



Projet de master présenté dans le contexte de l'UE HAX817X

# Prédiction conformelle et base de données Pl@ntNet-CrowdSWE



Présenté par

**AIGOIN Emilie**

**CLETZ Laura**

**THOMAS Anne-Laure**

Sous la direction (ou co-direction) de

**BOTELLA Christophe**

**SALMON Joseph**

Master Statistique et Science des Données,  
Université de Montpellier

Année 2024 - 2025

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction . . . . .</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Jeux de données et outils . . . . .</b>	<b>4</b>
2.1	Application Pl@ntNet . . . . .	4
2.2	Présentation du jeu de données . . . . .	4
2.3	Outils . . . . .	5
2.3.1	Environnement de développement . . . . .	6
2.3.2	Bibliothèques R . . . . .	6
2.3.3	Bibliothèques Python . . . . .	6
<b>3</b>	<b>Analyses . . . . .</b>	<b>6</b>
3.1	Statistiques descriptives . . . . .	6
3.1.1	Distribution des espèces observées . . . . .	7
3.1.2	Relation entre fréquence d'observation et probabilités . . . . .	8
3.1.3	Facteurs influençant la qualité des prédictions . . . . .	9
3.1.4	Impact du choix de l'utilisateur . . . . .	9
3.2	Prédiction conforme . . . . .	12
3.2.1	Cadre mathématiques . . . . .	12
3.2.2	Construction des ensembles de prédiction . . . . .	13
3.2.3	Fonctions de scores . . . . .	13
3.2.4	Spécificités de notre approche . . . . .	14
3.3	Méthodologie d'évaluation et validation croisée . . . . .	14
3.3.1	Division des données . . . . .	15
3.3.2	Calcul des quantiles . . . . .	15
3.3.3	Test sur nos données expertes . . . . .	16
<b>4</b>	<b>Résultats et discussion . . . . .</b>	<b>17</b>
4.1	Analyse comparative . . . . .	17
4.2	Analyse de la robustesse au tirage aléatoire (graine de séparation) . . . . .	18
4.3	Validation statistique des taux de couverture (test du $\chi^2$ ) . . . . .	18
4.4	Perspectives d'intégration dans l'application . . . . .	18
<b>5</b>	<b>Conclusion . . . . .</b>	<b>19</b>

# 1 Introduction

La reconnaissance des plantes est une problématique clé en botanique, avec des applications directes dans la conservation de la biodiversité, la gestion des écosystèmes ou encore la culture personnelle. Parmi les initiatives les plus importantes dans ce domaine, le projet Pl@ntNet joue un rôle central en proposant une application de reconnaissance automatique des plantes basée sur des données collectées par les utilisateurs. Cette approche de science participative permet de constituer une base de données massive et diversifiée de plus de 6 millions d’observations pour la seule région de l’Europe du Sud-Ouest, impliquant plus de 800 000 contributeurs et couvrant plus de 17 000 espèces végétales. Ce qui est essentiel pour entraîner et affiner les modèles de classification.

Les travaux de recherche sur l’identification automatique des plantes ont considérablement évolué ces dernières années. Initialement, les efforts se sont concentrés sur la comparaison des approches algorithmiques pour maximiser la performance (comme en témoignent les challenges Pl@ntCLEF), puis sur la comparaison avec l’expertise humaine BONNET et al., 2018. La stratégie dominante consistait alors à accumuler un maximum de données sur un maximum d’espèces pour améliorer l’apprentissage. Cependant, avec l’augmentation constante du nombre d’espèces à identifier et la rareté des données pour la majorité d’entre elles, les performances des systèmes atteignent aujourd’hui certaines limites. Dans ce contexte, quantifier et gérer l’incertitude des prédictions devient un enjeu majeur pour continuer à améliorer les systèmes d’identification automatique des plantes.

Garantir la fiabilité des prédictions et simplifier les sorties utilisateurs reste effectivement un défi majeur. Les données collectées, bien que nombreuses, peuvent être de qualité variable en raison des conditions de prise de vue (lumière, angle, netteté), de la diversité des espèces et de l’expertise variable des contributeurs. Pour améliorer la précision de l’application, il ne suffit pas d’optimiser la classification : nous devons également quantifier l’incertitude des prédictions et adapter dynamiquement la sortie du modèle en fonction du niveau de confiance demandé par l’utilisateur.

Dans ce travail, nous nous sommes intégrées au projet Pl@ntNet avec un objectif précis : améliorer la fiabilité des prédictions en les rendant adaptatives. Plutôt que de fournir une unique réponse avec une probabilité associée ou de fournir un nombre de réponses trop important qui noie l’utilisateur sous trop d’informations, notre objectif était de générer un ensemble de prédictions dont la probabilité de contenir la bonne espèce atteint un niveau de garantie satisfaisant (fixé comme étant 95%). Cet ensemble doit être le plus restreint possible pour éviter les suggestions inutiles, tout en s’ajustant automatiquement en fonction de la difficulté de l’identification : être plus précis pour les cas évidents et plus large pour les situations ambiguës.

Pour répondre à cette problématique, nous avons utilisé la prédiction conforme, une approche statistique permettant de transformer les sorties probabilistes d’un modèle de classification en ensembles de prédiction avec des garanties de couverture. Contrairement aux méthodes classiques, la prédiction conforme offre des garanties valides même pour des échantillons de taille finie et sans hypothèses fortes sur la distribution des données ANGELOPOULOS et BATES, 2022.

Dans la suite de ce rapport, nous détaillerons notre approche en commençant par une présentation approfondie de l’application Pl@ntNet et des données utilisées, suivie d’analyses statistiques descriptives. Nous introduirons ensuite le cadre théorique de la prédiction conforme avant de présenter notre méthodologie, nos résultats principaux et leurs implications pour l’amélioration de l’application.

## 2 Jeux de données et outils

### 2.1 Application Pl@ntNet

Pl@ntNet est un projet de sciences participatives accessible sous forme d'application mobile gratuite, mais également via une [interface en ligne](#). Développé conjointement par l'Institut National de Recherche Informatique et Automatique (INRIA), le Centre de coopération International en Recherche Agronomique (CIRAD) et l'Institut de Recherche pour le Développement (IRD), ce projet a été lancé en 2009 et recense plus de 20 millions d'utilisateurs dans le monde en 2024.

Son objectif principal est d'aider le grand public et les professionnels en botanique à identifier les espèces végétales à partir de photographies. L'application s'appuie sur des algorithmes d'intelligence artificielle qui analysent les caractéristiques visuelles des plantes (écorce, feuilles, fruits, fleurs, etc.) pour proposer des identifications. Au-delà de la reconnaissance des plantes, Pl@ntNet permet également de cartographier la distribution géographique des espèces végétales en fonction de la localisation des photographies partagées par les utilisateurs.

Pl@ntNet est basée sur un principe d'apprentissage coopératif et itératif. Les utilisateurs peuvent partager leurs photographies (que nous appellerons des observations) et celles-ci peuvent être ensuite révisées par la communauté. Cet autre type de contribution est utilisé non seulement pour enrichir la base de données, mais est aussi utilisé par l'IA pour améliorer les performances de son système de reconnaissance. Les utilisateurs peuvent, par exemple, confirmer l'identification d'une espèce, suggérer une identification alternative ou signaler une erreur.

Le processus fonctionne ainsi : lorsqu'un utilisateur soumet une photographie, l'algorithme d'intelligence artificielle analyse l'image et génère une liste d'espèces candidates (appelées étiquettes), chacune associée à une probabilité. L'espèce affichée en première position est celle que l'intelligence artificielle estime la plus probable, suivie des autres classées par ordre décroissant de probabilité. Pour garantir la pertinence des suggestions et ne pas surcharger l'utilisateur d'informations avec des espèces peu probables, l'affichage est limité aux espèces dont la probabilité dépasse le seuil minimal, fixé à 0,001 (soit 0,1%).

Notre travail est basé sur une démarche d'optimisation de ce système, avec pour objectif de rendre le nombre d'étiquettes présentées adaptatif à la difficulté du problème d'identification : plus l'identification est facile, moins le système proposera d'options à l'utilisateur, et inversement pour les cas ambigus ou difficiles.

Toutes les interactions entre les utilisateurs et le système (incluant les images soumises, les prédictions de l'intelligence artificielle et les validations humaines) sont stockées dans une base de données qui a constitué notre jeu de données tout au long de ce projet.

### 2.2 Présentation du jeu de données

Notre étude s'est appuyée sur plusieurs jeux de données issus de Pl@ntNet, chacun présentant des caractéristiques spécifiques en termes de taille, de structure et de variables.

Dans un premier temps, nous nous sommes familiarisées avec le jeu de données principal Pl@ntNet-CrowdSWE (pour South-West Europe), comprenant 6 699 593 observations d'espèces végétales situées en Europe du Sud-Ouest. Ces observations ont été réalisées par 823 251 utilisateurs de l'application Pl@ntNet, parmi lesquels nous distinguons deux catégories :

- **Les experts** : au nombre de 98, ce sont des botanistes professionnels ou des amateurs très expérimentés dont nous admettons la véracité des identifications.
- **Les non-experts** : constituent la majorité des contributeurs et comprennent tous les utilisateurs novices en botanique.

Cette distinction est très importante pour notre approche, car les identifications fournies par les experts servent de vérité terrain pour évaluer la qualité des prédictions automatiques et pour calibrer notre modèle de prédiction conforme.

Les données contiennent les variables suivantes :

- Les identifiants uniques pour chaque utilisateur (avec leur expertise précisée).
- Les identifiants uniques pour chaque observation.
- Les identifiants pour chaque espèce (un identifiant spécifique pour ceux dans la base de données mondiale et un identifiant spécifique pour ceux dans la base de données SWE).
- Les noms scientifiques complets des espèces.
- Les prédictions générées par l'algorithme d'intelligence artificielle pour chaque observation avec leurs probabilités associées.
- Les métadonnées sur les images (date, localisation, type d'organe photographié).
- Les votes des utilisateurs sur les identifications et leurs propositions sur les observations.

Le tableau ci-dessous résume les principales caractéristiques de ce jeu de données :

Caractéristique	Valeur
Zone géographique	Europe du Sud-Ouest
Nombre d'observations	6 699 593
Nombre d'observations expertes	26 501
Nombre d'utilisateurs	823 251
Nombre d'utilisateurs experts	98
Nombre d'espèces observées	17 247
Période couverte	2015 – 2023

TABLE 1 – Caractéristiques principales du jeu de données Pl@ntNet-CrowdSWE

Ces données sont réparties dans 7 fichiers au format JSON (JavaScript Object Notation) et 2 fichiers textes disponibles sur la [plateforme Zenodo](#), un centre de données du CERN ouvert à tous.

Dans un deuxième temps, nous avons travaillé avec un échantillon plus restreint de 67 466 observations afin de faciliter le développement et les tests de nos algorithmes, permettant une exécution plus rapide qu'avec l'ensemble complet des 7 millions de données. Cette approche nous a permis d'itérer efficacement sur nos modèles avant de les généraliser, dans un dernier temps, sur l'intégralité du jeu de données.

À partir de ces données, notre première tâche a consisté à croiser les différents tableaux pour créer un jeu de données unifié contenant toutes les informations nécessaires pour chaque observation. Pour cette fusion, nous avons privilégié le croisement basé sur les identifiants numériques des espèces plutôt que par le nom scientifique dans un but de gain de temps de traitement. Nous avons réalisé ces croisements à l'aide de plusieurs outils.

## 2.3 Outils

Pour mener à bien nos analyses, nous avons développé une chaîne de traitements combinant plusieurs langages et outils de programmation. Tous nos codes sont disponibles en libre accès sur notre [Github](#) ainsi que les données partagées entre nous au fur et à mesure de l'étude sur la plateforme Zenodo : l'ensemble des [données post-traitement](#), les [scores](#) calculées sur les données traitées qui ont en suite été divisées en [non-experts](#) et [experts](#).

### 2.3.1 Environnement de développement

Nous avons principalement utilisé les langages de programmation R via RStudio (TEAM, 2015) ainsi que Python (FOUNDATION, 2023) pour le traitement des données et les analyses statistiques. Le fait d’avoir utilisé plusieurs langages nous a permis de tirer parti de leurs forces : R pour ses capacités graphiques et statistiques avancées et Python pour sa flexibilité dans la manipulation de grands volumes de données (possibilités de travailler avec des fichiers zippés).

### 2.3.2 Bibliothèques R

Pour nos analyses sous R, nous avons mobilisé les packages suivants :

- **Manipulation des données** : `jsonlite` pour la lecture et l’écriture de fichiers JSON, `tibble` et `data.table` pour optimiser le traitement de grands tableaux de données, `dplyr` et `tidyr` pour les opérations de filtrage et de croisements de données.
- **Visualisation** : `ggplot2` pour la création de graphiques, `gridExtra` pour la composition de plusieurs graphiques, `htmlwidget` et `plotly` pour générer des visualisations interactives exportables.
- **Traitement fonctionnel** : `purrr` pour appliquer des fonctions prenant en entrée des vecteurs dans les listes larges, `stringr` pour manipuler des chaînes de caractères.
- **Repérage temporel** : `progress` pour chronométrer et estimer la durée des algorithmes.

### 2.3.3 Bibliothèques Python

Pour nos analyses sous Python, les bibliothèques dont nous avons fait usage sont :

- **Gestion de fichiers** : `requests`, `io` et `zipfile` pour la récupération et extraction de fichiers compressés, `json` et `tarfile` pour la manipulation de fichiers JSON et TAR (archives compressées), `os` et `glob` pour la navigation et la recherche dans l’arborescence des fichiers.
- **Analyse de données** : `pandas` pour la manipulation tabulaire des données et les opérations de fusion, `numpy` pour les calculs numériques vectorisés.
- **Visualisation** : `matplotlib`, `pyplot`, `seaborn` pour la création de graphiques et `plotly express(px)` pour créer des graphiques interactifs.
- **Optimisation** : `tqdm` pour suivre visuellement la progression des traitements, `math` pour utiliser des fonctions mathématiques avancées.
- **Aléatoire** : `random` pour mélanger et diviser les données de manière aléatoire mais reproductible.
- **Exportation de graphique** : `kaleido` qui est une bibliothèque pour exporter des graphiques issus de `plotly` en images statiques.

Cette complémentarité des outils nous a permis d’aborder efficacement les différentes phases du projet : de l’exploration initiale des données à l’implémentation des algorithmes de prédiction conformes, en passant par la visualisation des résultats.

## 3 Analyses

### 3.1 Statistiques descriptives

Bien avant de nous atteler aux analyses plus poussées comme les algorithmes de prédiction conforme ou les calculs des scores, nous avons réalisé une série de statistiques descriptives sur les premiers jeux de données. Ces analyses préliminaires nous ont permis de mieux comprendre la nature des données et d’identifier certains phénomènes intéressants.

### 3.1.1 Distribution des espèces observées

Nous avons tout d'abord examiné la répartition des espèces "Top 1" en Europe du Sud-Ouest. Ce que nous appelons le "Top 1" est l'espèce qui apparaît en tête des scores prédits par l'algorithme de l'application après que la photographie a été prise. Cette position traduit la certitude de l'IA en la reconnaissance de l'espèce et s'il s'avère que c'est la bonne prédiction alors cela reflète également la qualité des prédictions pour cette espèce. Nous allons considérer dans un premier temps qu'il s'agit là de la vérité observée, la bonne espèce photographiée, et étudions sa répartition :

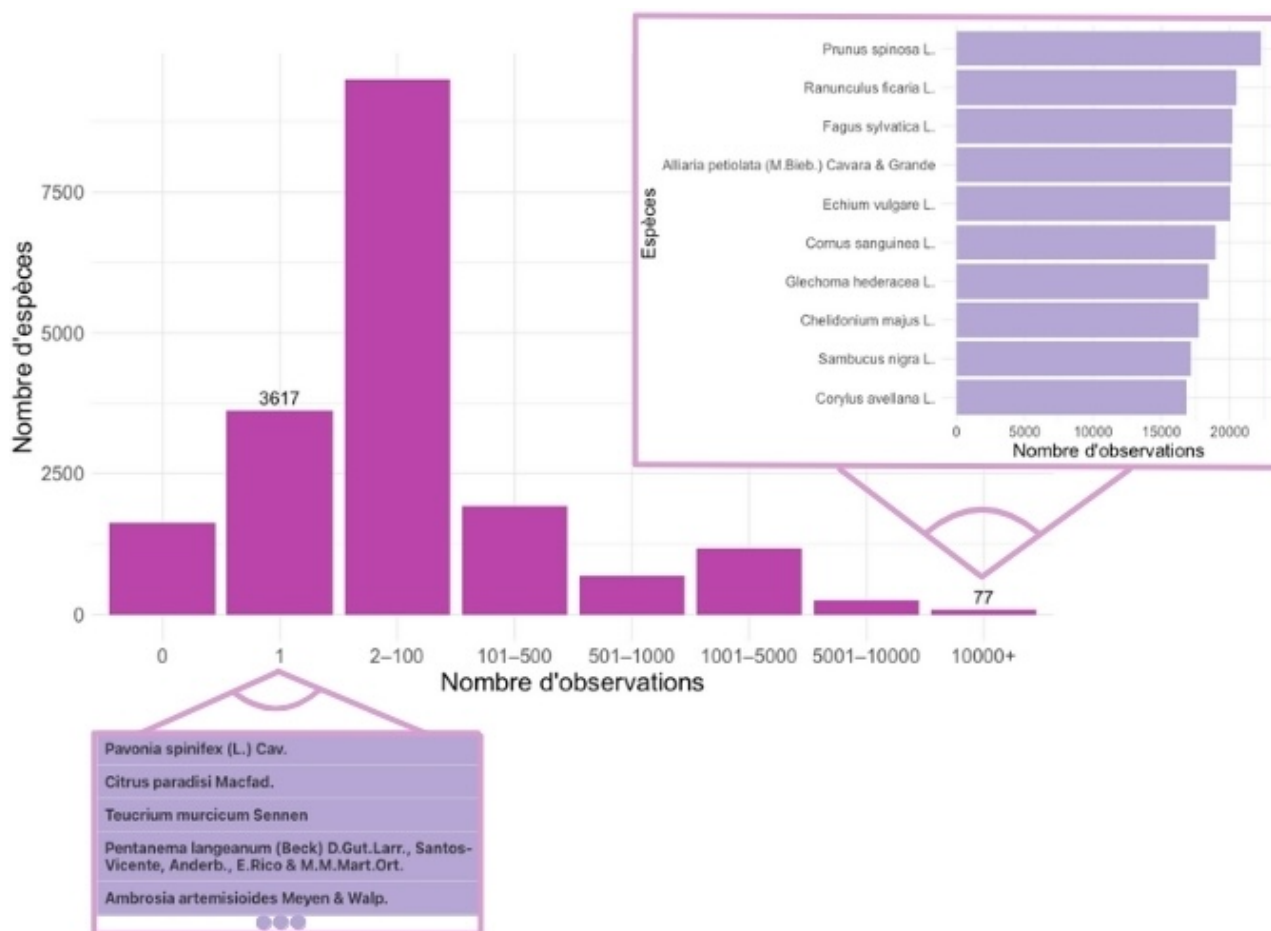


FIGURE 1 – Histogramme du nombre d'observations par espèce avec les 10 espèces les plus observées et 4 des moins observées

Comme le montre la figure 1, les espèces "Top 1" les plus fréquentes, dont nous allons dire qu'elles sont les plus fréquemment photographiées par les utilisateurs de Pl@ntNet, sont essentiellement des arbres vivaces, certains fruitiers, ou des fleurs comestibles, aux propriétés curatives et qui peuvent être aperçues dans toute la zone géographique étudiée. Le *Prunus Spinosa* L. ou, plus communément, prunellier, arrive en tête des observations, suivi par d'autres espèces communes comme le *Fagus Sylvatica* L. (hêtre commun) ou encore le *Corylus avellana* L. (noisetier commun). Cette distribution n'est pas surprenante puisqu'elle reflète à la fois l'abondance de ces espèces dans l'écosystème méditerranéen et l'intérêt qu'elle suscite auprès du grand public, soit pour leur valeur décorative, soit pour leurs usages alimentaires ou médicinaux.

À l'autre extrémité, les espèces les moins observées (avec parfois une seule occurrence dans la base) correspondent généralement à des plantes rares, présentes dans des zones très



restreintes ou éloignées de l'Europe du Sud-Ouest, ou simplement moins reconnaissables et moins intéressantes aux yeux du public. Nous comptons par exemple le *Pavonia Spinifex (L.) Cav.*, un arbuste à fleurs jaunes originaire des Caraïbes, le *Citrus paradisi Macfad.*, communément nommé "pomélo" originaire d'Amérique du Nord ou le *Teucrium murcicum Sennen*, une toute petite herbe méditerranéenne.

### 3.1.2 Relation entre fréquence d'observation et probabilités

Au-delà de la simple fréquence d'apparition de ces espèces, qui semble seulement impliquer un intérêt de l'observateur, nous nous sommes intéressées à la relation entre cette fréquence et la qualité des prédictions de l'algorithme d'intelligence artificielle, et donc ces fameuses probabilités associées à l'espèce "Top 1". Nous avons obtenu les graphiques suivants :

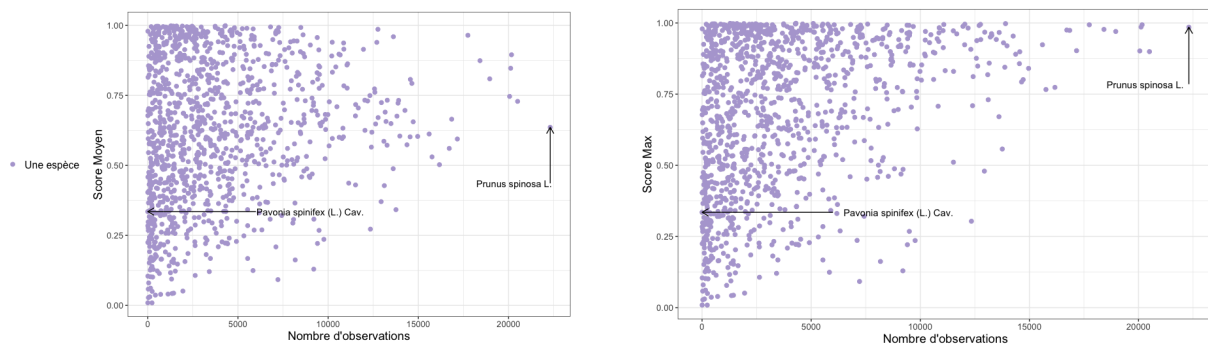


FIGURE 2 – Nuages de points de la moyenne des scores ou des scores max en fonction du nombre d'observations

Ces deux graphes, comptant chacun 2000 observations sélectionnées aléatoirement, révèlent plusieurs phénomènes intéressants.

Contrairement à ce que l'on pourrait intuitivement penser, il n'existe pas de relation linéaire évidente entre la fréquence d'observation d'une espèce et la confiance moyenne du système dans ses prédictions. Des espèces très fréquentes peuvent recevoir des scores moyens relativement bas, tandis que certaines espèces rares obtiennent des scores élevés. Les probabilités sont éparées, l'algorithme n'est pas systématiquement confiant : il renvoie sûrement plusieurs espèces ayant des scores voisins en "Top 2", "Top 3", etc. sur lesquels nous devons nous pencher.

Le *Prunus Spinosa L.*, l'espèce la plus observée, présente un score moyen relativement élevé (proche de 0,6), ce qui suggère que le système est généralement confiant dans son identification. Cela peut s'expliquer par ses caractéristiques morphologiques distinctives et possiblement par la qualité généralement bonne des photos de cette espèce commune.

Certaines espèces n'ayant qu'une seule observation présentent des scores très élevés, proches de 1. Ce phénomène pourrait s'expliquer par le processus d'apprentissage du modèle : si l'intelligence artificielle a été entraînée sur des images similaires à cette unique observation dans notre jeu de données, elle peut la reconnaître avec une grande confiance. Nous pouvons tout à fait le discerner sur les précédents graphes puisque le *Pavonia Spinifex (L.) Cav.* a vu s'être attribué une probabilité autour de 0,35, ce qui est plutôt correct pour une espèce n'appartenant normalement pas à la flore d'Europe du Sud-Ouest.





FIGURE 3 – *Prunus Spinosa* L. et *Pavonia Spinifex* (L.) Cav.

### 3.1.3 Facteurs influençant la qualité des prédictions

Plusieurs facteurs peuvent expliquer la variabilité observée dans les scores de prédiction :

- **Qualité des images** : les photos floues, mal cadrées, prises de trop loin ou dans des conditions d'éclairage défavorables réduisent considérablement la performance de l'algorithme.
- **Confusion entre espèces similaires** : certaines espèces appartenant au même genre partagent des caractéristiques morphologiques très proches, ce qui peut induire l'algorithme en erreur. Par exemple, différentes espèces de chênes ou de roses peuvent être difficiles à distinguer même pour des botanistes expérimentés.
- **Stade de développement de la plante** : une même espèce peut présenter des aspects très différents selon la saison (avec ou sans feuilles, en fleur ou non, avec ou sans fruit, etc.), ce qui peut affecter la confiance du système dans ses prédictions.
- **Organe photographié** : les fleurs sont généralement plus distinctives et permettent une identification plus fiable que les feuilles ou les tiges, qui peuvent présenter plus de similarités entre espèces.
- **Effet d'apprentissage sur des images spécifiques** : comme mentionné précédemment, certaines espèces rares peuvent obtenir des scores très élevés si l'image soumise est similaire à celle utilisée pour l'entraînement du modèle.

#### 3.1.4 Impact du choix de l'utilisateur

Les espèces associées aux probabilités "Top 1" ne sont pas systématiquement celles choisies par l'observateur, qui peut décider de désigner une espèce de probabilités plus faibles également proposées par l'IA ou opter pour une tout autre espèce. Des utilisateurs n'ayant pas observé eux-mêmes, sur place, peuvent également choisir une espèce à l'instar de l'observateur. Nous avons admis par vote majoritaire que l'observateur a plus de poids que les autres votants, sauf si les votants externes sont plus nombreux à valider une réponse qui diffère de l'observateur. Nous allons étudier un échantillon de 67461 observations (environ un centième des données totales). Observons sur cet échantillon les différences entre le "Top 1" (1) et le vote majoritaire.

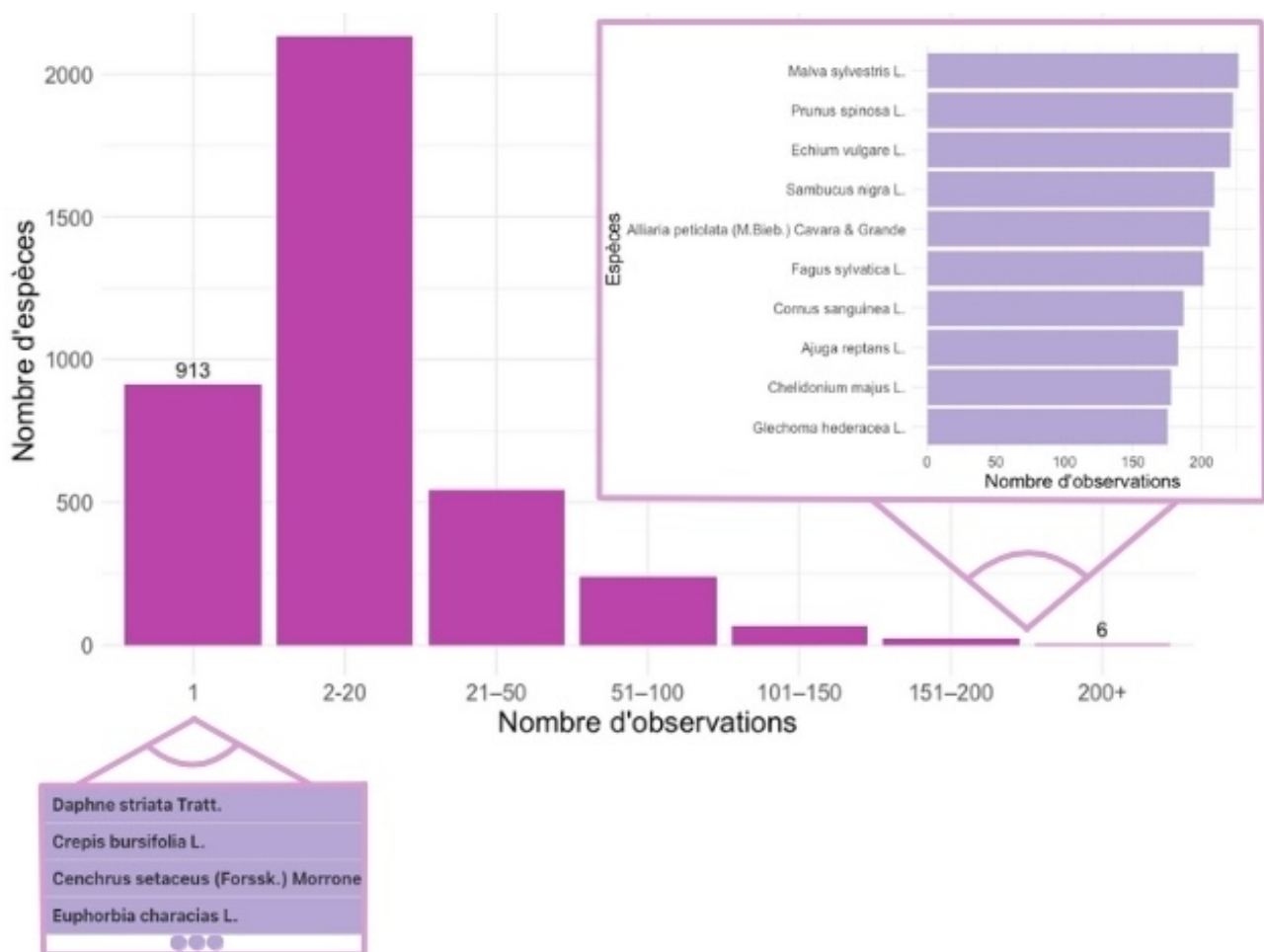


FIGURE 4 – Histogramme du nombre d'observations par espèce avec les 10 espèces les plus choisies et 4 des moins choisies

Si *Prunus Spinosa L.* est toujours présente dans ce graphique, c'est l'espèce *Malva sylvestris L.*, une fleur au mauve intense, qui est en tête. Elle est donc la plus souvent choisie par les utilisateurs pour cet échantillon. Ce graphique seul indique que l'espèce prédite en première par l'intelligence artificielle, celle en qui l'algorithme est le plus confiant, n'est pas toujours ce que l'utilisateur compte choisir. Il est envisageable que les espèces proposées par l'intelligence artificielle dans son "Top K" se ressemblent : il existe par exemple plusieurs espèces d'iris ou de lotus partageant donc des caractéristiques communes, on parle de "familles".

Parmi les espèces les moins choisies par les utilisateurs, nous notons la *Daphne striata Tratt.*, un arbrisseau à fines fleurs roses produisant des baies qui ressemblent à des œufs, le *Crepis bursifolia L.*, une fleur jaune courante dans l'Hérault et le Var mais qui ne s'observe que vers Mai-Juin, ou le *Cenchrus setaceus (Forssk.) Morrone*, une herbe envahissante dans toute l'Afrique. Ce sont des espèces faciles à reconnaître mais peu courantes.

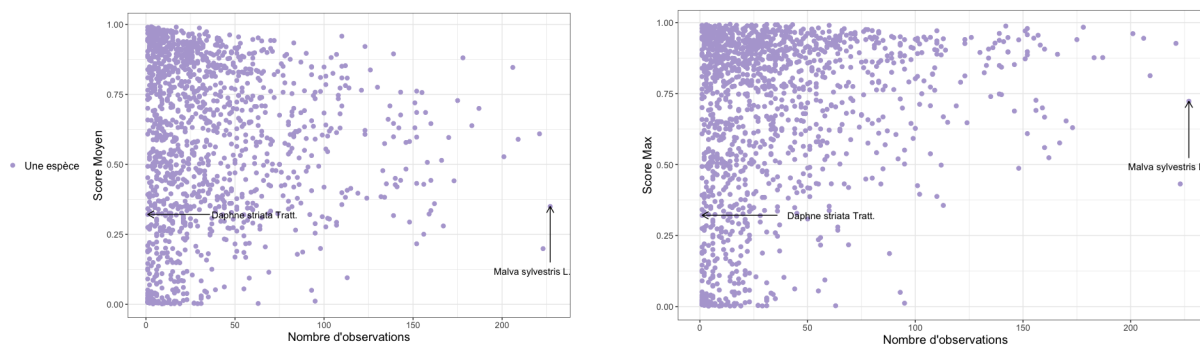


FIGURE 5 – Nuages de points de la moyenne des scores ou des scores max en fonction du nombre d’observations

Puisque l’échantillon étudié est moins conséquent que celui de la première étude, 3000 observations ont été aléatoirement sélectionnées, soit 1000 observations supplémentaires, pour une meilleure intuition.

La Mauve, choisie plus de 200 fois dans cet échantillon, possède en moyenne une probabilité assez basse. Cela suggère qu’elle n’a pas toujours été l’espèce Top 1 mais qu’elle a tout de même été validée par l’observateur ou par les votants à la majorité. Les quelques fois où elle a été la première proposition de l’algorithme a entraîné le choix de l’observateur à opter pour cette espèce, c’est après tout une plante d’une couleur intense et d’une forme assez particulière que l’observateur a pu remarquer.

Une des plantes n’ayant été choisie qu’une seule fois dans cet échantillon est la *Daphne striata* Tratt.. Son score est pourtant assez bas, nous pouvons imaginer qu’elle n’était proposée par l’application qu’en deuxième ou troisième position. Comme cité plus tôt, c’est un curieux arbrisseau qui est facile à identifier par l’observateur donc ce dernier a pu la choisir sans trop d’hésitation malgré le manque de confiance de l’IA.

Outre ces deux espèces, nous remarquons qu’il y a plusieurs espèces aux scores très proches de 0 qui ont été choisies, soit parce que l’IA n’était pas confiante et a proposé de nombreuses options ayant des probabilités minimales, soit parce que les votants ont eux-mêmes été chercher une espèce en particulier parmi les espèces les moins évidentes selon l’IA.

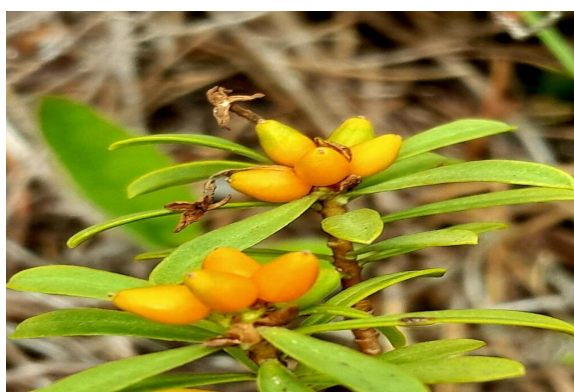
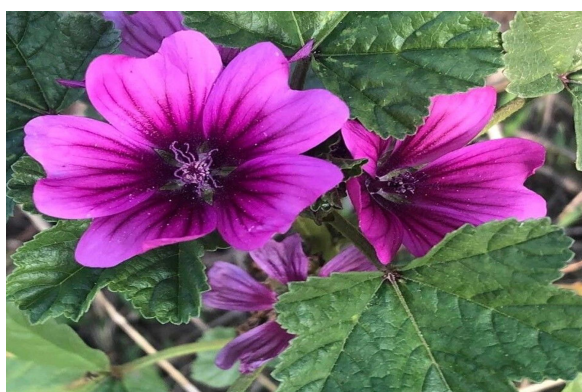


FIGURE 6 – *Malva sylvestris* L. et *Daphne striata* Tratt.

Ces observations préliminaires nous ont confirmé la nécessité d’une approche adaptative pour la présentation des résultats aux utilisateurs. En effet, un système qui proposerait un nombre fixe d’espèces candidates serait soit trop restrictif dans les cas difficiles (risquant d’oublier la



bonne espèce), soit trop verbeux dans les cas simples (noyant l'utilisateur sous des propositions inutiles).

La prédiction conforme, que nous allons introduire dans la section suivante, offre plus précisément le cadre mathématique nécessaire pour adapter dynamiquement le nombre de suggestions en fonction de la difficulté de chaque cas d'identification.

## 3.2 Prédiction conforme

La prédiction conforme est un cadre statistique qui permet de quantifier l'incertitude des prédictions faites par des algorithmes d'apprentissage automatique, y compris les réseaux de neurones utilisés dans Pl@ntNet. Contrairement aux autres approches comme le bootstrap qui reposent sur des hypothèses paramétriques, la prédiction conforme offre des garanties de couverture valables même pour des échantillons de taille finie, sans hypothèses fortes sur la distribution des données (SHAFFER et VOVK, 2008).



$\left\{ \begin{array}{ll} \text{Daphne striata Tratt.} & 0,9556 \\ \text{Daphne cneorum L.} & 0,0274 \\ \text{Daphne alpina L.} & 0,0026 \end{array} \right\}$	$\left\{ \begin{array}{ll} \text{Daphne striata Tratt.} & 0,7547 \\ \text{Daphne cneorum L.} & 0,2100 \\ \text{Daphne mezereum L.} & 0,0045 \\ \text{Daphne alpina L.} & 0,0020 \\ \text{Daphne sericea Vahl} & 0,0014 \end{array} \right\}$	$\left\{ \begin{array}{ll} \text{Daphne cneorum L.} & 0,6062 \\ \text{Daphne striata Tratt.} & 0,3214 \\ \text{Daphne mezereum L.} & 0,0040 \\ \text{Daphne alpina L.} & 0,0033 \\ \text{Daphne laureola L.} & 0,0012 \\ \text{Hyacinthus orientalis} & 0,0011 \end{array} \right\}$
---	--	--

FIGURE 7 – Exemples d'ensemble de prédiction sur des images de Pl@ntNet. Nous montrons trois exemples progressivement plus difficiles de la classe *Daphne striata Tratt.* et les ensembles de prédiction (c.-à-d.,  $C(X_{\text{test}})$ ) générés par prédiction conforme.

### 3.2.1 Cadre mathématiques

Nous considérons  $(X_i, Y_i)$  des paires constituées de caractéristiques  $(X_i)$  et de réponses  $(Y_i)$  indépendantes et identiquement distribuées issues d'une distribution inconnue  $P$ , avec  $i = 1, \dots, n$ . Dans notre contexte,  $X_i$  représente les caractéristiques extraites d'une image de plante, et  $Y_i \in \{1, 2, \dots, K\}$  l'indice de la véritable espèce parmi les  $K$  possibles. Notre espace des caractéristiques est  $X = \mathbb{R}^d$  et notre espace des réponses est  $Y = \mathbb{R}$ .

L'objectif de la prédiction conforme est de construire, pour un nouvel échantillon  $X_{n+1}$ , un ensemble de prédiction  $\hat{C}_n(X_{n+1}) \subseteq \{1, 2, \dots, K\}$  qui contienne la vraie classe  $Y_{n+1}$  avec une probabilité d'au moins  $1 - \alpha$ , où  $\alpha \in ]0, 1[$  est un niveau d'erreur fixé à l'avance :

$$\mathbb{P}(Y_{n+1} \in \hat{C}_n(X_{n+1}) \geq 1 - \alpha)$$

Cette garantie de couverture est valable sous l’hypothèse que les paires  $(X_i, Y_i)$  soient échangeables, une condition plus faible que l’indépendance et l’identité de distribution.

De plus, cela nécessite certaines conditions supplémentaires. La première va être de ne pas poser d’hypothèse sur  $P$ . Ensuite, nous ne devons pas non plus utiliser toutes les prédictions possibles, car nous voulons un nombre de prédictions fini, mais également raisonnable. Pour finir, nous voulons adapter notre stratégie à la dureté du problème, c’est-à-dire que plus il est facile de prédire  $Y_{n+1}$  à partir de  $X_{n+1}$  et plus notre ensemble  $\hat{C}_n(X_{n+1})$  devra être petit, comme illustré en exemple dans la figure 7.

Cela est tout à fait possible avec une distribution infinie dans des conditions standard (convergence du quantile de l’échantillon vers le quantile de la population). Mais, étant donné que nous sommes dans des conditions réelles, nous nous intéressons ici à des échantillons finis.

### 3.2.2 Construction des ensembles de prédiction

La construction des ensembles de prédiction conforme repose sur l’utilisation d’une fonction de score  $s : \mathcal{X} \times \mathcal{Y} \rightarrow \mathbb{R}$  qui mesure la non-conformité (ou taux d’erreur) d’une paire (observation, classe). Plus cette valeur est élevée et moins l’observation et la classe sont conformes aux données d’entraînement.

La procédure de base comporte trois étapes :

- **Définition des vraies étiquettes** : pour les observations expertes, nous sommes partis du principe que, quand un expert avait donné une étiquette, elle était considérée comme correcte. Pour les observations non expertes, nous avons appliqué la méthode du vote majoritaire, que nous détaillerons par la suite, pour déterminer quel était le vrai label.
- **Calcul des scores de non-conformité** : pour chaque paire  $(X_i, Y_i)$ , on calcule un score  $s(X_i, Y_i)$  qui indique à quel point cette paire est inhabituelle selon le modèle.
- **Construction de l’ensemble de prédiction** : pour un nouvel exemple  $X_{n+1}$ , on construit l’ensemble de prédiction en incluant toutes les classes  $y$  pour lesquelles le score  $s(X_{n+1}, y)$  est inférieur au quantile  $(1 - \alpha)$ .

Cette procédure garantit que la probabilité que l’ensemble de prédiction contienne la vraie classe est d’au moins  $1 - \alpha$ , c’est-à-dire 95%.

### 3.2.3 Fonctions de scores

Dans notre contexte de classification, plusieurs fonctions de score sont possibles. Nous avons donc choisi d’explorer deux principaux scores que sont la prédiction de la vraie classe et le score cumulatif.

Le score basé sur la probabilité de la vraie classe (VOVK et al., 1999) se calcule comme suit :

$$s_1(X_i, Y_i) = 1 - p_{Y_i}(X_i)$$

où  $p_{Y_i}(X_i)$  est la probabilité prédite par le modèle pour le vrai label. Plus cette probabilité est élevée et plus le score est faible, ce qui est souhaitable.

Le score cumulatif APS (Adaptive Prediction Sets) se calcule comme suit :

$$s_2(X_i, Y_i) = \sum_{j=1}^{r(X_i, Y_i)-1} p_{(j)}(X_i)$$

où  $p_{(j)}(X_i)$  représente la  $j$ -ième plus grande probabilité prédite par le modèle pour l’observation  $X_i$ , et  $r(X_i, Y_i)$  est le rang de la vraie classe  $Y_i$  dans ce classement. Cette fonction de score,

introduite par ROMANO et al., 2020, permet de construire des ensembles de prédiction dont la taille s’adapte à la difficulté du problème.

Le score  $s_2$  présente l’avantage de produire des ensembles de prédiction dont la taille varie en fonction de la confiance du modèle : pour les cas faciles où la vraie classe reçoit une probabilité dans celles les plus élevées (donc un rang faible), la somme sera petite et l’ensemble de prédiction contiendra peu de classes. Au contraire, pour les cas difficiles, l’ensemble sera plus grand pour maintenir la garantie de couverture.

### 3.2.4 Spécificités de notre approche

Dans le contexte de notre projet sur Pl@tent, nous avons dû adapter la méthode standard pour tenir compte de plusieurs spécificités.

Comme indiqué plus tôt, les scores que nous avons récupérés étaient tronqués, ne conservant que les probabilités supérieures à un certain seuil (1/1000). Pour gérer ce problème, nous avons décidé de considérer que les classes non présentes dans la liste avaient une probabilité de 1/1000, ce qui nous a permis d’appliquer les formules de scores sans souci.

Une étape importante consistait à établir une vérité terrain fiable pour chaque observation, c’est-à-dire à déterminer quel label était le vrai pour chaque observation. Pour les observations avec le vote d’un utilisateur expert, nous avons directement utilisé leur identification comme référence absolue. Pour les observations sans validation experte, nous avons appliqué une méthode de vote majoritaire parmi les identifications fournies par les utilisateurs. C’est-à-dire que nous avons compté le nombre de réponses par label donné, en donnant un poids plus important à l’utilisateur ayant pris la photo (poids égal à 3), car c’est le seul à avoir réellement vu la plante, et avons posé que c’était l’espèce avec le plus de votes qui était le label correct. En cas d’égalité entre deux espèces candidates, nous avons sélectionné aléatoirement l’une d’entre elles.

De plus, un autre problème s’est posé à nous après le calcul des scores. En effet, certaines observations présentaient des scores supérieurs à 1, ce qui, s’agissant de valeurs dérivées de probabilités, n’est pas cohérent puisqu’ils devraient être compris entre 0 et 1. Après avoir examiné les quelques cas pour lesquels nous avons rencontré cette anomalie, nous avons constaté que ce phénomène n’apparaissait que pour les scores APS et uniquement pour des observations présentant des particularités au niveau de l’acquisition des données. Par exemple, nous avons identifié des cas où plusieurs plantes étaient présentes sur une même observation, ce qui engendrait une confusion pour l’algorithme qui ne pouvait déterminer avec précision quelle espèce identifier en priorité. Étant donné que ces cas problématiques étaient relativement rares (149 observations sur l’ensemble de notre échantillon de données), nous avons choisi de les exclure de notre analyse pour préserver l’intégrité de nos résultats.

Ces adaptations nous ont permis d’appliquer avec succès le cadre de prédiction conforme à notre problématique d’identification des plantes, pour pouvoir par la suite déterminer nos ensembles de prédiction.

## 3.3 Méthodologie d’évaluation et validation croisée

Au-delà de la définition théorique des scores de non-conformité, nous avons dû concevoir une méthodologie pour évaluer l’efficacité de notre approche conforme. Pour garantir des résultats statistiquement valides, nous avons adopté une stratégie de division des données qui permet à la fois de calibrer nos modèles, mais également d’en tester les performances sur des échantillons indépendants pour pouvoir les comparer.

### 3.3.1 Division des données

Notre stratégie de division s'articule autour de deux critères principaux : l'expertise des utilisateurs et le type de score utilisé. Cette approche nous a conduit à créer quatre configurations distinctes :

- **Modèle 1** : score  $s_1$  (probabilité de la vraie classe) avec calibration sur toutes les données non-expertes et test sur la moitié des données expertes.
- **Modèle 2** : score  $s_1$  avec calibration sur la moitié des données expertes et test sur l'autre moitié des données expertes.
- **Modèle 3** : score  $s_2$  (score cumulatif APS) avec calibration sur toutes les données non-expertes et test sur la moitié des données expertes.
- **Modèle 4** : score  $s_2$  avec calibration sur la moitié des données expertes et test sur l'autre moitié des données expertes.

Nous avons représenté cette configuration comme suit :

	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4
	Scores 1	Scores 1	Scores 2	Scores 2
Apprentissage	non experts	experts / 2	non experts	experts / 2
Test	experts / 2	experts / 2	experts / 2	experts / 2

FIGURE 8 – Représentation des modèles

Cette structure nous permet d'évaluer non seulement l'impact du choix de la fonction de score ( $s_1$  ou  $s_2$ ), mais également l'influence de la qualité des données de calibration (expertes avec peu de données ou non expertes avec beaucoup de données) sur les performances finales.

Pour assurer la représentativité de nos échantillons, nous avons divisé les données expertes aléatoirement et avons vérifié que les deux groupes créés étaient bien similaires en termes de scores.

### 3.3.2 Calcul des quantiles

Une fois les données divisées, l'étape suivante a consisté à calculer les quantiles des scores de non-conformité qui nous permettraient de construire nos ensembles de prédiction avec le niveau de garantie souhaitée de 95%.

Pour chaque configuration, nous avons commencé par récupérer les scores pour chaque observation du jeu de calibration que nous avons précédemment calculé. Puis, nous avons calculé le quantile  $\frac{[(n+1)(1-\alpha)]}{n}$ , où  $\alpha = 0,05$  représente notre niveau d'erreur souhaité et  $n$  est le nombre d'observations dans notre ensemble d'apprentissage. Enfin, nous avons implémenté une fonction qui, pour toute nouvelle observation, calcule les scores de non-conformité pour chaque classe possible et inclut dans l'ensemble de prédiction toutes les classes dont le score est inférieur au quantile calculé précédemment.



Pour le calcul concret du quantile, nous avons utilisé la fonction quantile de Python, adaptée pour notre large volume de données. Nous avons obtenu les résultats suivants :

Configuration	Quantile calculé
Score $s_1$ + données non expertes	0.9990
Score $s_1$ + données expertes	0.9649
Score $s_2$ + données non expertes	0.7538
Score $s_2$ + données expertes	0.5614

TABLE 2 – Configuration des scores et des données avec les résultats de leurs quantiles

Ces quantiles sont des seuils critiques : un score élevé indique une faible confiance, donc, pour le  $s_1$ , nous incluons toutes les classes dont le score est inférieur au quantile. Pour le  $s_2$ , nous incluons les classes jusqu'à ce que leur somme cumulée dépasse le quantile.

?? 4 graphiques des quantiles ??

Analysons le tableau 2 ainsi que les graphiques associés :

- **Score  $s_1$  (non experts)** : ce seuil de plus de 0,99 est très élevé et montre que notre groupe de test ne se comporte donc pas comme notre groupe de calibration. Il suggère une distribution asymétrique des scores, où la grande majorité des observations non expertes présentent des valeurs inférieures à ce seuil. Cela pourrait s'expliquer par une tendance des utilisateurs non experts à identifier principalement des espèces que l'algorithme reconnaît avec une forte confiance, ou à valider systématiquement les propositions de rang élevé du système.
- **Score  $s_1$  (experts)** : un seuil de 0,96 et donc plus bas que les non-experts, ce qui indique que les experts sont davantage susceptibles d'identifier correctement des espèces pour lesquelles l'algorithme présente une confiance moindre, ce qui semble cohérent avec leur niveau de compétence en botanique.
- **Score  $s_2$  (non experts)** : la transition vers le score cumulatif APS entraîne une baisse importante du quantile. Cette différence avec  $s_1$  montre que la prise en compte du rang de la vraie classe et des probabilités cumulées des classes plus fortement prédites produit une distribution plus équilibrée des scores.
- **Score  $s_2$  (experts)** : le plus bas des quatre seuils avec une valeur de 0,56, ce qui indique que les experts identifient généralement des espèces qui apparaissent dans les premiers rangs des prédictions de l'algorithme. Cette valeur proche de 0,5 est particulièrement intéressante car elle suggère que, pour les experts, la vraie espèce figure souvent parmi les premières propositions du système, totalisant environ la moitié de la masse de probabilité.

Une fois ces quantiles obtenus, nous avons pu les utiliser afin de tester la validité de notre modèle.

### 3.3.3 Test sur nos données expertes

Pour évaluer l'efficacité de notre approche de prédiction conforme, nous avons mesuré deux métriques principales sur nos ensembles de test que sont le taux de couverture et leur taille moyenne.

Le taux de couverture représente la proportion des observations pour lesquelles la vraie classe est incluse dans l'ensemble de prédiction, c'est-à-dire que nous avons conservé toutes les classes pour lesquelles leur probabilité était supérieure à  $1 - \alpha$  quantile. Idéalement, ce taux devrait être aux alentours de  $1 - \alpha$ , c'est-à-dire à 95%.

De plus, nous avons calculé la taille moyenne des ensembles de prédiction, qui correspond au nombre moyen de classes proposées pour chaque observation. Pour une meilleure expérience utilisateur, cette taille doit être le plus proche de 1 possible tout en maintenant le taux de couverture cible (optimalité quand l’intelligence artificielle propose une seule espèce de plante et qu’elle est correcte).

Les résultats que nous avons obtenus seront détaillés dans la partie suivante, afin de pouvoir comparer nos modèles en même temps.

## 4 Résultats et discussion

Après avoir défini notre méthodologie et implémenté les algorithmes correspondants, nous avons procédé à l’évaluation systématique des quatre configurations décrites précédemment à l’aide des variables calculées. Cette section présente les résultats obtenus, analyse leurs implications en pratique et discute de la généralisation de notre approche à l’ensemble des données Pl@ntNet.

### 4.1 Analyse comparative

À la suite de nos calculs pour mesurer l’efficacité de nos modèles, les résultats obtenus pour nos quatre configurations sont résumés dans le tableau suivant :

Configuration	Taux de couverture	Taille moyenne	Taille médiane
$s_1$ + non expert	96.45%	15.47	10.00
$s_1$ + expert	94.82%	2.13	2.00
$s_2$ + non expert	97.92%	1.11	1.00
$s_2$ + expert	94.91%	0.90	1.00

TABLE 3 – Configuration et caractéristiques obtenues (couverture, tailles moyenne et médiane)

Ces résultats révèlent plusieurs tendances importantes concernant l’effet du score choisi ( $s_1$  ou  $s_2$ ) et de la nature des données de calibration (expertes vs non-expertes) sur les performances finales du modèle.

Analysons le tableau :

- **Score  $s_1$  vs score  $s_2$**  : le passage de  $s_1$  à  $s_2$  entraîne une réduction significative de la taille moyenne et médiane des ensembles de prédiction, sans affecter drastiquement le taux de couverture. Cela indique que  $s_2$  permet de construire des ensembles plus compacts (donc plus utiles pour l’utilisateur) tout en maintenant un bon niveau de fiabilité.
- **Influence des données de calibration** : les configurations basées sur les données non-expertes ont tendance à produire des ensembles de prédiction légèrement plus larges, ce qui est cohérent avec le fait qu’elles compensent une calibration moins précise par une plus grande prudence. Les calibrations avec données expertes produisent des ensembles plus serrés, reflétant une meilleure qualité de calibration malgré la taille d’échantillon plus réduite.
- **Zéros dans la médiane ( $s_2$ )** : la médiane nulle pour les modèles basés sur  $s_2$  ne signifie pas que les ensembles de prédiction sont vides, mais reflète au contraire une très bonne performance de l’algorithme. En effet, dans un grand nombre de cas, la classe correcte est prédite en première position, ce qui donne un score cumulatif de non-conformité nul. Cela témoigne du fait que, dans ces cas, l’ensemble de prédiction contient uniquement la première classe proposée, ce qui est optimal à la fois en termes de concision et de précision.

## 4.2 Analyse de la robustesse au tirage aléatoire (graine de séparation)

Pour vérifier si la division aléatoire des données influençait les performances, nous avons répété notre expérience avec plusieurs graines (123 et 545). Les résultats présentés ci-dessus proviennent de la graine 42. Les performances obtenues pour les méthodes calibrées sont présentées ci-dessous :

Configuration	Graine 42	Graine 123	Graine 545	Ecart-max
$s_1$ + non expert	96.45%	96.52%	96.66%	0.21%
$s_1$ + expert	94.82%	94.95%	95.14%	0.32%
$s_2$ + non expert	97.92%	98.02%	97.91%	0.11%
$s_2$ + expert	94.91%	95.08%	94.91%	0.17%

TABLE 4 – Résumé des couvertures avec les différentes graines

Les taux de couverture obtenus varient très peu selon le choix de la graine utilisée pour couper les données expertes :

- L'écart maximal observé est de 0.32%.
- Les méthodes calibrées sur les non-experts restent systématiquement au-dessus de 95%.
- Les méthodes calibrées sur les experts restent très proches de 95%, parfois un peu en-dessous ou un peu au-dessus, mais sans variation notable.

Nous pouvons remarquer que les résultats sont robustes au split aléatoire des données expertes. Donc le choix de la graine n'affecte pas significativement les taux de couverture, ce qui confirme que la calibration sur une moitié raisonnablement tirée des experts donne des résultats stables.

## 4.3 Validation statistique des taux de couverture (test du $\chi^2$ )

Afin de confirmer si les taux de couverture observés respectaient réellement la garantie théorique de 95%, nous avons appliqué un test statistique du Chi-deux ( $\chi^2$ ) d'adéquation pour chaque méthode. L'hypothèse nulle  $H_0$  stipule que le taux de couverture est égal à 95% contre l'hypothèse  $H_1$  qui stipule que le taux de couverture est différent de 95%. Voici un résumé des résultats obtenus pour chaque configuration :

Configuration	Statistique $\chi^2$	Test	Conclusion
$s_1$ + non expert	87.25	$> 3.8415$	Rejet de $H_0$
$s_1$ + expert	1.05	$< 3.8415$	Conserve $H_0$
$s_2$ + non expert	282.54	$> 3.8415$	Rejet de $H_0$ (trop élevée)
$s_2$ + expert	2.09	$< 3.8415$	Conserve $H_0$

TABLE 5 – Résumé des tests de  $\chi^2$

Ces résultats montrent que lorsque la calibration est effectuée sur des données non expertes, la couverture obtenue est significativement trop élevée, trahissant une surestimation du quantile. À l'inverse, les calibrations effectuées sur des données expertes respectent bien la garantie de 95% et passent le test sans rejeter  $H_0$ , validant ainsi la bonne calibration.

## 4.4 Perspectives d'intégration dans l'application

L'intégration de notre système de prédiction conforme dans l'application Pl@ntNet nécessiterait quelques ajustements supplémentaires :

- **Calcul en temps réel** : notre approche actuelle, basée sur des calculs de quantiles préalables, pourrait être adaptée pour permettre un calcul en temps réel des ensembles de prédiction pour chaque nouvelle observation soumise par un utilisateur.
- **Mise à jour périodique** : les quantiles utilisés pour déterminer les seuils de décision devraient être recalculés périodiquement (par exemple, mensuellement) pour refléter l'évolution du modèle de base et des distributions de probabilités qu'il génère.
- **Interface utilisateur** : la présentation des résultats pourrait être adaptée pour expliquer clairement aux utilisateurs la nature adaptative des suggestions et la garantie statistique associée.

Si nous intégrions notre travail à partir du quantile que nous avons calculé à l'aide du deuxième score (score cumulatif) sur les données expertes, nous aurions obtenu, si nous reprenons l'exemple de la figure 7, alors nous obtiendrions une taille de 1 seule espèce prédite pour chacune des observations. Cela s'explique par le fait qu'il n'y a que la première prédiction dont la probabilité était supérieure à  $1 - 0,5614$ . Cependant, pour la dernière plante, étant donné que la photographie est de mauvaise qualité, ce n'est pas la bonne espèce qui est prédite (elle fait partie de 5% d'erreur).

Si le temps l'avait permis, nous aurions souhaité développer un exemple d'interface utilisateur intégrant notre système de prédiction conforme, afin de démontrer concrètement l'amélioration potentielle de l'expérience utilisateur.

## 5 Conclusion

Dans ce projet, nous avons abordé la problématique de l'incertitude dans l'identification automatique des plantes, un défi majeur pour l'application Pl@ntNet qui repose sur des données collectées par une vaste communauté d'utilisateurs aux expertises avérées. Notre approche s'est articulée autour de la prédiction conforme, un cadre statistique qui permet de transformer des sorties probabilistes d'un modèle de classification en ensembles de prédiction dotés de garanties de couverture.

À partir d'un jeu de données de plus de 6 millions d'observations d'espèces végétales en Europe du Sud-Ouest, nous avons développé une méthodologie permettant d'adapter dynamiquement le nombre de suggestions d'espèces en fonction de la difficulté d'identification de chaque image.

Cette approche présente plusieurs avantages par rapport au système actuel de Pl@ntNet, notamment parce qu'elle fournit une garantie statistique que la vraie espèce est incluse dans l'ensemble des suggestions avec une probabilité d'au moins 95%. De plus, elle réduit le nombre de suggestions dans les cas faciles, tout en élargissant les propositions dans les cas ambigus pour maintenir la garantie de couverture.

Nos expériences ont démontré la supériorité du score ?? par rapport à ??, ainsi que l'importance de la qualité des données de calibration. La configuration combinant le score ?? avec une calibration sur données ?? a produit les résultats les plus convaincants, avec une taille moyenne d'ensemble de prédiction de ??, tout en maintenant le taux de couverture au-dessus de 95%.

Bien que le traitement de l'intégralité des 7 millions d'observations ait posé des défis techniques nécessitant plusieurs jours de calcul, les résultats préliminaires sur notre échantillon démontrent la faisabilité de nos modèles.

De plus, les tests statistiques ont confirmé que les calibrations basées sur les experts respectaient bien la garantie théorique de couverture de 95%, contrairement à celles basées sur les données non expertes, qui ont montré une surcouverture systématique. L'analyse sur différentes graines de division a également démontré la stabilité et la robustesse de nos résultats

vis-à-vis de la composition du jeu de calibration.

Ce projet ouvre plusieurs perspectives intéressantes pour des travaux futurs :

- L’exploration d’autres fonctions de score potentiellement plus performantes.
- L’adaptation de notre approche pour prendre en compte d’autres types d’incertitude, comme l’incertitude liée à la qualité des images ou à la variabilité saisonnière des caractéristiques morphologiques.

En conclusion, notre étude démontre le potentiel de la prédiction conforme pour améliorer la fiabilité et l’expérience utilisateur des systèmes d’identification automatique des plantes, et plus généralement, de tout système de classification automatique confronté à des données de qualité variable et à des situations d’ambiguïté naturelle.

## Références

- ANGELOPOULOS, A., & BATES, S. (2022). A Gentle Introduction to Conformal Prediction and Distribution-Free Uncertainty Quantification. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2107.07511>
- BONNET, P., GOËAU, H., HANG, S. T., LASSECK, M., ŠULC, M., MALÉCOT, V., JAUZEIN, P., MELET, J.-C., YOU, C., & JOLY, A. (2018). Plant Identification : Experts vs. Machines in the Era of Deep Learning, 131-149. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-76445-0\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-319-76445-0_8)
- FOUNDATION, P. S. (2023). Python : A Dynamic, Open Source Programming Language. <https://www.python.org/>
- ROMANO, Y., SESIA, M., & CANDÈS, E. J. (2020). Classification with Valid and Adaptive Coverage. *NIPS’20 : Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems*, 302, 3581-3591. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.02544>
- SHAFER, G., & VOVK, V. (2008). A tutorial on conformal prediction. *Journal of Machine Learning Research*, 9, 371-421. <https://doi.org/10.48550/arXiv.0706.3188>
- TEAM, R. (2015). RStudio [Integrated Development Environment for R. RStudio, PBC, Boston, MA]. <http://www.rstudio.com/>
- VOVK, V., GAMMERMAN, A., & SAUNDERS, C. (1999). Machine-Learning Applications of Algorithmic Randomness. *Proceedings of the Sixteenth International Conference on Machine Learning*, 444-453.