélectionné le groupe cuisine centrale, pour le 5 avril 2023, et nous obtenons le résultat ci-dessus.

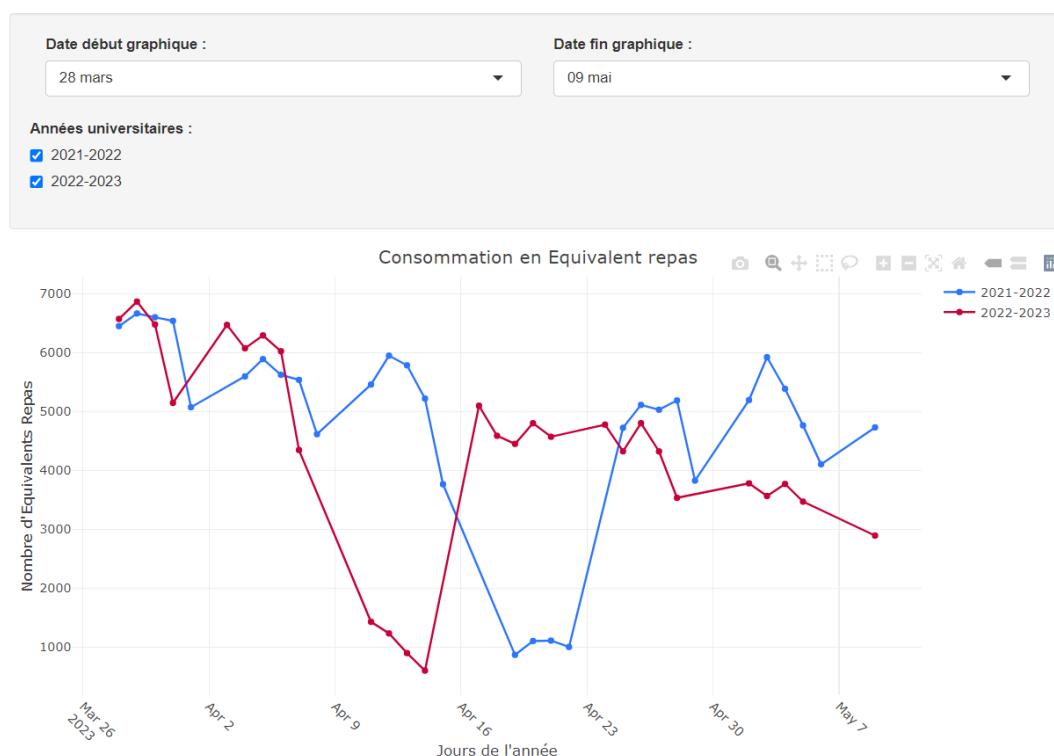
Maintenant regardons les modifications apportées au graphique de Tirésias. D'abord avec la sélection des informations que nous choisissons de tracer.

The screenshot shows a form with two date selection fields. The first field, labeled 'Date début graphique :', has a dropdown menu with '02 avril' selected. The second field, labeled 'Date fin graphique :', has a dropdown menu with '09 mai' selected. Below these fields is a section titled 'Années universitaires :'. It contains two checkboxes: '2021-2022' (unchecked) and '2022-2023' (checked).

Nous avons décidé de mettre en place un bloc qui gère l'ensemble de ces informations. Il comporte le choix de la période et l'année universitaire. En effet, nous ne procédons plus en année civile, mais en année universitaire. C'est-à-dire que nous commençons à partir du 1er septembre et nous allons jusqu'au 30 juin, car nous ne prenons pas en compte les vacances d'été dans le modèle. De plus, nous avons décidé de mettre par défaut l'année universitaire en cours lors du démarrage de l'application et nous avons fait en sorte d'avoir toujours une valeur cochée, afin de ne pas avoir une erreur qui pourrait perturber les chefs.

The screenshot shows two dropdown menus. The left menu, labeled 'Date début graphique :', has '02 avril' selected and shows a list of dates from '31 mars' to '07 avril'. The right menu, labeled 'Date fin graphique :', has '04 avril' selected and shows a list of dates from '04 avril' to '11 avril'. The right menu is slightly offset to the right and has a scroll bar on its right side.

Pour la sélection de la période, nous procédons maintenant avec les jours de l'année. L'utilisateur choisit donc un jour de début et un jour de fin de période, et le graphique affiche les données de cette période pour les années universitaires choisies. La date de fin adapte sa sélection selon la date de début, par exemple sur l'image ci-dessus le 2 avril est choisie comme date de début, et la première valeur pour la date de fin est deux jours après, donc le 4 avril. Ceci a pour but d'éviter la sélection de dates antérieures à la date de début, et ainsi avoir une période correcte pour l'affichage du graphique.



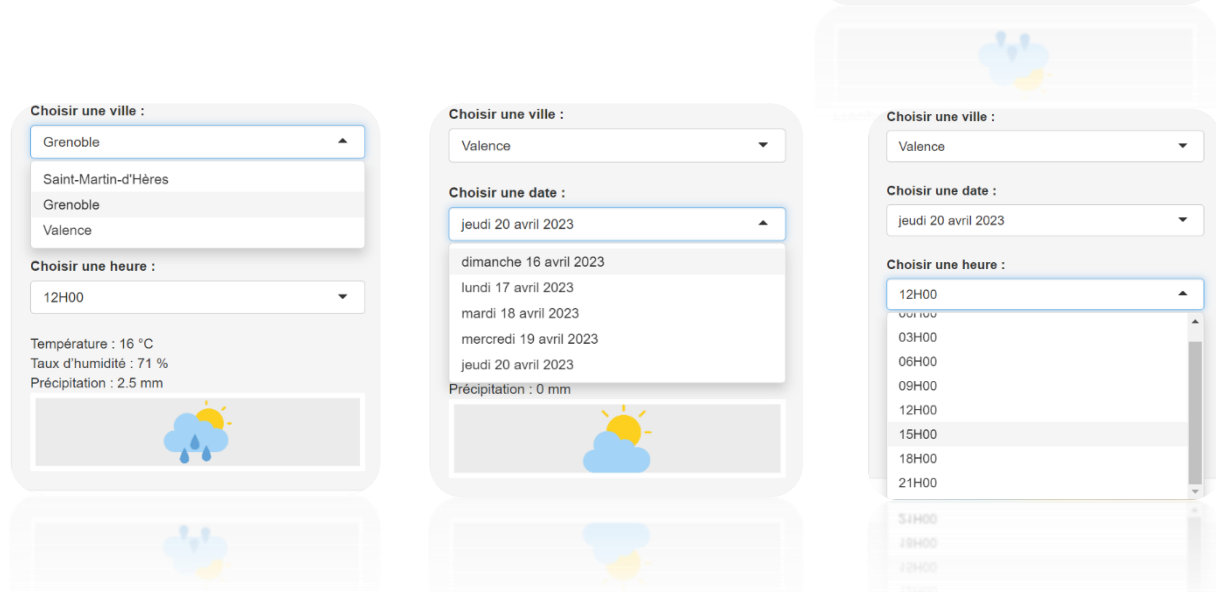
Voici un exemple de sortie que nous obtenons. Nous avons changé la façon de réaliser le graphique, et utilisons maintenant Plotly afin d'avoir plus d'interactivité. La figure représente la somme des équivalents repas des sites sélectionnés. Dans l'image ci-dessus, il s'agit du groupe cuisine centrale, pour les années universitaires 2021-2022 en bleu, et 2022-2023 en rouge, entre le 28 mars et le 9 mai. Les valeurs supérieures à la date du jour correspondent aux données prédites.

Nous venons de voir l'ensemble des étapes de modification apporté à l'interface Tirésias afin d'atteindre la version finale pour la représentation des données. Regardons maintenant à quoi ressemble le widget météo que nous avons développé.

B. Widget météo

La météo est sûrement un facteur impactant sur la fréquentation des restaurants et cafétérias universitaires. Nous avons donc naturellement pensé à l'inclure dans le modèle. Cependant, nous avons remarqué qu'avec les données actuelles, l'effet de la météo est négligeable, ce qui justifie son absence du modèle. Nous pensons qu'avec plus de données la météo deviendra un facteur plus important. Néanmoins, nous avons décidé d'inclure un widget affichant les prévisions météorologiques des cinq prochains jours pour fournir une information utile aux utilisateurs.

Voici à quoi ressemble le widget que nous avons développé. Une fois qu'une ville, une date et une heure ont été sélectionnées, le widget affiche une icône représentant les conditions météorologiques prévues ainsi que trois informations météorologiques : la température en Celsius, le taux d'humidité dans l'air et les précipitations en millimètre. Pour ces deux dernières informations, un message explicatif apparaît lorsque l'utilisateur survole l'une de ces valeurs. Ceci a pour but de faciliter la compréhension des informations présentées.



Afin de permettre à l'utilisateur de faire sa sélection, des menus déroulants ont été mis en place pour chacun des champs. Pour choisir la ville, l'utilisateur peut sélectionner l'une des trois options disponibles entre Saint-Martin-d'Hères, Grenoble et Valence, qui sont les villes gérées par le CROUS de Grenoble. Pour la date, l'utilisateur peut choisir parmi les cinq prochains jours de la semaine. Pour finir, il peut sélectionner une heure en choisissant parmi les options disponibles entre minuit et vingt-et-une heure, avançant par pas de trois heures.

Parlons maintenant du fonctionnement. Le widget que nous avons développé utilise l'API d'OpenWeatherMap pour récupérer les données météorologiques en temps réel. L'API permet au widget de communiquer avec le serveur d'OpenWeatherMap, qui collecte des informations sur les conditions météorologiques de milliers de villes à travers le monde.



Lorsque l'utilisateur sélectionne une ville, le widget envoie une requête à l'API d'OpenWeatherMap pour récupérer les prévisions météorologiques correspondantes. L'API répond ensuite avec les données météorologiques demandées, telles que la température, l'humidité et les précipitations, ainsi que l'icône représentant les conditions météorologiques actuelles. Nous filtrons ensuite selon le jour et l'heure choisis par l'utilisateur. Le widget utilise ensuite ces données pour afficher les informations météorologiques demandées par l'utilisateur. Cette approche permet d'obtenir des informations en temps réel sur les conditions météorologiques dans la ville sélectionnée, offrant ainsi une expérience utilisateur pratique et fiable.

IV. CONCLUSION

Dans la globalité, nous sommes très satisfaits du travail que nous avons effectué, ce projet fut une expérience très enrichissante. Nous avons réussi à aller au bout de nos idées, bien qu'il reste encore des étapes importantes pour que le CROUS considère cette application comme une réussite. Regardons les pistes d'améliorations à développer pour l'interface Tirésias.

Une partie majeure de notre projet est le déploiement de notre application sur les serveurs du CROUS. Nous avons déjà effectué un travail de recherche. Nous allons nous servir d'un GIT, déjà en place, pour héberger notre code, les données, ainsi que différentes requêtes dont s'occupent les autres parties du projet. Cela va permettre à Tirésias de traiter les données automatiquement.

De plus, les chefs demanderont probablement des changements concernant l'interface graphique, ce qui nécessitera nombre de modifications. Il y a également le CROUS qui déborde d'idées que l'on pourrait ajouter à notre application. Malheureusement, nous n'avons pas eu le temps de toutes les appliquer. Même si le programme a été pensé pour être facilement modifiable sur ses entrées (notamment sur les restaurants, en cas d'ouverture ou de fermeture), il reste adapté pour le CROUS de Grenoble. Une des projections les plus lointaines si le projet était concluant, étant de l'étendre à l'ensemble des CROUS de France, il nécessiterait un travail de refonte important, notamment dû aux données qui diffèrent d'une académie à une autre.

En ce qui concerne le CROUS de Grenoble, on sait déjà qu'un nouveau restaurant va ouvrir ses portes début 2024. Il s'agit du Cadran Solaire à la tronche. Or, notre modèle utilise les tendances passées pour prédire les tendances futures. Ce qui fait que notre modèle sera inefficace face à ce nouveau restaurant. Pire encore, l'affluence vers ce restaurant risque de déstabiliser les prédictions des autres restaurants. On se demande alors combien de jours sont nécessaires avant que notre modèle redevienne performant. Après analyse (V.C.2), on suppose que notre modèle nécessite un minimum 82 données, soit 4 mois de données.

Toutes ces pistes d'améliorations demandent un travail important, le CROUS de Grenoble a donc proposé à Charles ANDROUIN, membre actif du projet, de poursuivre par un stage. Nous espérons que l'interface pourra être utile au CROUS de Grenoble et plus encore. Nous assistons à la naissance d'un outil capable de prédire l'imprévisible, un outil révolutionnaire pour les chefs du CROUS, un outil capable de jouer un rôle majeur dans la lutte contre le gaspillage alimentaire. Aujourd'hui, nous assistons à la naissance de Tirésias.

V. ANNEXES

A. Jeux de données

1. Extrait des données historiques des équivalents repas

	Jour	Café.Littéraire	Cafétéria.BU.Sciences	Cafétéria.DLST	Cafétéria.In.Box	Cafétéria.Maison.INP	Cafétéria.Polytech.Grenoble
1	2020-01-06	373.23800	654.61772	127.5792541	81.60606	398.76131	151.774592
2	2020-01-07	476.66084	627.49114	191.9328671	85.50000	346.46550	160.234033
3	2020-01-08	425.42704	648.15991	148.5372960	81.81329	320.30396	158.772727
4	2020-01-09	334.18135	568.25711	165.8550117	96.93939	310.03124	148.303030
5	2020-01-10	349.40956	372.19883	116.8454545	82.64242	345.76457	173.262238
6	2020-01-11	123.26061	251.45455	0.0000000	0.00000	0.00000	0.000000
7	2020-01-13	388.76224	625.51678	311.6888112	114.75478	305.98345	170.990443
8	2020-01-14	390.05128	532.20839	255.9953380	149.40932	322.85385	213.528904
9	2020-01-15	370.09860	582.75175	254.7645688	142.61515	322.27226	141.484848

2. Extrait des données ADE

	SERVICE	LOCALISATION	JOUR	ESTIM
1	ALPILLES 1	[url="https://www.openstreetmap.org/?mlat=45.1869&mlo...	15/01/2020	50
2	ALPILLES 1	[url="https://www.openstreetmap.org/?mlat=45.1869&mlo...	16/01/2020	50
3	ALPILLES 1	[url="https://www.openstreetmap.org/?mlat=45.1869&mlo...	17/01/2020	24
4	ALPILLES 1	[url="https://www.openstreetmap.org/?mlat=45.1869&mlo...	17/01/2020	18
5	ALPILLES 1	[url="https://www.openstreetmap.org/?mlat=45.1869&mlo...	22/01/2020	50
6	ALPILLES 1	[url="https://www.openstreetmap.org/?mlat=45.1869&mlo...	22/01/2020	18
7	ALPILLES 1	[url="https://www.openstreetmap.org/?mlat=45.1869&mlo...	23/01/2020	48
8	ALPILLES 1	[url="https://www.openstreetmap.org/?mlat=45.1869&mlo...	24/01/2020	32
9	ALPILLES 1	[url="https://www.openstreetmap.org/?mlat=45.1869&mlo...	24/01/2020	50
10	ALPILLES 1	[url="https://www.openstreetmap.org/?mlat=45.1869&mlo...	27/01/2020	50
11	ALPILLES 1	[url="https://www.openstreetmap.org/?mlat=45.1869&mlo...	28/01/2020	24

3. Extrait des données pour le modèle

	Jour	Café.Littéraire	Cafétéria.BU.Sciences	Cafétéria.DLST	Cafétéria.In.Box	Cafétéria.Maison.INP	Cafétéria.Polytech.Grenoble
1	2020-01-06	373.23800	654.61772	127.5792541	81.60606	398.76131	151.774592
2	2020-01-07	476.66084	627.49114	191.9328671	85.50000	346.46550	160.234033
3	2020-01-08	425.42704	648.15991	148.5372960	81.81329	320.30396	158.772727
4	2020-01-09	334.18135	568.25711	165.8550117	96.93939	310.03124	148.303030
5	2020-01-10	349.40956	372.19883	116.8454545	82.64242	345.76457	173.262238
6	2020-01-11	123.26061	251.45455	0.0000000	0.00000	0.00000	0.000000
7	2020-01-13	388.76224	625.51678	311.6888112	114.75478	305.98345	170.990443
8	2020-01-14	390.05128	532.20839	255.9953380	149.40932	322.85385	213.528904
9	2020-01-15	370.09860	582.75175	254.7645688	142.61515	322.27226	141.484848

Green	Jour de la semaine`1	Jour de la semaine`2	Jour de la semaine`3	Jour de la semaine`4	Jour de la semaine`5
114.52238	0	0	1	0	0
118.97366	0	0	0	1	0
152.59417	0	0	0	0	1
466.76154	1	0	0	0	0
375.43054	0	1	0	0	0
496.03846	0	0	1	0	0
449.37436	0	0	0	1	0
457.73776	0	0	0	0	1
574.49161	1	0	0	0	0

Sciences.Po.Grenoble	IUT.VALENCE	ARSH	Bât.GEOGRAPHIE	Bât.SOUBEYRAN	Bât.TERRITOIRES	Bât.URBANISME	BATEG
428	597	601	392	405	290	93	36
743	528	516	299	1232	40	168	148
350	482	317	380	952	43	129	214
208	701	694	339	1365	314	145	260
238	614	716	201	1304	59	197	242
854	672	716	428	1364	314	191	266
890	789	704	479	1422	333	123	241
869	710	694	182	1353	333	243	298
659	733	716	421	1443	314	296	257

4. Extrait des groupes des différents sites de restauration

Cuisine Centrale Campus	Cuisine Minattec	Cuisine Arsonval	Cuisine Green	Cuisine Valence
Café.Littéraire	Mandela.Café	Cafétéria.Arsonval	Green	Latour.Maubourg
Cafétéria.BU.Sciences	Restaurant.Minattec	Restaurant.Arsonval		Restaurant.Briff.O.
Cafétéria.DLST				
Cafétéria.Maison.INP				
Cafétéria.Tutti.Quanti.Campus.Est				
Restaurant.Condillac				
Restaurant.Intermezzo.self				
Restaurant.Intermezzo.vae				
Dolce.Vita				
Illico.Presto				
La.Pause.Gourmande				
Point.Burger				
Self.Diderot				

B. Interface Tirésias

1. Première version

Application d'aide à la décision

Choisissez votre restaurant
☒ Café Littéraire
☐ Cafétéria BU Sciences
☐ Cafétéria DLST
☒ Cafétéria In-Box (Diderot)
☐ Cafétéria Maison INP
☒ Cafétéria Polytech Grenoble (Diderot)
☐ Cafétéria Tutti Quanti Campus Est
☒ Cafétéria UFRAPS (Diderot)
☐ Dolce Vita
☐ Illico Presto
☐ La Pause Gourmande
☒ Point Burger
☐ Self Diderot
☐ Restaurant Condillac
☐ Restaurant Epicia self (Diderot)
☐ Restaurant Intermeczo self
☐ Restaurant Intermeczo vae

Date:
15/01/2020

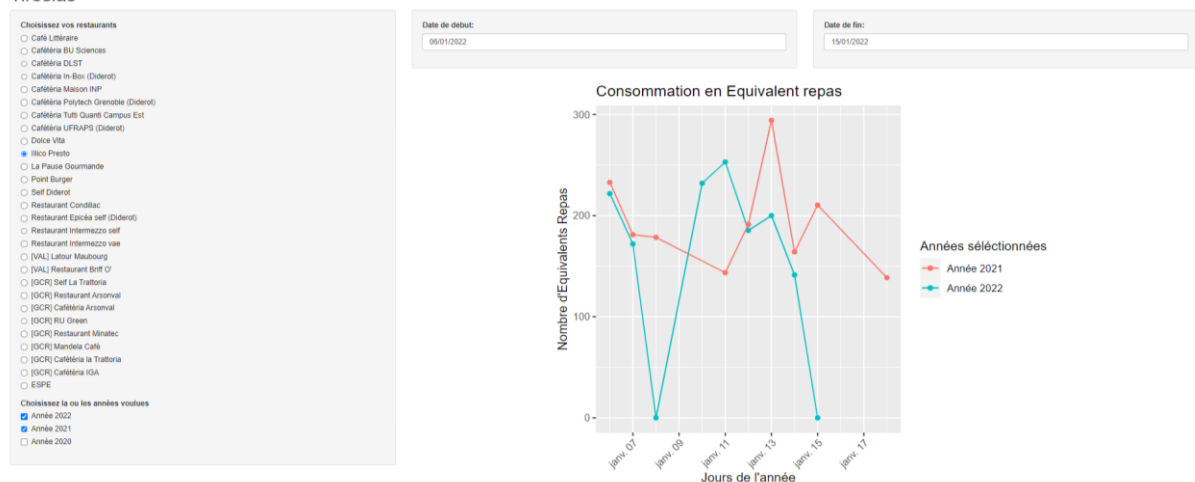
Combien de jours à afficher ?
15

Show 10 entries
Previous 1 2 Next

UD	Café Littéraire	Cafétéria In-Box (Diderot)	Cafétéria Polytech Grenoble (Diderot)	Cafétéria UFRAPS (Diderot)	Point Burger
1 2020-01-16T00:00:00Z	341.060606060606	57.4848484848485	123.454545454545	222.999999999997	0
2 2020-01-17T00:00:00Z	270.378787878788	123.621212121212	190.424242424242	252.954545454545	0
3 2020-01-18T00:00:00Z	76.6969696969697	0	0	0	0
4 2020-01-20T00:00:00Z	518.436363636364	107.787878787879	204.409090909091	384.051515151515	0
5 2020-01-21T00:00:00Z	647.333333333334	152.515151515152	205.454545454545	379.848484848485	0
6 2020-01-22T00:00:00Z	672.712121212121	141.227272727273	194.848484848485	183.893939393939	0
7 2020-01-23T00:00:00Z	616.530303030303	93.5909090909091	171.363636363636	305.848484848485	0
8 2020-01-24T00:00:00Z	505.727272727273	135.151515151515	0	347.227272727273	0
9 2020-01-25T00:00:00Z	91.2121212121212	0	0	0	0
10 2020-01-27T00:00:00Z	629.378787878788	100.636363636364	196.436363636364	352	0

2. Version intermédiaire

Tirésias



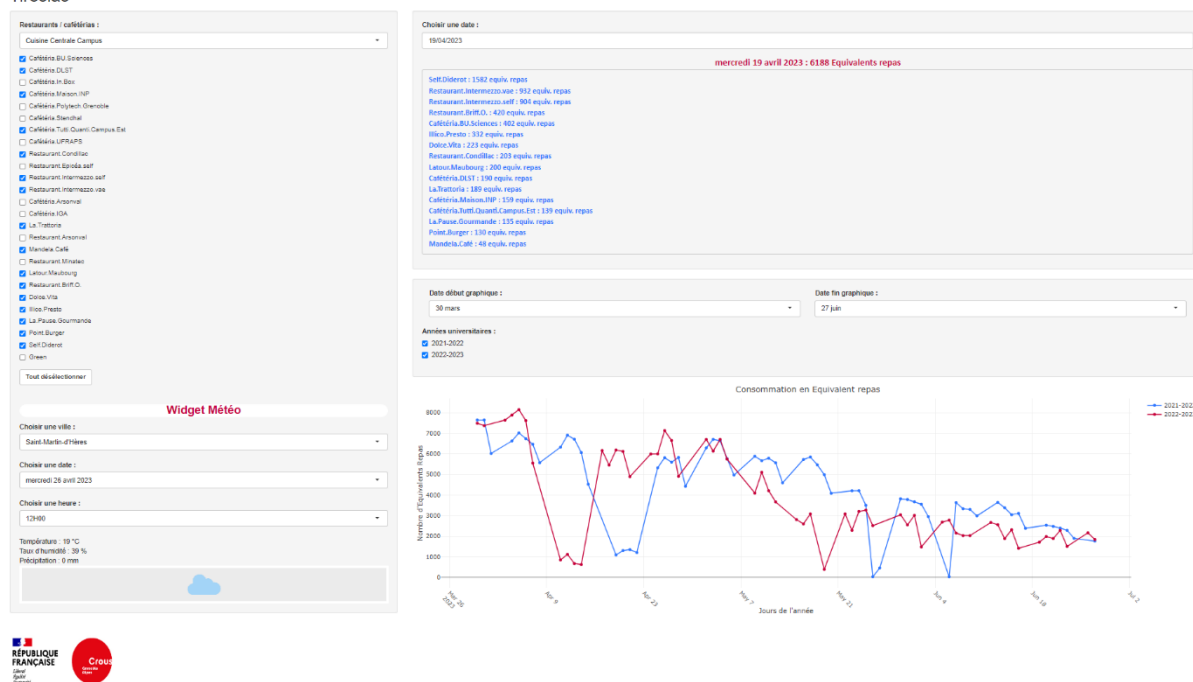
Consommation en Equivalent repas

Années sélectionnées

- Année 2021
- Année 2022

3. Version finale

Tirésias



C. Autres Annexes

1. Lien code Tobias KIND

<https://github.com/tobigithub/caret-machine-learning/blob/master/caret-regression/caret-all-regression-models.R>

2. Analyse du Cadran Solaire

