Schweizerische Eidgenossenschaft
Confédération suisse
Confederazione Svizzera
Confederaziun svizra

Département fédéral de l'intérieur DFI
Office fédéral de la statistique OFS

Transfert en production

Arealstatistik Deep Learning (ADELE)

EXPERIMENTAL STATISTICS

Neuchâtel, 2022

Éditeur:	Office fédéral de la statistique (OFS)	**Concept de mise en page:**	Section DIAM
Renseignements:	arealstatistik@bfs.admin.ch	**Téléchargement:**	www.experimental.bfs.admin.ch
Rédaction:	Claudio Facchinetti, Michael Leuenberger	**Copyright:**	OFS, Neuchâtel 2022
Domaine:	00 Bases statistiques des généralités		Reproduction autorisée seulement avec l'accord préalable des auteurs
Langue du texte original:	Français		

ESPACE DE L'EUROPE 10 CH-2010 NEUCHÂTEL WWW.STATISTIQUE.CH

***Arealstatistik* Deep Learning (ADELE)**

Transfert en production

Mandant	RU
Auteurs	Claudio Facchinetti, Michael Leuenberger
Classification	Interne
Etat	
Datum	30.06.2021

Versionen

Datum	Version	Änderung	Autor
30.12.2020	0.1	1ère version	C. Facchinetti
08.02.2021	0.2	Consolidation revue GEO	C. Facchinetti
10.05.2021	0.3	Chap. 4 et annexes par METH	M. Leuenberger
21.05.2021	0.4	Chap. 4 ajout nouveaux résultats	C. Facchinetti
11.06.2021	0.5	Consolidation revue pilotage et METH	C. Facchinetti
24.06.2021	0.6	Consolidation après reporting GL	C. Facchinetti
30.06.2021	1.0	Finalisation et validation (RU+METH)	C. Facchinetti

Inhaltsverzeichnis

1 Introduction 3
1.1 Description du projet 3
1.2 Acteurs principaux 3
1.3 Transfert en production 4
2 Données 7
2.1 Données utilisées pour ADELE 7
2.2 Préparation des données 8
2.3 Sélection et préparation des données 9
2.4 Données produites par ADELE 11
3 Apprentissage automatique 11
3.1 Méthodologie 11
3.2 Echantillonnage 12
3.3 Modèles et paramètrage 16
3.4 Hardware utilisé 17
3.5 Programmation 17
4 Résultats 17
4.1 Leçons retenues de l'étude de faisabilité 17
4.2 Leçons retenues du Pilote IA 18
4.3 Apprentissage : AREA4 18

4.4 Résultats de la détection du changement 20
4.5 Résultats de la classification 21
4.6 Robustesse de l'outil ADELE (exemple) 22
4.7 Détermination des valeurs seuil 22
4.8 Documentation par classe 23
5 Conclusions 24
5.1 Leçons tirées 24
5.2 Bénéfices attendus 25
5.3 Prochaines étapes 26
6 Annexes 26
6.1 Zusätzliche Beurteilungselemente 26
6.2 Catalogue des classes et validation 34
6.3 Catalogue des logiciels et librairies utilisés 107

Liste des abréviations

ADELE	Arealstatistik DEep Learning : l'acronyme est utilisé dans le texte pour
AREA3	Enquête de la statistique de la superficie 2004-2009
AREA4	Enquête de la statistique de la superficie 2012-2019
AREA5	Enquête de la statistique de la superficie 2020-2025
CHM	*Vegetationshöhenmodell*, WSL (*Canopy Height Model*)
CNN	Réseau neuronal convolutif (*Convolutional Neural Network*)
DL	l'apprentissage profond (*Deep Learning*)
GWR	Registre des bâtiments et logements
IA	Intelligence artificielle
LC	Couverture du sol (*Land Coverage*)
LNF	Landwirtschaftliche Nutzungsflächen
LU	Utilisation du sol (*Land Usage*)
MO (AV)	Mensuration officielle (Amtliche Vermessung)
PCA	Analyse en composantes principales (*Principal Component Analysis*)
RF	Arbre décisionnel (*Random Forest*)
TLM	Modèle topographiqe, swisstopo (*Topografisches Landschaftsmodell*)
WSL	Institut fédéral de recherches sur la forêt, la neige et le paysage

1 Introduction

1.1 Description du projet

La statistique de la superficie de l'OFS fournit depuis près de 40 ans des informations sur l'utilisation et la couverture du sol. Ces données permettent notamment d'évaluer les objectifs du développement territorial et d'une gestion mesurée de la ressource « sol » et constituent une source d'information importante dans divers autres domaines. Un projet de révision de la méthodologie a été lancé en 2018 afin d'assurer à long terme l'interprétation, l'analyse et la diffusion des données en tenant compte du rythme accéléré des relevés. L'un des objectifs est de déterminer et d'utiliser le potentiel de réduction de la charge d'interprétation des images aériennes grâce aux méthodes d'apprentissage issues des technologies de l'intelligence artificielle (IA) pour la reconnaissance d'images, en particulier celles du *Deep Learning*.

Une étude de faisabilité[i] réalisée en 2017 a permis de définir la vision d'un nouveau processus intégrant l'intelligence artificielle (IA) et l'interprétation visuelle d'images aériennes par des experts. En plus des images aériennes, des données auxiliaires tels que cadastre, élévation, canopée et images satellites, sont également utilisées. Leur contribution à la qualité des résultats a été mesurée, afin de ne retenir que les plus pertinentes. Les étapes partiellement automatisées du processus consistent en une détection des changements, suivi d'une classification de l'utilisation et de la couverture du sol. Un indicateur a été défini afin d'estimer la qualité de la prédiction, sur la base des résultats statistiques de validation de l'algorithme lui-même.

1.2 Acteurs principaux

La liste non exhaustive suivante présente les principaux utilisateurs institutionnels de données des statistiques de la superficie en Suisse, avec lesquels la section GEO entretien un contact permanent:

- Administration fédérale: ARE. BAFU, swisstopo, BLW
- Statistiques régionales: CORSTAT
- Conférence des services cantonaux de Géoinformation et du Cadastre : GCG (KGK)
- Conférence suisse des aménagistes cantonaux : COSAC (KPK)
- Institut pour l'étude de la neige et des avalanches : SLF (WSL)

Un groupe représentant ces parties prenantes est consulté deux fois par an, depuis 2019 et jusqu'à la clôture du projet.

Les collaborations suivantes ont permis la conduite d'une étude de faisabilité et d'une preuve du concept :

- Université de Neuchâtel
- Fachhochschule Nordwestschweiz (FHNW)
- ExoLabs
- Picterra SA

Les collaborations suivantes ont permis de partager notre expérience dans le domaine et suivre l'état de l'art :

- Swiss territorial data lab (STDL)
- High-level group for the modernization of statistics (UNECE HLG-MOS) : Machine learning project

1.3 Transfert en production

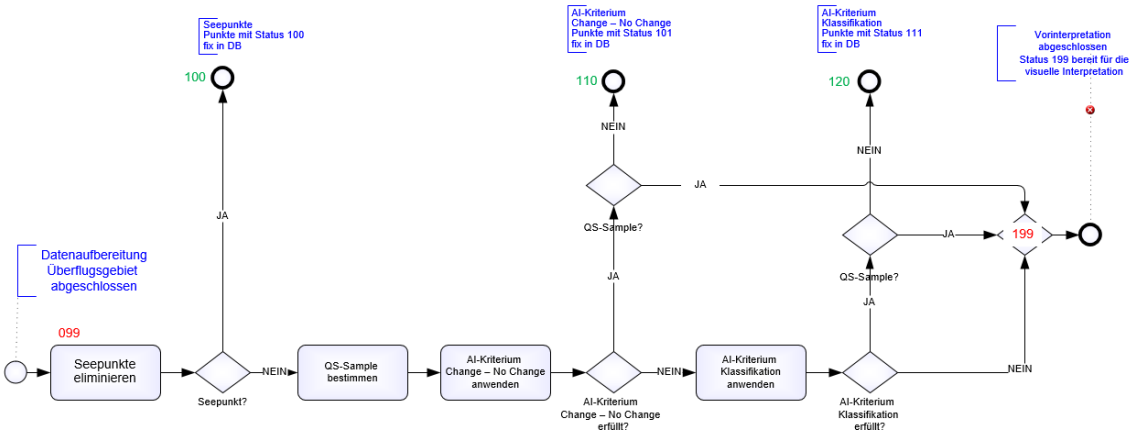
La phase de réalisation du projet a permis l'élaboration d'une application pour l'interprétation visuelle, intégrant l'IA, qu'il s'agit de transférer en production pour le début de l'enquête prévue en juillet 2021.

Les mesures et l'organisation requises pour le déploiement sont les suivantes (§3.4 du Plan de gestion de projet[iii]) :

- Transfert en production
  - Document détaillé de transfert en production de l'IA (ce document) décrivant en détail l'automatisation partielle de l'interprétation visuelle et les éléments d'évaluation supplémentaires établis pour les projets expérimentaux en science des données
  - Satisfaction des exigences liés aux nouveaux processus, démontré par des cas de test
- Transition organisationnelle
  - Mesures pour la transition de l'ancien au nouvel état de l'organisation
  - Mesures pour le soutien pendant la phase de transition
  - Concept d'information (plan de communication)
  - Concept de formation, avec objectifs et contenus de la formation, formateurs, documents et infrastructure nécessaires à la formation

Intégration d'ADELE dans la méthodologie

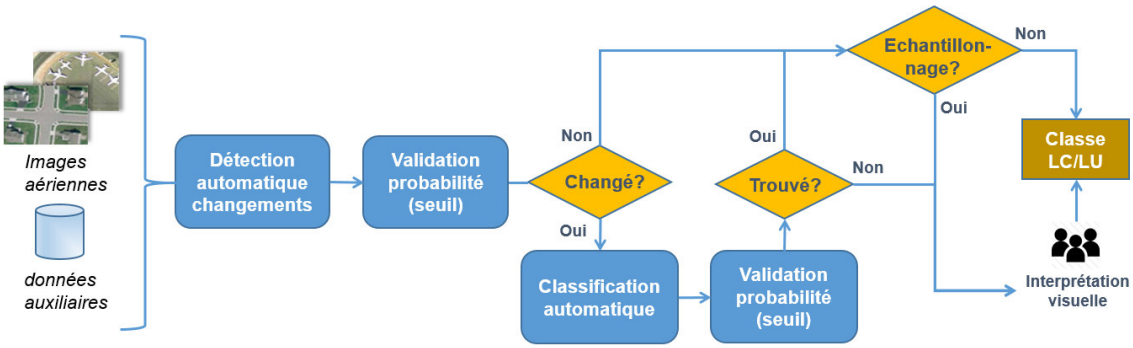
L'automatisation partielle de l'IA apportée par ADELE est décrite dans les processus modélisés selon BMPN[1], vérifiés par le responsable *Qualität & Prozesse* de l'OFS. Elle concerne l'étape de pré-interprétation, illustrée ci-dessous.



L'intégration des prédictions de classification et de changement des 4.1 millions de points d'échantillonnage (couverture et utilisation du sol) générées est ainsi réalisée. En particulier, des mesures d'assurance qualité sont présentes (portée et évaluation de l'échantillon de contrôle, ou *QS-Sample* ci-dessus). La détermination de la taille de cet échantillon de contrôle et la démarche sont décrites dans le paragraphe « Amélioration continue de l'IA » de ce chapitre.

Une interprétation visuelle d'un point d'échantillonnage par des experts est prévue au cas où les probabilités de classification ou de détection de changements automatiques, estimées par l'algorithme, sont inférieures à des seuils préétablis, comme présenté dans le diagramme ci-dessous.

[1] Punktstatus_Flow_AREA5_Schema_2020_12_14.vsdx

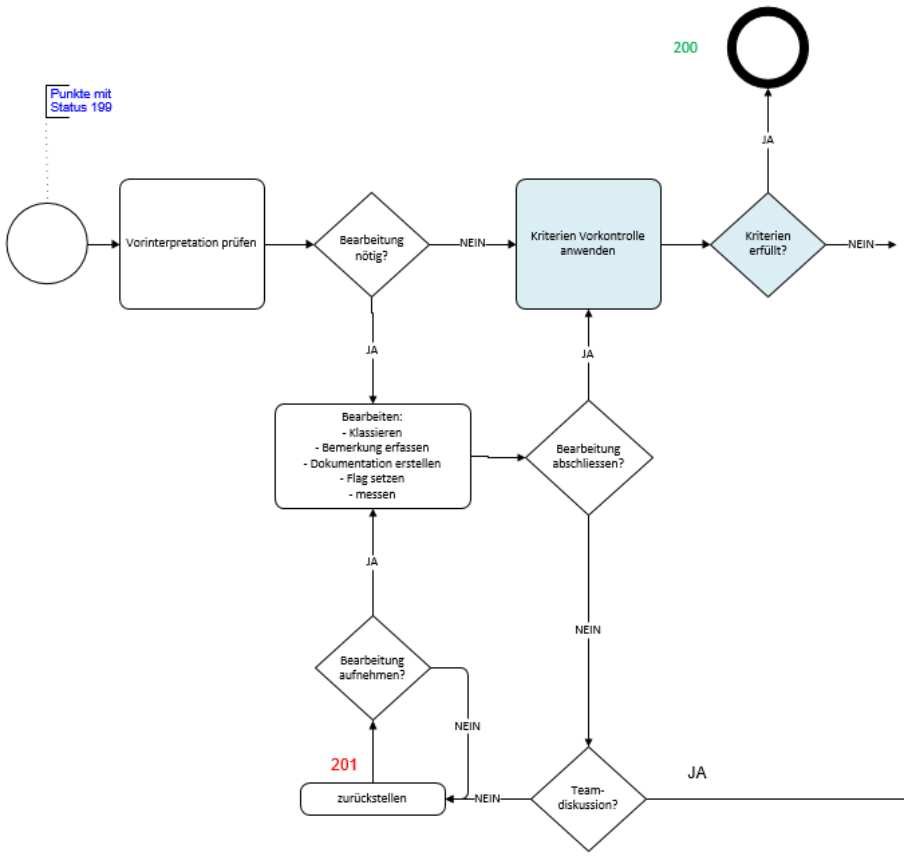


Les prédictions de l'IA sont dans ce cas affichées dans l'application AREApp et utilisées pour l'interprétation visuelle, comme illustré dans la copie d'écran ci-dessous.

Sample Point Information

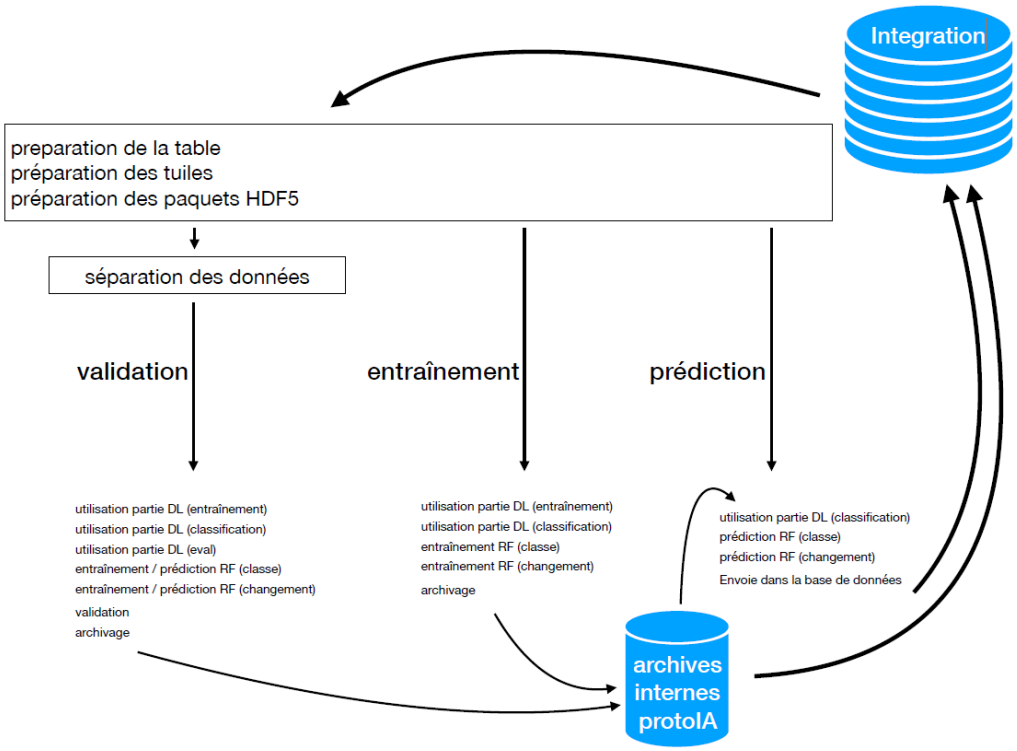
Prediction	1	%	2	%	3	%
Change	No	0.90	Yes	0.10		
LC - Land Cover	11 - Befestigte Flächen	0.78	12 - Gebäude	0.12	13 - Treibhäuser	0.04
LU - Land Use	101 - Industrie- und Gew...	0.78	102 - Industrie- und Gew...	0.12	103 - Ein- und Zweifamili...	0.04

Les prédictions servent également à la validation de l'interprétation, en cas de contradiction avec la prédiction au-delà d'un seuil, comme illustré dans le processus ci-dessous (partie bleu claire).



Le gain de productivité est potentiellement important, car auparavant au moins 60% des points étaient contrôlés selon le *Vier Augen Prinzip*.

Déploiement par étapes de l'IA



Etapes du transfert en production

- Validation (Q2 2019 - Q2 2021): réglage fin de tous les paramètres et de la mesure des performances, tels que précisions, matrices de confusion, étalonnage des probabilités de prédiction.
- Entraînement (mai 2021): les modèles définis lors de la validation sont alimentés avec plus de données, mais sans changement dans les paramètres, afin de les améliorer. Ceci pourra se dérouler en incluant des données de tests par incréments, afin de vérifier l'amélioration graduelle des modèles et éviter tout risque de sur-ajustement.
- Prédiction (dès mai 2021): la détection des changements et la classification seront prédites sur la base de nouvelles données, avec une acceptation des résultats basée sur des seuils de probabilité de prédiction. Un échantillonnage de contrôle permettra de vérifier l'absence de biais (par exemple dû aux nouvelles images aériennes).

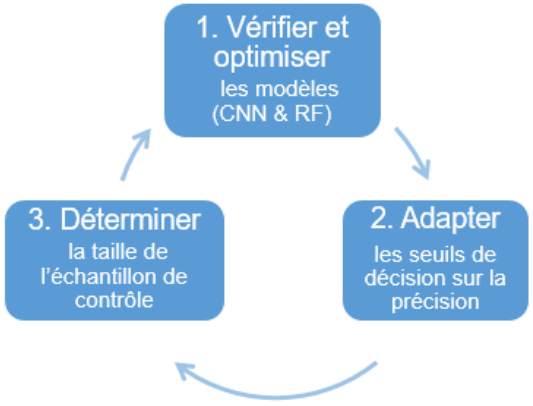
Amélioration continue de l'IA

Nous mettons également en œuvre avec l'IA une amélioration continue de la méthode d'automatisation, par une vérification semestrielle de ses prédictions à l'aide de l'échantillonnage mentionné plus haut. La taille et la distribution de cet échantillonnage sont définis en collaboration avec METH.

Dans un premier temps, 100% des points d'interprétation seront contrôlés visuellement par un expert, ce qui permettra de vérifier la robustesse du modèle et de garantir l'absence de biais que pourrait générer les nouvelles données utilisées pour AREA5. Ensuite une révision régulière des résultats sera faite en vérifiant les indicateurs définis dans le système qualité AREA. Ces indicateurs comprennent notamment les statistiques générées par l'outil IA (notamment la matrice de confusion) et les taux d'accord entre interprètes.

Une amélioration, si elle s'avère nécessaire, se déroule en 3 étapes :

1. Optimisation des modèles (nouvel apprentissage avec modification des hyper-paramètres)
2. Adaptation des seuils de décision sur la précision
3. Détermination de la taille de l'échantillon de contrôle



Tout changement de la méthode d'automatisation est strictement contrôlé par le système qualité AREA, impliquant une décision concordante de RU, GEO et METH, en satisfaction avec les critères qui ont été établis dans ce document.

2 Données

2.1 Données utilisées pour ADELE

Une étude sur les données de base a été menée, en deux étapes, durant les phases d'initialisation et de conception. Le résumé ci-dessous concerne les données utilisées par l'IA. Une description plus complète est présentée dans le Plan de gestion du projet[iii] (§3.3).

Données primaires

Les données primaires sont les données de référence utilisées pour la classification LC/LU. C'est en premier lieux sur la base des données primaires que sont décrites les règles pour l'interprétation visuelle. Ce sont également les données les plus importantes utilisées par l'IA pour générer la classification LC/LU d'un point d'échantillonnage. Les données primaires sont les bandes d'images aériennes stéréo L1 de swisstopo pour la classification (manuelle) et le produit orthophoto SWISSIMAGE, pour la classification par l'IA.

Les orthophotos SWISSIMAGE (ou ortho-images¨) sont un dérivé des bandes d'images L1. Elles sont issues du relevé aérien national effectué à intervalles réguliers par swisstopo. Ces données varient en termes de résolution spatiale (50 cm, 25 cm et 10 cm), spectrale (RGB et infrarouge), radiométrique (8 bits et 16 bits), et cadre de référence spatial. Ces éléments dépendent notamment du moment de l'acquisition.

Données secondaires

Les données secondaires sont les données qui - par opposition aux données primaires - sont des informations utiles pour l'utilisateur lorsqu'il effectue une classification LC/LU par interprétation visuelle d'un point d'échantillonnage, ainsi que pour la validation par des règles de plausibilité simples.

Le sous-ensemble suivant de ces données secondaires est aussi utilisé pour la classification automatique par l'IA :

- Informations des images satellites Landsat 5, 7 et 8, principalement utilisées pour les caractéristiques temporelles, telles que la dynamique saisonnière de la végétation. La relativement faible résolution spatiale de ces images ne permet pas de les substituer aux

images aériennes de swisstopo, par contre, leur résolution temporelle élevée constitue une information complémentaire de première importance.

- SwissAlti3D : modèle altimétrique qui décrit la surface de la Suisse sans végétation ni constructions, avec une précision de 0.3m à 3m suivant la région.
- Modèle de hauteur de la végétation du WSL, ou *Vegetationshöhenmodell*.
- Données de la mensuration officielle: occupation des sols, ou *amtliche Vermessung (AV) Bodenbedeckung*.
- Modèle topographique du paysage, ou *Topografisches Landschaftsmodell* (TLM). Les couches pertinentes sont la couverture du sol et les surfaces à utilisation spécifique.
- Surfaces agricoles, ou *Landwirtschaftliche Nutzungsflächen (LNF)*.

Un ensemble de données est enregistré régulièrement (généralement chaque année) dans la base de géodonnées et traité pour être utilisé dans la statistique de la superficie. Les points d'échantillonnage sont croisés avec l'ensemble de données secondaires et la valeur/catégorie survenant au point d'échantillonnage est stockée dans la base de données avec l'année de référence.

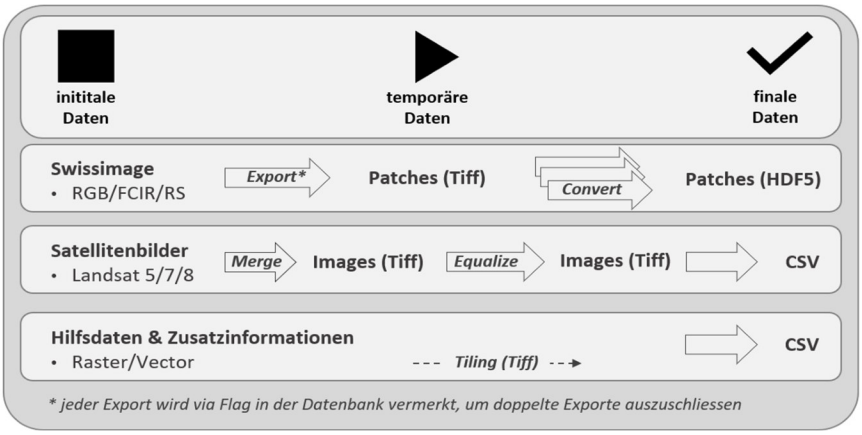
Le tableau suivant présente un résumé des données secondaires utilisées par l'IA avec l'état des données et le nombre de points d'échantillonnage (SP) concernés.

Sekundärdatensatz	**Datenstand**	**Anzahl SP**	**in % der CH**
SwissAlti 3D (Height, Slope, Aspect)	2020	4'164'197	100
Vegetationshöhenmodell (CHM)	2012-2019	4'164'197	100
Amtliche Vermessung (AV) Bodenbedeckung	2020	3'738'462	90
TLM Bodenbedeckung	2012-2019	2'875'322	69
TLM Nutzungsareale	2012-2019	74'272	2
Landwirtschaftliche Nutzungsflächen LNF	2020	1'130'450	27
* Bauzonen	2017	233'993	6
* Landwirtschaftliche Zonengrenzen	2019	4'128'433	99
* Biogeografische Regionen	2004	4'128'403	99

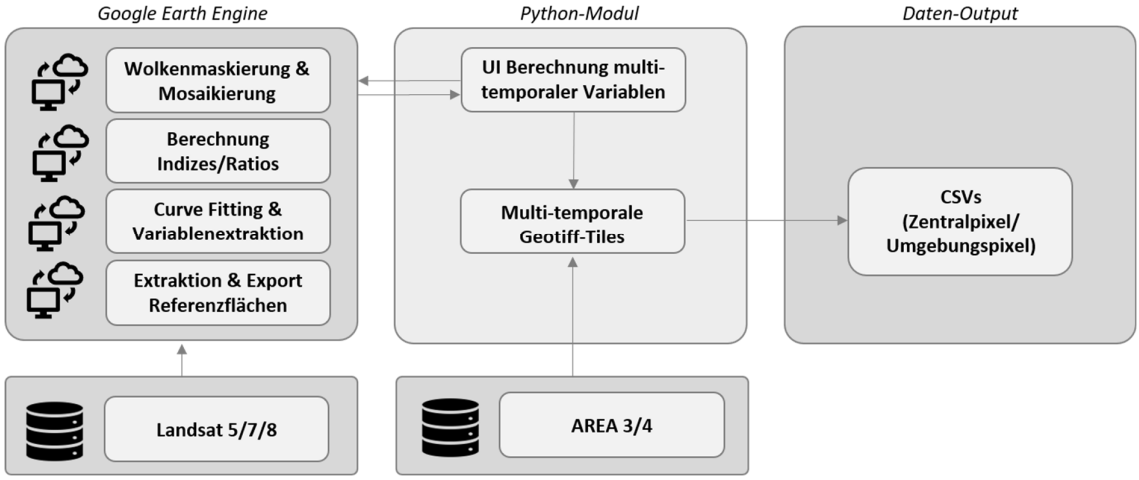
* Ces ensembles de données seront prises en compte à l'avenir après réévaluation dans le contexte de l'amélioration continue.

2.2 Préparation des données

La préparation des données fait l'objet d'une partie importante de l'outil IA[vi], représentée dans le diagramme ci-dessous. Elle consiste à relier les données primaires et secondaires, effectuer des étapes de prétraitement spécifiques et générer les données finales pour les étapes de classification et de détection des changements. Chaque étape est paramétrable via un fichier de configuration et le résultat sauvegardé dans un fichier log qui constitue une part de la documentation. L'implémentation est réalisée dans le langage de programmation Python.



Certaines étapes de traitement des données satellitaires ont été effectuées dans l'environnement *Google Earth*, également via une interface Python, comme illustré dans le diagramme suivant.



L'intégration d'autres jeux de données est envisageable dans de futurs développements, mais dépend de leur exhaustivité et de leur actualité. En particulier, le registre des bâtiments et des logements GWR serait intéressant pour la classification, mais il n'a pas été prétraité jusqu'à présent en raison de la difficulté à reconstituer un jeu de données dont l'état correspondrait à celui des images aériennes.

2.3 Sélection et préparation des données

A travers l'outil IA, il est possible de comparer les performances des modèles RF en variant les données utilisées. Ceci a permis d'observer une forte augmentation de la précision grâce au données satellites, et également de confirmer la pertinence de l'utilisation des autres données auxiliaires.

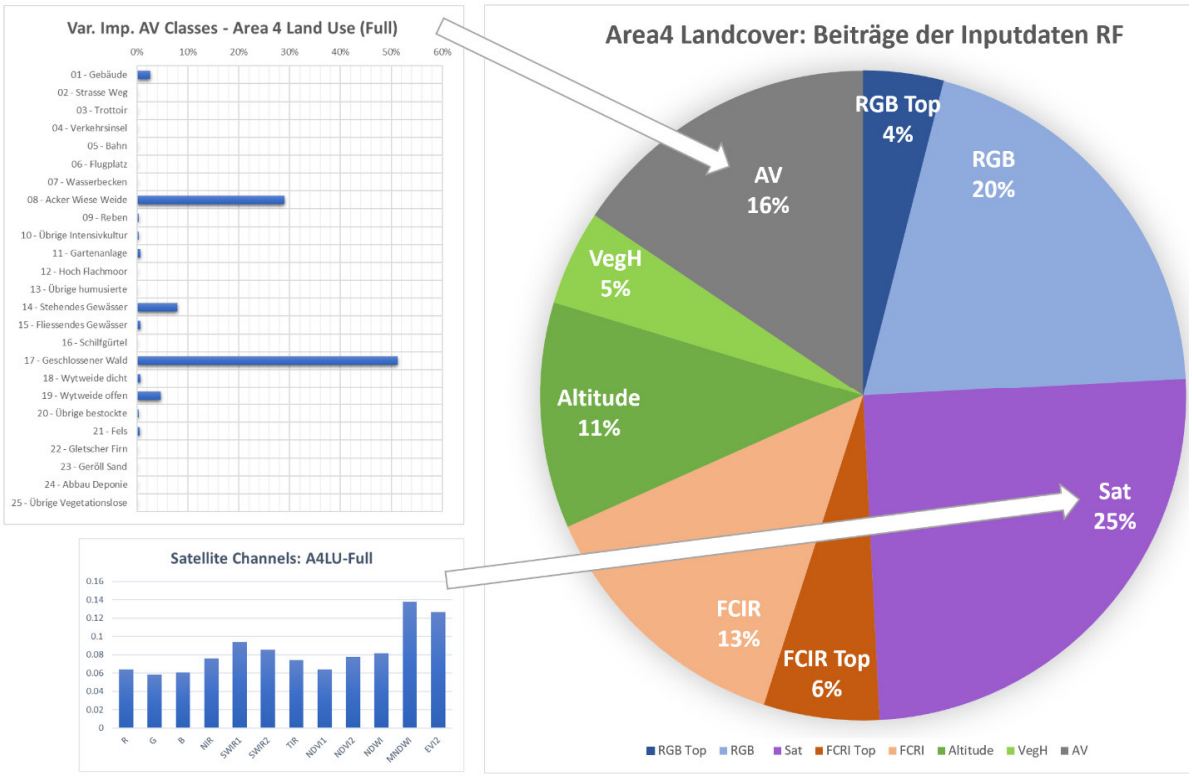
La préparation des données suit un certain nombre de processus, documentés et entièrement reproductibles. Les points suivants sont à relever :

- Certaines données en entrée ne sont pas normalisées avant leur intégration dans le modèle RF (l'ordre prime sur la valeur absolue).
- La préparation des données satellite requiert l'extraction d'indices et leur normalisation.
- Certaines métriques sont extraites des données brutes afin que le modèle RF dispose d'informations variées, tout en évitant une augmentation exponentielle du volume de données (voir exemple d'extraction de métriques plus bas).

- Les variables catégorielles sont transformées par un encodage « 1 parmi n ».

Les calculs RF permettent à la fois une mesure directe de l'importance des variables et une estimation de la composition du résultat de la classification. Il convient de noter que l'énoncé de l'importance des variables est qualitativement comparable à la production d'une PCA utilisée pour expliquer les proportions de variance des différentes composantes. Plus précisément, les importances des variables sont calculées en utilisant les coefficients de « Gini » comme fréquence normalisée, utilisée par l'algorithme dans la division de l'arbre au cours de l'entraînement.

Le diagramme ci-dessous présente trois exemples de représentation de l'importance des variables pour la classification LU d'AREA4 dans le modèle RF. A droite, le diagramme circulaire présente l'importance globale pour la classification de chaque groupe de variables, soit les données de la classification CNN (images aériennes RGB et FCIR), les séries chronologiques extraites des images satellite et les données secondaires disponibles (modèle d'élévation, hauteurs de végétation, cadastre). En haut à gauche, le diagramme en barre horizontale présente l'importance de la variable AV (*Amtliche Vermessung* ou mensuration officielle) pour chaque classe séparément. En bas à gauche, le diagramme en barre verticale présente séparément l'importance des différentes bandes et indices provenant des images satellites.

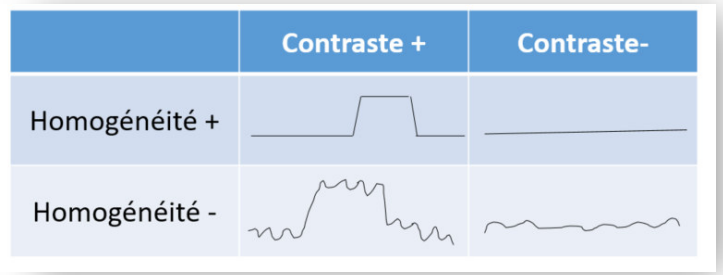


Exemples de représentation de l'importance des variables (LU)

Exemple d'extraction de métriques (feature engineering)

Certaines données font l'objet d'extraction de métriques (*features*) pour leur introduction dans le modèle RF. Par exemple, pour renseigner le modèle sur la structure de la végétation aux alentours du point d'échantillonnage, une dizaine de métriques locales sont calculées sur la base du modèle de hauteur de végétation CHM. Les variables « homogénéité » et « contraste » sont calculées sur la base d'une matrice GLCM (*Gray-Level Co-Occurrence Matrix*) telle que définies dans la librairie *scikit-learn*. Ces deux variables permettent d'informer le système quant à divers types de texture de la végétation.

L’illustration ci-dessous présente un exemple remarqué dans de nombreux cas : une forêt de connifère se distingue d’une forêt de feuillus par une valeur d’homogénéité plus faible, alors que les deux types de forêt ont un contraste élevé.



2.4 Données produites par ADELE

Le résultat de l'étape de prédiction est constitué de vecteurs de classification de l'utilisation et de la couverture du sol avec des probabilités et des mesures de confiance, pour chaque point d’échantillonnage transmis en entrée. De même un vecteur de détection de changement est produit, comme décrit plus en détail dans la méthodologie présentée au §3.1.

Les résultats de l'étape de validation sont constitués de statistiques standard prédéfinies, pour la plupart issues des matrices de confusion (chap. 4).

3 Apprentissage automatique

3.1 Méthodologie

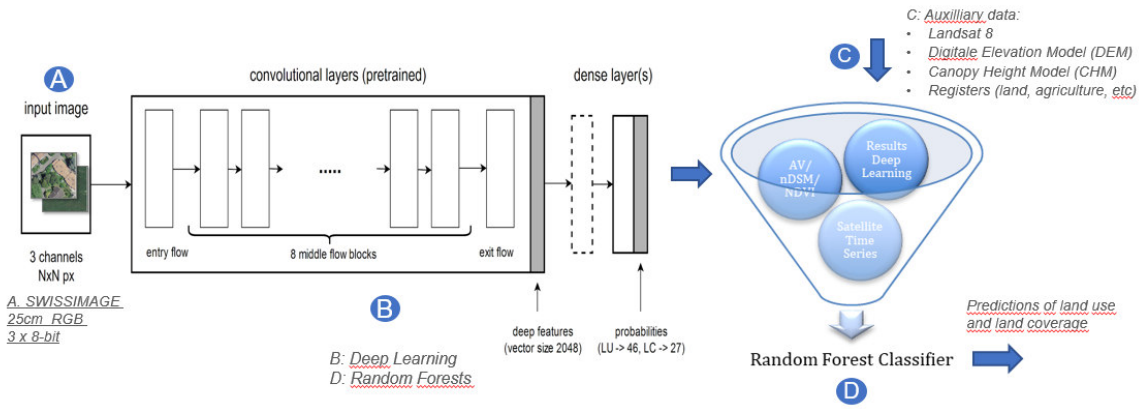
L'apprentissage automatique ou *machine learning* est le champ d'étude de l'IA qui se fonde sur des approches mathématiques et statistiques pour donner aux ordinateurs la capacité d'apprendre à partir de données, c'est-à-dire d'améliorer leurs performances à résoudre des tâches sans être explicitement programmés pour chacune.

Parmi les méthodes d'apprentissage qui ont émergé pour la reconnaissance d'images, les réseaux neuronaux convolutifs ou *convolutional neural networks* (CNN), dont le *deep learning* est un cas particulier, sont bien adaptés aux statistiques sur l'utilisation et la couverture du sol pour lesquelles les données d'apprentissage sont disponibles en très grande quantité. Des modèles tels que *Xception* sont préformés sur *ImageNet* et disponibles gratuitement, mais limités à 3 canaux d'entrée. Notre algorithme est donc étendu en utilisant un modèle de forêt aléatoire, ou *random forest* (RF), pour la post-classification. Cette étape supplémentaire est capable de fusionner des données auxiliaires et permet d'améliorer considérablement la précision des prédictions.

Le rôle des CNN dans la méthodologie est d’extraire des éléments caractéristiques des images et l’information associée. L’utilisation de CNN en conjonction à des ortho-images de hautes résolution est bien adapté à la tâche de classification pour la statistique de la superficie.

Classification

Le diagramme ci-dessous présente le fonctionnement général de la classification par IA. La première étape (A et B) est utilisée pour la pré-classification par CNN sur la base d'images aériennes. La deuxième étape (C et D) applique un algorithme RF permettant la fusion des données secondaires telles que l'imagerie satellite, les modèles numériques de hauteur ou le relevé cadastral permettant d'améliorer considérablement la précision globale des prévisions. Le vecteur final (D) contient les probabilités des classes LU et LC prédites.



Classification par IA en deux étapes

Détection de changement

L'algorithme de détection de changement se repose essentiellement sur les modèles CNN de classifications directes : la différence des vecteurs de probabilités de deux enquêtes successives sont injectés dans un modèles RF avec les informations additionelles standard. Ce modèle RF classifie les entrées en changement ou non-changement. La comparaison entre les enquêtes se fait après la prédiction CNN, ce qui pourrait s'apparenter à une détection de changement post-classification. Le rôle des CNN est dans ce cas d'extraire une information de la texture de l'image sur laquelle le modèle RF se base pour prédire la classification. De ce point de vue, on retrouve bien une détection de changement pré-classification de la part du modèle RF.

3.2 Echantillonnage

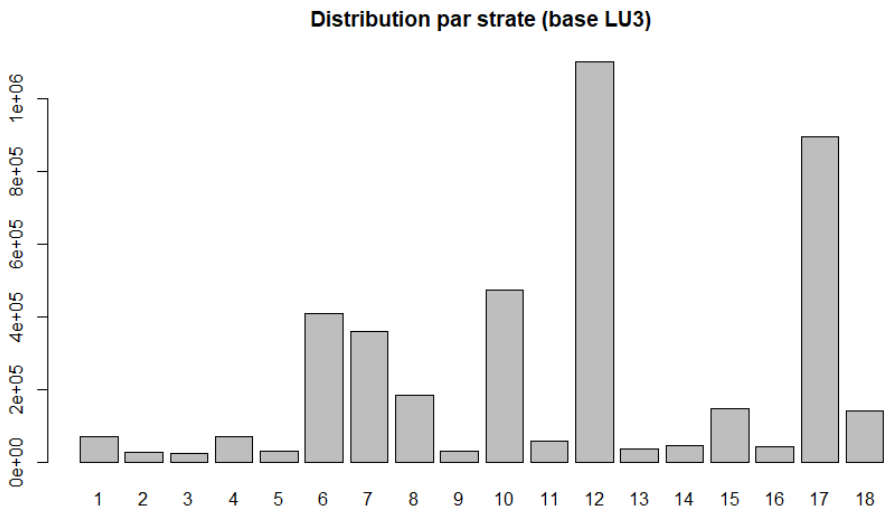
Certaines classes et certaines combinaisons LC/LU sont surreprésentées. L'entrainement du prototype IA sur l'ensemble de la Suisse nous oblige donc à procéder à un échantillonnage aléatoire stratifié de nos données afin de garantir une répartition équilibrée des images pour l'ensemble des classes et des combinaisons LC/LU.

Le plan de sondage est élaboré comme suit. Pour chaque classe LU et LC nous identifions dans un premier temps les classes qui ont un nombre supérieur ou égale à 20'000 points. Cela représentera nos strates de base. Pour LU cela représente 17 classes sur 46, et pour LC 18 classes sur 27. Pour les classes qui ont un nombre de points inférieur à 20'000, nous les regroupons toutes dans une même strate commune. En se basant sur les résultats d'AREA 3, nous avons les distributions par strate suivantes :

Pour LU

Strates	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Classes	103	105	107	122	201	221	222	223	241
Nb. points	69'966	28'056	26'052	71'193	30'809	410'670	358'821	184'790	31'290

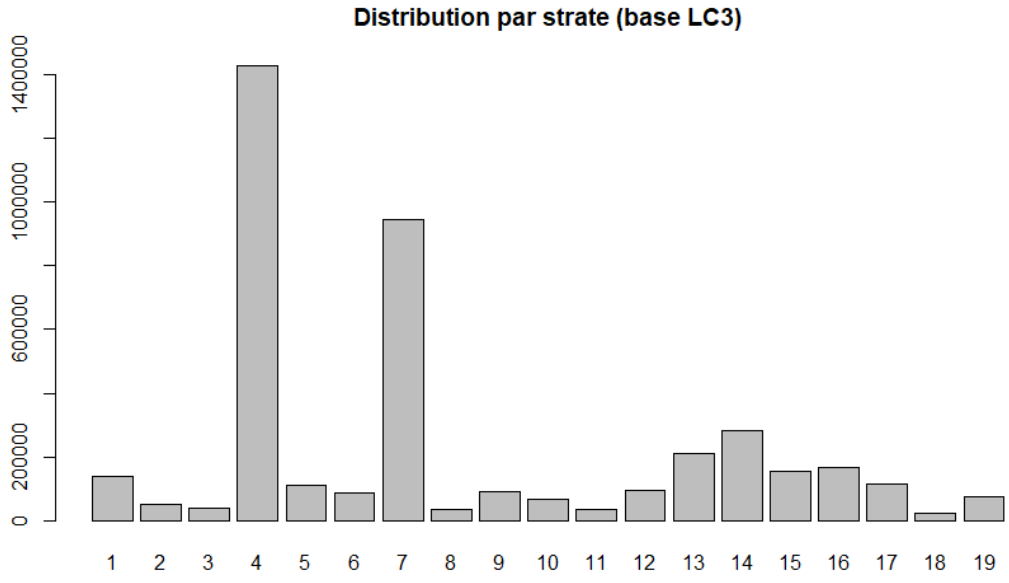
Strates	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Classes	242	243	301	303	304	401	402	421	Reste
Nb. points	473'883	59'324	1'101'379	36'257	45'871	147'586	42'570	895'674	141'595



Pour LC

Strates	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Classes	11	12	15	21	31	32	41	43	44
Nb. points	141’213	50’658	39’950	1'425’601	111’399	88’413	943’029	35’530	92’496

Strates	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
Classes	45	46	47	51	52	53	61	62	63	Reste
Nb. points	67’081	36’767	96’230	209’752	282’434	154’007	166’392	115’211	22’908	76’715



En croisant les informations de ces strates pour LU et LC, nous obtenons la distribution croisée suivante :

strates_lu \ strates_lc	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
1	14195	13523	17277	1363	61	60	120	109	146	0	707	1128	1	93	12	8	0	18	21145
2	6586	7740	7947	176	23	9	10	10	4	0	148	122	1	18	2	5	0	3	5252
3	11182	9344	653	1666	9	31	1	5	7	0	104	261	0	258	100	14	0	3	2414
4	63598	19	92	5436	397	318	0	0	0	0	845	109	39	101	66	0	0	1	172
5	0	0	0	1589	0	0	7	7	943	0	50	19630	0	0	0	0	0	0	8583
6	0	0	0	409334	0	0	0	0	0	0	1160	91	0	0	0	0	0	0	85
7	0	0	0	338975	0	388	0	0	1014	0	7920	7182	0	0	0	0	0	3226	116
8	0	0	0	165977	0	1696	0	0	2177	0	6096	8387	0	0	263	0	0	194	0
9	0	0	0	25507	0	652	0	0	677	0	416	1511	0	0	31	0	0	2495	1
10	0	0	0	340246	0	47428	0	0	18991	0	4196	22067	0	0	31994	0	0	8961	0
11	0	0	0	57917	0	0	0	0	363	0	57	933	0	0	0	0	0	54	0
12	0	0	0	0	0	0	942326	35072	48757	67013	0	0	0	0	0	0	0	0	8211
13	0	0	0	1308	15208	3158	0	0	9498	0	712	5035	1	372	723	0	0	7	235
14	0	0	0	962	22659	3221	0	0	9630	0	899	7538	11	246	548	0	0	2	155
15	11	0	0	71	21	16	0	0	0	0	334	30	62	497	25	145610	0	52	857
16	64	0	0	2796	980	572	0	0	0	0	8034	509	681	7798	638	20348	0	76	74
17	0	0	0	60698	69277	28722	0	0	0	0	2652	20410	208657	263187	117566	0	115193	7754	1558
18	45577	20032	13981	11580	2764	2142	565	327	289	68	2437	1287	299	9864	2039	407	18	62	27857

Sur cette base et pour garantir un échantillon minimum de 20'000 points par ligne et colonne, nous calculons dans un premier temps pour chaque colonne les probabilités d'inclusion. Cela correspond à calculer 20'000 divisé par la somme de la colonne en question.

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]	[,6]	[,7]	[,8]	[,9]	[,10]	[,11]	[,12]	[,13]	[,14]	[,15]	[,16]	[,17]	[,18]	[,19]
[1,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[2,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[3,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[4,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[5,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[6,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[7,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[8,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[9,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[10,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[11,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[12,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[13,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[14,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[15,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[16,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[17,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[18,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.014	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.544	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607

Pour les lignes nous procédons de la même manière. Il s'agit de 20'000 divisé par la somme de la ligne en question.

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]	[,6]	[,7]	[,8]	[,9]	[,10]	[,11]	[,12]	[,13]	[,14]	[,15]	[,16]	[,17]	[,18]	[,19]
[1,]	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859
[2,]	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129
[3,]	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677
[4,]	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809
[5,]	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492
[6,]	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487	0.0487
[7,]	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557	0.0557
[8,]	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082	0.1082
[9,]	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392
[10,]	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422	0.0422
[11,]	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371
[12,]	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182	0.0182
[13,]	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516
[14,]	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360
[15,]	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355
[16,]	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698
[17,]	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223	0.0223
[18,]	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412

Pour garantir un total minimum de 20'000 points par ligne et colonne, nous combinons les deux tableaux en retenant pour chaque cellule la valeur maximale des cellules correspondantes de nos deux tableaux. Nous obtenons ainsi les probabilités d'inclusion suivantes :

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]	[,6]	[,7]	[,8]	[,9]	[,10]	[,11]	[,12]	[,13]	[,14]	[,15]	[,16]	[,17]	[,18]	[,19]
[1,]	0.2859	0.3948	0.5006	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.5629	0.2859	0.2981	0.5440	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.8731	0.2859
[2,]	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.8731	0.7129
[3,]	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.8731	0.7677
[4,]	0.2809	0.3948	0.5006	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.5629	0.2809	0.2981	0.5440	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.8731	0.2809
[5,]	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.8731	0.6492
[6,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.0487	0.1795	0.2262	0.0487	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[7,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.0557	0.1795	0.2262	0.0557	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[8,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.1082	0.1795	0.2262	0.1082	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.1082	0.1082	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[9,]	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.8731	0.6392
[10,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.1082	0.1795	0.2262	0.0422	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[11,]	0.3371	0.3948	0.5006	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.5629	0.3371	0.3371	0.5440	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.8731	0.3371
[12,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.0182	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[13,]	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5629	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.8731	0.5516
[14,]	0.4360	0.4360	0.5006	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.5629	0.4360	0.4360	0.5440	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.8731	0.4360
[15,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.1355	0.1795	0.2262	0.1355	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1736	0.8731	0.2607
[16,]	0.4698	0.4698	0.5006	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.5629	0.4698	0.4698	0.5440	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.8731	0.4698
[17,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.0223	0.1795	0.2262	0.0223	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	0.2607
[18,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.1412	0.1795	0.2262	0.1412	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.1412	0.1412	0.1412	0.1412	0.1736	0.8731	0.2607

De plus, afin de garder dans l'échantillon les petites classes regroupées dans la strate 18 pour LU et 19 pour LC, nous proposons de forcer le tirage de ces points en leur fixant une

probabilité d'inclusion égale à 1. Ainsi nous obtenons le tableau des probabilités d'inclusion final suivant :

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]	[,6]	[,7]	[,8]	[,9]	[,10]	[,11]	[,12]	[,13]	[,14]	[,15]	[,16]	[,17]	[,18]	[,19]
[1,]	0.2859	0.3948	0.5006	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.5629	0.2859	0.2981	0.5440	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.2859	0.8731	1
[2,]	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.7129	0.8731	1
[3,]	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.7677	0.8731	1
[4,]	0.2809	0.3948	0.5006	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.5629	0.2809	0.2981	0.5440	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.2809	0.8731	1
[5,]	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.6492	0.8731	1
[6,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.0487	0.1795	0.2262	0.0487	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	1
[7,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.0557	0.1795	0.2262	0.0557	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	1
[8,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.1082	0.1795	0.2262	0.1082	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.1082	0.1082	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	1
[9,]	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.6392	0.8731	1
[10,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.0422	0.1795	0.2262	0.0422	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	1
[11,]	0.3371	0.3948	0.5006	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.5629	0.3371	0.3371	0.5440	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.3371	0.8731	1
[12,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.0182	0.1795	0.2262	0.0212	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	1
[13,]	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5629	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.5516	0.8731	1
[14,]	0.4360	0.4360	0.5006	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.5629	0.4360	0.4360	0.5440	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.4360	0.8731	1
[15,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.1355	0.1795	0.2262	0.1355	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.1355	0.1355	0.1355	0.1355	0.1736	0.8731	1
[16,]	0.4698	0.4698	0.5006	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.5629	0.4698	0.4698	0.5440	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.4698	0.8731	1
[17,]	0.1416	0.3948	0.5006	0.0223	0.1795	0.2262	0.0223	0.5629	0.2162	0.2981	0.5440	0.2078	0.0954	0.0708	0.1299	0.1202	0.1736	0.8731	1
[18,]	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1

Le tirage de l'échantillon se faisant à l'aide d'un tirage de Poisson, avec les probabilités d'inclusion nous pouvons calculer les tailles de tirage théorique par strate croisée. Nous avons ainsi les tailles suivantes par strate croisée :

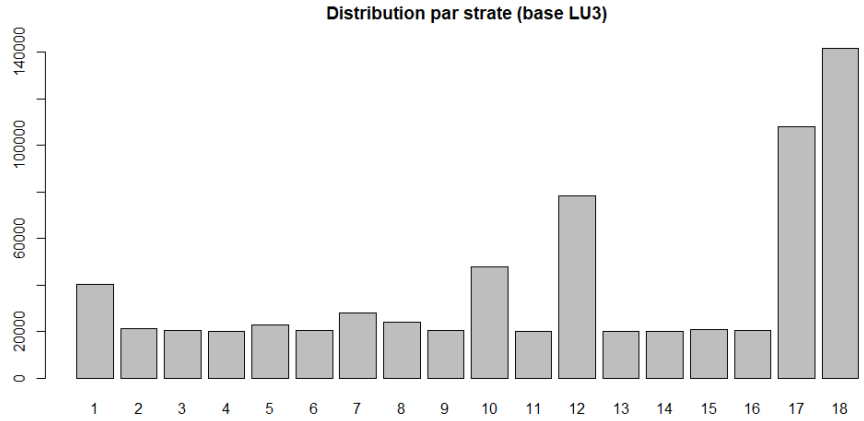
	strates_lc																		
strates_lu	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
1	4058	5339	8649	390	17	17	34	61	42	0	385	322	0	27	3	2	0	16	21145
2	4695	5518	5665	125	16	6	7	7	3	0	106	87	1	13	1	4	0	3	5252
3	8584	7173	501	1279	7	24	1	4	5	0	80	200	0	198	77	11	0	3	2414
4	17866	8	46	1527	112	89	0	0	0	0	460	31	11	28	19	0	0	1	172
5	0	0	0	1032	0	0	5	5	612	0	32	12743	0	0	0	0	0	0	8583
6	0	0	0	19935	0	0	0	0	0	0	631	19	0	0	0	0	0	0	85
7	0	0	0	18894	0	88	0	0	219	0	4308	1493	0	0	0	0	0	2816	116
8	0	0	0	17964	0	384	0	0	471	0	3316	1743	0	0	34	0	0	169	0
9	0	0	0	16304	0	417	0	0	433	0	266	966	0	0	20	0	0	2178	1
10	0	0	0	14360	0	10729	0	0	4106	0	2282	4586	0	0	4155	0	0	7823	0
11	0	0	0	19526	0	0	0	0	122	0	31	315	0	0	0	0	0	47	0
12	0	0	0	0	0	0	19985	19742	10543	19980	0	0	0	0	0	0	0	0	8211
13	0	0	0	722	8389	1742	0	0	5239	0	393	2777	1	205	399	0	0	6	235
14	0	0	0	419	9879	1404	0	0	4199	0	489	3287	5	107	239	0	0	2	155
15	2	0	0	10	4	4	0	0	0	0	182	6	8	67	3	19732	0	45	857
16	30	0	0	1314	460	269	0	0	0	0	4370	239	320	3664	300	9560	0	66	74
17	0	0	0	1355	12438	6497	0	0	0	0	1443	4242	19896	18637	15268	0	19997	6770	1558
18	45577	20032	13981	11580	2764	2142	565	327	289	68	2437	1287	299	9864	2039	407	18	62	27857

Avec un échantillon total de 697'347 points, nous avons les distributions suivantes pour LU et LC :

Pour LU

Strates	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Classes	103	105	107	122	201	221	222	223	241
Nb. points	40'507	21'509	20'561	20'370	23'012	20'670	27'934	24'081	20'585

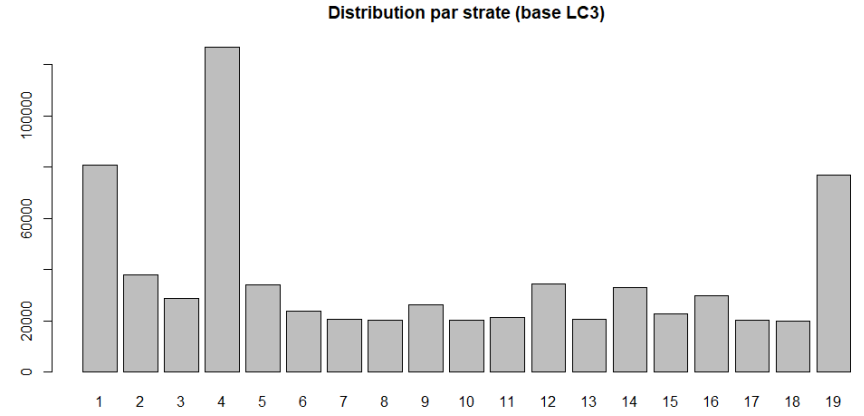
Strates	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Classes	242	243	301	303	304	401	402	421	Reste
Nb. points	48'041	20'041	78'461	20'108	20'185	20'920	20'666	108'101	141'595



Pour LC

Strates	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Classes	11	12	15	21	31	32	41	43	44
Nb. points	80’812	38’070	28’842	126’736	34’086	23’812	20’597	20’146	26’283

Strates	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
Classes	45	46	47	51	52	53	61	62	63	Reste
Nb. points	20’048	21’211	34’343	20’541	32’810	22’557	29’716	20’015	20’007	76’715



Cette méthode est facilement adaptable en fonction des besoins de la section. Des nouvelles strates peuvent être créées, ou des strates peuvent être agrégées entre elles. Le nombre minimum de points par strate LU ou LC peut aussi être adapté, et une mise à jour des probabilités d’inclusion peut être réalisée sur la base des nouveaux résultats d’AREA 4.

3.3 Modèles et paramètrage

Etape CNN

Les paramètres optimaux pour la mise en œuvre de l’étape CNN sont les suivants:

- Modèle CNN *Xception*
- Jusqu’à 20’000 échantillons d’images aériennes par classe
- Partitionnement 80-10-10% pour entraînement /test/calibrage
- LU: ~ 230’000 images dans le set d’entraînement (46 classes)
- LC: ~ 190’000 dans le set d’entraînement (27 classes)

- Taille des “tuiles” (sections d’images): 400px/100m, 300px/75m, **200px/50m**, 100px/25m (25cm per px)
- *Extra dense layer after convolutional layers (optimal without)*
- *Amount of trainable conv. blocks: all to none (optimal: 5-7 middle flow blocks and exit flow)*
- Augmentations: LC – *horizontal flips*; LU – aucun

Etape RF

Le modèle *ranger* de la librairie R *caret* a été utilisé pour le pilote IA[vi]. L’optimisation des paramètres a été améliorée dans l’implémentation actuelle sous Python, comme suit :

- Options de classifieurs : *XGBClassifier* de la librairie *XGBoost* ou *RandomForestClassifier* de la librairie *scikit-learn*
- Optimisation des hyper-paramètres par la méthode *gp_minimize* de la librairie *skopt*

3.4 Hardware utilisé

Le développement du prototype IA et notamment le module CNN a été finalisé à la FHNW sous système d’exploitation Windows 10 et un PC grand public Dell Precision Tower 5810, CPU Intel Xeon E5-1660 3.0GHz Octacore, 32GB RAM, GPU Nvidia Quadro K5200 8GB DDR5 with 2304 CUDA cores. Le module RF exploite exclusivement les capacités multi-tâches du processeur et favorise les architectures à 8 voire 16 coeurs.

L’outil final IA est installé à l’OFS sous système d’exploitation Windows 10 Pro 64 et un une station de travail Arealstat haut de gamme standard de l’OFIT HP Z4 G4, Intel® Xeon® W-2155 Processor (3.3 GHz, 10 coeurs), 64GB RAM, GPU NVIDIA® Quadro® P5000 16 GB GDDR5X. Trois disques dur 4 TB sont nécessaire pour le stockage et la préparation des images aériennes.

3.5 Programmation

L’outil IA est développé sous Windows 10. Le langage de programmation utilisé est Python en version 3.6. Les librairies sont installées dans un environnement isolé, ce qui permet de garantir son intégrité et protège les autres installations python présentes sur la même machine.

Le module CNN utilise l'environnement *Tensorflow* version 2.0 contrôlé et l'API *Keras* (version 2.2.4) contenu dans *TensorFlow 2*. Pour le calcul avec les GPU Nvidia, les librairies *CUDA* (*Toolkit 9.0*) et *cuDNN 7.0* sont utilisées pour les opérations d’apprentissage et de prédictions CNN en parallèle sur les cœurs CUDA. Pour le module RF, l'algorithme est parallélisé et utilise la librairie *scikit-learn* sous Python (précédemment Ranger sous R). Un algorithme d’optimisation des hyper-paramètre a été mis en place sur la base de composants scikit-learn.

4 Résultats

4.1 Leçons retenues de l’étude de faisabilité

The different approaches, or families of methods, have been assessed with five criteria: “reduced interpretation”, “accuracy”, “robustness”, “sustainability” and “adaptation cost” scored between one and five. The most promising approach is using aerial imagery and supervised deep features, providing a good balance between the five criteria. The change detection approach using aerial imagery and unsupervised deep features” follows, providing high potential for change detection.

The automatic classification performed with the selected approach based on deep features demonstrated that high accuracies could be reached on the most represented classes: LC 41, 21, 62 and LU 301, 421, 401, 221. These classes represent around 60% of the entire point classes. Additionally, it could be shown that a larger number of land cover and land use classes were correctly classified when considering the top-3 class predicted. This could support the expert in performing a fast interpretation from the 3 recommended classes.

4.2 Leçons retenues du Pilote IA

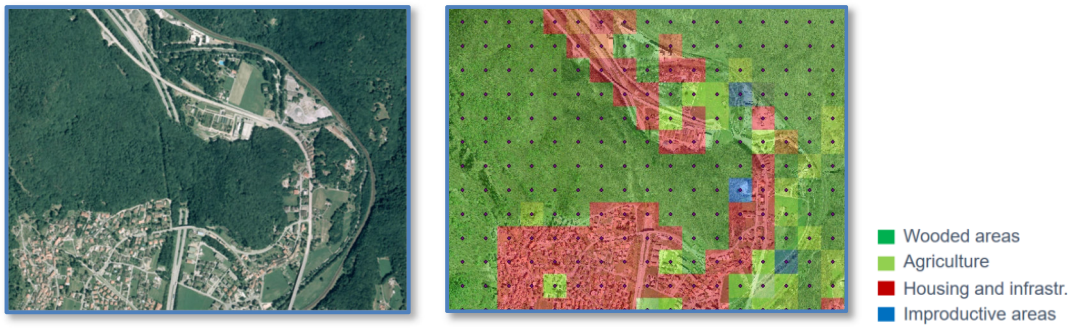
L'étude de faisabilité[i] menée en 2017 a fourni des résultats prometteurs, motivant une preuve de concept sous la forme d'un pilote IA conduite en 2019. Cette dernière a confirmé les résultats de l'étude sur un échantillon plus large de points d'échantillonnage (~200'000).

Les points principaux suivants ont été relevés:

- Pour les 27 classes de couverture du sol (LC), une précision ≥ 90% est atteinte pour 5 d'entre elles : plans d'eau (61), végétation herbacée (21 et 34), peuplement d'arbres (41) et glaciers (62). Ces classes représentent **81%** des points d'échantillonnage et présentent ainsi un fort potentiel d'automatisation.
- Pour les 46 classes d'utilisation du sol (LU), une précision ≥ 90% est atteinte pour 10 d'entre elles : Viticulture (202), terres arables (221), alpages (241), forêts (301), lacs (401), … Ces classes représentent **44%** des points d'échantillonnage et présentent ainsi un potentiel inférieur à LC mais intéressant pour l'automatisation.

Quelques classes ont une très faible précision et ont tendance à faire baisser la précision moyenne globale. Cela est dû en particulier à une forte asymétrie dans la distribution des classes sur l'échantillon considéré.

Une illustration des premiers résultats est donnée ci-dessous, pour un domaine inconnu de l'algorithme (Toricella-Taverne, Tessin) :

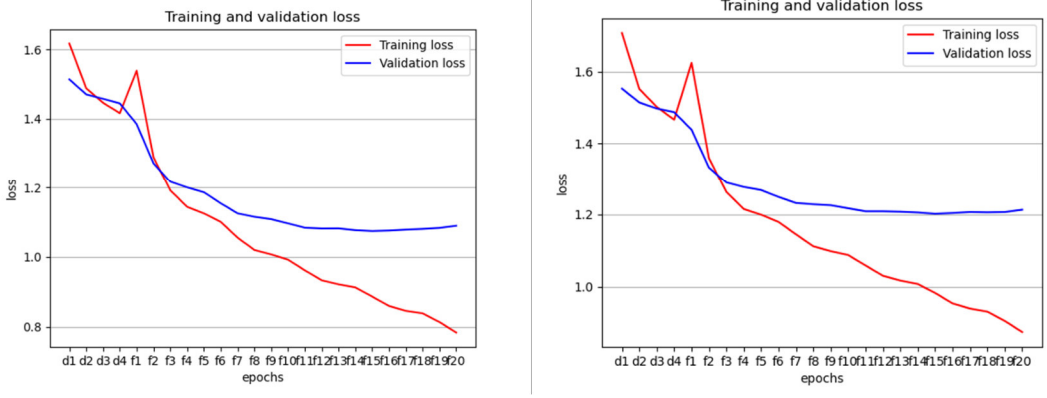


A gauche: image aérienne de Toricella-Taverne; au milieu : classification LC ; à droite : classes consolidées supérieures

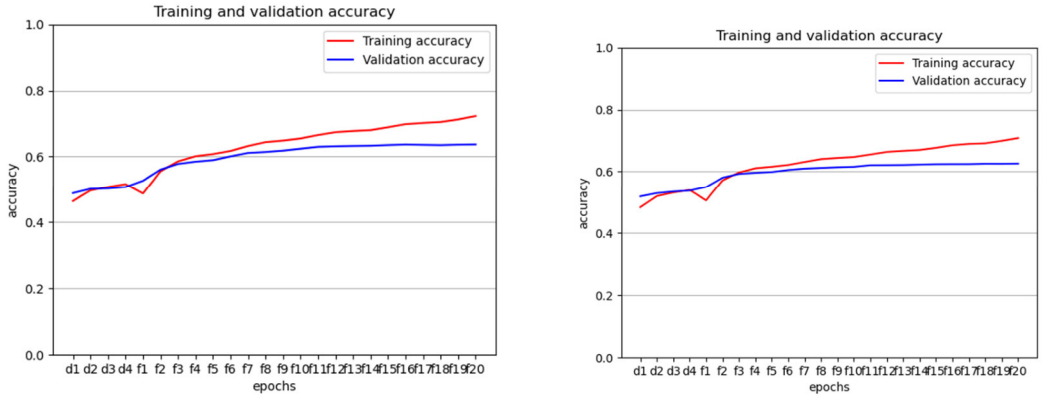
4.3 Apprentissage : AREA4

Etape CNN

Les diagrammes ci-dessous illustrent les valeurs d'*accuracy* (proportion de résultats justes) et de *loss* (valeur de la fonction de coût pour l'optimisation), pour LC et LU, observées au cours de l'entraînement, avec un maximum de 20 itérations de l'ensemble du jeu de données (ou *epochs*). Le temps de calcul était de respectivement 430 et 461 minutes pour les réseaux LC et LU, avec le matériel décrit au §3.4.



A gauche: diagramme « loss » pour LC; à droite: pour LU



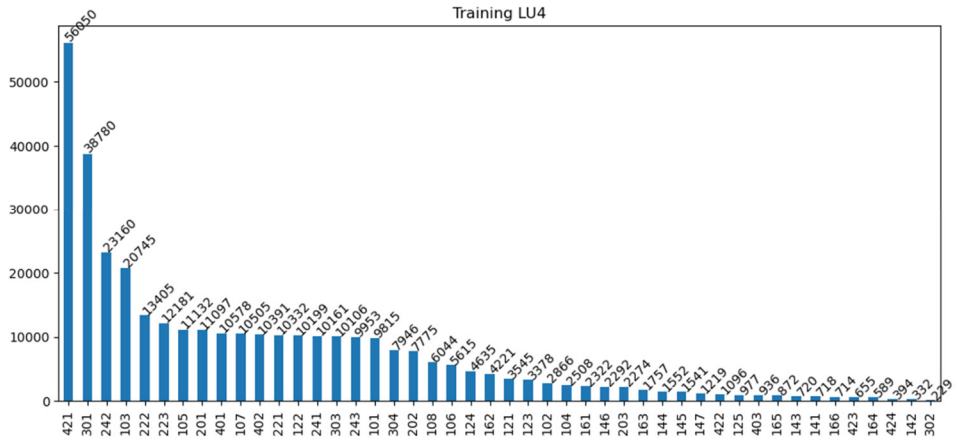
A gauche: diagramme « accuracy » pour LC; à droite: pour LU (les époques dX *et* fX *correspondent respectivement aux étapes « denses » et « fine-tuning »)*

En considérant les données d'entrainement, de validation et les paramètres fixés, ce type de graphe a pour but de sélectionner un modèle optimal au cours de l'apprentissage du modèle. Celui-ci est identifié lorsque la courbe de perte pour les données de validation atteint un minimum (respectivement un maximum pour la valeur d'*accuracy*). On observe que la perte estimée pour le set de données de validation (courbe en bleu) reste stable par rapport à celle estimée pour le set de données d'entraînement (courbe en rouge). En pratique, un bloc « early stopping » est utilisé lors de l'entraînement, qui stoppe l'entraînement lorsque la précision sur le set de validation n'augmente plus. Intégré à ce bloc, un paramètre de « patience » est utilisé, afin d'être résilient à de petites oscillations de la précision.

Il n'y a ici a priori pas de sur-ajustement, pour lequel un modèle correspondrait trop étroitement à l'ensemble de données d'entraînement. Ceci est assuré par l'utilisation d'un ensemble de test pour l'évaluation finale des performances du modèle.

Le diagramme ci-dessous présente la distribution de points *pour les classes LU*, selon la méthode d'échantillonnage décrite au §3.2, répartie en trois sets de données comme suit :

- Apprentissage (entraînement et validation) 50%
- Tests (mesure de performance) 25%
- Calibration des seuils du catalogue des classes 25%



Nombre de points pour l'apprentissage par classe LU

Une vérification des répartitions de l'échantillonnage sera effectuée à chaque révision des résultats, en cours d'enquête, afin d'augmenter la précision des classes les moins fournies, par exemple en augmentant le ratio en faveur de l'entraînement. L'outil IA permet de varier la proportion de points pour chaque ensemble.

Etape RF

Trois modèles RF ont été entraînés, pour les classifications LC et LU ainsi que pour la détection de changement. Leur performance a été mesurée par analyse de l'ensemble de tests. Par rapport aux résultats du prototype IA, les métriques de précisions sont plus équilibrées entre les classes. Par exemple, on ne trouve que 3 classes pour la classification LC qui affichent un score F1 plus petit que 0.5, alors que 14 classes étaient dans ce cas auparavant. Egalement, on trouvait 18 classes pour la classification LU avec un score F1 plus petit que 0.5 alors que l'on n'en trouve plus que 11 dans le modèle actuel. Par contre, la précision des classes les plus représentées est moins bonne dans les modèles actuels que dans le prototype. Cette équilibrage des métriques de précisions peut être expliqués par l'échantillonnage plus équilibré par rapport au prototype (§3.2).

4.4 Résultats de la détection du changement

Test de prédiction sur deux cartes nationales (1215 et 1235)

Un test de prédiction a été effectué à l'OFS en 2020 sur les cartes nationales 1215 et 1235, pour un total de 39'603 de points d'échantillonnage encore inconnus de l'algorithme au moment de l'exécution. La fréquence des classifications les plus significatives est d'environ 20 classes LC et 30 classes LU. Les modèles utilisés étaient issus du Pilote IA pour la partie CNN, ré-entraînés sur le set de données disponibles pour la partie RF.

Un seuil de 50% du total prédits comme non-changés a été fixé, soit 19'530 des points d'échantillonnage. Ce choix est inspiré des conclusions de l'étude de faisabilité. Etant donné qu'environs 5% des points changent chaque année, un seuil à 5% devrait donner assez de marge pour enlever beaucoup d'erreur de détection de changement. Ce filtrage de 50% des point permettrait d'atteindre les objectifs d'augmentation de vitesse pour l'interprétation d'une enquête. Après interprétation visuelle, nous avons observé 286 faux positifs, c'est-à-dire la proportion des points changés par l'interprète parmi l'ensemble des points prédits non-changés. La précision atteinte est ainsi de **97%** pour ce test.

Un questionnaire sur ces 286 faux positifs a été soumis aux interprètes et a abouti à la définition d'amélioration des modèles de l'outil IA.

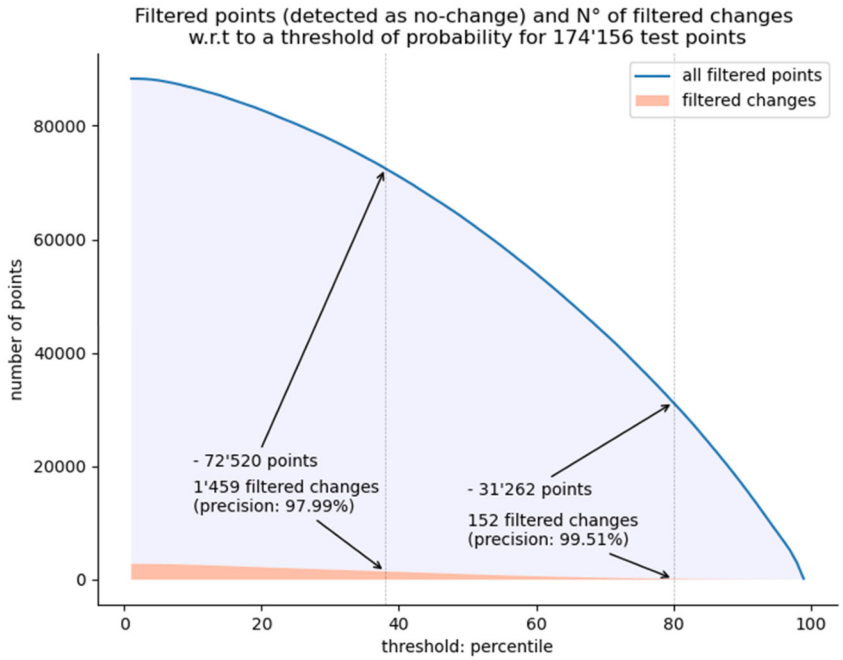
Parmi les observations les plus intéressantes, il ressort les deux points suivants :

- L'évaluation de la densité des arbres (notamment les buissons), leur hauteur, leur texture et leur contour est souvent possible seulement en vision stéréoscopique
- La précisions pourrait être même supérieure, car certains des 286 points ont relevé un désaccord entre interprètes, un problème de définition du catalogue ou une erreur de l'interprète

Test de prédiction sur l'ensemble de la Suisse (AREA4)

Une prédiction a été effectuée en 2021 sur le set de test issu de l'échantillonnage défini au chap. 3.2., duquel sont préalablement retirés les points pour lesquels la classification prédite pour AREA4 (celle avec la probabilité maximum) est différente de l'interprétation visuelle d'AREA3. Le diagramme ci-dessous présente des exemples de seuil sur la distribution de probabilité, le nombre de points correspondants filtrés (c'est-à-dire non-changés) et la précision correspondante.

Pour un seuil de précision de 98%, 41% de points filtrés représentent un potentiel de gain élevé de productivité (+1'600'000 points), avec une erreur du même ordre de grandeur que l'incertitude de l'interprétation visuelle (~2%). Pour une précision de 99.5%, le nombre de points filtrés de 18% reste intéressant.



Prédiction sur AREA5

Le seuil de précision de la prédiction est fixé à 98%, ce qui correspond aux meilleurs taux d'accord de l'interprétation visuelle des classes LC/LU. Pour AREA5, un potentiel de 41% de points pourront être prédits non-changés, représentant le gain principal de productivité.

4.5 Résultats de la classification

AREA4

Une prédiction a été effectuée en 2021 sur le set de calibration issu de l'échantillonnage défini au §3.2, issu des points d'interprétation d'AREA4. Les diagrammes sont présentés dans un catalogue des classes en annexe 0, selon le modèle présenté au §4.6.

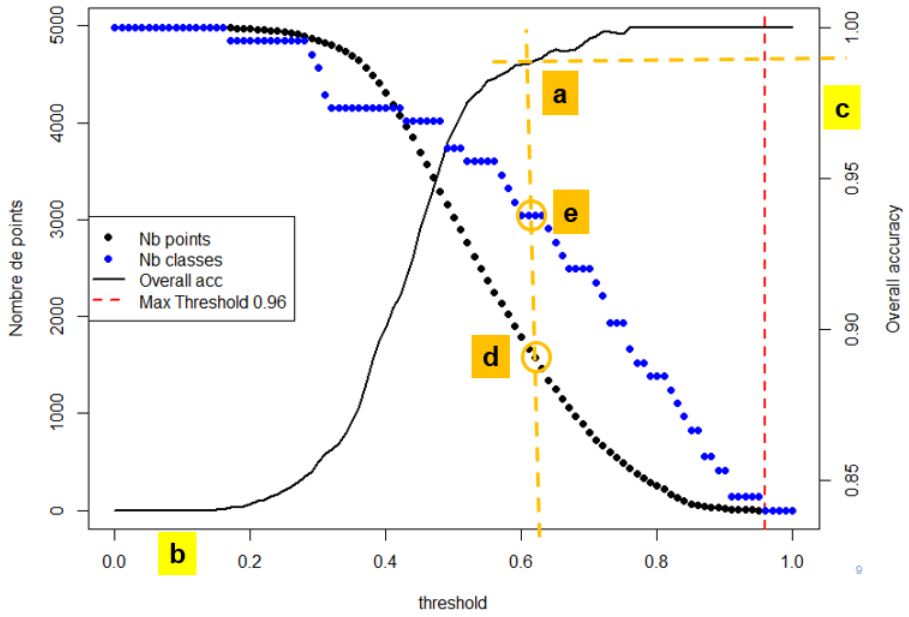
AREA5

La classification automatique et les seuils de précision sont encore à optimiser avec le soutien de METH, sur la base catalogue des classes.

La classification et les probabilités calibrées seront cependant utilisée dès le départ comme aide à l'interprétation visuelle et pour la vérification de cette dernière (accord avec la prédiction), ce qui représente un gain secondaire de productivité.

4.6 Robustesse de l'outil ADELE (exemple)

Un exemple d'analyse de seuil est présenté dans le diagramme ci-dessous pour un petit ensemble de points (5000 pts) disposant des résultats de l'interprétation. Un seuil est fixé sur la probabilité de classification (~0,65 sur l'axe "b") avec comme résultat une précision réelle mesurée à partir des valeurs de vérité de terrain (~0,97 sur l'axe "c"). Les effets secondaires de ce seuil sont une diminution des points prévus (~1500 "d") et une diminution des classes prévues ("e").



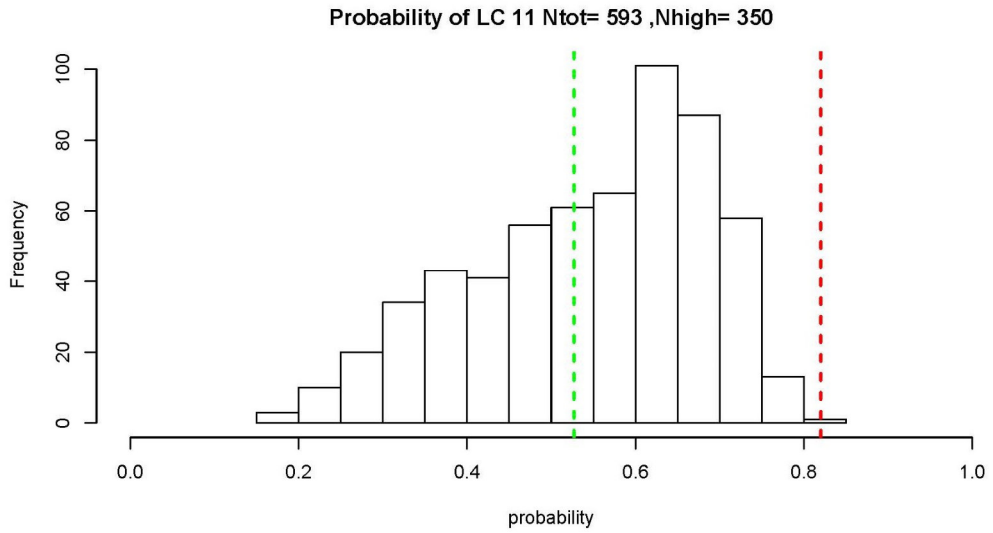
4.7 Détermination des valeurs seuil

Sur la base des résultats de l'exemple montré au chapitre précédent, nous proposons ici une méthode de validation et de sélection de points dont la classification peut être retenue avec une haute probabilité.

Pour rappel, une fois le modèle entrainé sur des données en période *T-1*, nous devons identifier les critères selon lesquels nous acceptons la prédiction faite par le système sur un nouveau point en période *T*. Mis à part les résultats de la prédiction pour ce nouveau point (change/no-change, classe LU, classe LC), nous avons aussi à disposition la valeur de probabilité retournée par l'algorithme *random forest* pour ce point et pour chaque prédiction possible (change/no-change, classe LU, classe LC). L'idée principale est de garder les résultats des prédictions d'un point si et seulement si les valeurs de probabilité pour ces prédictions sont supérieures ou égales à un certain seuil.

Les seuils sont construits pour chaque classe LU et LC de la manière suivante. Sur la base des données *T-1* du set de calibration (qui sont de la même nature que celles utilisées pour l'entrainement du modèle, mais indépendant à celles-ci), on regroupe pour chaque classe LU

et LC les données prédites par le modèle. Une fois ces données regroupées, nous observons la distribution des valeurs de probabilité pour la prédiction en question. Le seuil sur la valeur de probabilité est ensuite défini pour qu'il coïncide au niveau de précision souhaité.



Dans l'exemple de la figure ci-dessus, l'ensemble des points auxquels l'algorithme prédit la classe LC11 sont regroupés. Le seuil de probabilité est fixé de manière à ce que l'« accuracy » calculée sur tous les points qui ont une probabilité supérieure ou égale à ce seuil soit égale à 0,9. En l'occurrence, pour cette exemple, le seuil sur les probabilités doit être fixé à 0.527 (en vert). La ligne rouge indique la valeur maximale de probabilité pour ce groupe de point.

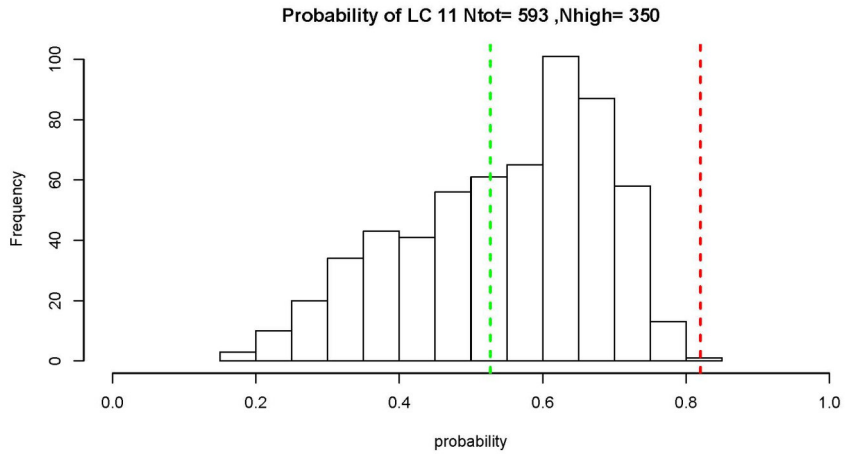
En procédant ainsi pour chaque classe LU et LC, nous pouvons obtenir des seuils différents et spécifiques pour chaque classes LU et LC. Une combinaison des seuils pour LU et LC peut être réalisée pour obtenir un score de précision global. Pour chaque point, lorsque le score de précision global est supérieur au seuil défini, les valeurs prédites pour LU / LC sont enregistrées comme résultat final. Les points dont le score de précision global est inférieur au seuil sont traités visuellement par un interprète.

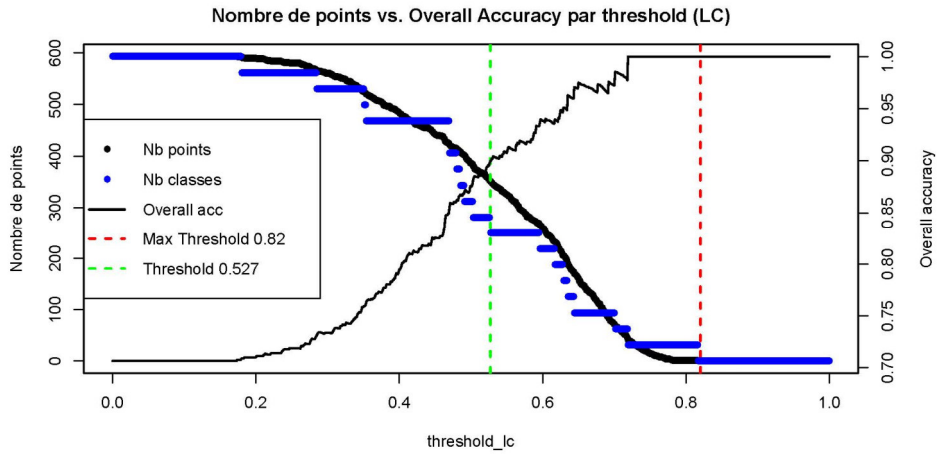
4.8 Documentation par classe

Pour chaque classe LU et LC, les valeurs seuils sont documentées dans une fiches (voir annexe 6.2) selon l'exemple ci-après (classe LC 11) :

Le graphe du haut indique le seuil de probabilité (en vert) déterminé selon la méthode décrite au §4.7.

Dans le graphe du bas, la ligne noire continue représente la valeur de *l'accuracy* calculée pour l'ensemble des points qui ont une probabilité supérieure ou égale au seuil de probabilité (axe X). Sur cette courbe on constate que *l'accuracy* est égale à 0.9 pour le seuil de probabilité égal à 0.527 (ligne verte). La courbe des points noirs représente le nombre de points qui ont une probabilité supérieure ou égale au seuil en question (axe X). La courbe en points bleus représente le nombre de classes présentes parmi les points qui ont une probabilité supérieure ou égale au seuil en question (axe X).





5 Conclusions

5.1 Leçons tirées

Suite à ce projet, les éléments suivants peuvent être soulignés:

- Les outils d'apprentissage automatiques, en particulier le *deep learning* et la vision par ordinateur, permettent une classification précise des scènes d'images aériennes, ouvrant ainsi la voie à une automatisation partielle de la statistique de la superficie.
- Le potentiel d'innovation pour l'OFS dans l'application de l'IA au traitement des images a été prouvé. Les ressources et les moyens nécessaires à cet effet doivent cependant être correctement dimensionnés pour chaque cas.
- Le projet a contribué à préparer l'équipe GEO aux défis futurs, en lui fournissant les connaissances nécessaires en matière de méthodes d'apprentissage automatique, en particulier concernant les paramètres d'entraînement et les critères de validation des algorithmes *deep learning* et *random forest*.
- Les nombreux échanges avec les partenaires externes et en interne avec notamment le groupe de travail NDS ont été très bénéfiques.
- Un processus intégrant l'interprétation visuelle par des experts et l'automatisation partielle par l'IA a été mis en œuvre, permettant au système de s'améliorer au fil du temps et de maximiser la précision de l'interprétation.

- Les données aériennes d'une même saison devraient être utilisées entre les relevés, l'été étant par exemple recommandé pour une meilleure détection des arbres et une meilleure discrimination des classes. Il est cependant peu probable que la saison puisse être contrôlée pour toutes les données et ce type de variabilité doit être apprise par le système.

Des potentiels d'amélioration concernent les points clés suivants:

- Planifier à l'avance l'approvisionnement et le stockage de grands volumes de données (notamment les images aériennes).
- Valider régulièrement l'intérêt d'autres sources de données, dans notre cas par ex. des images satellites haute résolution et le GWR.
- Le nettoyage des données (contrôles qualité) est particulièrement important et diminue sensiblement le nombre de données utilisables.
- La possibilité d'entrer les données secondaires directement dans un CNN multimodal doit être étudiée, dans notre cas par ex. l'indice de végétation et l'altitude (projet OFS DL-MARK).
- En ce qui concerne la structure organisationnelle de l'OFS et plus particulièrement le nouveau centre de compétences en science des données, le pipeline *machine learning* devrait commencer par les besoins de l'entreprise, puis passer à la conception et enfin intégrer d'autres domaines comme les technologies de l'information.

5.2 Bénéfices attendus

La projet pilote ADELE a donné des résultats prometteurs fin 2019, nous aidant à avancer avec un concept combinant l'interprétation visuelle des images aériennes (par des experts) avec une automatisation partielle intégrant la classification LU / LC des points d'échantillonnage et la détection des changements.

Développé à partir de ce prototype, l'outil IA permet d'exécuter la préparation des données, l'entraînement des modèles, la prédiction de la détection des changements et de la classification, ainsi que la production de données de validation (c'est-à-dire de résultats statistiques à partir de données d'essai telles que les précisions, les matrices de confusion, etc), avec un minimum d'étapes manuelles.

Tant l'étude de faisabilité que le prototype développé par la FHNW ont montré un fort potentiel de réduction du travail d'interprétation visuel par les experts. A l'inverse, les travaux menés durant le projet, et tout spécialement durant la phase de réalisation, montrent que les nouvelles tâches induites par la mise en œuvre de l'IA (préparation des données, entraînement des modèles, validation des résultats) nécessitent d'importantes ressources et de nouvelles compétences. A court terme, le bilan en terme de ressources s'annonce ainsi neutre. Nous manquons actuellement de recul pour pouvoir déterminer l'impact réel sur les ressources à moyen et long terme.

Les prédictions de l'outil IA seront intégrées dès la prochaine enquête dans le processus d'acquisition des données de la statistique de la superficie. Une diminution de la charge de travail devrait être observée grâce à la détection de changement et au support de l'interprétation visuelle par les prédictions de classification

Interprétation visuelle	AREA4	AREA5*
Nombre de points (CH)	4'130'000	4'130'000
Points non interprétés (lacs)	*-130'000*	*-130'000*
ADELE : détection de changement (40%)	-	*-1'600'000*
Total des points à interpréter visuellement	4'000'000	2'400'000
Contrôle qualité, entraînements, tests et calibrage ADELE	-	*600'000*
Total des points contrôlés visuellement (Vier Augen Prinzip)	*2'600'000*	*400'000*
Total des points à visualiser	**6'600'000**	**3'400'000**

Ressources pour l'interprétation visuelle	4.5 EPT / **9 ans**	3.5 EPT / **6 ans**
Ressources pour l'IA et la préparation des données	-	1.0 EPT / **6 ans**

Impact sur la charge de travail (estimation pour AREA5)

Toutefois, le potentiel d'automatisation du relevé permet aussi d'entrevoir de nouvelles possibilités, comme une densification spatiale et/ou temporelle. En outre, les compétences acquises au travers du projet et plus tard durant la phase d'exploitation pourraient permettre de développer de nouveaux produits.

5.3 Prochaines étapes

Dès juillet 2021, une première mise en production de l'automatisation partielle par IA est prévue dans le cadre de l'initialisation de la prochaine enquête de la statistique de la superficie. Durant les premiers mois, un contrôle visuel systématique de tous les points d'échantillonnage est prévu. Une exploitation croisée des résultats produits par l'IA avec les résultats produits de manière traditionnelle (échantillon de contrôle) permettra de vérifier l'absence de biais induits potentiellement induit par l'utilisation des nouvelles images aériennes. Ce contrôle permettra également de valider, à l'aide des résultats d'AREA5, les modèles préparés sur la base des données du 4ème relevé..

Dans un deuxième temps, pour autant que le niveau de qualité de l'IA soit confirmé au cours des premiers mois, l'interprétation visuelle sera abandonnée pour les points qui auront été détectés comme non changés ou classifiés avec une probabilité supérieure aux seuils définis. Cette démarche d'amélioration continue se veut itérative et sera mise en œuvre progressivement, sous la supervision de METH. Dans tous les cas, un échantillon aléatoire de point issus de l'IA sera toujours validé visuellement afin de mesurer la qualité des données.

6 Annexes

6.1 Zusätzliche Beurteilungselemente

Die zusätzlichen Beurteilungselemente orientieren sich an generellen, übergreifenden Elementen, an Elementen betreffend die Entwicklung des Pilotprojekts, sowie an Elementen betreffend die Auswirkungen bei der Übernahme in die Produktion[ii]. Letztere sind in der Regel erst innerhalb des BFS-Standard Projekts zu bearbeiten, können aber ebenfalls in die Empfehlungen einfliessen.

I) Übergreifende Elemente

1. ***Allgemeiner nachvollziehbarer Beschrieb des Pilotprojekts.***

Références : Plan de gestion du projet[iii].

Une synthèse du projet fait l'objet du §1.1 de ce document.

2. ***Ziele und Rahmenbedingungen des Pilotprojekts, sowie eine Beurteilung der Zielerfüllung sowie Beitrag zur Dateninnovationsstrategie.***

Référence : Mandat d'initialisation du projet [iv]

L'objectif du projet est d'assurer à long terme l'interprétation, l'analyse et la diffusion de la statistique de la superficie du sol, avec les ressources disponibles, en garantissant la poursuite de la série chronologique et le rythme accéléré des relevés, avec une qualité équivalente ou supérieure.

Le projet est exécuté selon la méthode Hermes, en respectant les directives internes de l'OFS pour la gestion des projets statistiques.

Le délai planifié pour la révision des processus métiers et les mesures liées, en particulier le déploiement d'une application renforcée avec des fonctionnalités nouvelles, doivent tenir compte des délais pour le 5ème relevé démarrant au troisième trimestre 2021.

Le projet est soumis aux directives concernant la protection et la sécurité des données ainsi qu'au comité d'architecture informatique de l'OFS.

Le reste des conditions générales du projet est décrit dans la référence.

3. Welches ist der Mehrwert in Bezug auf die Problemstellung?

Une synthèse des bénéfices fait l'objet du §5.2 de ce document.

4. Welches ist die globale Relevanz?

Le projet dans son ensemble et en particulier le sous-projet ADELE ont fait partie des projets expérimentaux en science des données, en 2018. Il fait partie des projets-phares du DFI avec une participation mensuelle à l'*Arbeitsgruppe DTI Leuchtturmprojekte*.

5. Wie wird die Referenzgrösse („Baseline"), der Ist-Zustand (vor dem Pilotprojekt), gemessen, mit welchem die Resultate des Pilotprojekts verglichen werden („Baseline" Vergleich)?

Le total de points d'échantillonnage à interpréter visuellement par les experts est d'environ 4.1 millions, compte tenu des points pré-interprétés, c'est-à-dire pouvant être classifiés par des règles de gestion simples (par exemple les plans d'eau LU=401, LC=61). Cette valeur servira de référence pour le calcul d'efficacité.

6. „Lessons learned" im Verlauf der Pilotprojektphase.

Une synthèse des leçons tirées fait l'objet du §**Erreur ! Source du renvoi introuvable.** de ce document.

7. Selbständiges Arbeiten des Pilotprojektteams im Rahmen des «Coachings» («training on the job»)?

Référence : Rapport final Projet-pilote ADELE[v]

De 2018 à 2019, le projet expérimental ADELE de l'OFS a permis de familiariser l'équipe de projet avec les principes de l'IA en exécutant des cycles d'entraînement de d*eep learning*, tout en variant les paramètres sensibles de l'algorithme, ainsi qu'en testant les modèles obtenus en fonction de différents critères de qualité. Le savoir-faire et les résultats obtenus ont ensuite été intégrés dans le projet faisant l'objet de ce document.

8. Automatisierung (Effizienzgewinn)?

Une synthèse des bénéfices grâce à l'automatisation partielle fait l'objet du §5.2 de ce document.

Le temps nécessaire au développement et à l'utilisation de l'outil IA va diminuer au fil de son intégration au système et à la montée en compétence de l'équipe. Cet investissement n'est pas négligeable et contrebalance en partie les bénéfices de l'outil à court terme, sans pour autant remettre en cause son potentiel sur le moyen et long terme.

II) Entwicklung des Pilotprojekts

9. ***Detaillierter Beschrieb der verwendeten Daten, Datenquellen und deren Qualität (z.B. Abdeckung, Messwertfehler, Bearbeitungsfehler), sowie deren Verfügbarkeit und Vergleichbarkeit/Stabilität (mittelfristig und langfristig) und Verknüpfbarkeit. Auswirkungen auf die Metadaten?***

Références : §3.2.2 et 3.3.2 du Plan de gestion du projet[iii] et rapport du prototype IA[vi]

Une synthèse des données utilisées par l'IA fait l'objet du §2.1 de ce document. Les données utilisés dans le prototype IA sont toutes (à par les données satellites) des données stables et produites par des organismes publics (fédéraux ou cantonaux) appliquant des critères de qualité élevés. La pérennité de leur production ainsi que leur disponibilité peuvent être considérées comme garanties sur plusieurs années. Les données satellite sont pour l'instant produite principalement par le sensor OLI du satellite Landsat 8. Ces données sont libres d'accès et devraient le rester dans les prochaines années. Le satellite Landsat 9 doit être lancé en septembre 2021 pour continuer la constellation Landsat. De plus, les satellites Sentinel-2 de l'ESA peuvent remplacer en partie la constellation Landsat le cas échéant.

10. ***Detaillierter und reproduzierbarer Beschrieb des «Feature Engineering» (Variablenkonstruktion).***

Références : §2.3¸ étude de faisabilité[i] et rapport du prototype IA[vi]

Une synthèse de la sélection des données fait l'objet du §2.3 de ce document.

Les produits et résultats de l'outil IA sont en général entièrement reproductibles. Les résultats des rapports peuvent par contre n'être pas totalement reproductibles, selon la disponibilité des versions des librairies informatiques et selon l'état de la « graine aléatoire » (*random seed*) dans les scripts de l'outil.

11. ***Detaillierter Beschrieb der angewandten Methoden und deren Stärken und Schwächen (z.B. Stabilität/Robustheit der Methoden, Effizienz der Methoden bezüglich Prädiktion/Prediction und Erklärung/Schätzung, Vorgehen zur Auswahl der allfälligen „Hyperparameter"). Gibt es Alternativen oder Verbesserungspotenzial?***

Références : études de faisabilité[i] et rapport du prototype IA[vi]

Une synthèse des méthodes utilisées, leur définition et leur évaluation sont décrits dans ces documents.

Les modèles CNN et RF sont des objets produit par la recherche dans le domaine de l'apprentissage par machine. En particulier, les CNN apparaissent comme les meilleurs outils existant actuellement pour extraire de l'information d'images standards. Le projet utilise des technologies fraîchement issues de la recherche et encore en phase d'industrialisation. Afin de limiter les risques, il est sensé de ne pas adopter de méthodes plus récentes.

L'outil IA possède encore un large potentiel pour de futurs développements, comme par exemple l'utilisation de CNN pré-entrainés différents (*NasNetLarge*), l'entraînements de nouveaux modèles multimodaux, actuellement limités à 3 canaux RGB (projet OFS DL-MARK) ou encore l'utilisation de service WMS pour la préparation des tuiles.

12. ***Detaillierter und reproduzierbarer Beschrieb der Methoden zur Validierung der Resultate inklusive Gütemass(e) in Bezug auf die Prädiktion/Prediction (z.B. Verallgemeinerungsfehler, „generalisation (prediction) error") und die Erklärung/Schätzung (z.B. Modellfehler und Modellpräzision, „goodness of fit"), Vorgehen bei deren Berechnung(en). Gibt es Alternativen oder Verbesserungspotenzial?***

Références : §4.5, §4.6, annexe 6.2

En plus des calculs d'erreur effectué pour chaque algorithme dans la phase d'entraînement, un module de validation des résultats est mis en place. Le module de validation est détaillé aux §4.5 et 4.6. L'annexe 6.2 liste l'ensemble des fiches de validation pour toutes les classes LC et LU.

13. ***Vorgehensprozess für die Qualitätssicherung, das Monitoring der angewandten Methoden (inklusive Häufigkeit/Frequenz der Aktualisierung der Methoden, „re-calibration" und „model change management") und das Monitoring der verwendeten Daten, wenn diese Methoden in der statistischen Produktion angewandt werden. Beschrieb der relevanten Qualitätsmerkmale des Produktionsprozesses, z.B. sind die Resultate vergleichbar über die Zeit?***

Références : §3.4.5 du Plan de gestion du projet[iii]

Un nouveau système qualité pour le service AREA est en cours de développement. Il ne sera cependant finalisé qu'en fin d'année 2021. La référence décrit les principes de base et l'état actuel.

14. ***Detaillierter Beschrieb der produzierten Daten/Resultate und deren Qualität (z.B. Abdeckung, Messwertfehler, Bearbeitungsfehler), sowie deren Verfügbarkeit und Vergleichbarkeit/Stabilität (mittelfristig und langfristig) und Verknüpfbarkeit. Auswirkungen auf die Metadaten?***

Références : §1.3

Il est prévu d'échantillonner des points pour analyse semestrielle, afin de garantir un nouvel apprentissage qui améliore les résultats. Les éventuels changements structurels seront ainsi pris en compte.

15. ***Automatisierung (Effizienzgewinn) in Bezug auf die Entwicklung des Pilotprojekts?***

Références : études de faisabilité[i] et rapport du prototype IA[vi]

L'étude de faisabilité a permis d'évaluer quantitativement le potentiel d'automatisation de différentes approches, sur un ensemble de de 66'950 points d'échantillonnage pour la classification et 26'448 points d'échantillonnage pour la détection des changements. Un groupe de classes se prêtant à la classification et la détection de changements a été identifié, permettant à moyen terme environ 50 % de diminution du nombre de points pour l'interprétation visuelle.

Le rapport du prototype IA a permis la réalisation d'un outil IA s'inspirant des recommandations de l'étude de faisabilité. Un test portant sur 2 cartes nationales a permis de vérifier le potentiel de diminution de la charge de travail de 50% par détection du changement (§**Erreur ! Source du renvoi introuvable.**).

A la suite de la réalisation du prototype, des développements complémentaires en été réalisé pour minimiser l'effort nécessaire à l'utilisation de l'outil. Dans le cas idéal où les données de bases (images swisstopo, tables CSV avec donnée auxiliaires, données satellites) sont disponibles et prêtes à être utilisées, l'effort nécessaire à l'utilisation de l'outil se limite à quelques heures de travail pour calibrer les modèles et prédire des millions de points, bien que le temps effectif d'exécution sur la machine est de plusieurs jours. En contrepartie, l'outil est plus complexe à l'utilisation pour des cas non standards, nécessitant la désactivation de certaines étapes automatisées.

III) Auswirkungen bei der Übernahme in die Produktion und wie damit umgegangen wird (BFS-Standard Projekt)

16. Allgemeine Begründung des Transfers in die Produktion.

Référence : Plan de gestion du projet[iii]

Les objectifs spécifiques suivants ont été atteints:

- Optimiser les processus métiers actuels afin de réduire la charge de l'interprétation visuelle, en considérant notamment les méthodes, la nomenclature, la diffusion des résultats et l'adaptation des outils informatiques nécessaires
- Réaliser une application informatique robuste, performante, flexible et économique, intégrant l'automatisation partielle
- Etudier et mettre en œuvre l'automatisation partielle de l'interprétation par des technologies issues de l'Intelligence Artificielle (IA)
- Caractériser les futures sources de données de base et intégrer celles qui sont jugées adéquates pour la nouvelle enquête, avec la possibilité de disposer de nouvelles sources également à moyen et long terme

17. Zeitpunkt des Transfers. Ist dieser realistisch, auch in Bezug auf die nötigen Ressourcen, und mit Revisionsvorhaben (falls vorhanden) abgestimmt?

Référence : chap. 6 et 7 du Plan de gestion du projet[iii]

Le calendrier et le plan de vérification ont été approuvés par le comité de pilotage et le comité directeur de l'OFS. Le transfert en production coïncide par ailleurs avec l'initialisation d'un nouveau cycle d'enquête, ce qui simplifie la transition.

18. Sind juristische Anpassungen nötig? Falls ja, Stellungnahme von RD.

Référence : Mandat d'initialisation du projet[iv]

Les bases juridiques sont les suivantes et n'ont pas besoin d'être adaptées:

- SR431.01 : loi sur la statistique fédérale du 9 octobre 1992 (état le 1er janvier 2016), Art. 3 Tâches de la statistique fédérale
- 431.012.1: ordonnance du 30 juin 1993 (état le 1er mars 2018) concernant l'exécution des relevés statistiques fédéraux (relevé n° 181)

19. Kann der Datenschutz gewährleistet werden? Stellungnahmen DSK und ISBO.

Référence: IKT-Grundschutz[vii]

NB : tant les données utilisées que les données produites ne sont pas des données personnelles

20. Sind Anpassungen des Produktionsprozesses nötig? Konzeptueller Beschrieb des Transferprozesses.

Références : Concept d'organisation du projet [viii], Diagramme de flux[ix]

Un des objectifs du projet est la révision de la méthodologie et donc des processus. Les processus ont été modélisés et vérifiés par le responsable *Qualität & Prozesse* de l'OFS. Parmi ceux-ci, l'intégration de l'automatisation partielle a été décrite selon la notation BMPN[ix].

21. Ist die Methode skalierbar (auf grössere Datenmengen, respektive unter unterschiedlichen Rahmenbedingungen anwendbar)?

Au total 4.1 millions de points d'échantillonnage hectométriques sont produits pour une enquête de la statistique de la superficie et traités par l'outil IA. Des quantité plus grande de points sont possibles, par exemple par une augmentation de la densité de la grille d'échantillon. En continuant de développer la méthode, il est envisageable d'étendre l'IA à plus de classes LU, LC.

22. Sind die angewandten Methoden wiederverwendbar?

Oui.

23. Einbettung der entsprechenden Methoden, Resultate und Daten in der Produktionsumgebung?

Références : §1.3, Concept d'organisation du projet[viii], Diagramme de flux[ix]

Un des objectifs du projet est l'automatisation au moins partielle du processus d'interprétation visuelle. Ce dernier, de même que l'application qui supporte le processus, incluent désormais cette automatisation. Des étapes de décision dans le sous-processus de pré-interprétation, basées sur les prédictions et les probabilités produites par l'outil IA, permettent un contrôle de l'automatisation. Une première version est décrite dans le Concept d'organisation du projet. La version finale fait l'objet du document « Diagramme de flux ».

24. Automatisierung (Effizienzgewinn) in Bezug auf die Produktion?

Ce point pourra être développé après la mise en production. Le critère 8 apporte cependant déjà des éléments de réponse préliminaires.

25. Sind Anpassungen der bestehenden Produktions-Metadaten nötig? Falls ja, wie wird dies umgesetzt und kommuniziert?

Référence : Plan de gestion du projet[iii]

L'étude sur la Nomenclature, résumé dans le Plan de gestion du projet, conclu à conserver la nomenclature actuelle. La raison principale est la préservation de la série temporelle. Il n'y a par conséquent aucune modification des métadonnées de production. Un historique des étapes de la classification est prévu dans l'application (pré-interprétation, interprétation le cas échéant, etc).

26. Ist eine Revision bereits publizierter Resultate nötig?

Non.

27. Wie wird mit Zeitreihen umgegangen? Braucht es Anpassungen, respektive eine Retropolation?

Référence : §1.3

La nomenclature utilisée pour AREA5 est inchangée (voir critère 25) et « implémentée » dans ADELE. Afin de garantir la continuité de la série temporelle, toute modification résultante de l'amélioration continue sera appliquée d'abord sur les données AREA4 et le résultat comparé à la classification publiée. De ce fait, une adaptation de la série temporelle ne s'impose pas.

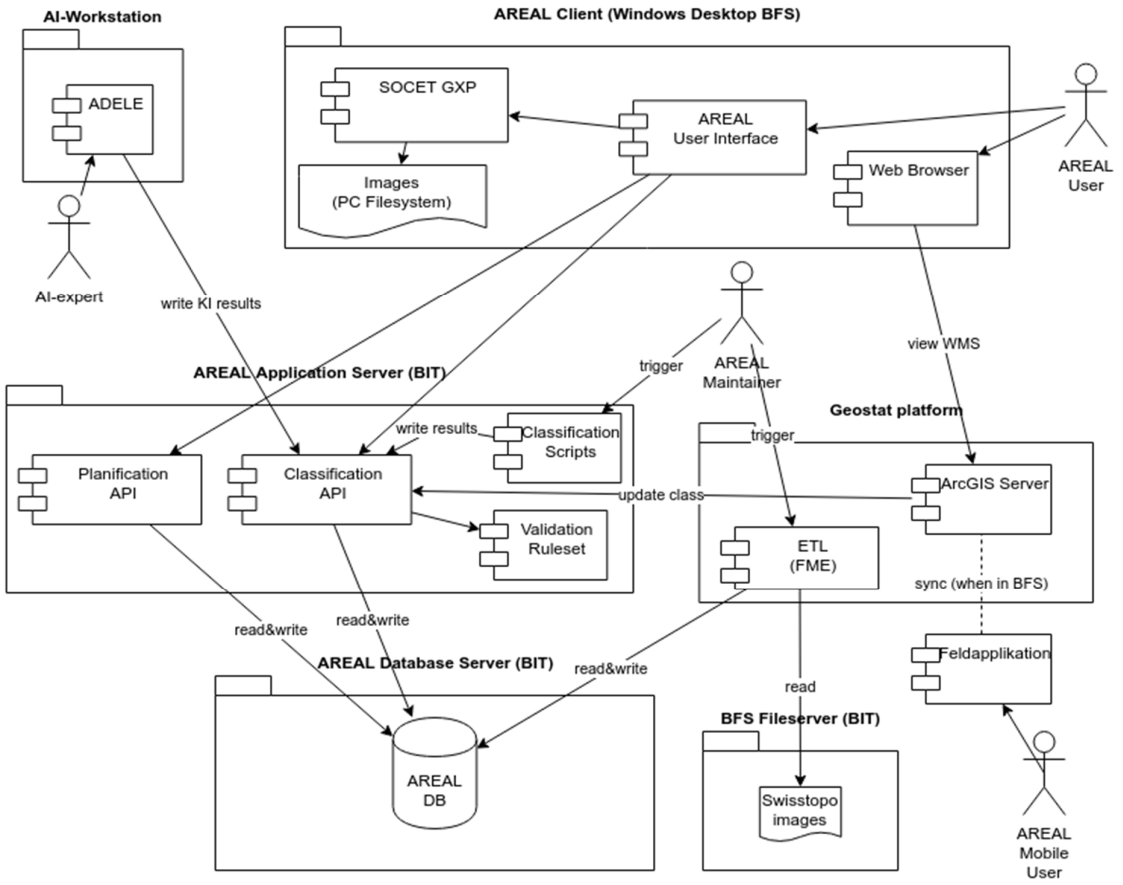
28. Beschrieb der verwendeten Software/Pakete/Bibliotheken (inklusive Versionsnummern) und Abklärung, ob diese gegebenenfalls in der Produktion eingesetzt werden können (falls nicht über Schnittstellen möglich).

L'annexe 6.3 décrit la liste des logiciels et librairies utilisés. L'outil IA en ligne de commande est intégralement composé de librairie python libre ou de code développé dans le cadre du projet. Pour la préparation satellite, un accès gratuit à Google Earth Engine est nécessaire.

29. Auswirkungen auf die Infrastruktur/Softwarelandschaft? Falls ja, konzeptueller Beschrieb (Skizze) der Infrastrukturanpassungen (gilt auch für Schnittstellen).

Référence : §3.2.6 du Plan de gestion du projet[iii]

L'architecture du nouveau système informatique, comprenant l'outil IA, est décrit dans la phase de Conception de du module Application du Plan de gestion de projet. Le diagramme ci-dessous présente l'architecture générale.



Certains composants tels que la plateforme SIG (plateforme Geostat) et la base de données AREA5 étaient déjà en service au début du projet. La mise en place d'un serveur d'applications (AREAL Applications Server) et de l'outil IA (postes de travail AI) représentent les plus grands changements apportés à l'architecture du système AREA4.

30. Sind Anpassungen des Publikationsprozesses nötig? Falls ja, Stellungnahme von DIAM.

Es gibt nur aufgrund von ADELE keine Anpassungen im Publikationsprozess.

31. Kommunikation: wie ist diese im BFS und gegenüber Nutzern (u.a. FEDESTAT, REGIOSTAT, KORSTAT) sichergestellt und auf potenzielle Änderungen ausgerichtet?

Référence : §1.2 et Plan de gestion du projet[iii]

Un groupe d'accompagnement a été défini. Deux séances ont été tenues depuis 2018, ainsi qu'un sondage mené par courriel. Un résumé des échanges est disponible dans le Plan de gestion du projet. Le projet a été présenté aux séances Fedestat et Regiostat et une présentation des résultats a été fixée pour la session du 06.12.2021.

32. Auswirkungen auf die nötigen Personalressourcen?

Référence : §5.3

Les ressources en personnel restent stables dans un premier temps. La mise en œuvre de la nouvelle méthodologie, notamment de l'IA, nécessitent de revoir en partie les cahiers des charges et compétences et l'organisation au sein de la section GEO. Les expériences effectives de production permettront de quantifier les effets sur les ressources ultérieurement.

Comme prévu dès le début du projet, la réduction des ressources d'interprétation visuelle devra être mise au profit de l'analyse et mise en valeur des résultats, actuellement en sous-effectif.

33. Besteht die Notwendigkeit einer zusätzlichen Ausbildung des Produktionsteams?

Référence : Plan de gestion du projet[iii]

Le projet implique l'acquisition de nouvelles compétences. Elles font l'objet d'un plan de mise en œuvre au sein de la section GEO, qui est en préparation.

34. Finanzielle Auswirkungen?

Référence : chap. 8 du Plan de gestion du projet[iii]

Le Plan de gestion du projet résume les coûts fixes estimés pour la solution informatique complète (application classique et outil IA), complétés par la contribution des spécialistes métier. Les coûts récurrents du support informatique y sont également estimés jusqu'en 2022 (avec transition en 2021) sont également estimés.

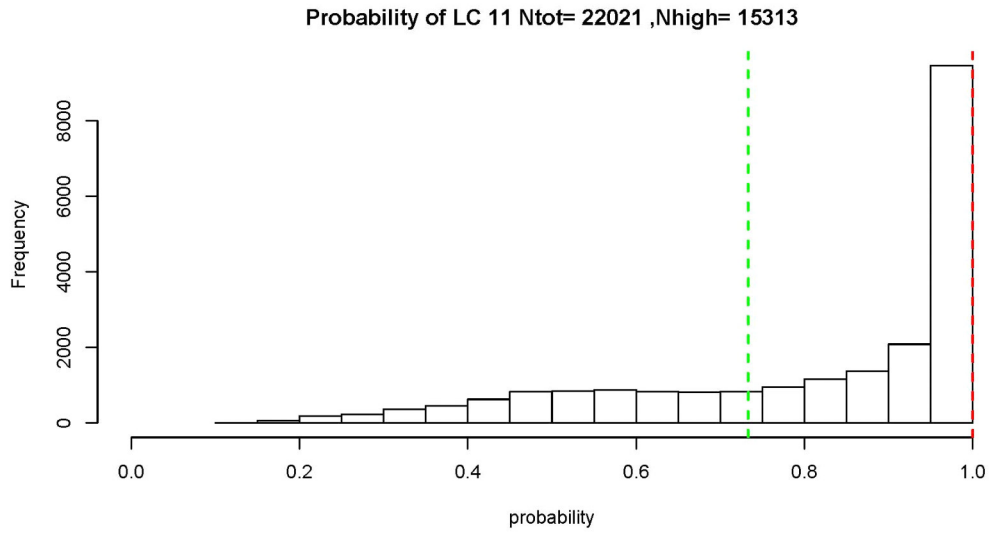
Le prestataire ayant développé l'outil IA est un consortium formé de la Fachhochschule Nordwestschweiz (FHNW) et ExoLabs GmbH, spécialisé dans l'intelligence artificielle. Le coût total de cette contribution est de 241'489 CHF.

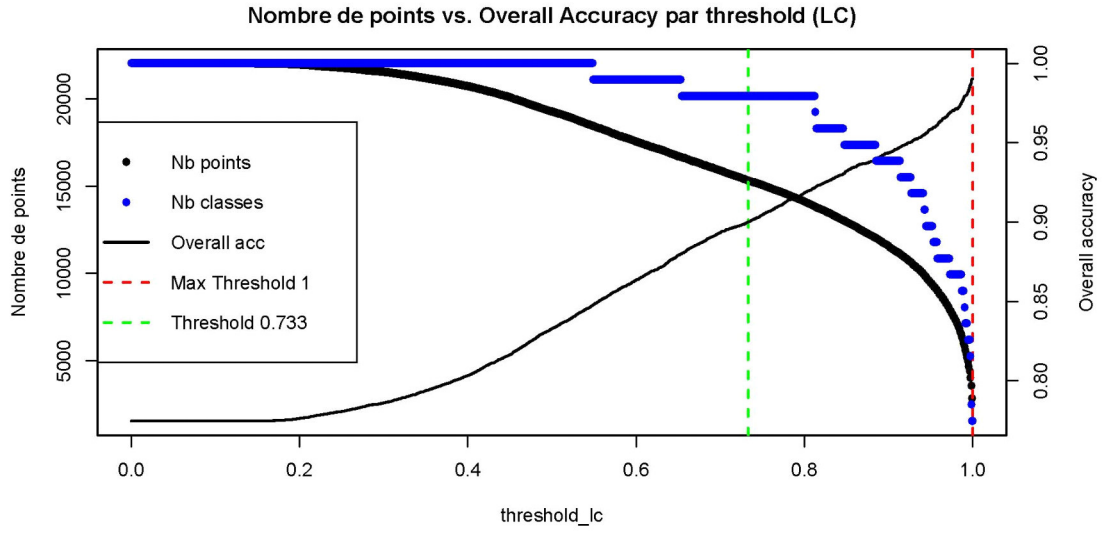
La charge du personnel interne « METH » fait déjà l'objet d'un mandat auprès de l'Université de Neuchâtel, qui sera revu annuellement (0.3 EPT).

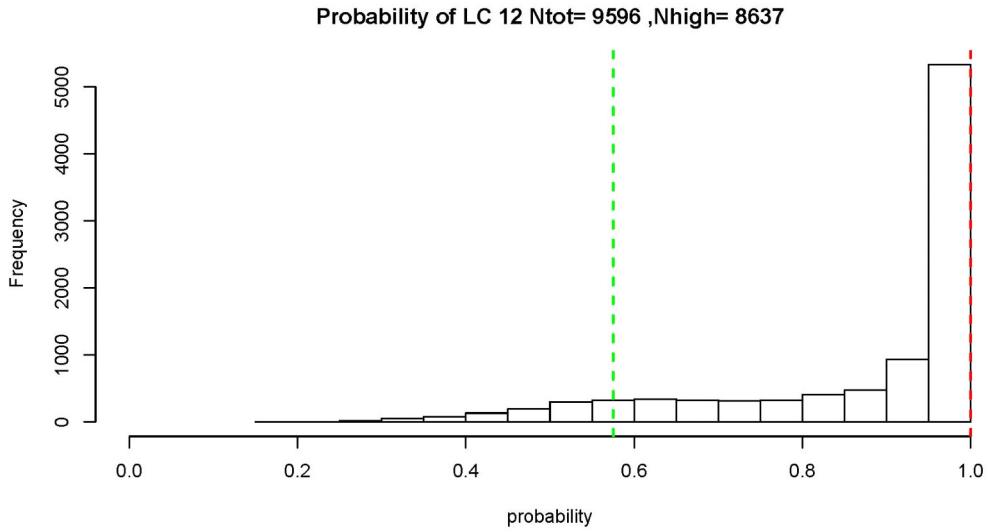
6.2 Catalogue des classes et validation

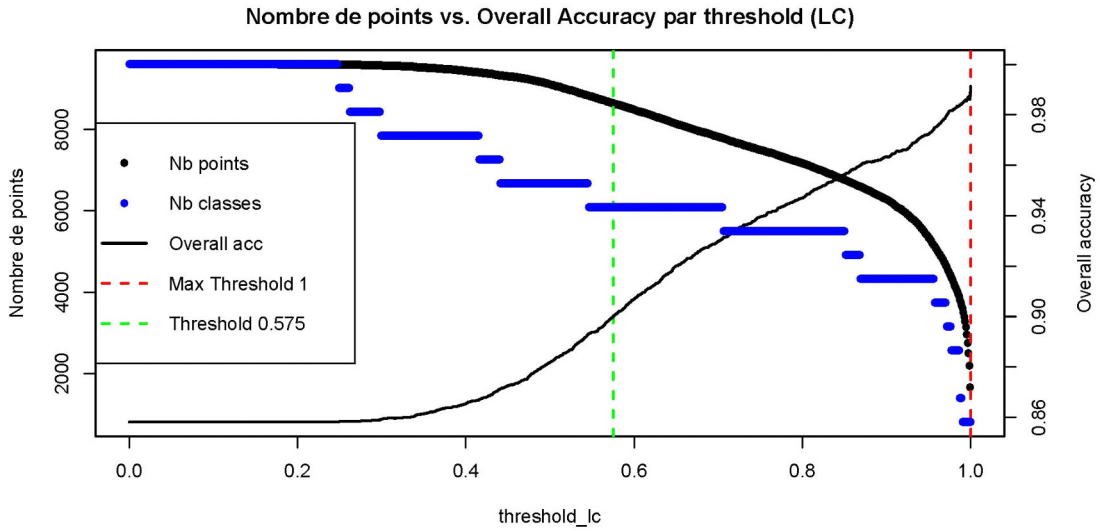
Résumé par classe présenté en § 4.8 pour toutes les classes LC et LU.

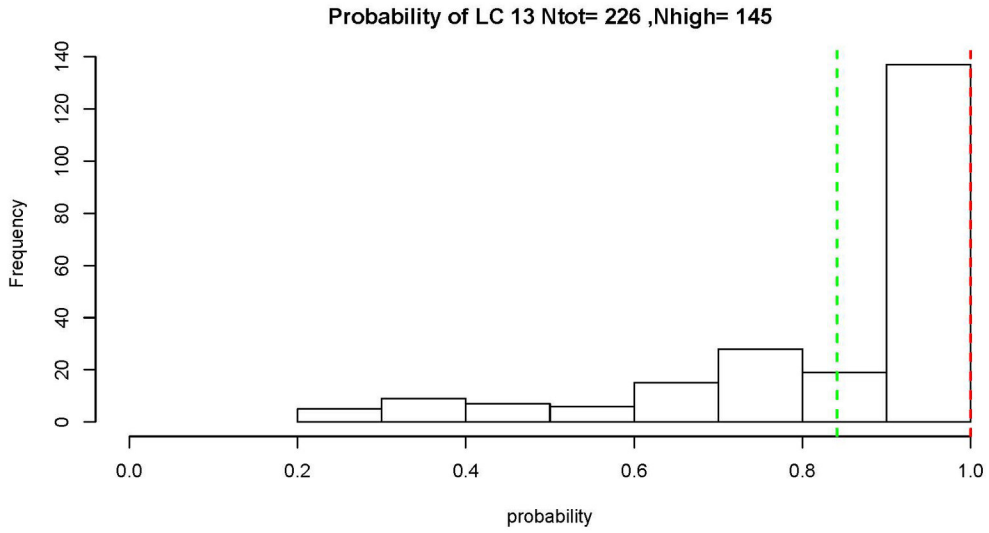
27 classes LC

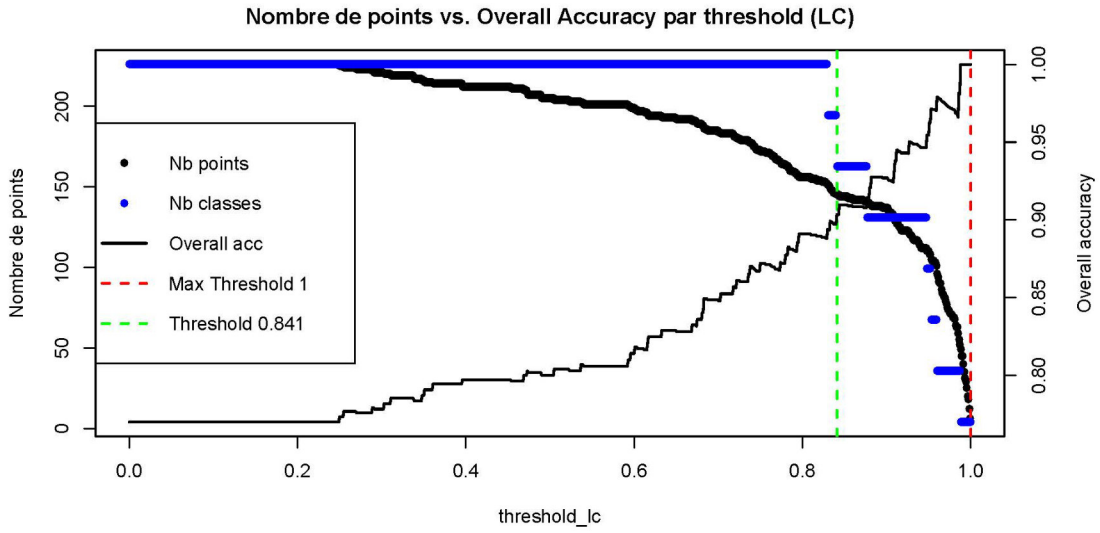


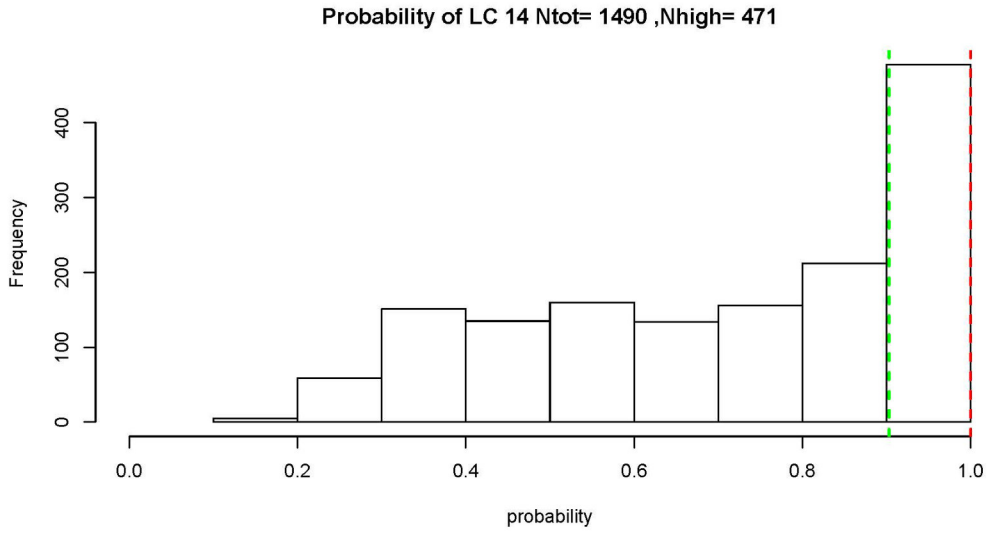


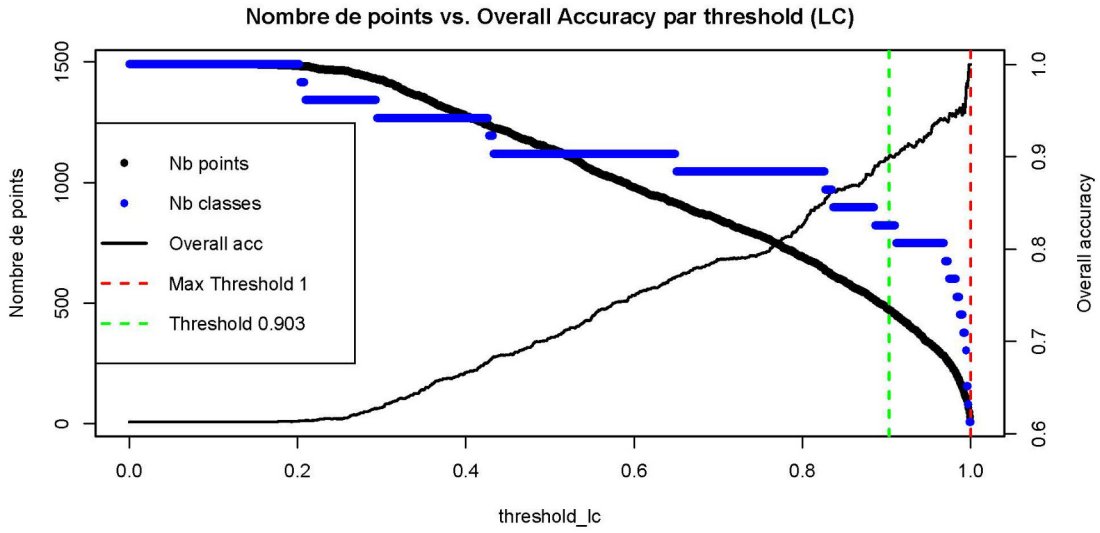

Probability of LC 12 Ntot= 9596 ,Nhigh= 8637
Frequency
0
1000
2000
3000
4000
5000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

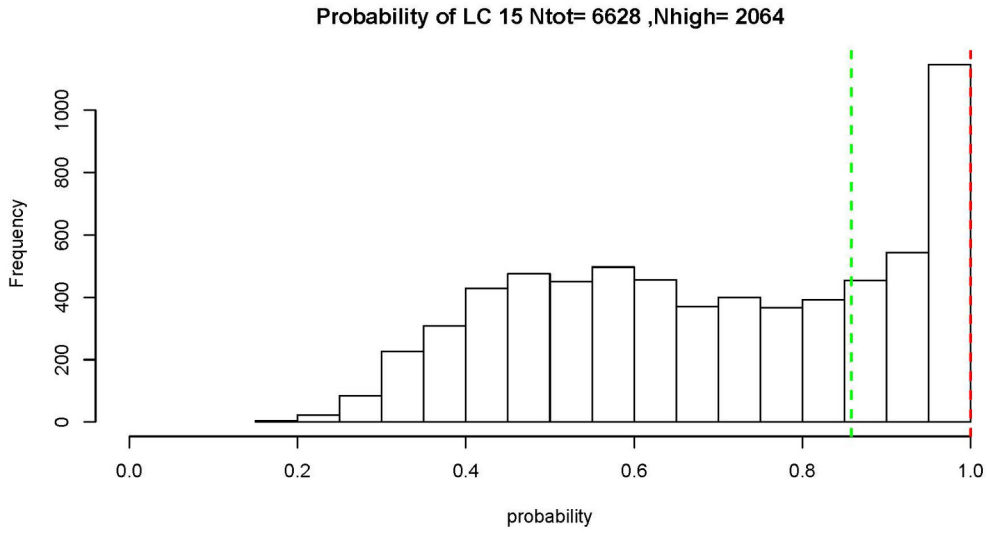

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
2000
4000
6000
8000
Overall accuracy
0.86
0.90
0.94
0.98
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.575
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc

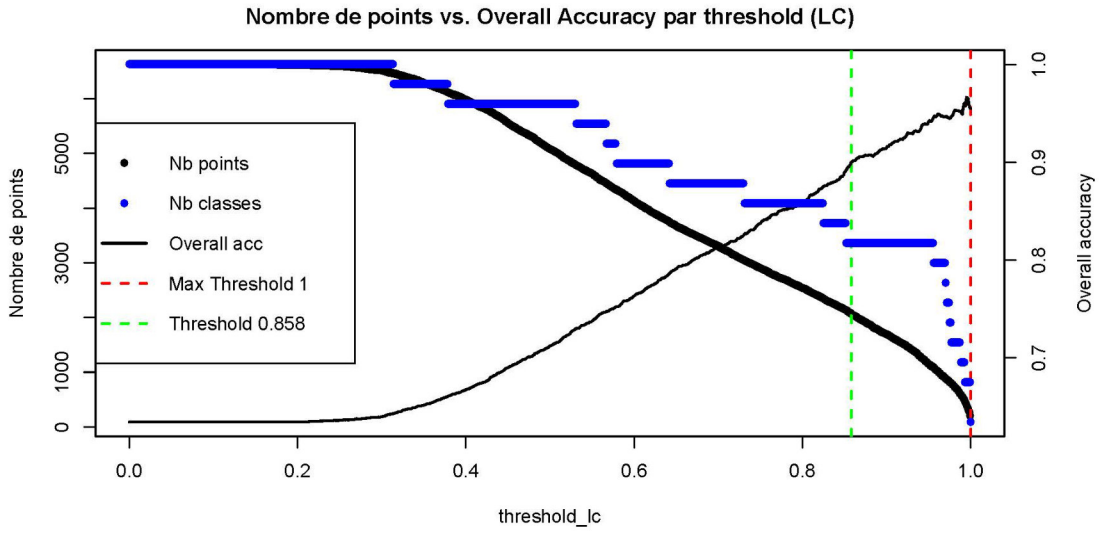

Probability of LC 13 Ntot= 226 ,Nhigh= 145
Frequency
0
20
40
60
80
100
120
140
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

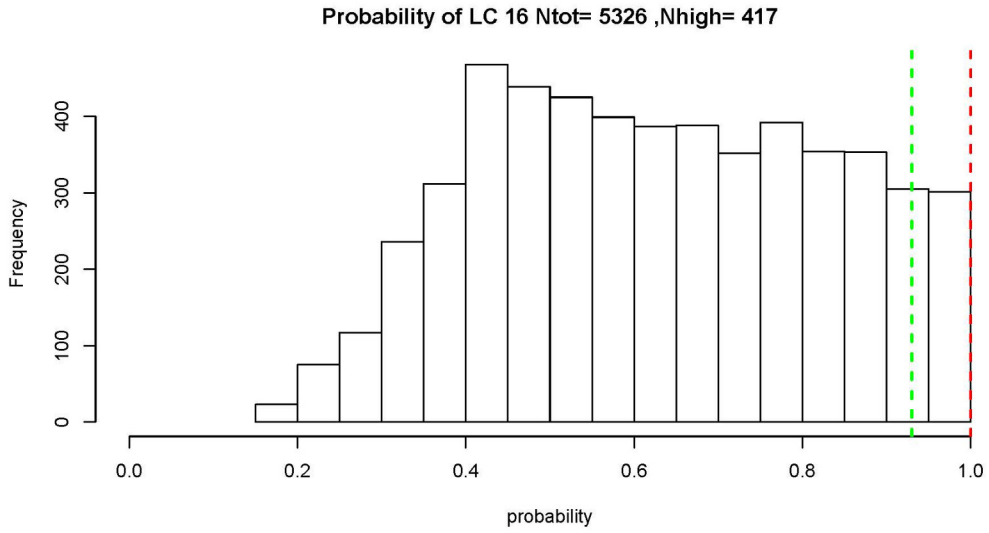

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
0
50
100
150
200
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.841
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc
Overall accuracy
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00

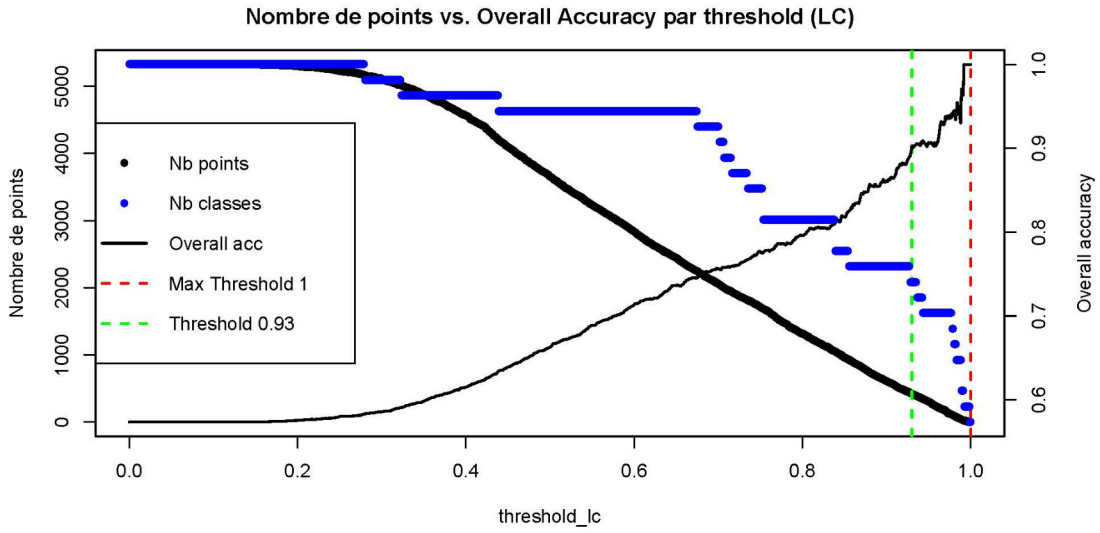

Probability of LC 14 Ntot= 1490 ,Nhigh= 471
Frequency
0
100
200
300
400
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

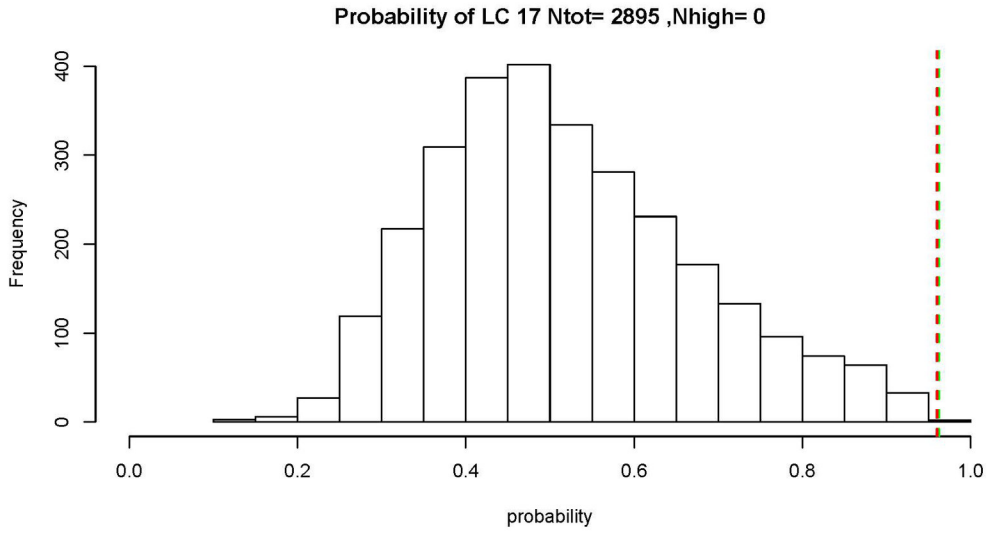

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
0
500
1000
1500
Overall accuracy
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.903
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc

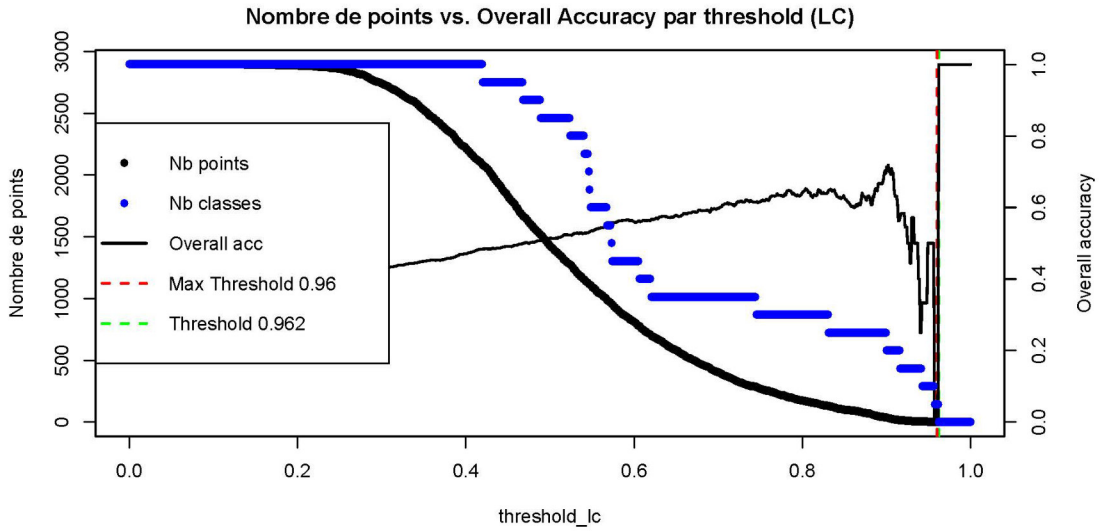

Probability of LC 15 Ntot= 6628 ,Nhigh= 2064
Frequency
0
200
400
600
800
1000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability


Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
0
1000
3000
5000
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.858
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc
Overall accuracy
0.7
0.8
0.9
1.0

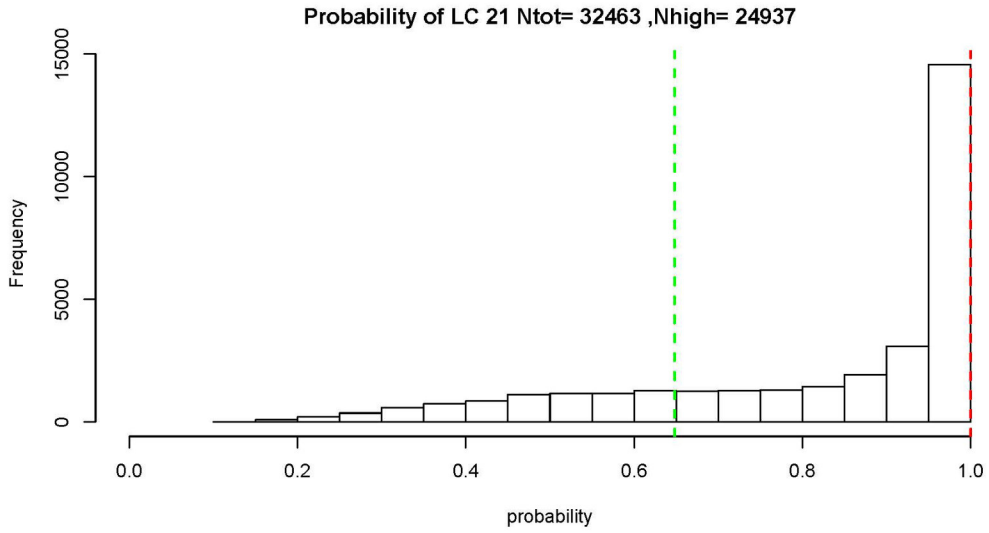

Probability of LC 16 Ntot= 5326 ,Nhigh= 417
Frequency
0
100
200
300
400
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

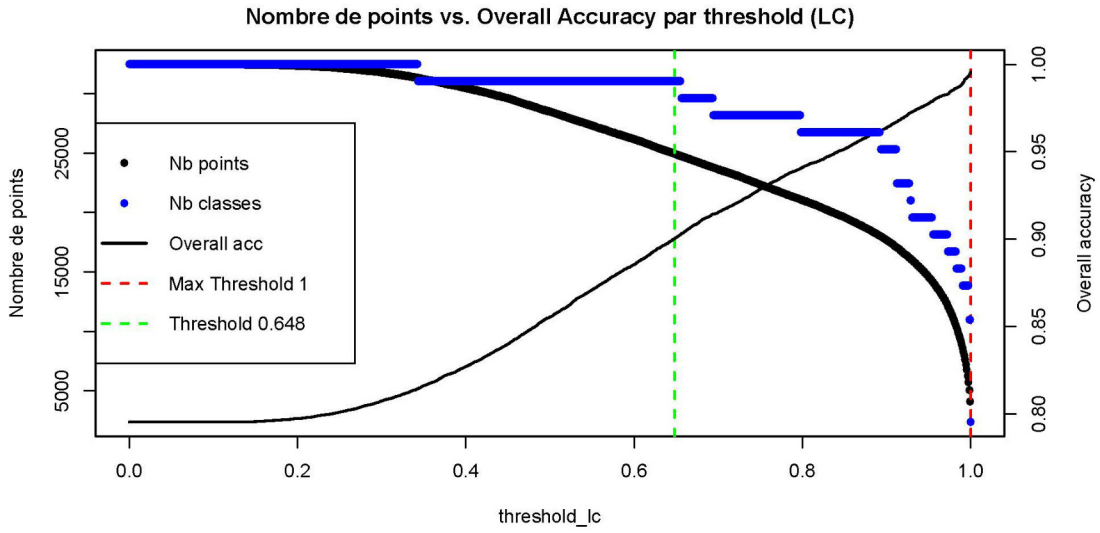

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.93
0
1000
2000
3000
4000
5000
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc

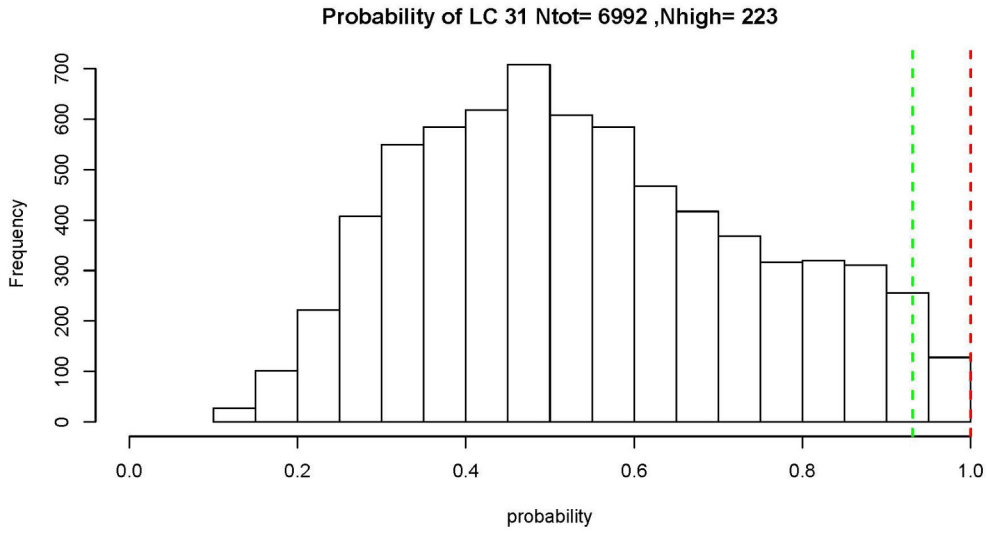


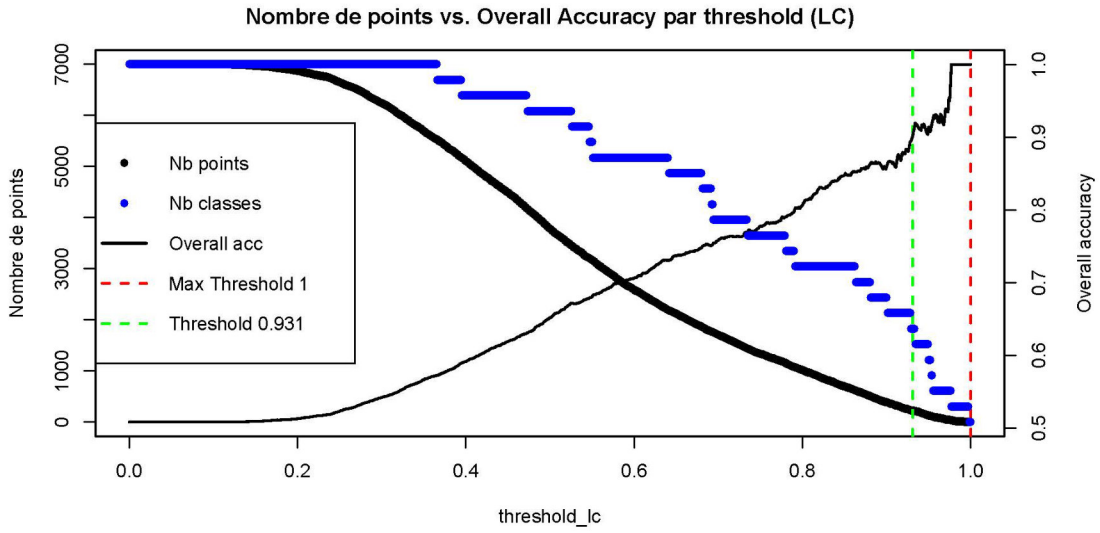


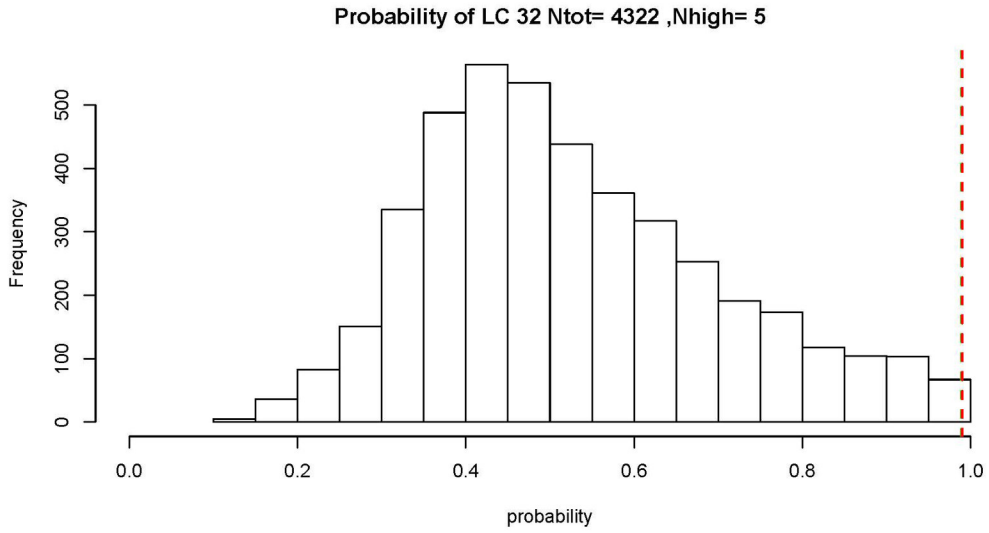
Remarque pour LC 17 : Dans l'ensemble de données de calibration nous avons un ou plusieurs points qui ont une classification incorrecte avec ADELE et qui ont également une valeur de probabilité très haute. Cela a pour conséquence de dégrader la mesure d'*overall accuracy*. Pour cette raison, le seuil est fixé à une valeur très élevée.

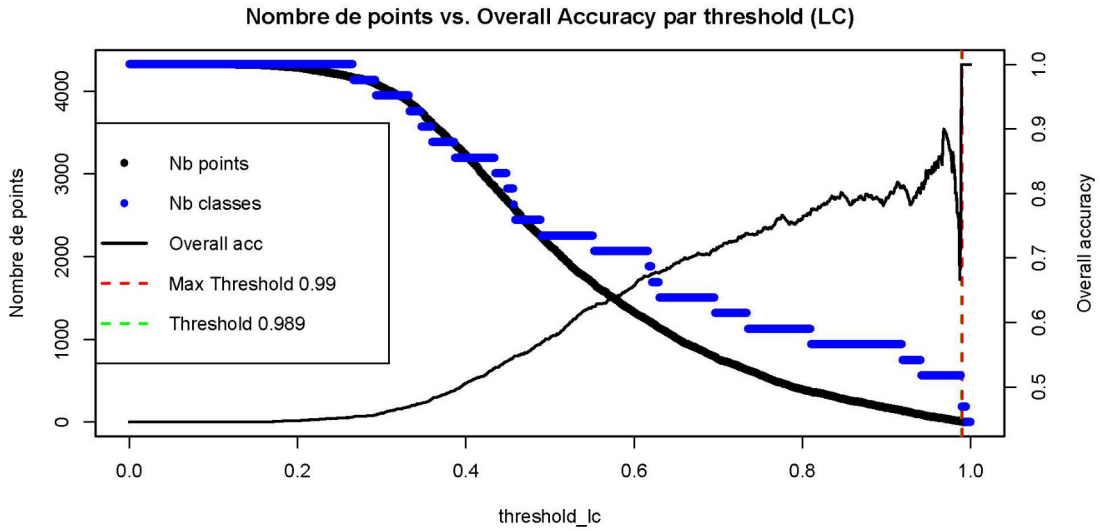

Probability of LC 21 Ntot= 32463 ,Nhigh= 24937
Frequency
0
5000
10000
15000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability


Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
5000
15000
25000
Overall accuracy
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.648
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc

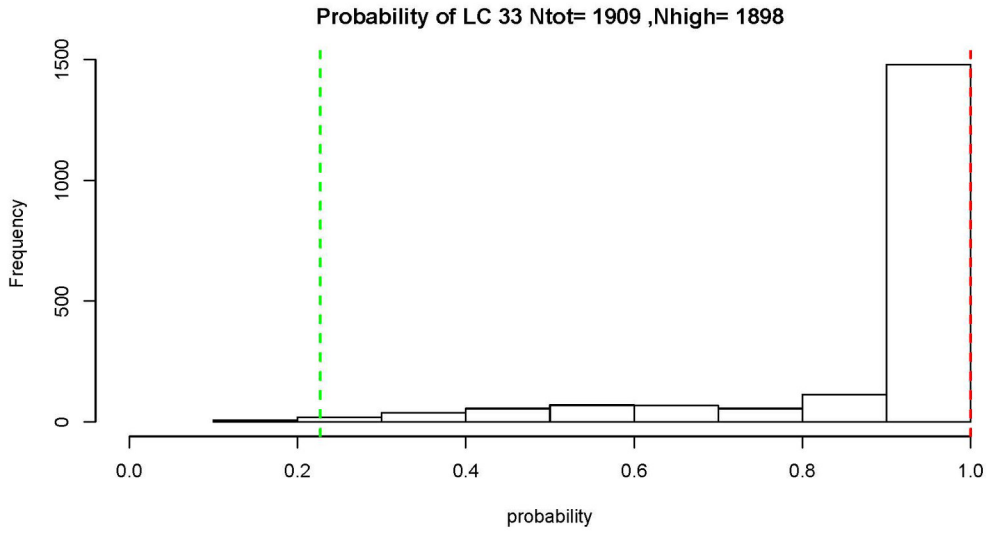

Probability of LC 31 Ntot= 6992 ,Nhigh= 223
Frequency
0
100
200
300
400
500
600
700
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

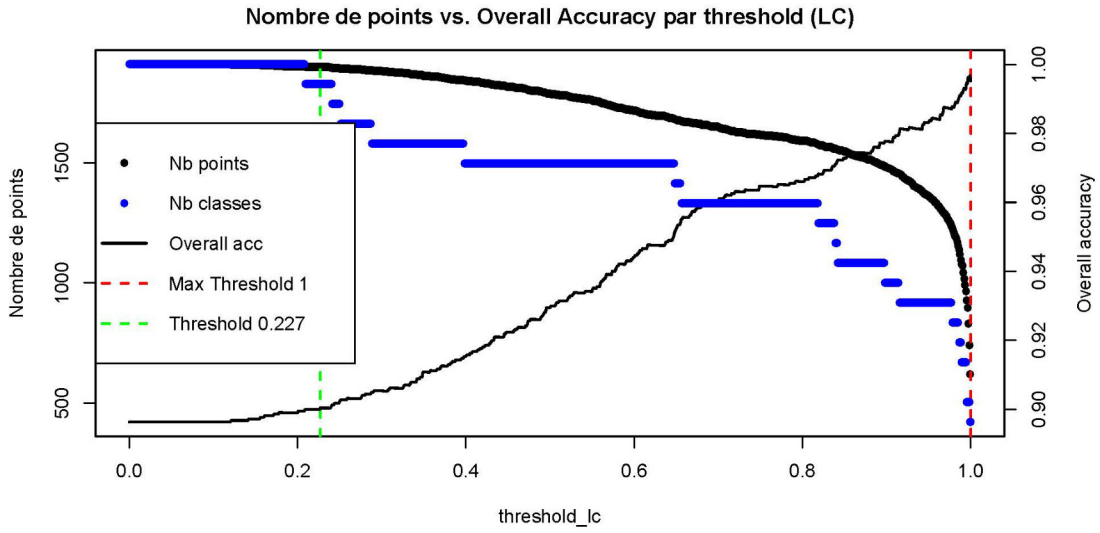

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
0
1000
3000
5000
7000
Overall accuracy
0.5
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.931
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc

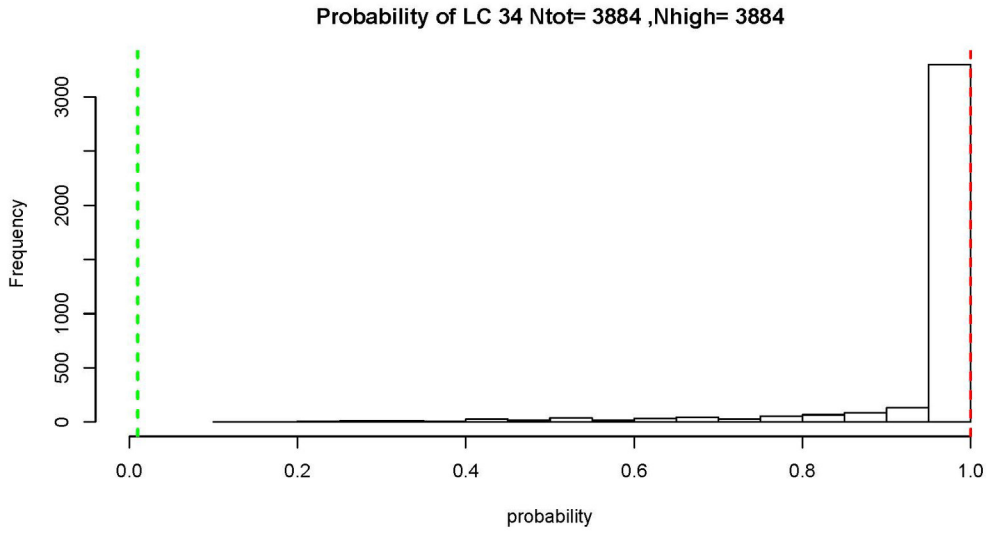


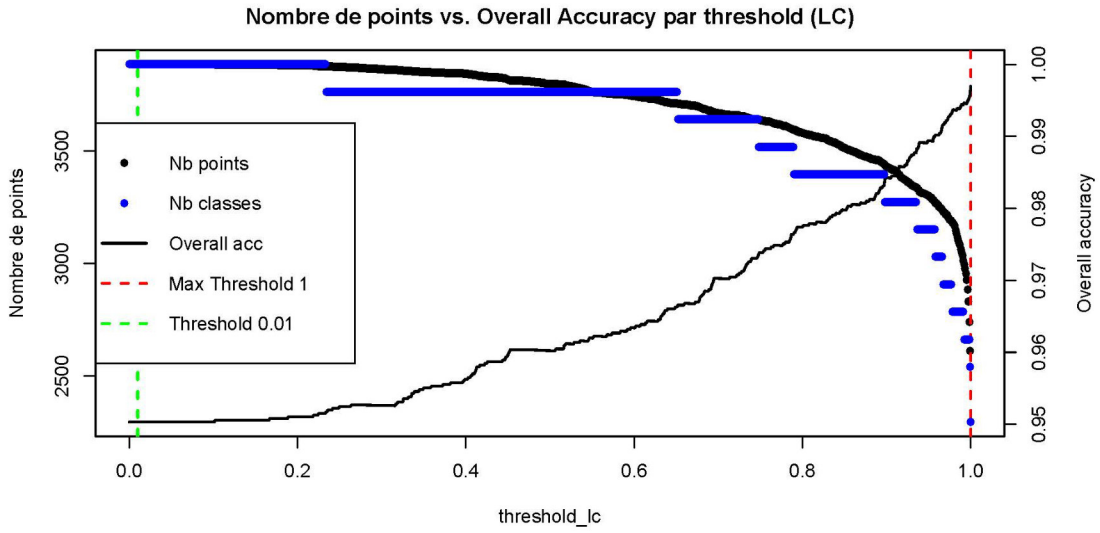


Remarque pour LC 32 : Dans l'ensemble de données de calibration nous avons un ou plusieurs points qui ont une classification incorrecte avec ADELE et qui ont également une valeur de probabilité très haute. Cela a pour conséquence de dégrader la mesure d'*overall accuracy*. Pour cette raison, le seuil est fixé à une valeur très élevée.

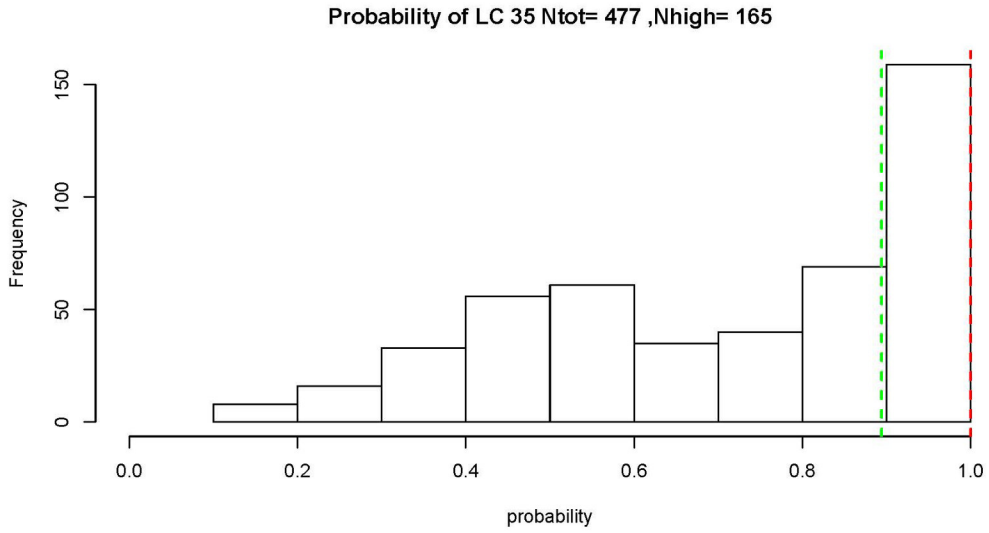

Probability of LC 33 Ntot= 1909 ,Nhigh= 1898
Frequency
0
500
1000
1500
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

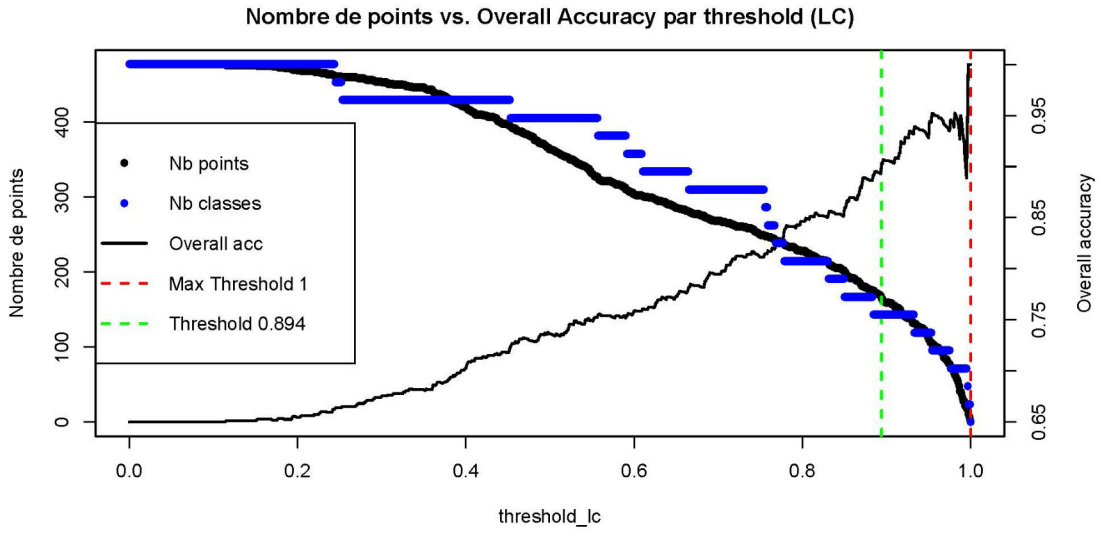

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.227
500
1000
1500
0.90
0.92
0.94
0.96
0.98
1.00
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc

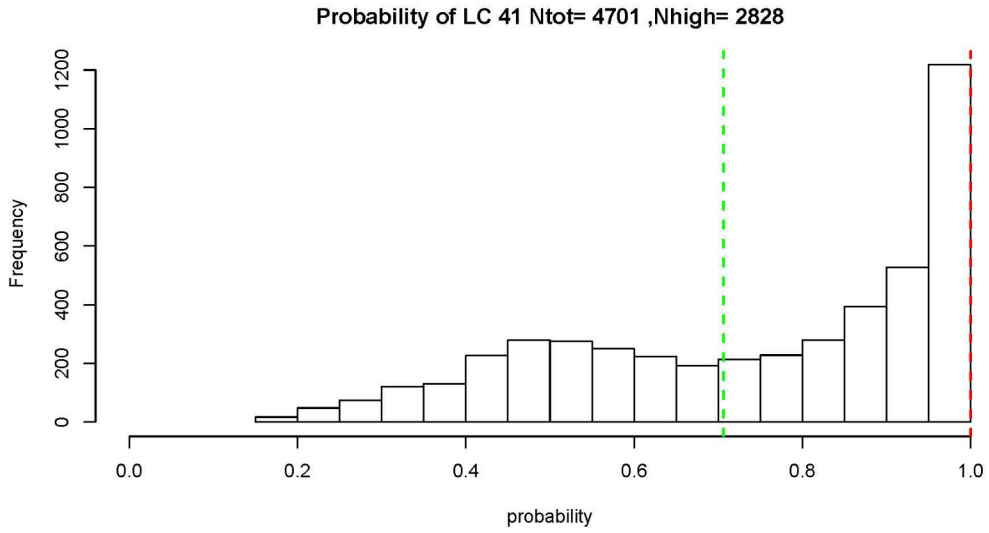


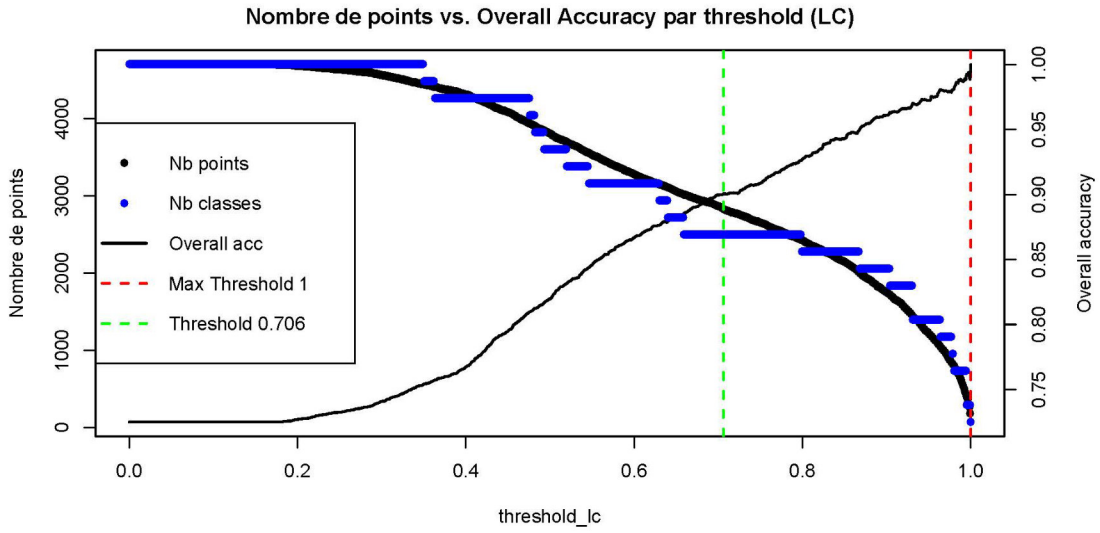


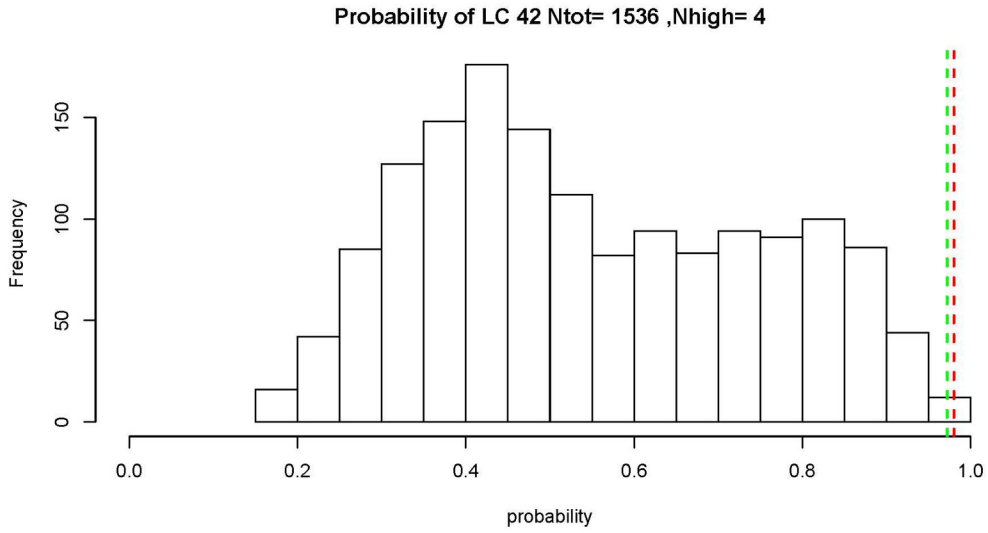
Remarque pour LC 34 : Sur les données de calibration qu'ADELE a classifié en classe 34, l'*overall accuracy* atteint un résultat supérieur ou égal à 0,9. Pour cette raison le seuil est fixé proche de son minimum à 0,01.

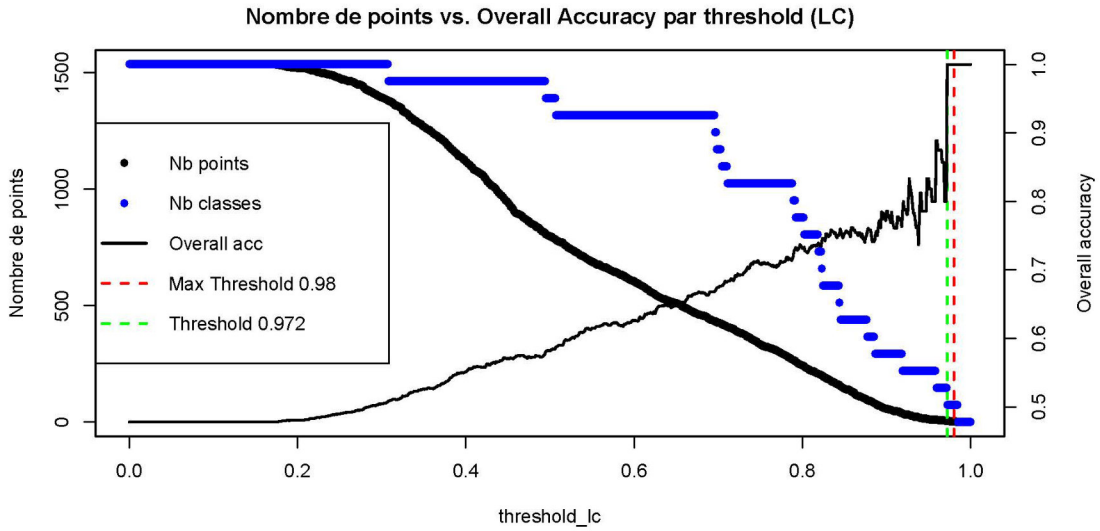

Probability of LC 35 Ntot= 477 ,Nhigh= 165
Frequency
0
50
100
150
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability


Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.894
0
100
200
300
400
0.65
0.75
0.85
0.95
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc

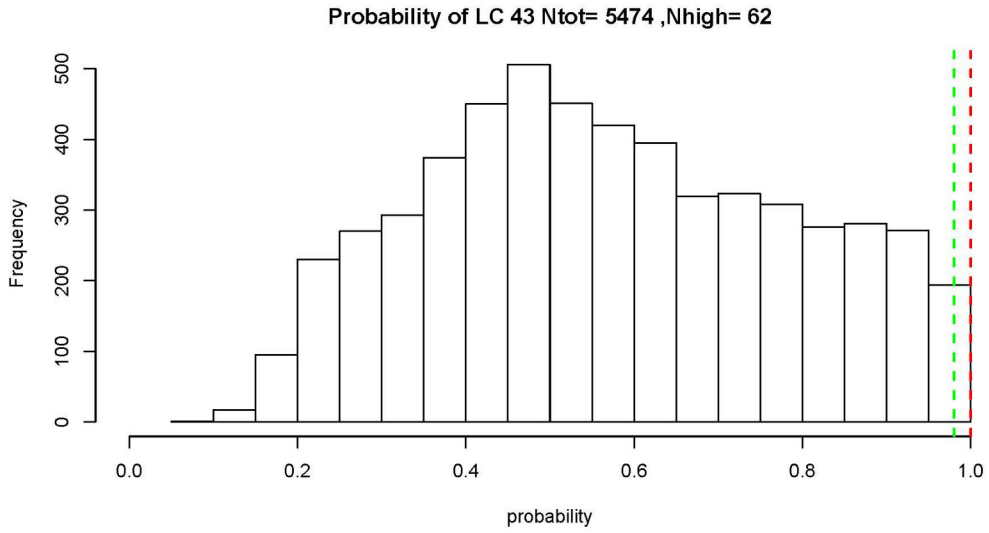

Probability of LC 41 Ntot= 4701 ,Nhigh= 2828
Frequency
0
200
400
600
800
1000
1200
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

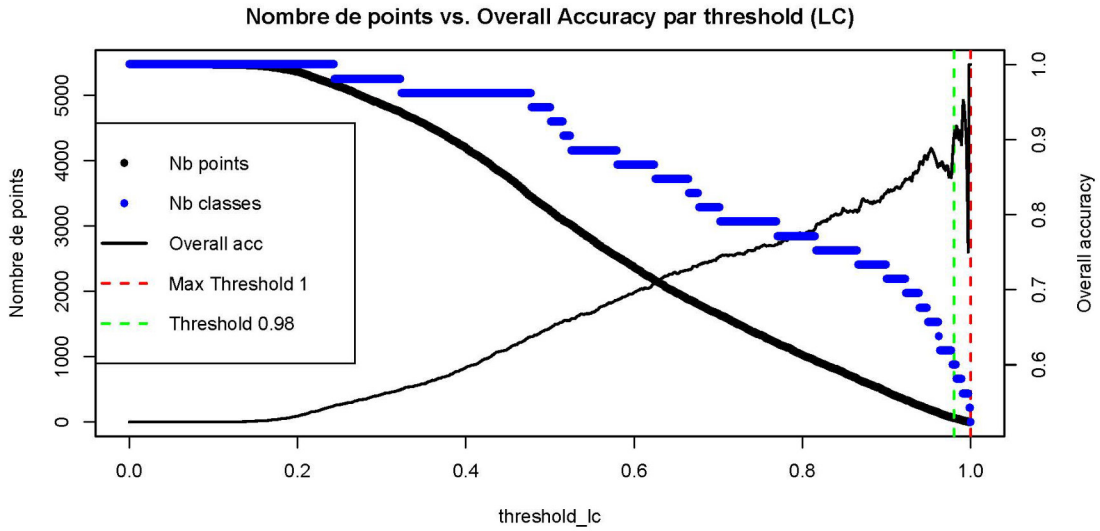

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.706
0
1000
2000
3000
4000
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc



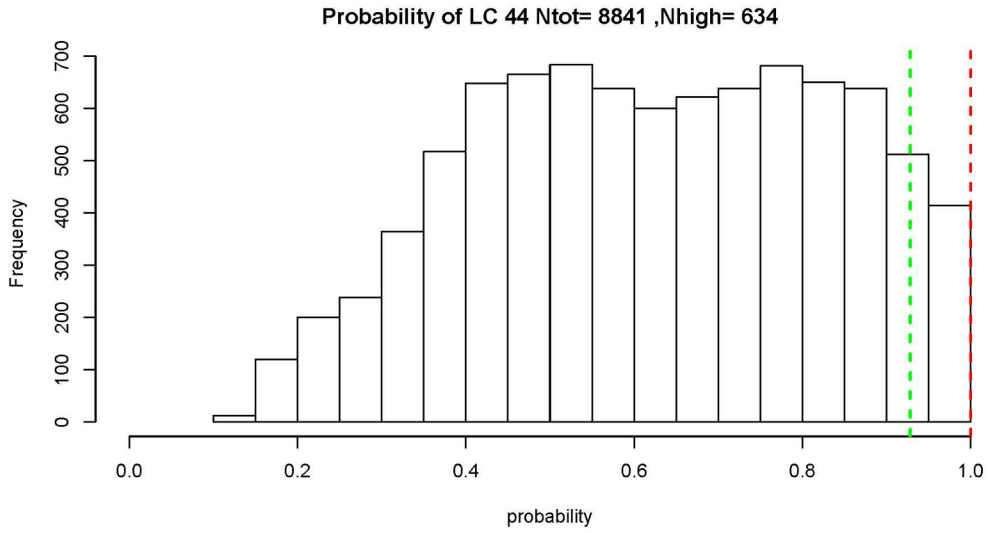


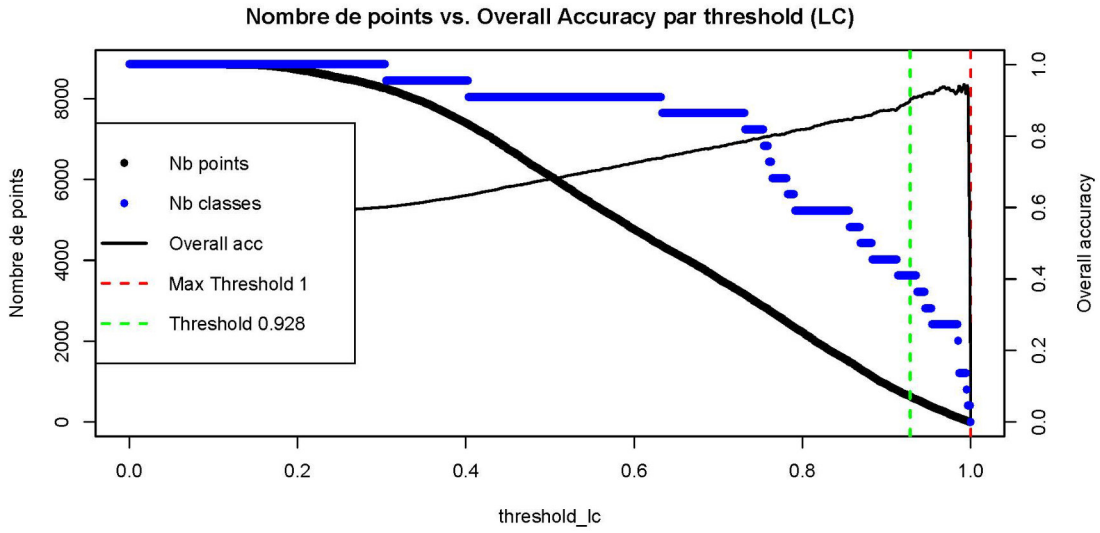
Remarque pour LC 42 : Dans l'ensemble de données de calibration nous avons un ou plusieurs points qui ont une classification incorrecte avec ADELE et qui ont également une valeur de probabilité très haute. Cela a pour conséquence de dégrader la mesure d'*overall accuracy*. Pour cette raison, le seuil est fixé à une valeur très élevée.



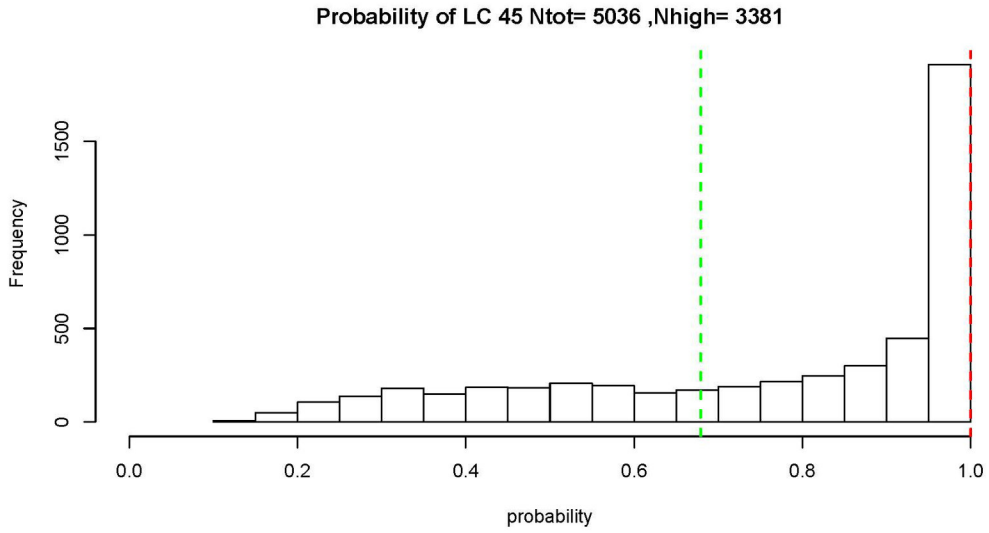


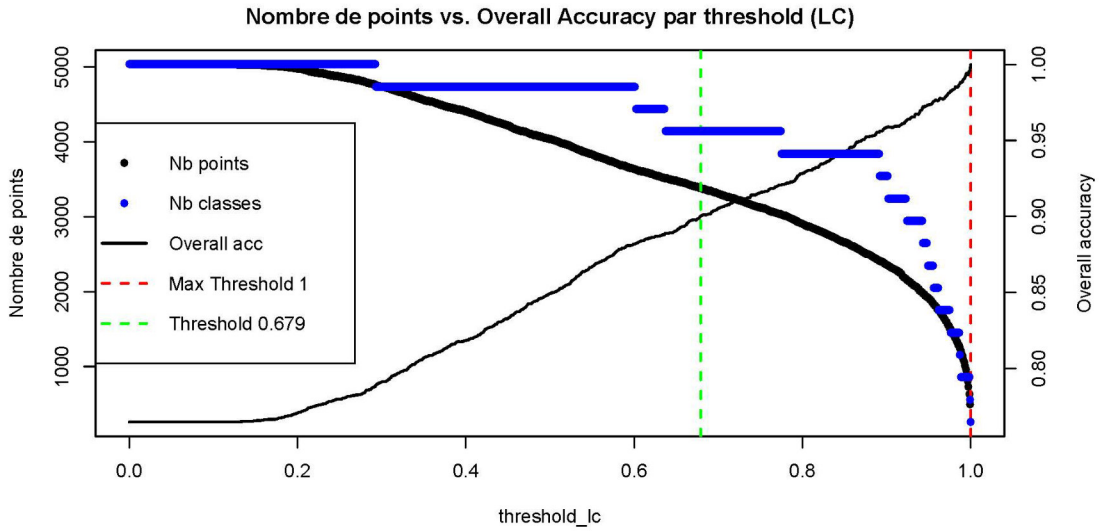
Remarque pour LC 43 : Dans l'ensemble de données de calibration nous avons un ou plusieurs points qui ont une classification incorrecte avec ADELE et qui ont également une valeur de probabilité très haute. Cela a pour conséquence de dégrader la mesure d'*overall accuracy*. Pour cette raison, le seuil est fixé à une valeur très élevée.

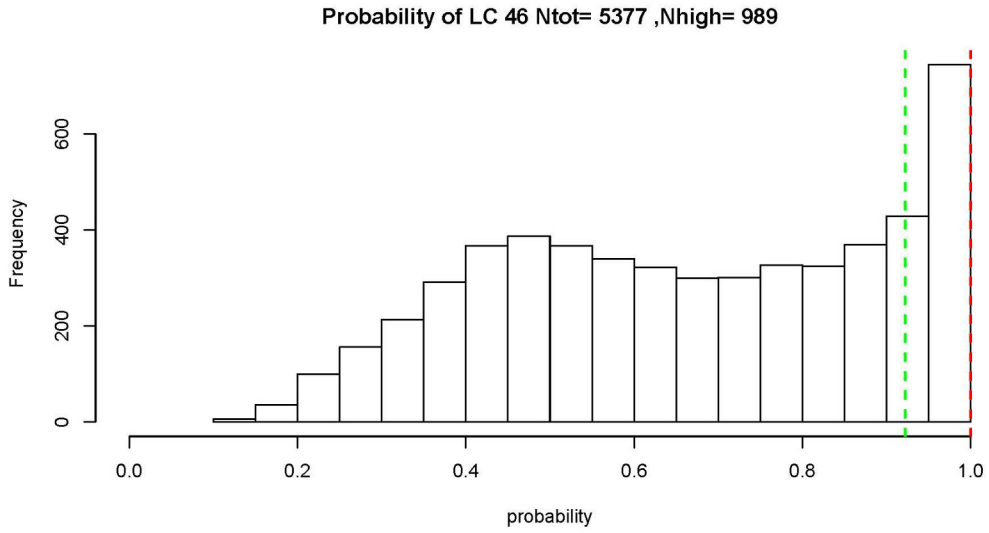


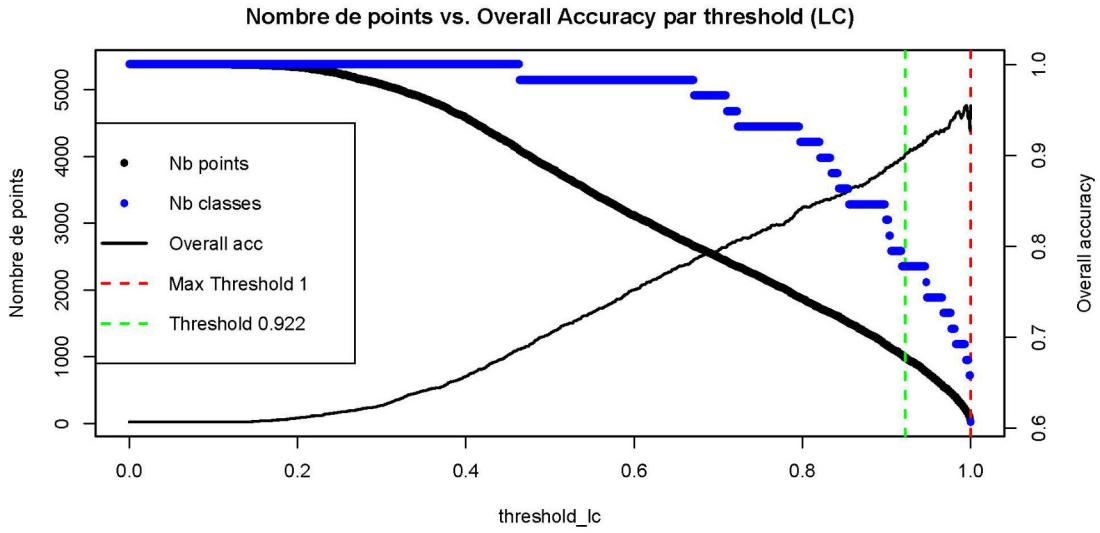


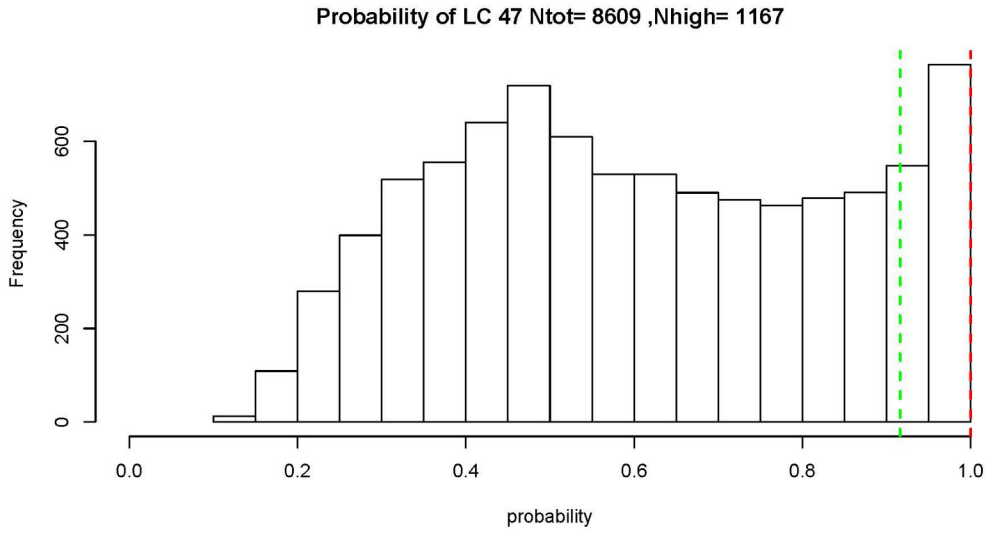
Remarque pour LC 44 : Dans l'ensemble de données de calibration nous avons un ou plusieurs points qui ont une classification incorrecte avec ADELE et qui ont également une valeur de probabilité très haute. Cela a pour conséquence de dégrader la mesure d'*overall accuracy*. Pour cette raison, le seuil est fixé à une valeur très élevée.

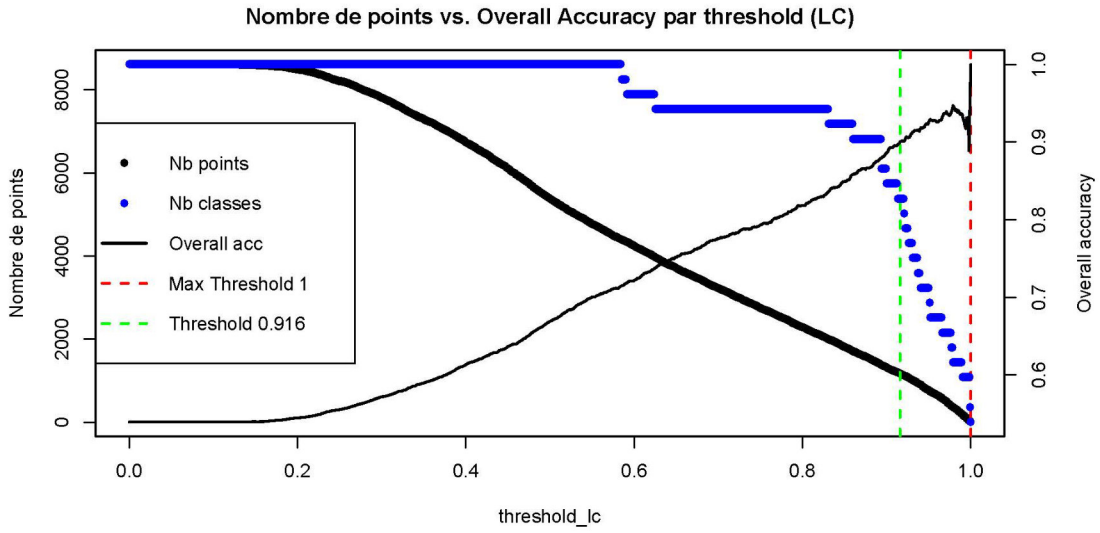

Probability of LC 45 Ntot= 5036 ,Nhigh= 3381
Frequency
0
500
1000
1500
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

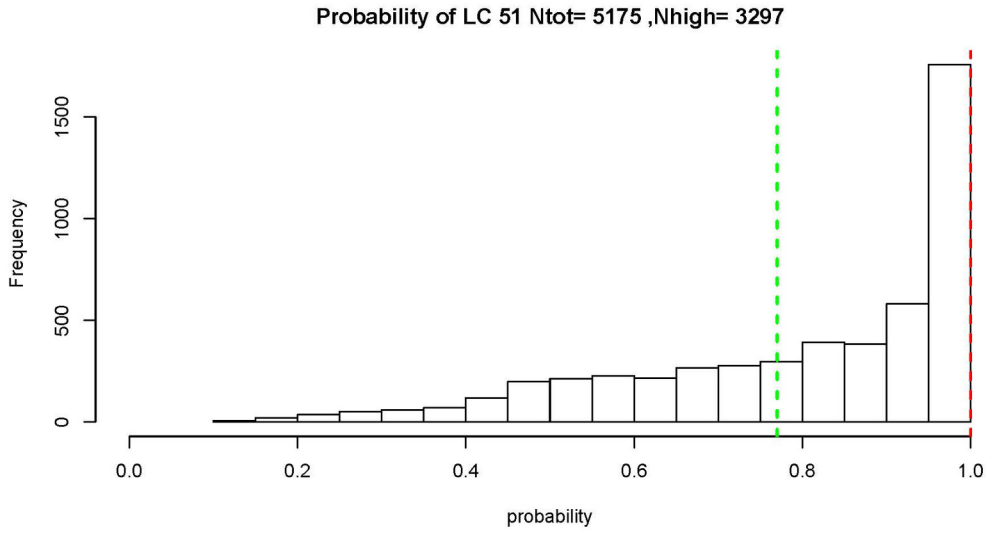

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
1000
2000
3000
4000
5000
Overall accuracy
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.679
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc

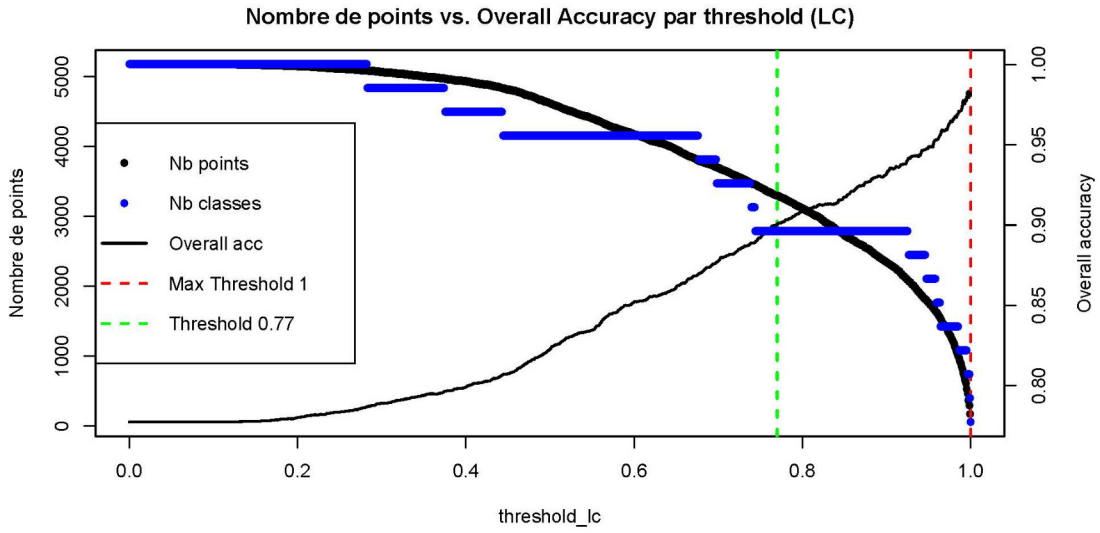

Probability of LC 46 Ntot= 5377 ,Nhigh= 989
Frequency
0
200
400
600
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

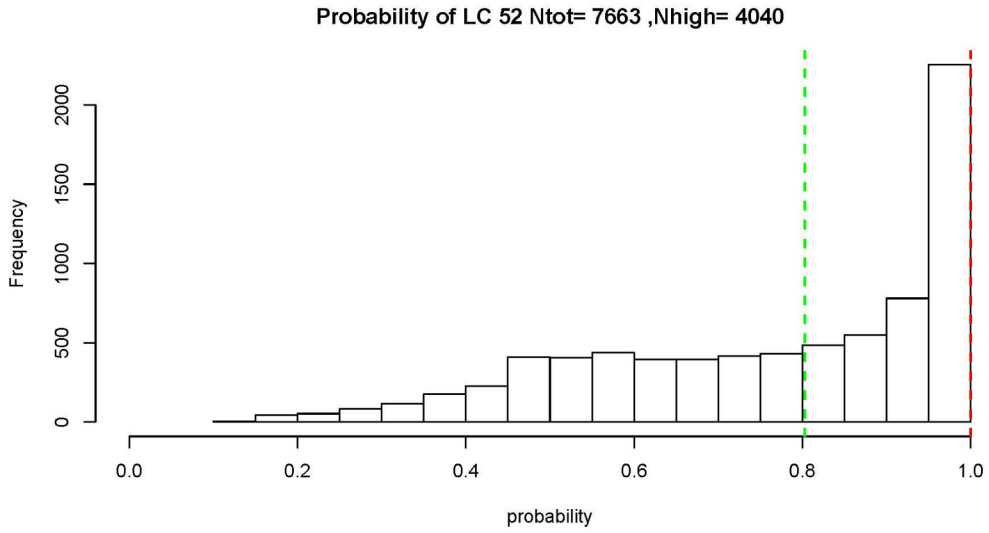

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
0
1000
2000
3000
4000
5000
Overall accuracy
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.922
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc

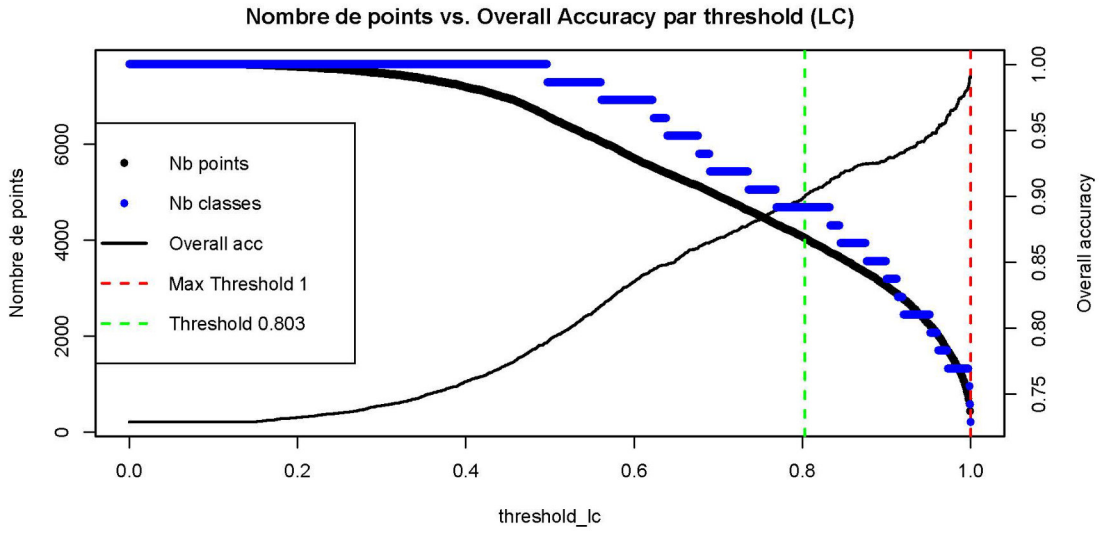

Probability of LC 47 Ntot= 8609 ,Nhigh= 1167
Frequency
0
200
400
600
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

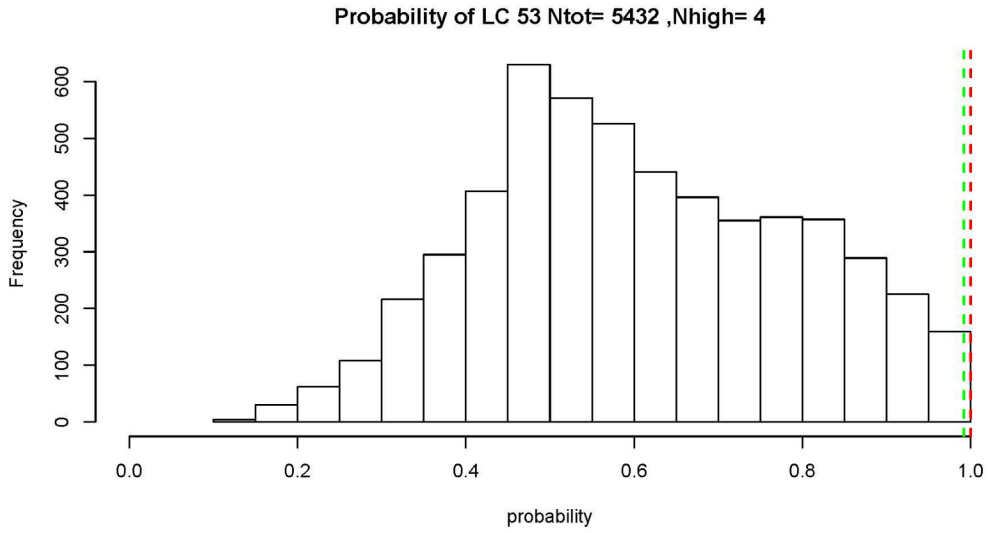

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
0
2000
4000
6000
8000
Overall accuracy
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.916
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc

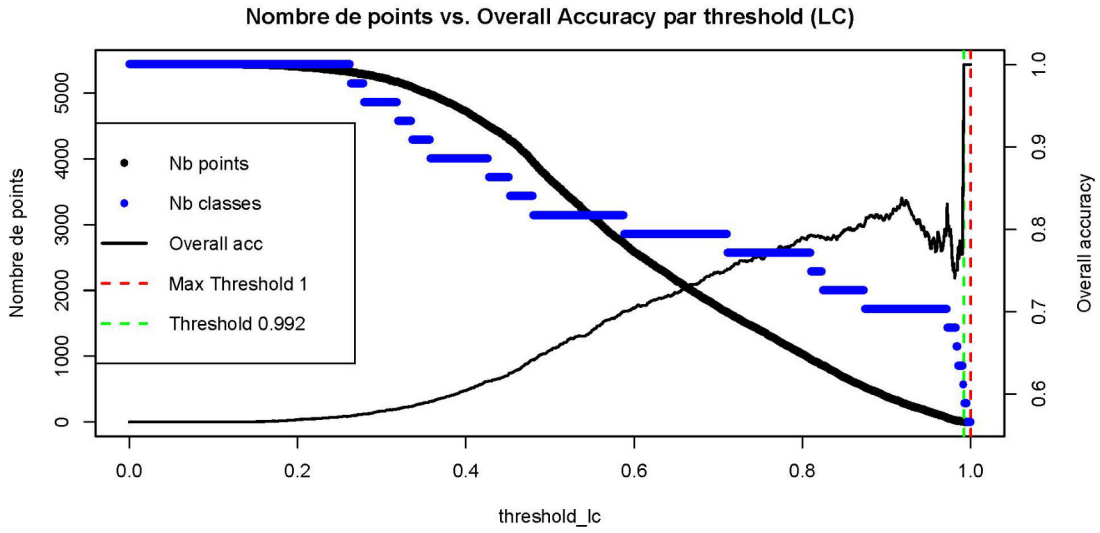

Probability of LC 51 Ntot= 5175 ,Nhigh= 3297
Frequency
0
500
1000
1500
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability


Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.77
0
1000
2000
3000
4000
5000
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc

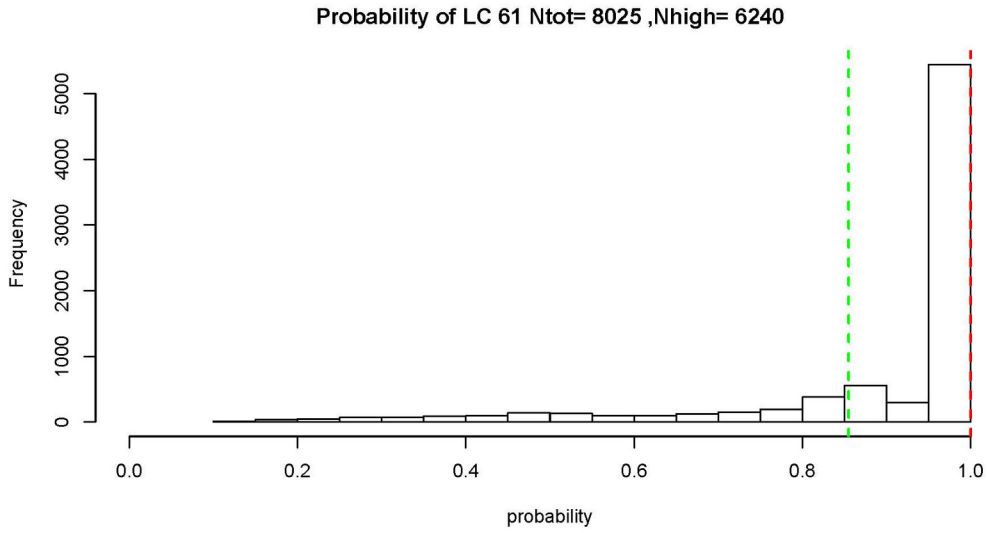

Probability of LC 52 Ntot= 7663 ,Nhigh= 4040
Frequency
0
500
1000
1500
2000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

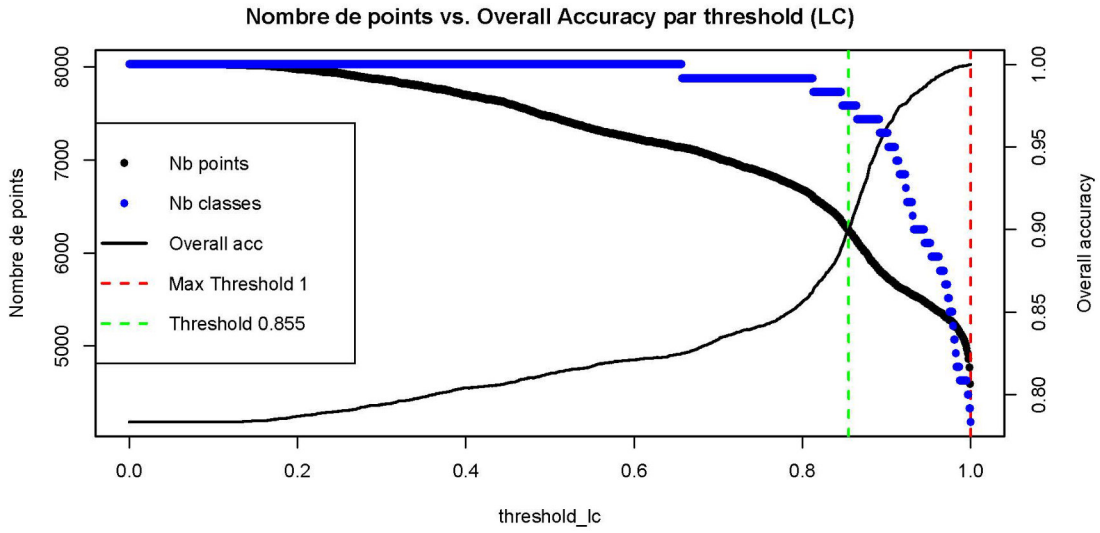

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
0
2000
4000
6000
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.803
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc
Overall accuracy
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00

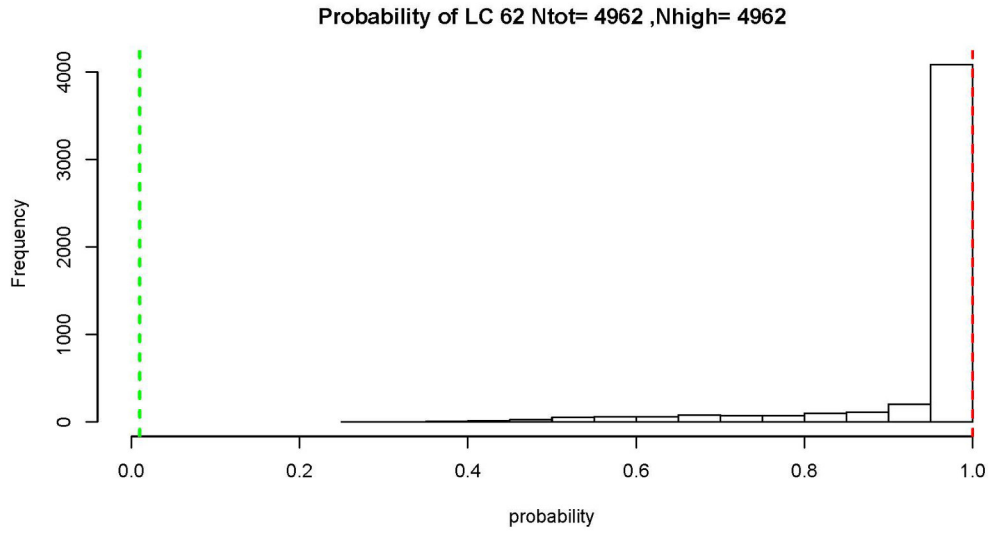


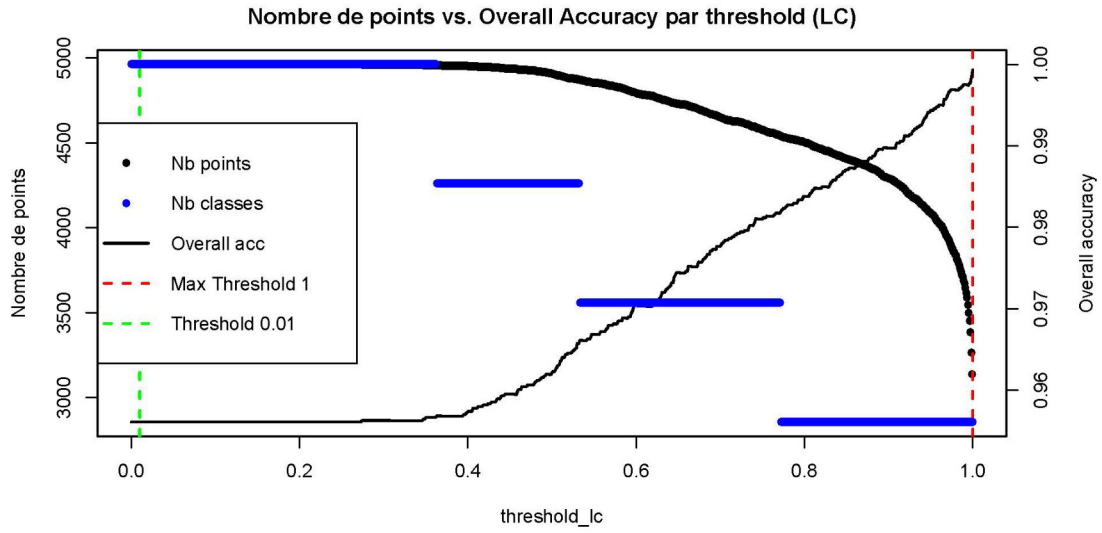


Remarque pour LC 53 : Dans l'ensemble de données de calibration nous avons un ou plusieurs points qui ont une classification incorrecte avec ADELE et qui ont également une valeur de probabilité très haute. Cela a pour conséquence de dégrader la mesure d'*overall accuracy*. Pour cette raison, le seuil est fixé à une valeur très élevée.

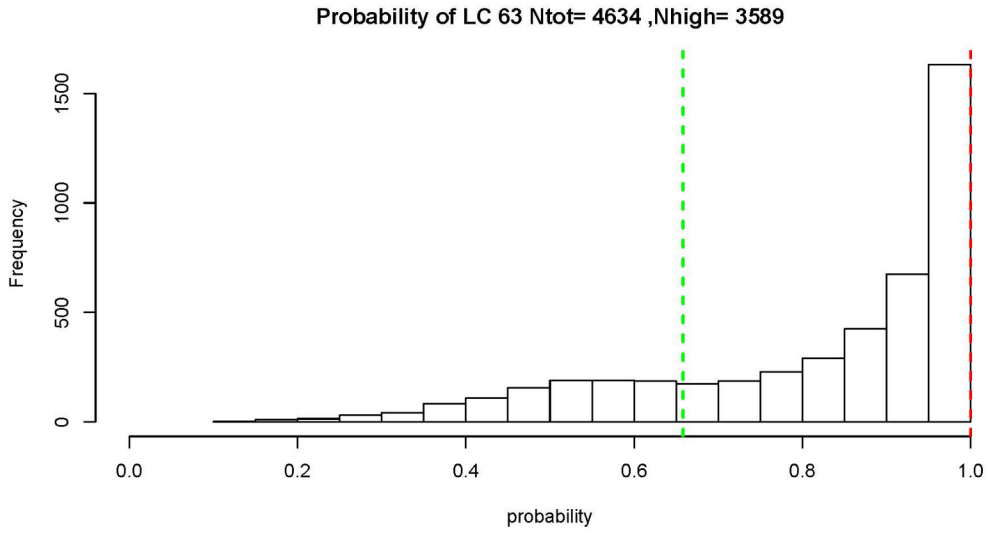

Probability of LC 61 Ntot= 8025 ,Nhigh= 6240
Frequency
0
1000
2000
3000
4000
5000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

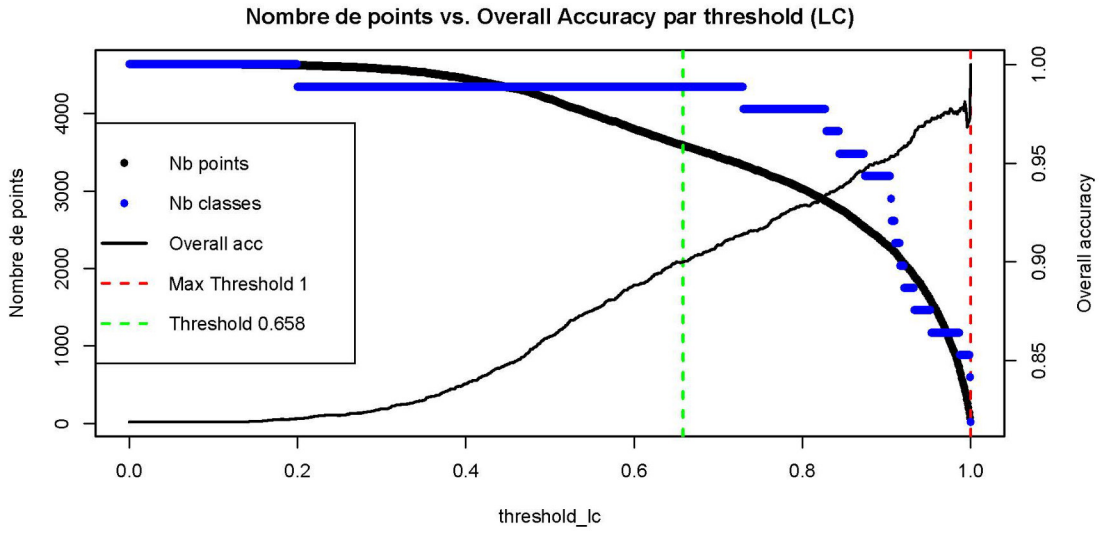

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
5000
6000
7000
8000
Overall accuracy
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.855
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc

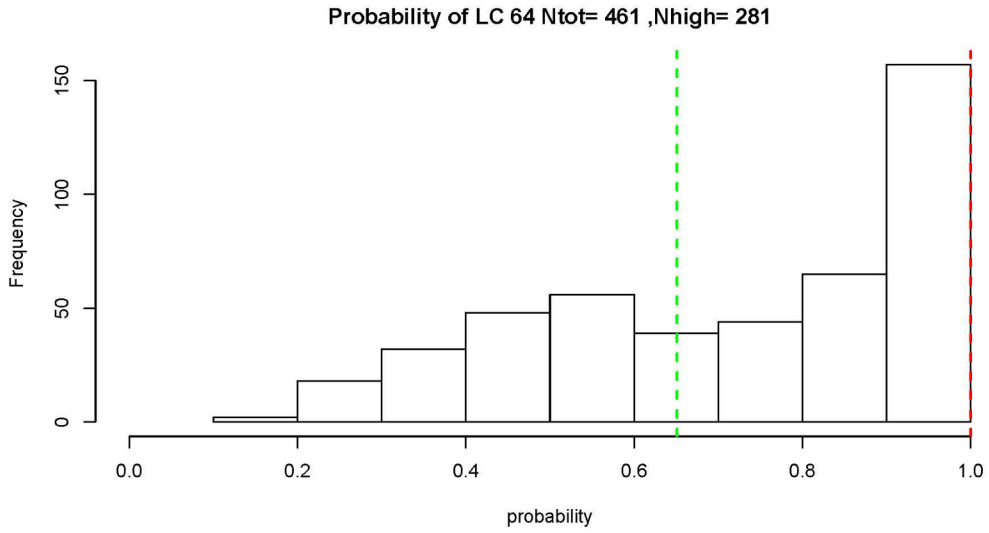


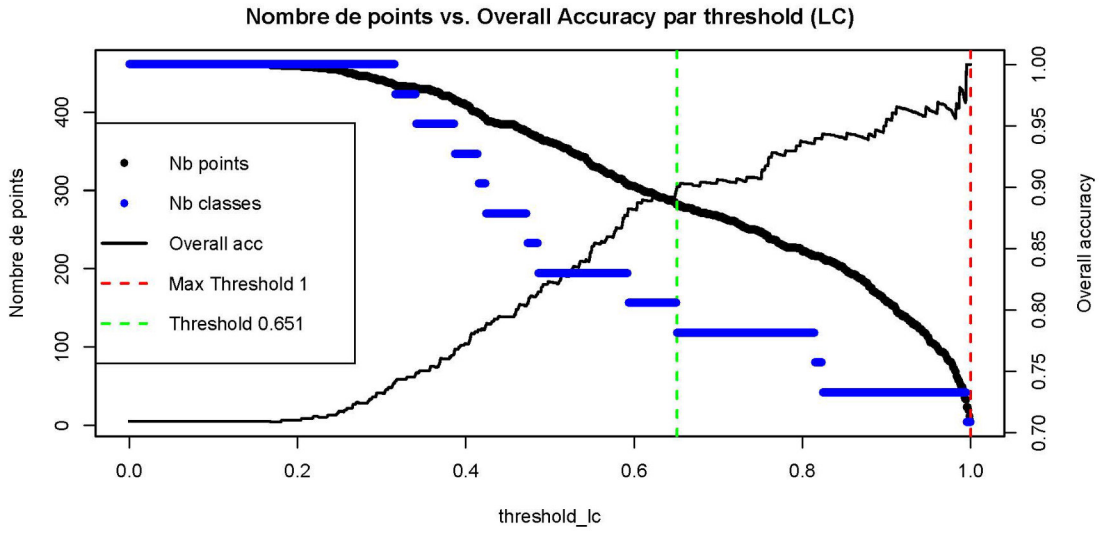


Remarque pour LC 62 : Sur les données de calibration qu'ADELE a classifié en classe 62, l'*overall accuracy* atteint un résultat supérieur ou égal à 0,9. Pour cette raison le seuil est fixé proche de son minimum à 0,01.

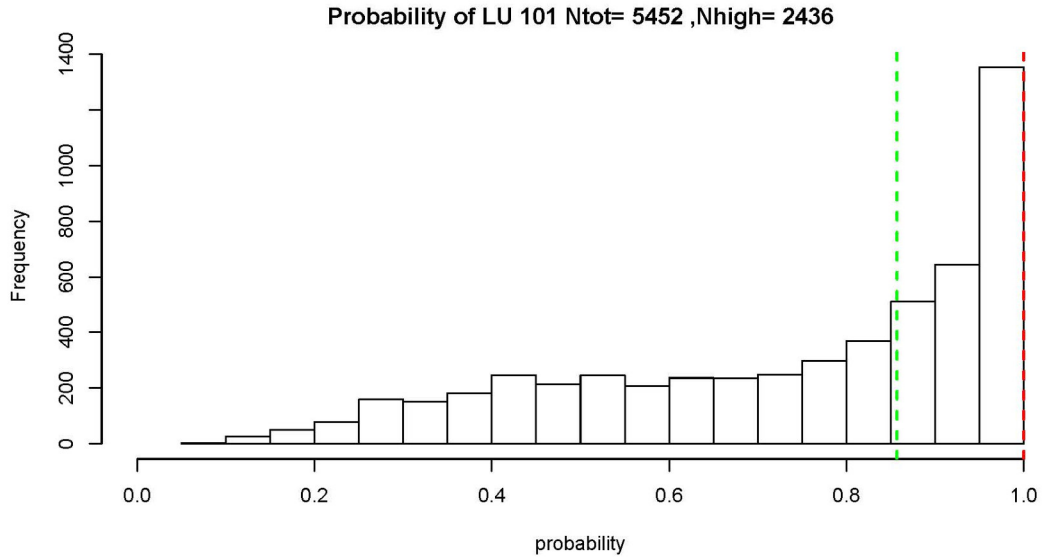

Probability of LC 63 Ntot= 4634 ,Nhigh= 3589
Frequency
0
500
1000
1500
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

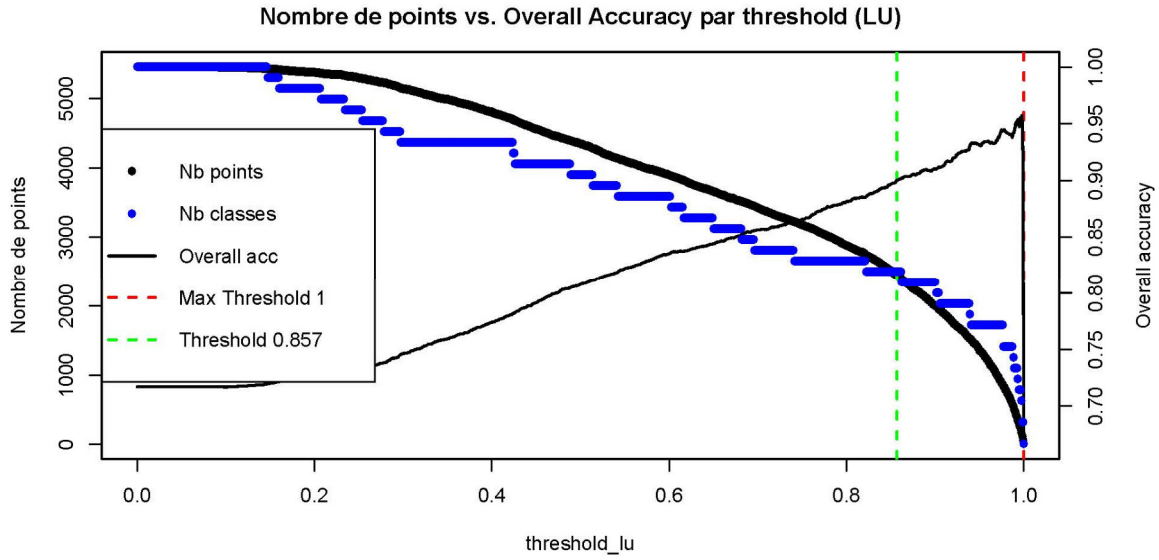

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.658
0
1000
2000
3000
4000
0.85
0.90
0.95
1.00
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc

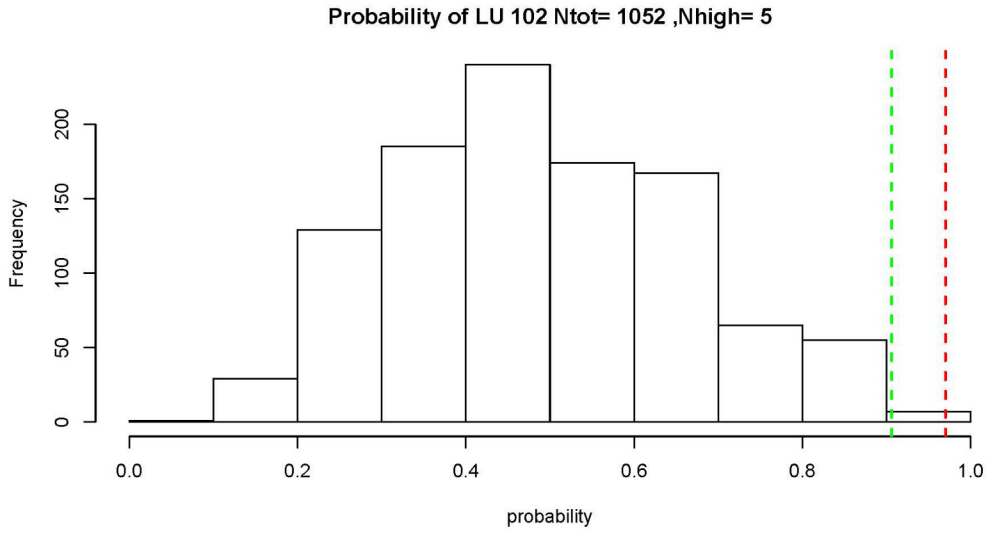

Probability of LC 64 Ntot= 461 ,Nhigh= 281
Frequency
0
50
100
150
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

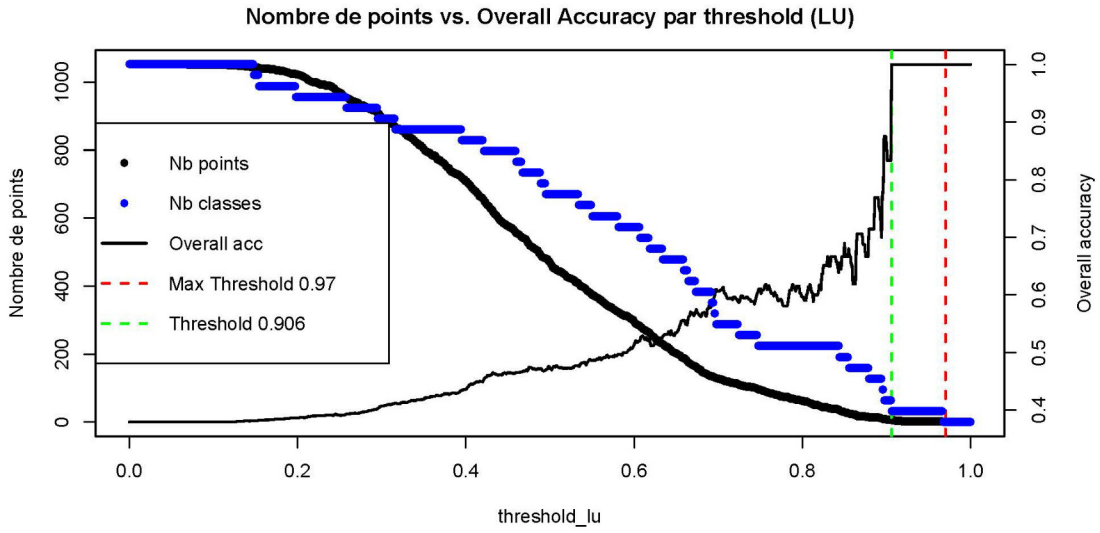

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LC)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.651
0
100
200
300
400
0.70
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lc

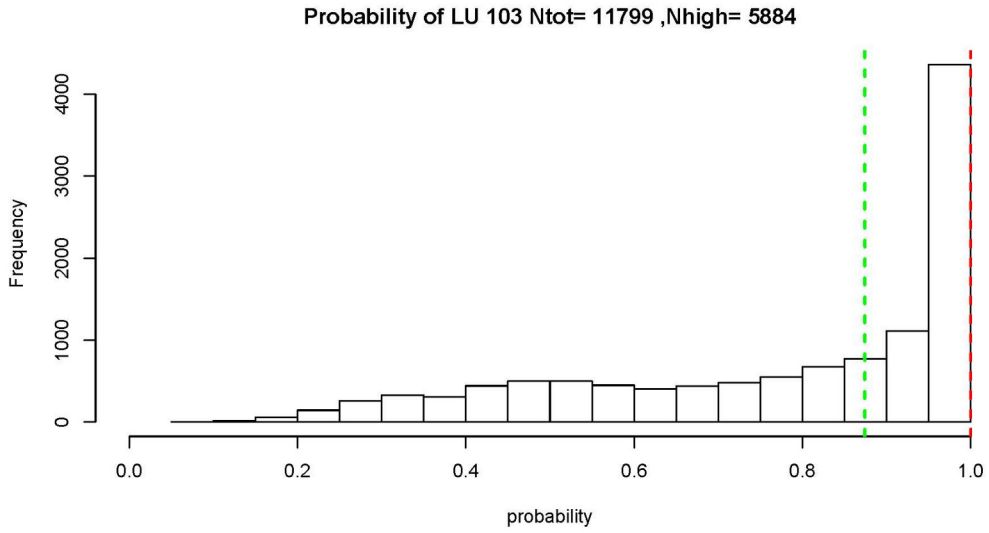
46 classes LU

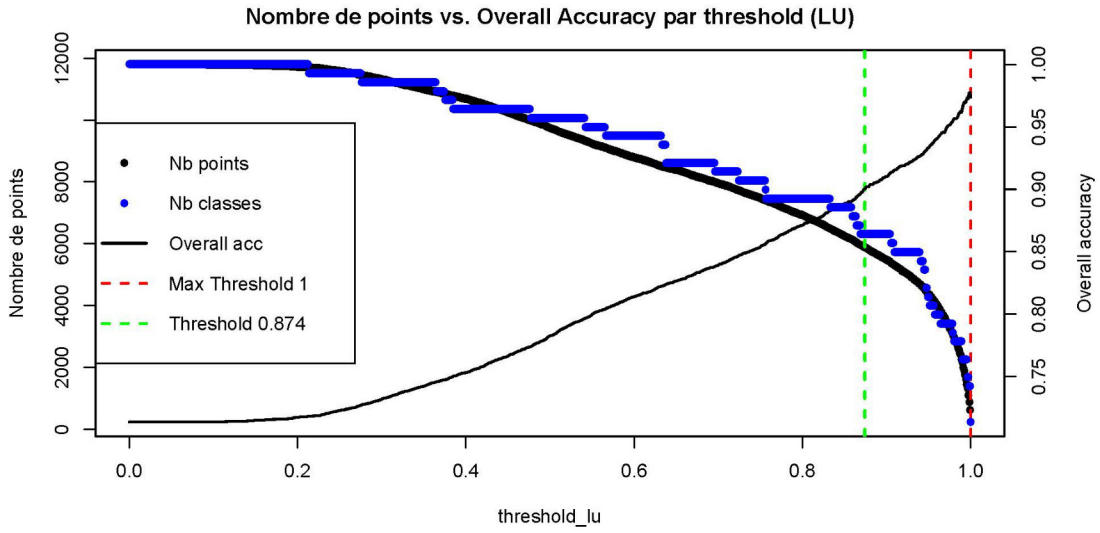


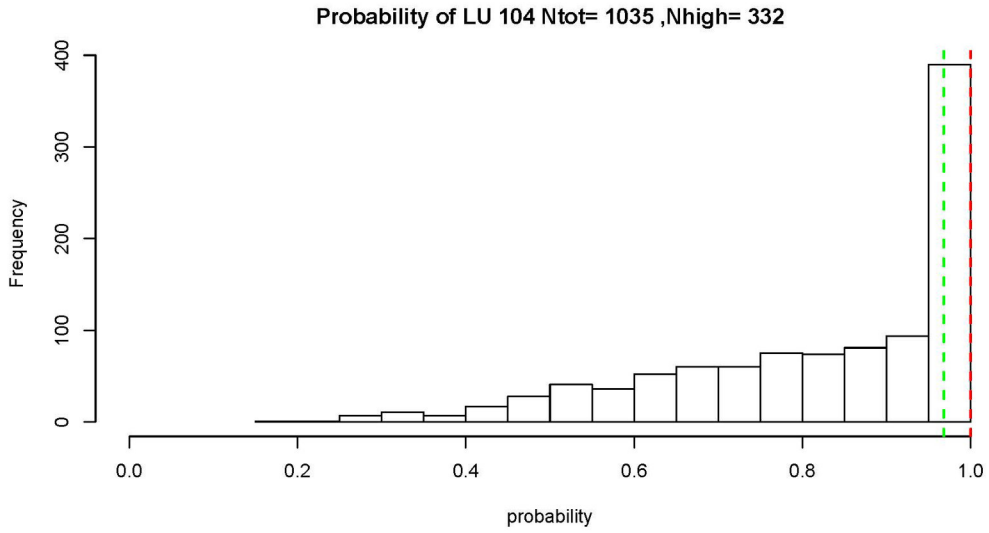


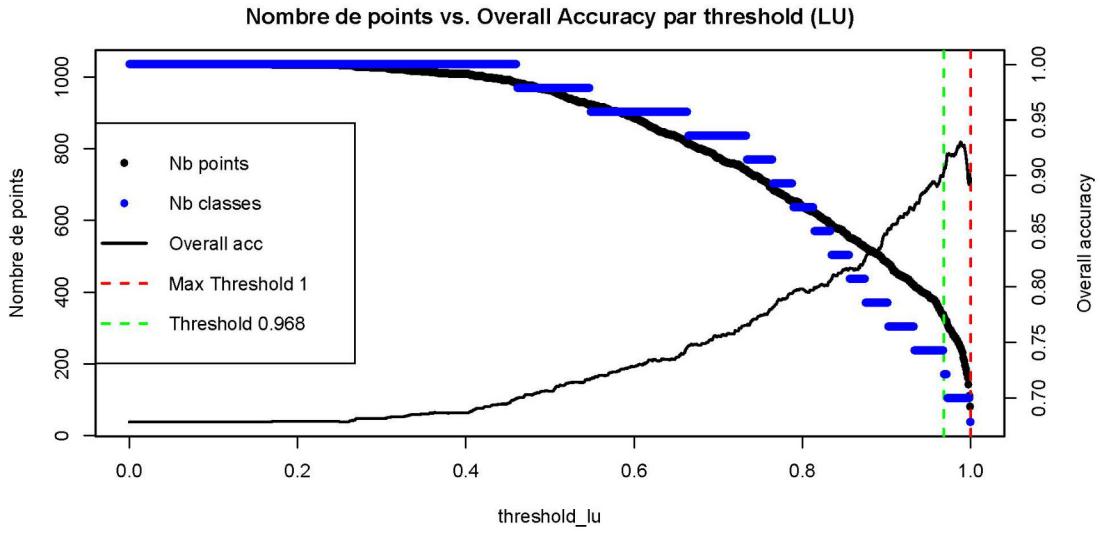

Probability of LU 102 Ntot= 1052 ,Nhigh= 5
Frequency
0
50
100
150
200
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

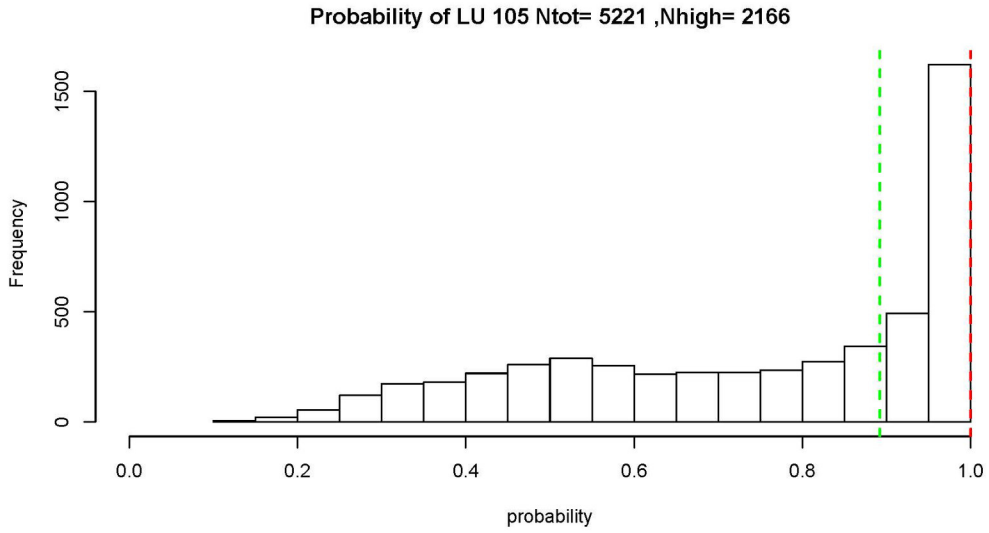

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 0.97
Threshold 0.906
0
200
400
600
800
1000
0.4
0.5
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

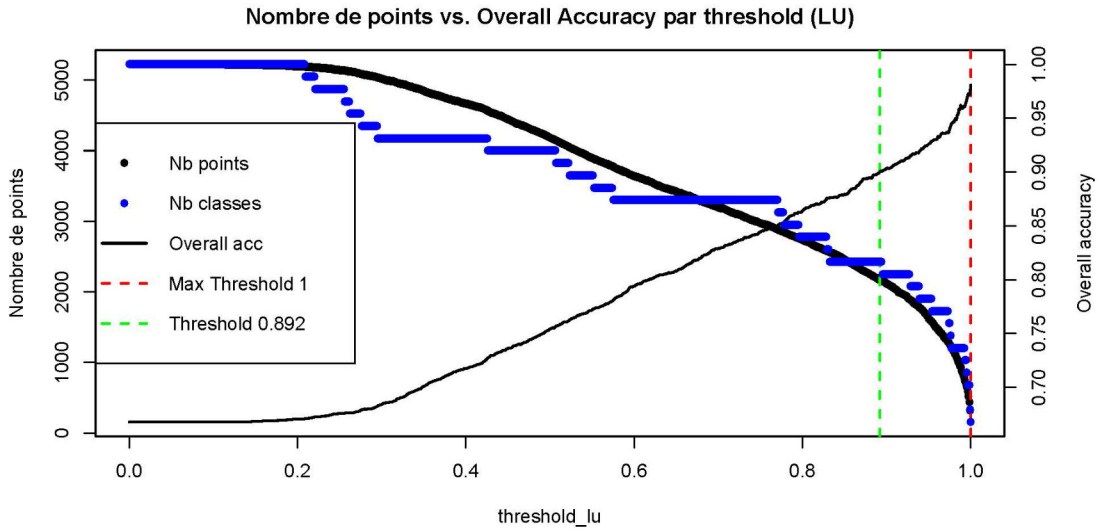

Probability of LU 103 Ntot= 11799 ,Nhigh= 5884
Frequency
0
1000
2000
3000
4000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

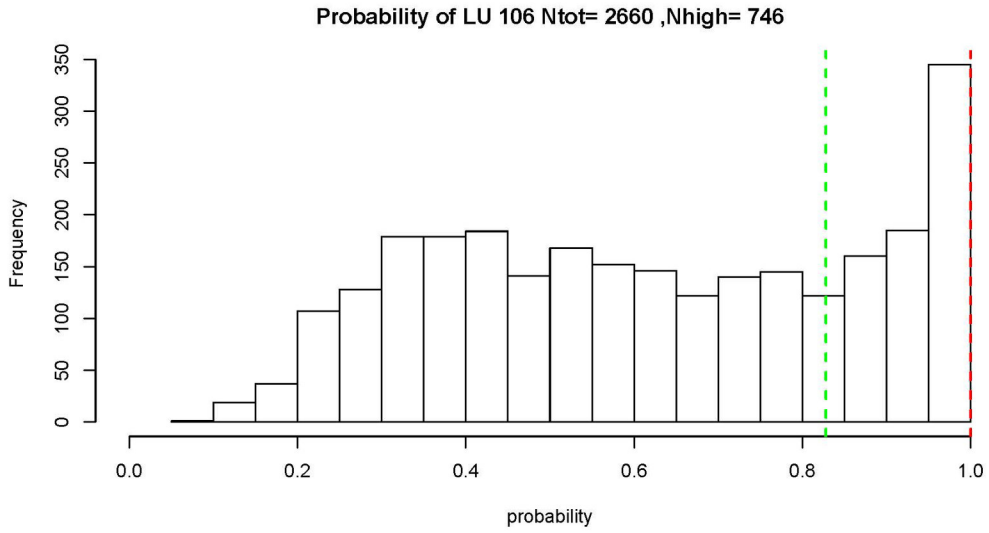

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
0
2000
4000
6000
8000
12000
Overall accuracy
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.874
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

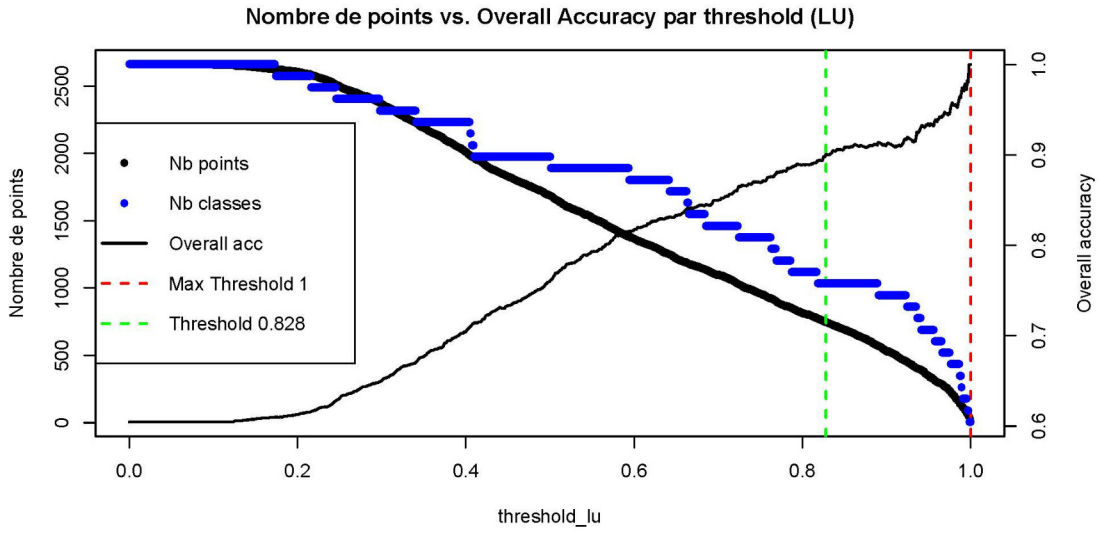

Probability of LU 104 Ntot= 1035 ,Nhigh= 332
Frequency
0
100
200
300
400
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

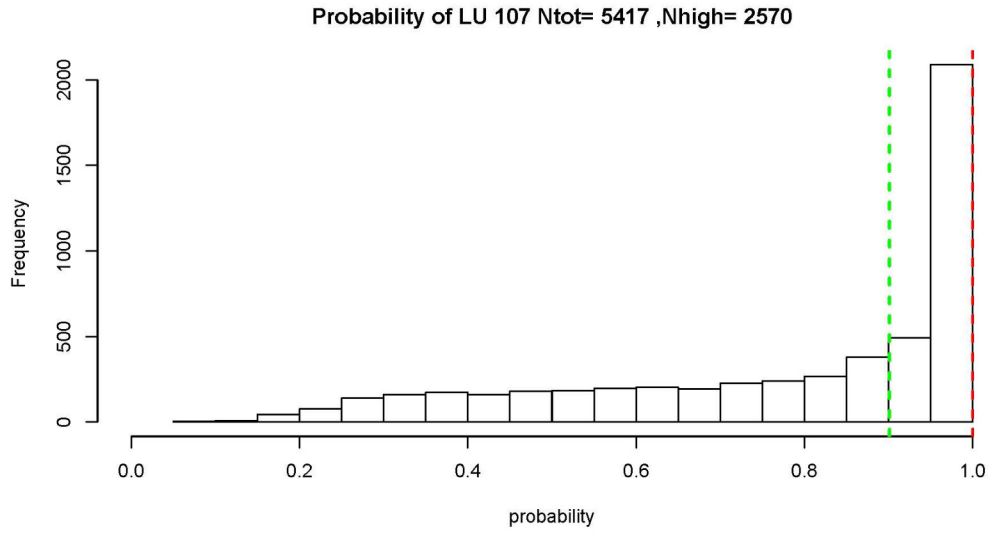

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.968
0
200
400
600
800
1000
0.70
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

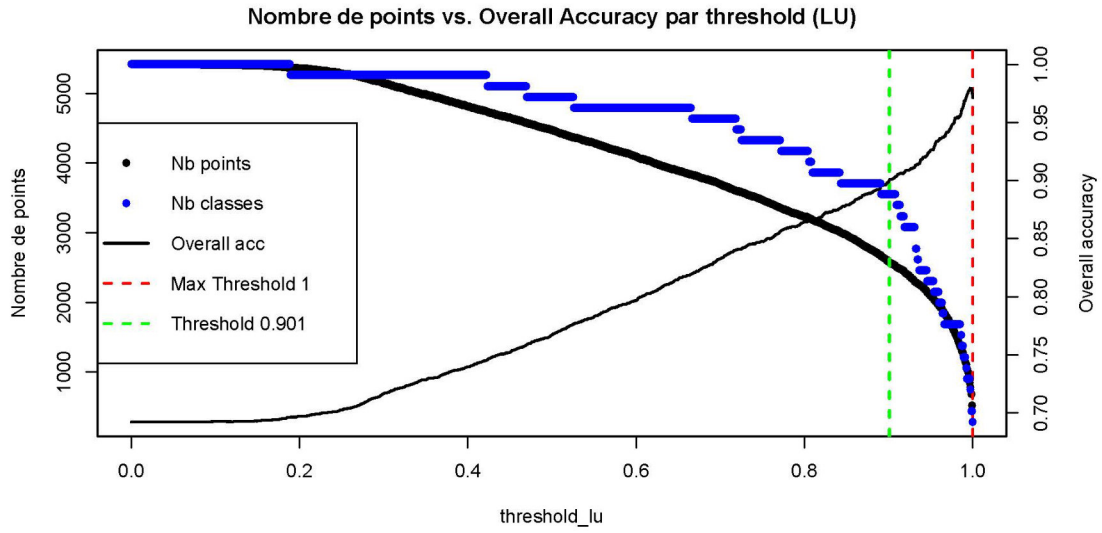

Probability of LU 105 Ntot= 5221 ,Nhigh= 2166
Frequency
0
500
1000
1500
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

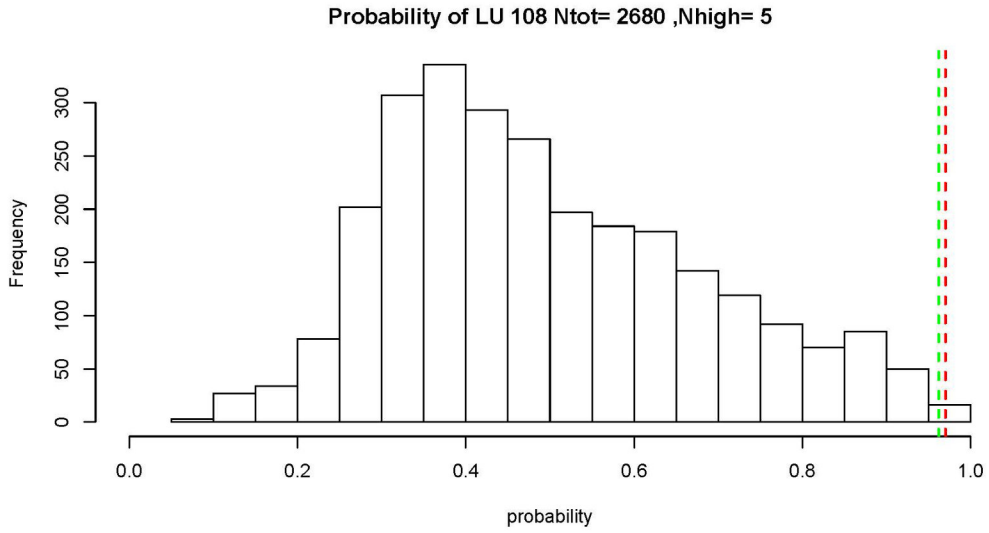

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.892
0
1000
2000
3000
4000
5000
0.70
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

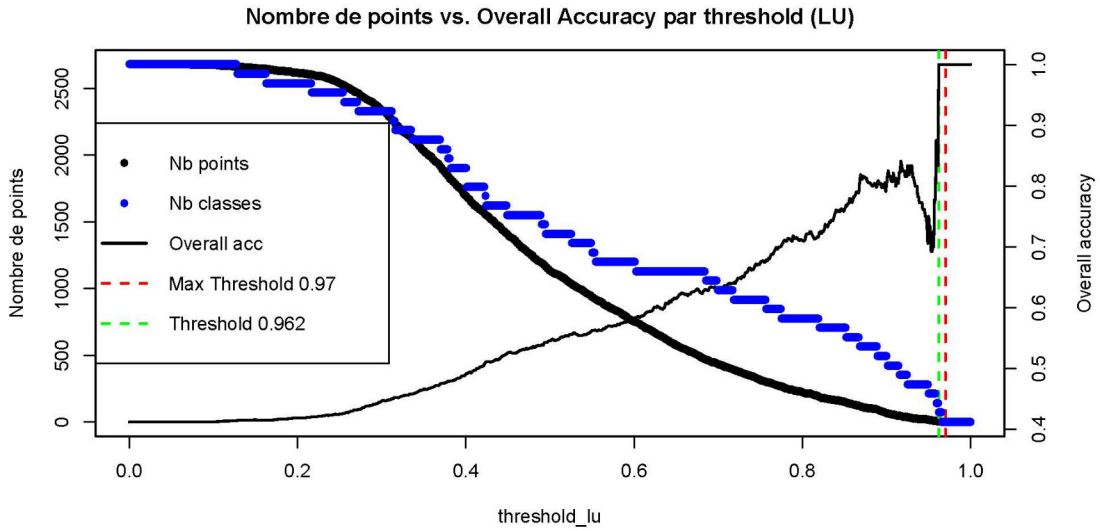

Probability of LU 106 Ntot= 2660 ,Nhigh= 746
Frequency
0
50
100
150
200
250
300
350
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability


Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
0
500
1000
1500
2000
2500
Overall accuracy
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.828
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

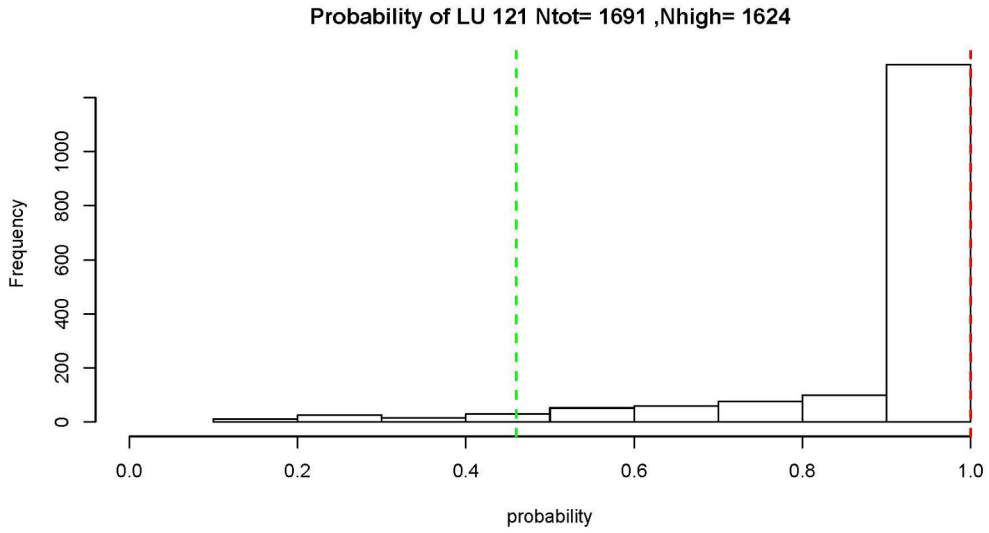

Probability of LU 107 Ntot= 5417 ,Nhigh= 2570
Frequency
0
500
1000
1500
2000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

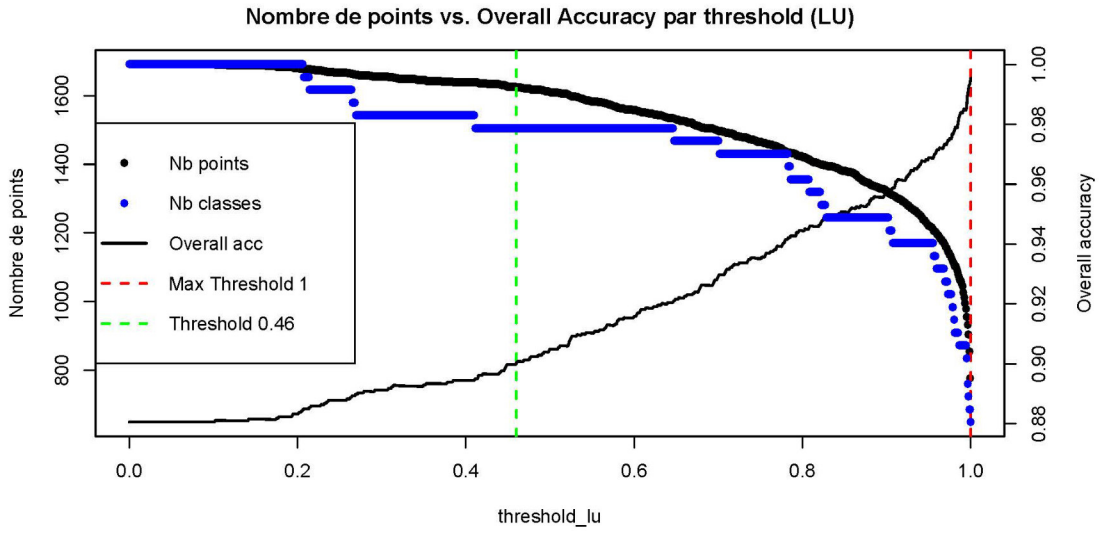

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
1000
2000
3000
4000
5000
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.901
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu
Overall accuracy
0.70
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00

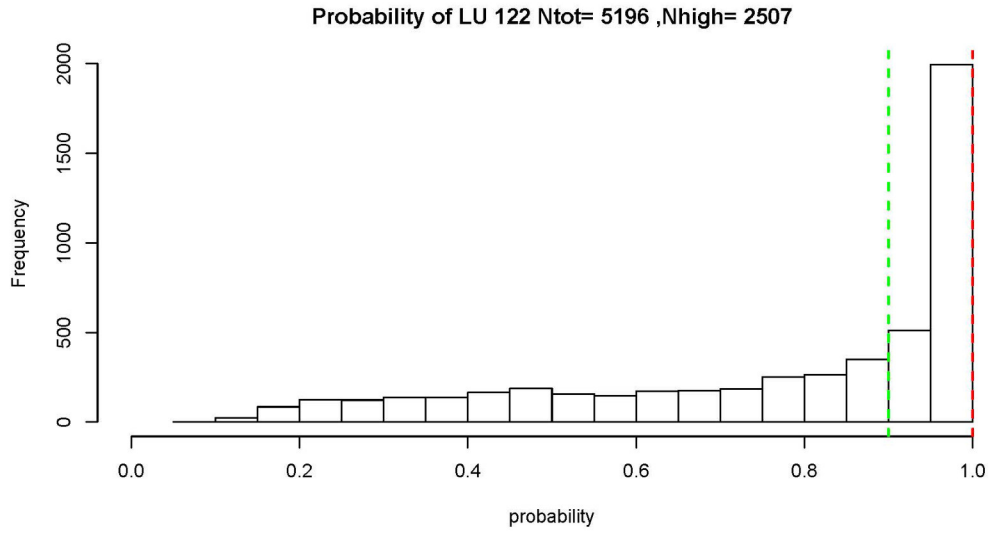


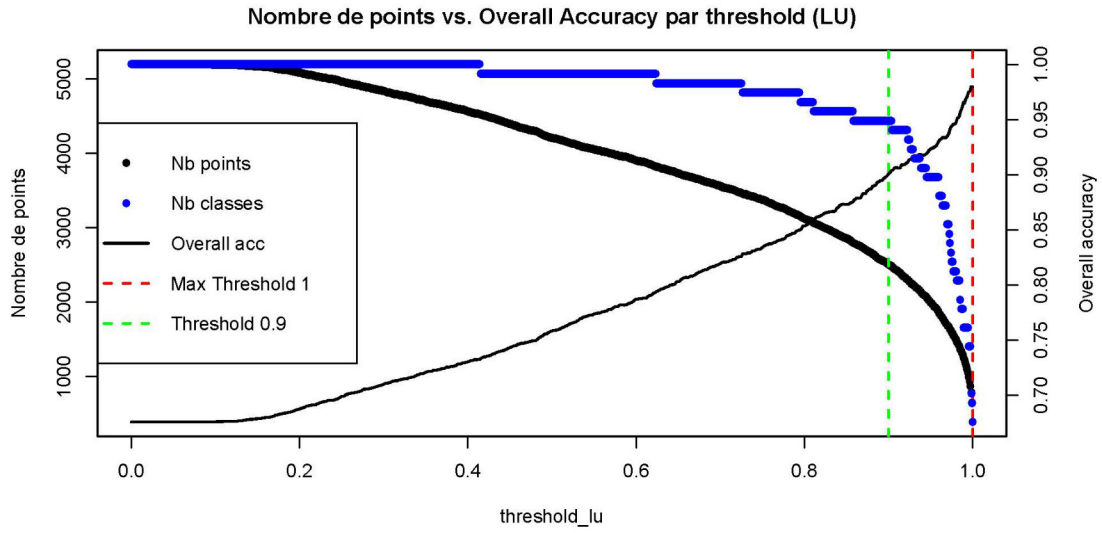


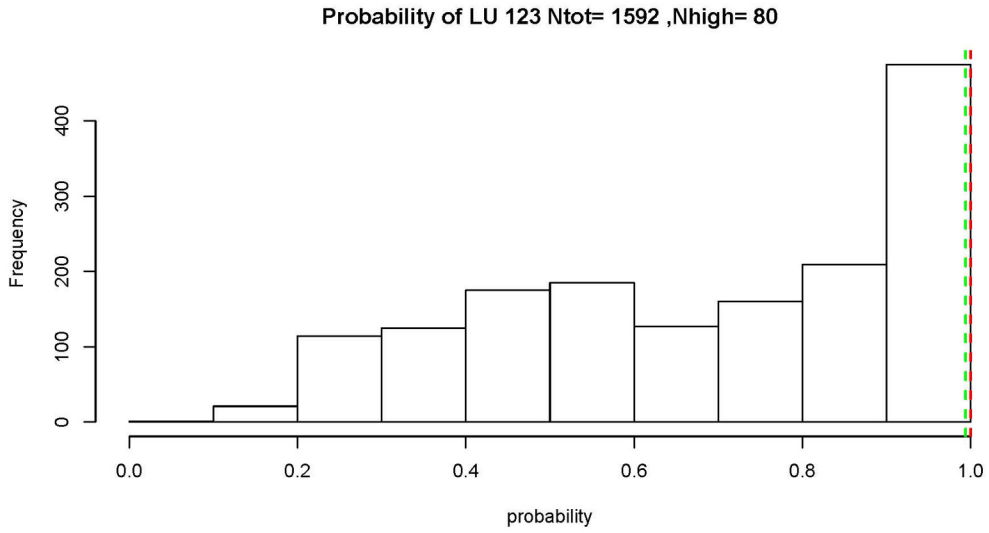
Remarque pour LU 108 : Dans l'ensemble de données de calibration nous avons un ou plusieurs points qui ont une classification incorrecte avec ADELE et qui ont également une valeur de probabilité très haute. Cela a pour conséquence de dégrader la mesure d'*overall accuracy*. Pour cette raison, le seuil est fixé à une valeur très élevée.

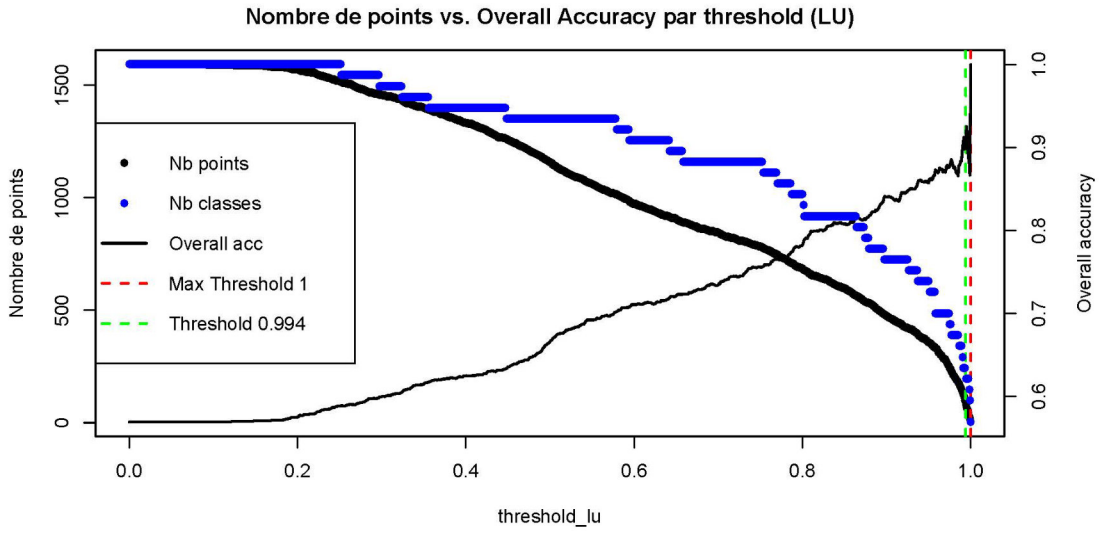

Probability of LU 121 Ntot= 1691 ,Nhigh= 1624
Frequency
0
200
400
600
800
1000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability


Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
800
1000
1200
1400
1600
Overall accuracy
0.88
0.90
0.92
0.94
0.96
0.98
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.46
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

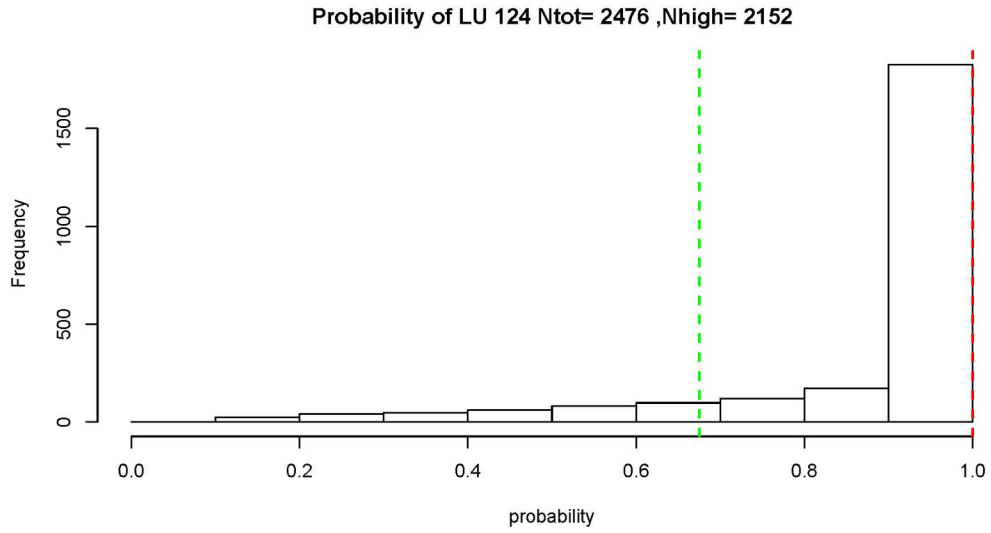

Probability of LU 122 Ntot= 5196 ,Nhigh= 2507
Frequency
0
500
1000
1500
2000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

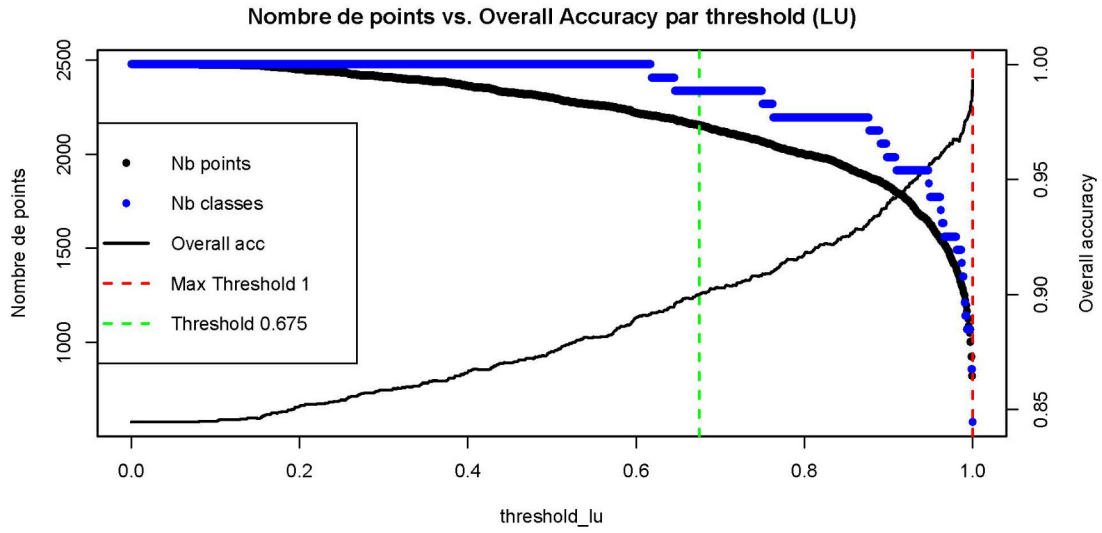

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
1000
2000
3000
4000
5000
Overall accuracy
0.70
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.9
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

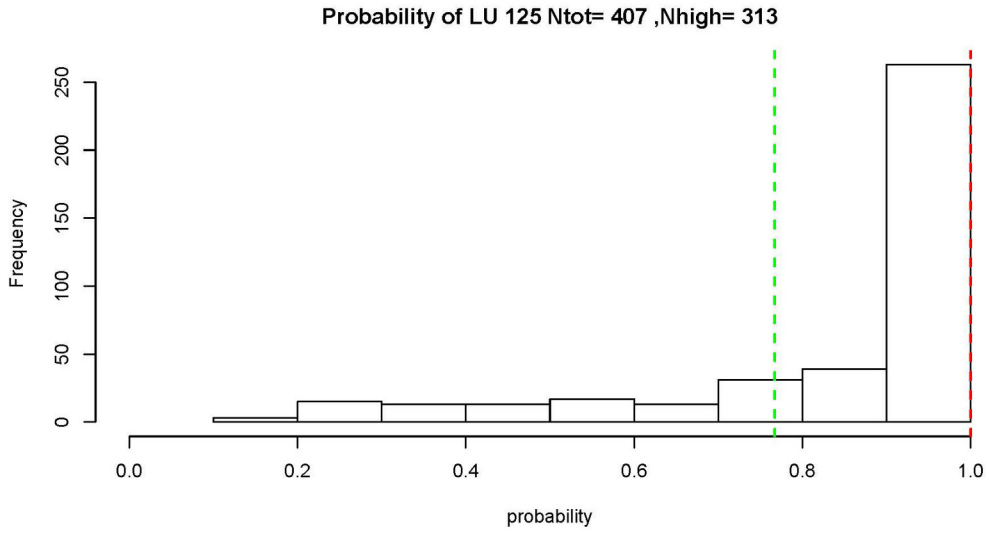


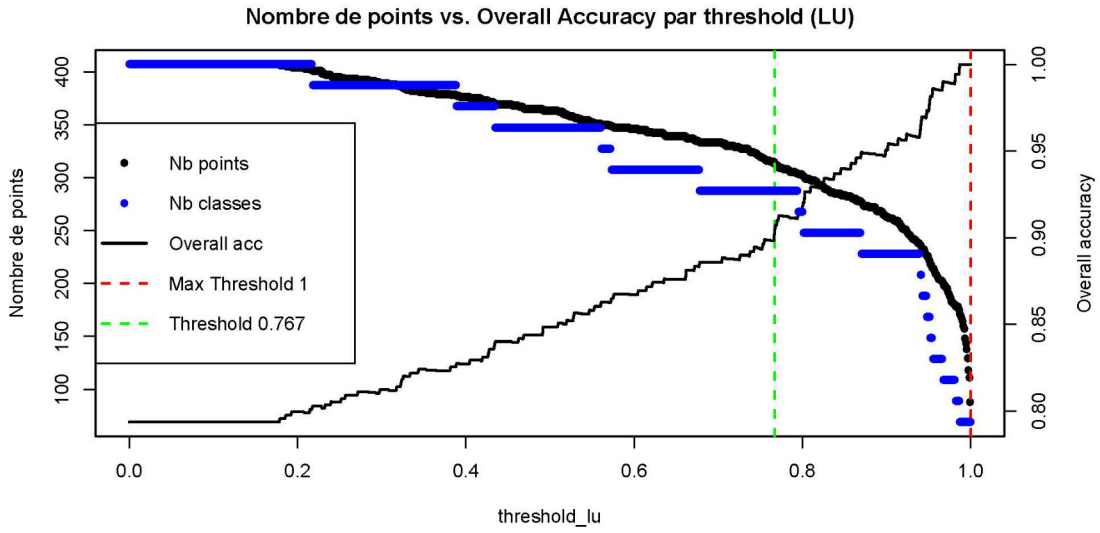


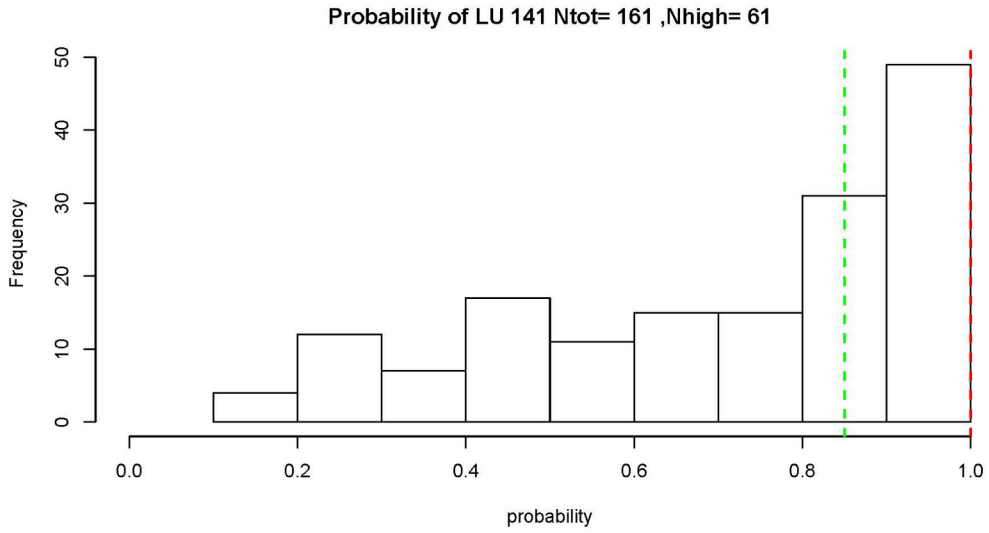
Remarque pour LU 123 : Dans l'ensemble de données de calibration nous avons un ou plusieurs points qui ont une classification incorrecte avec ADELE et qui ont également une valeur de probabilité très haute. Cela a pour conséquence de dégrader la mesure d'*overall accuracy*. Pour cette raison, le seuil est fixé à une valeur très élevée.

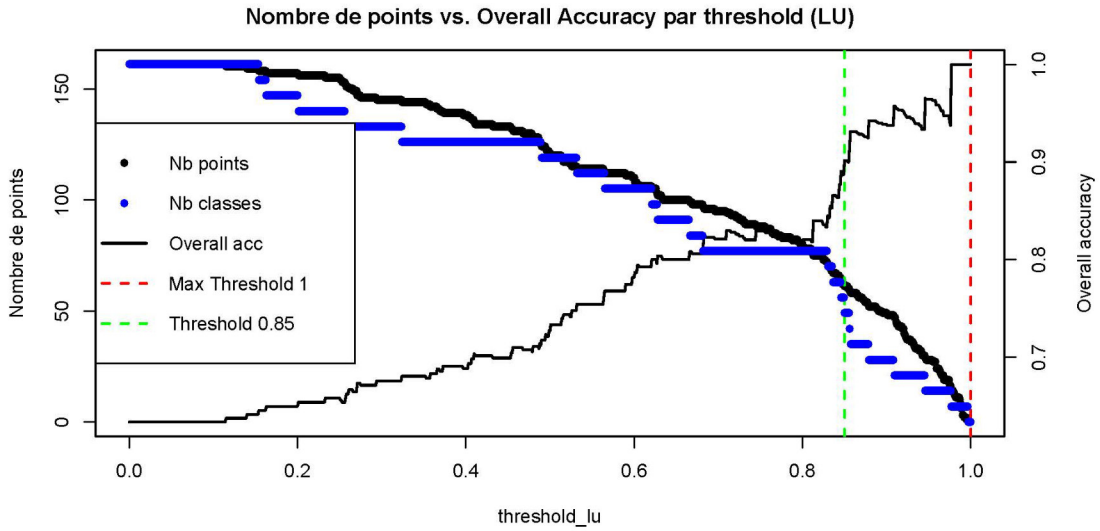

Probability of LU 124 Ntot= 2476 ,Nhigh= 2152
Frequency
0
500
1000
1500
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

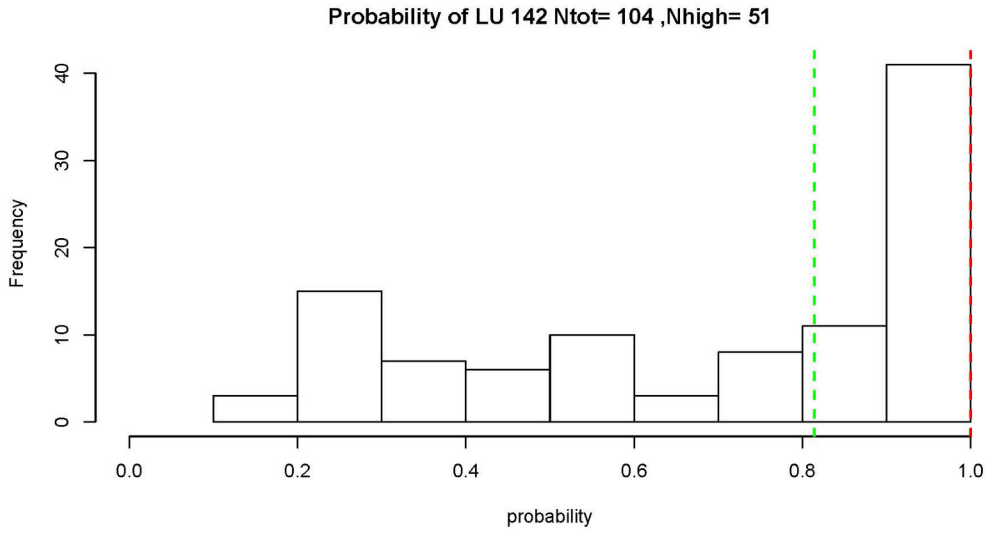

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
1000
1500
2000
2500
Overall accuracy
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.675
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

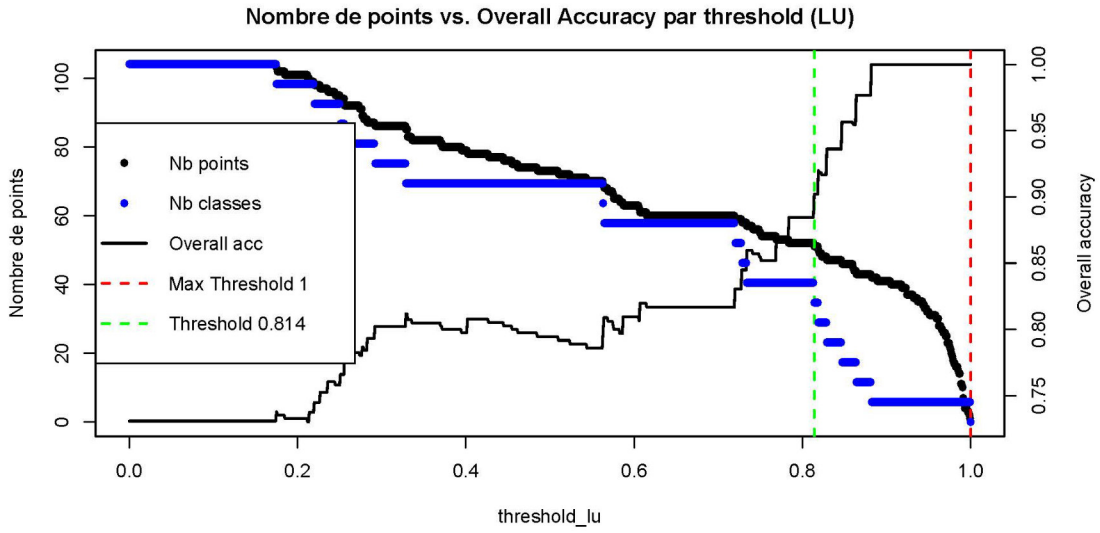

Probability of LU 125 Ntot= 407 ,Nhigh= 313
Frequency
0
50
100
150
200
250
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

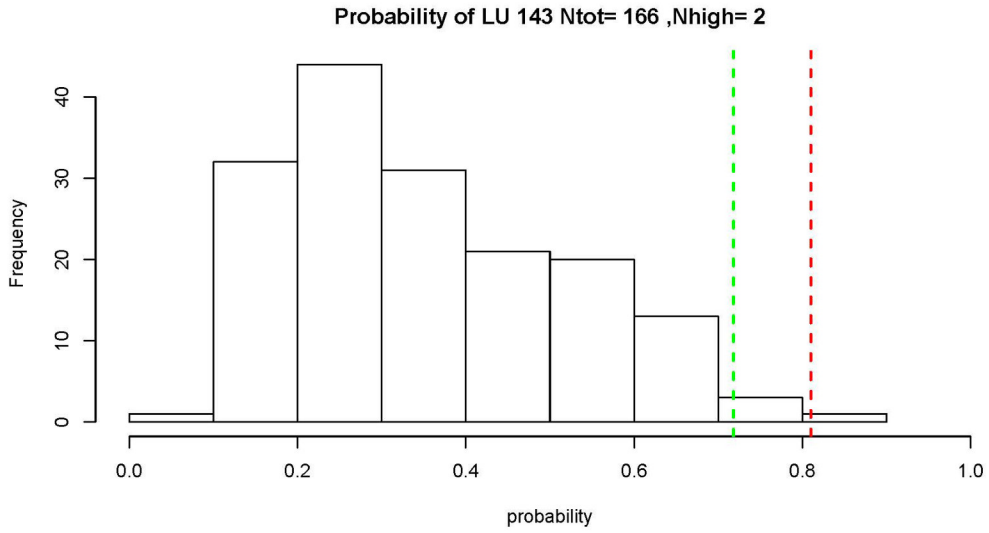

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
100
150
200
250
300
350
400
Overall accuracy
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.767
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

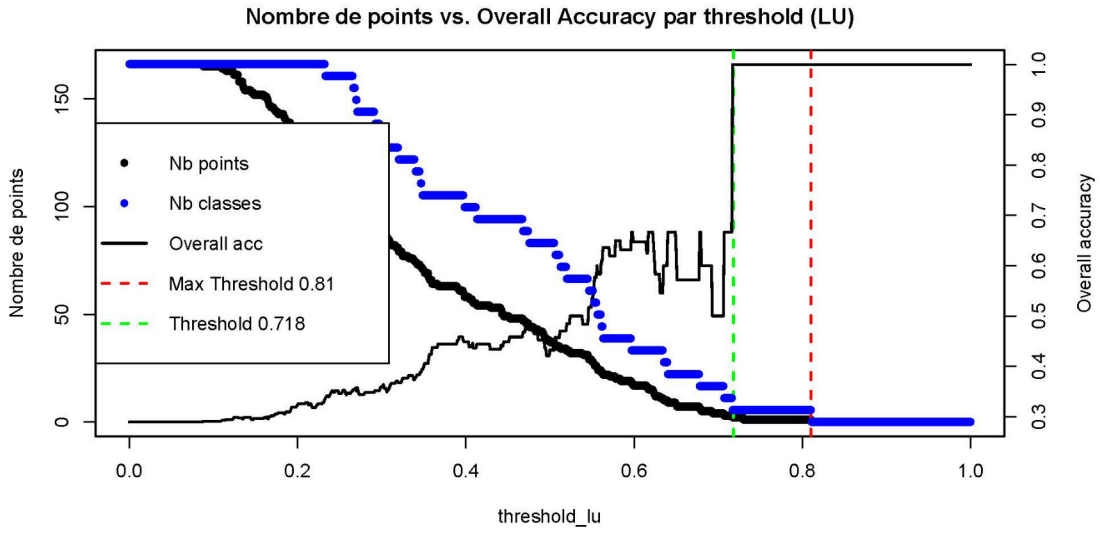

Probability of LU 141 Ntot= 161 ,Nhigh= 61
Frequency
0
10
20
30
40
50
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

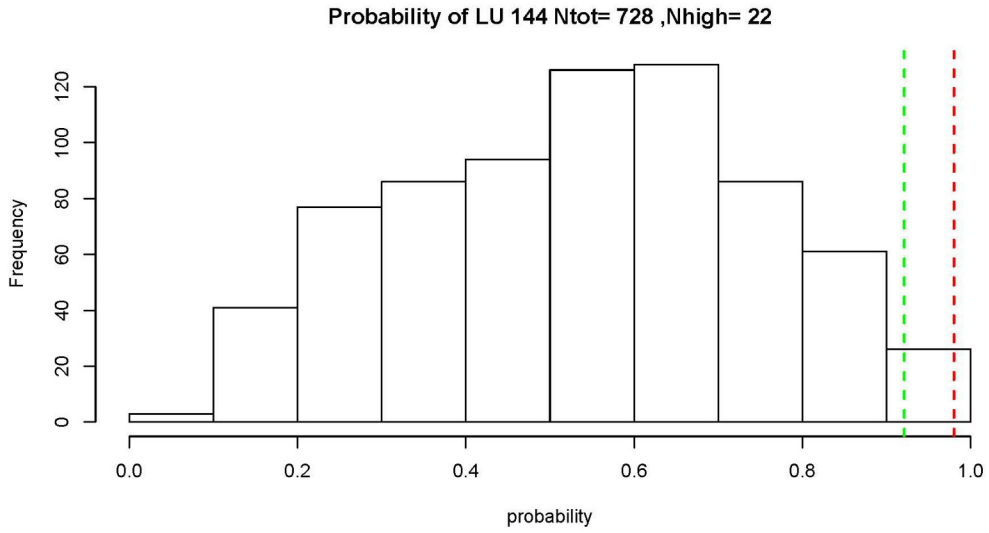

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
0
50
100
150
Overall accuracy
0.7
0.8
0.9
1.0
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.85
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

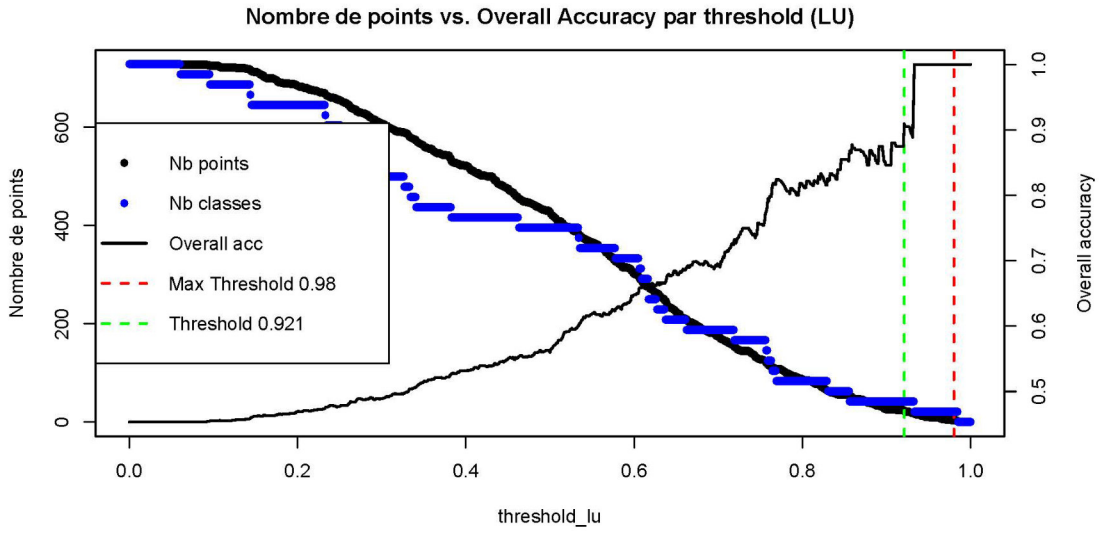

Probability of LU 142 Ntot= 104 ,Nhigh= 51
Frequency
0
10
20
30
40
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

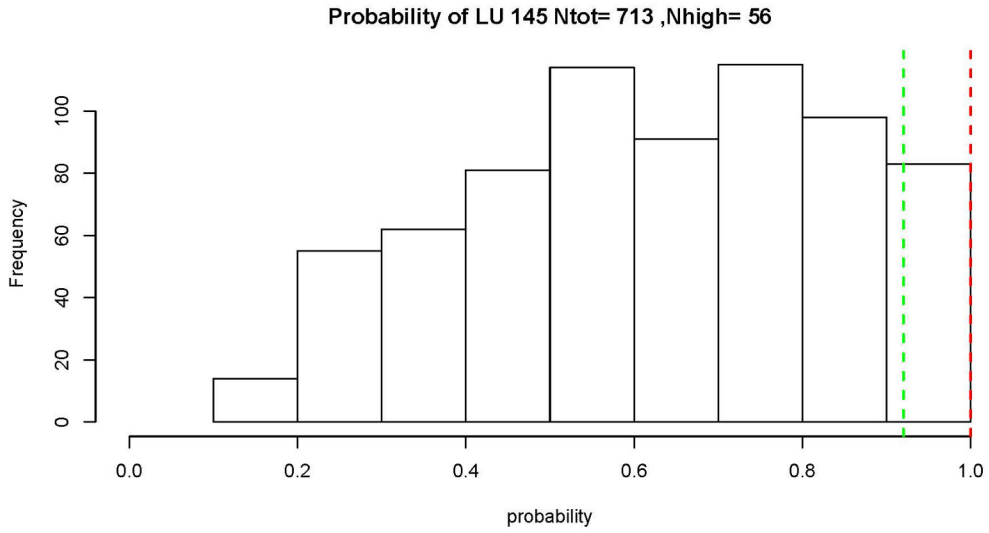

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.814
0
20
40
60
80
100
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

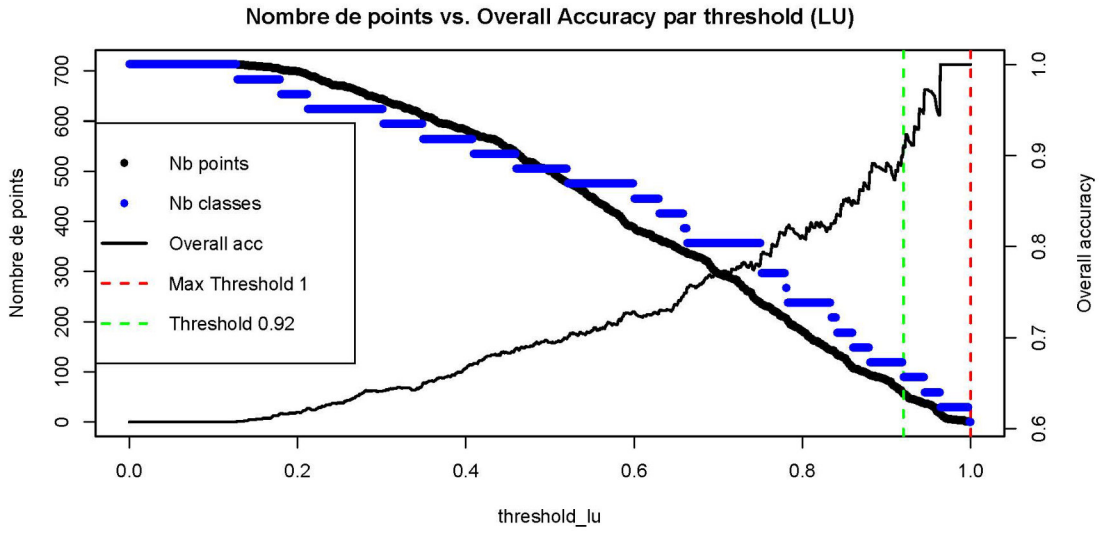

Probability of LU 143 Ntot= 166 ,Nhigh= 2
Frequency
0
10
20
30
40
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

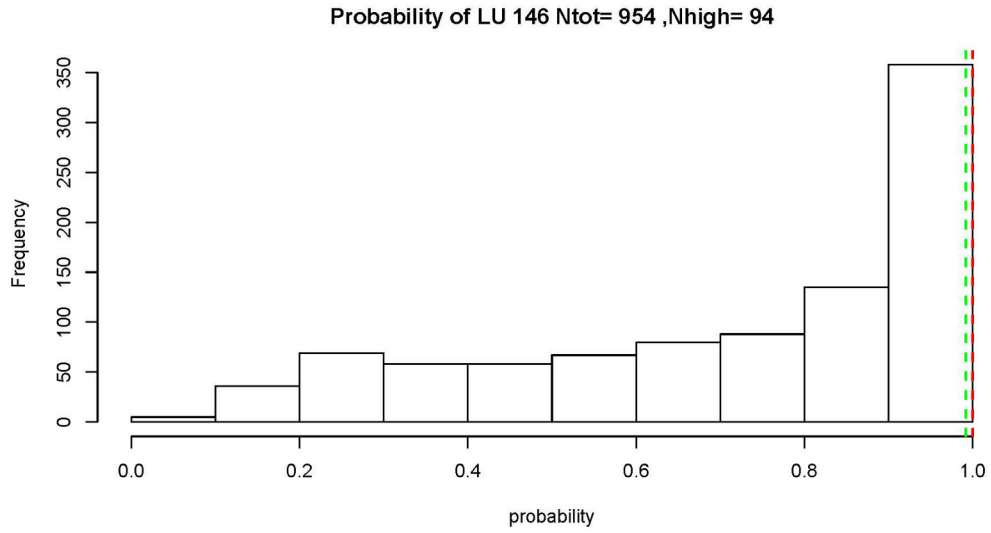

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 0.81
Threshold 0.718
0
50
100
150
0.3
0.4
0.5
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

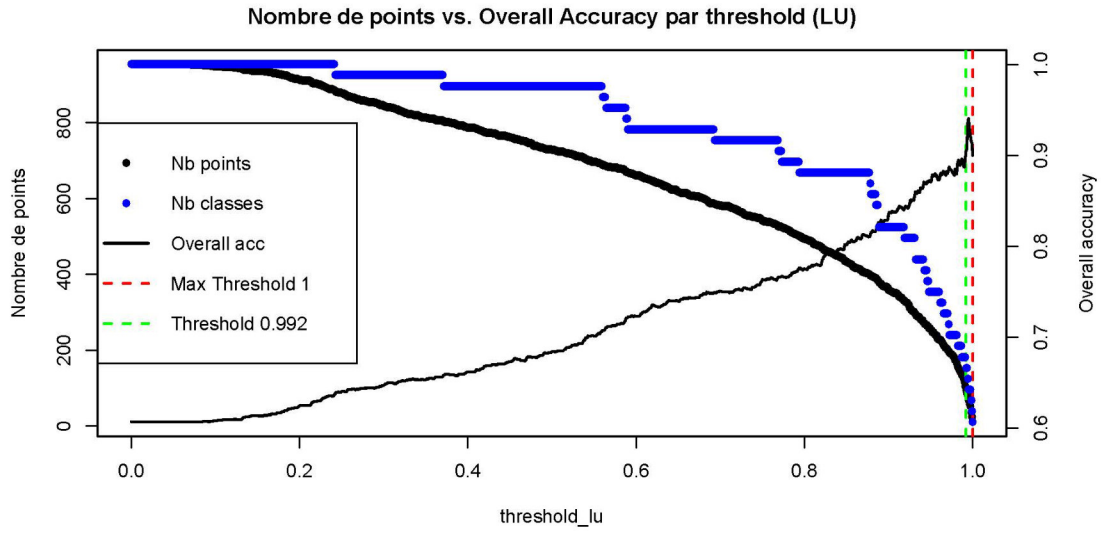

Probability of LU 144 Ntot= 728 ,Nhigh= 22
Frequency
0
20
40
60
80
100
120
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability


Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
0
200
400
600
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 0.98
Threshold 0.921
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu
Overall accuracy
0.5
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0

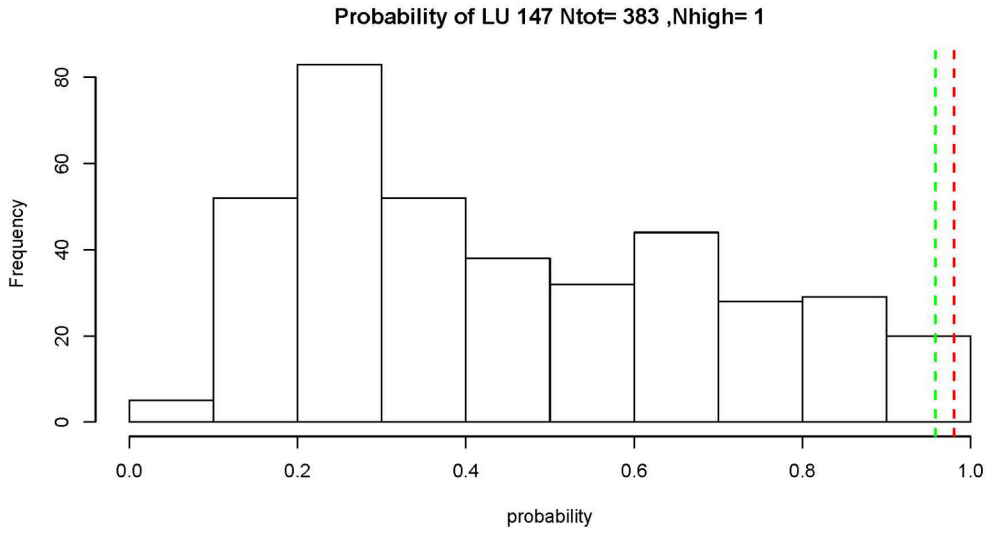

Probability of LU 145 Ntot= 713 ,Nhigh= 56
Frequency
0
20
40
60
80
100
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

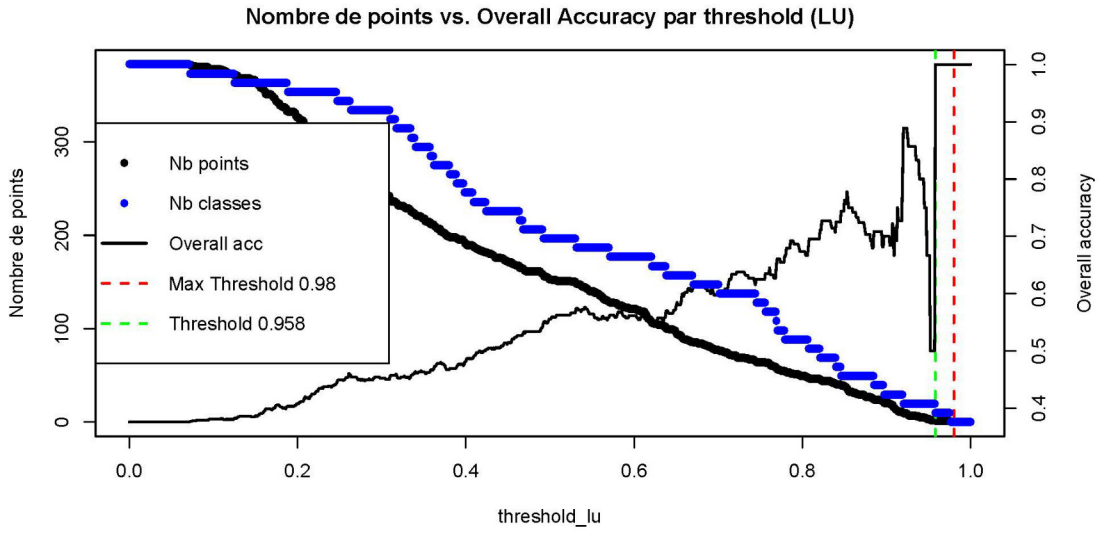

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
0
100
200
300
400
500
600
700
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.92
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu
Overall accuracy
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0



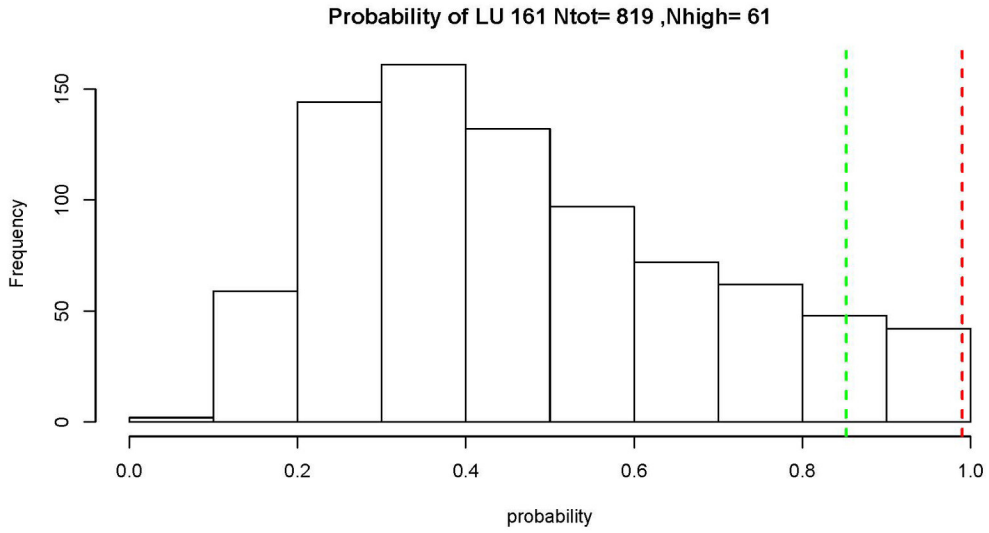


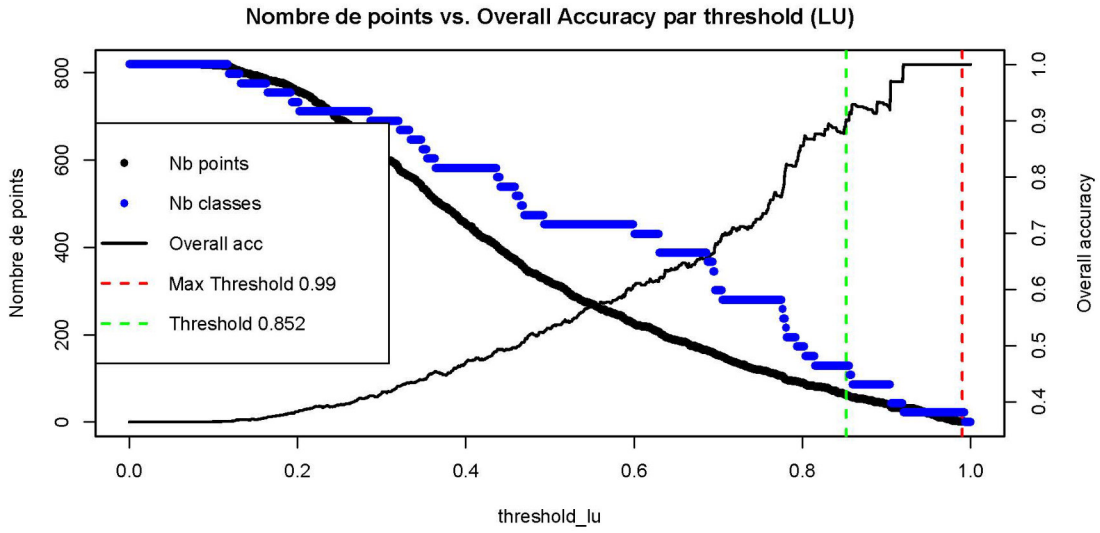
Remarque pour LU 146 : Dans l'ensemble de données de calibration nous avons un ou plusieurs points qui ont une classification incorrecte avec ADELE et qui ont également une valeur de probabilité très haute. Cela a pour conséquence de dégrader la mesure d'*overall accuracy*. Pour cette raison, le seuil est fixé à une valeur très élevée.

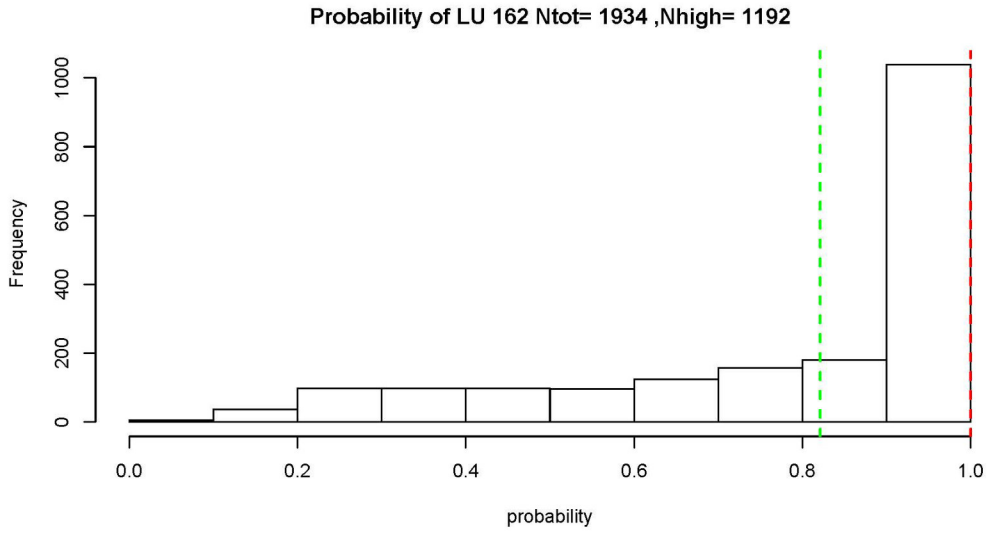


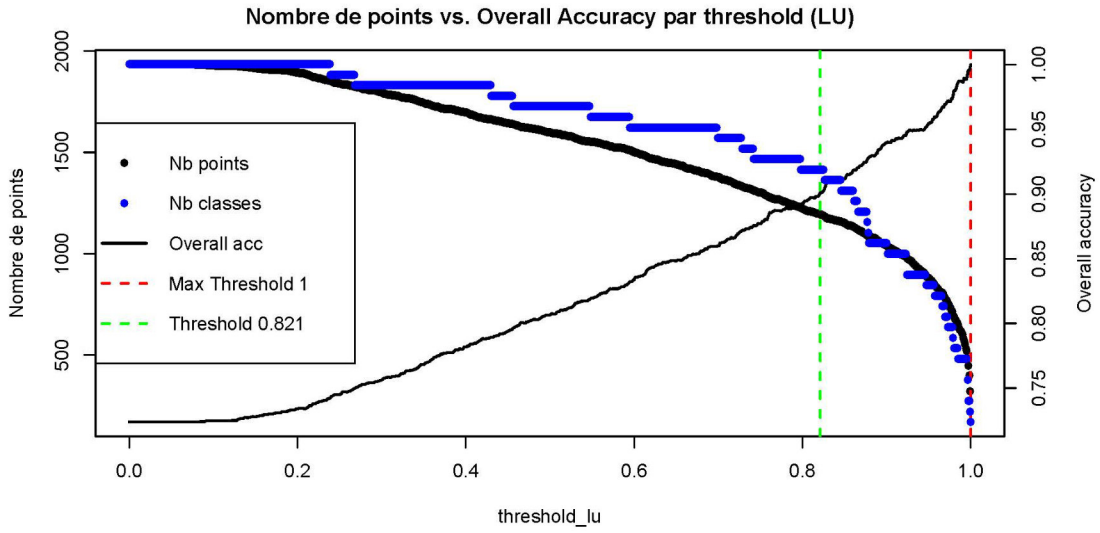


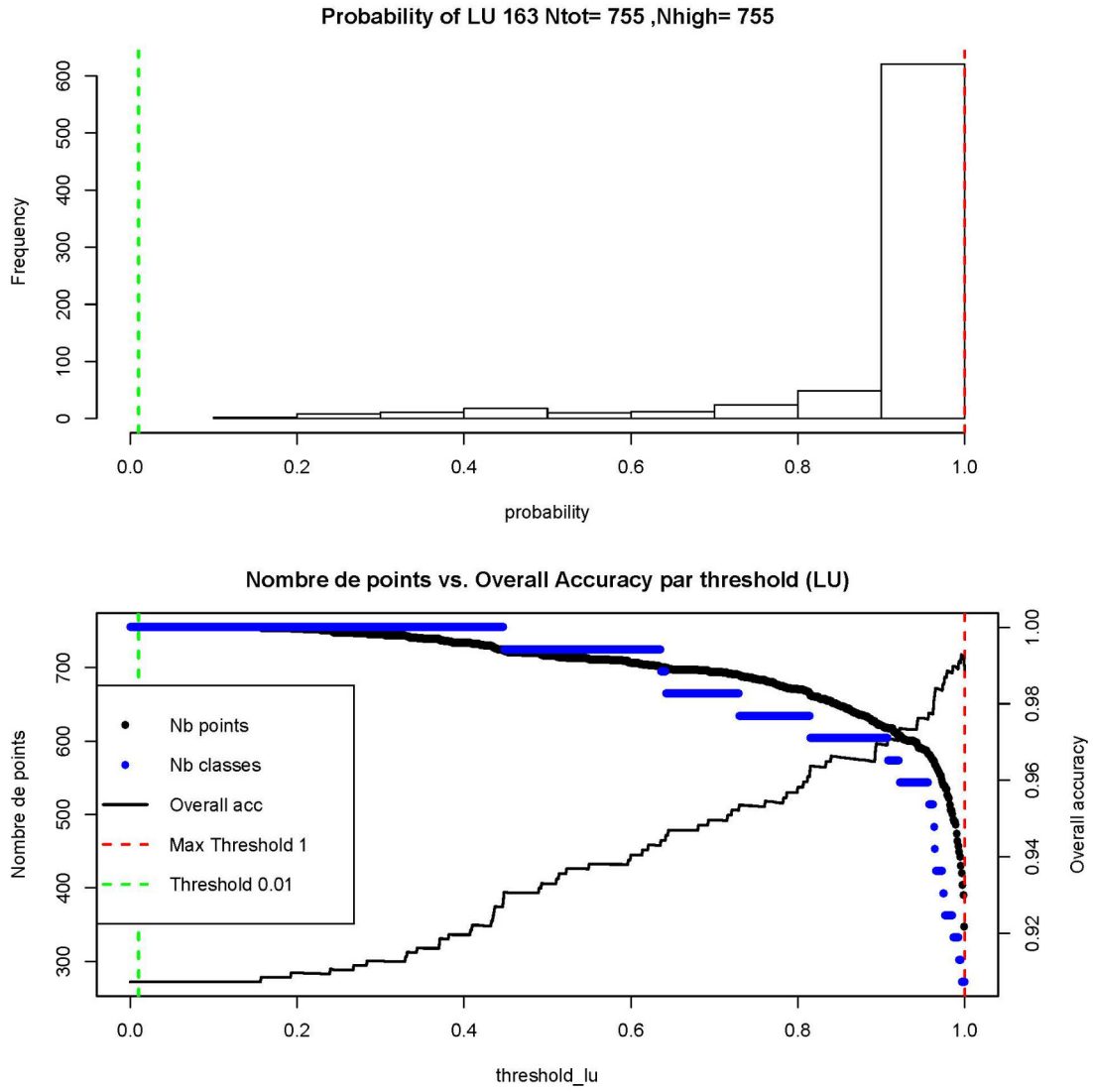
Remarque pour LU 147 : Dans l'ensemble de données de calibration nous avons un ou plusieurs points qui ont une classification incorrecte avec ADELE et qui ont également une valeur de probabilité très haute. Cela a pour conséquence de dégrader la mesure d'*overall accuracy*. Pour cette raison, le seuil est fixé à une valeur très élevée.


Probability of LU 161 Ntot= 819 ,Nhigh= 61
Frequency
0
50
100
150
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

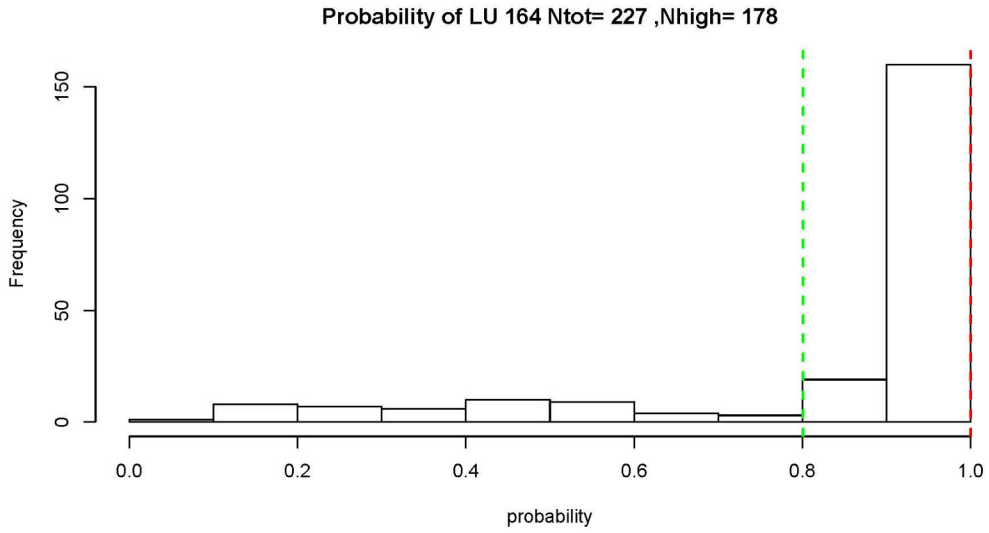

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
0
200
400
600
800
Overall accuracy
0.4
0.5
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 0.99
Threshold 0.852
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

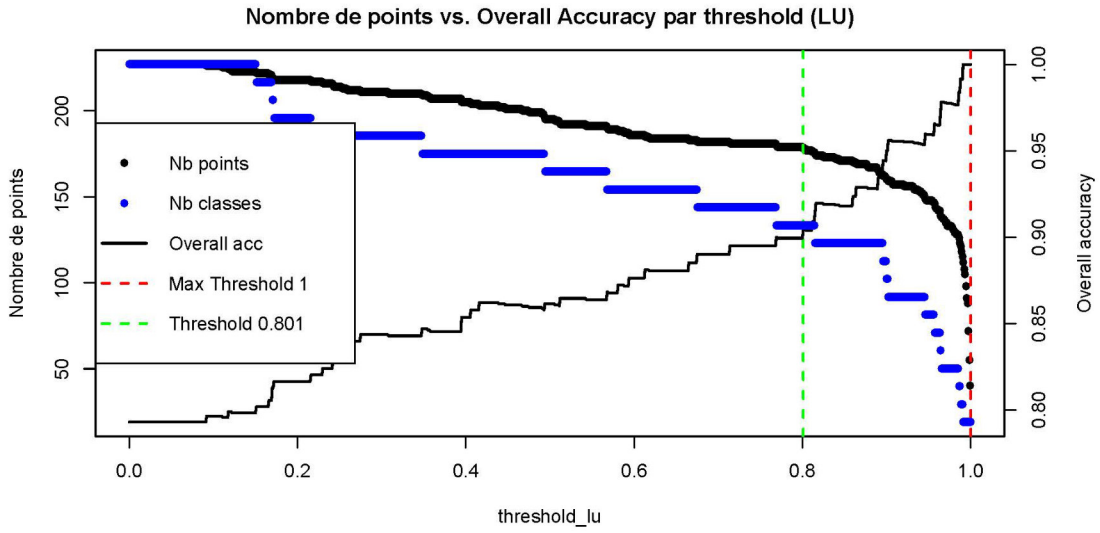

Probability of LU 162 Ntot= 1934 ,Nhigh= 1192
Frequency
0
200
400
600
800
1000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

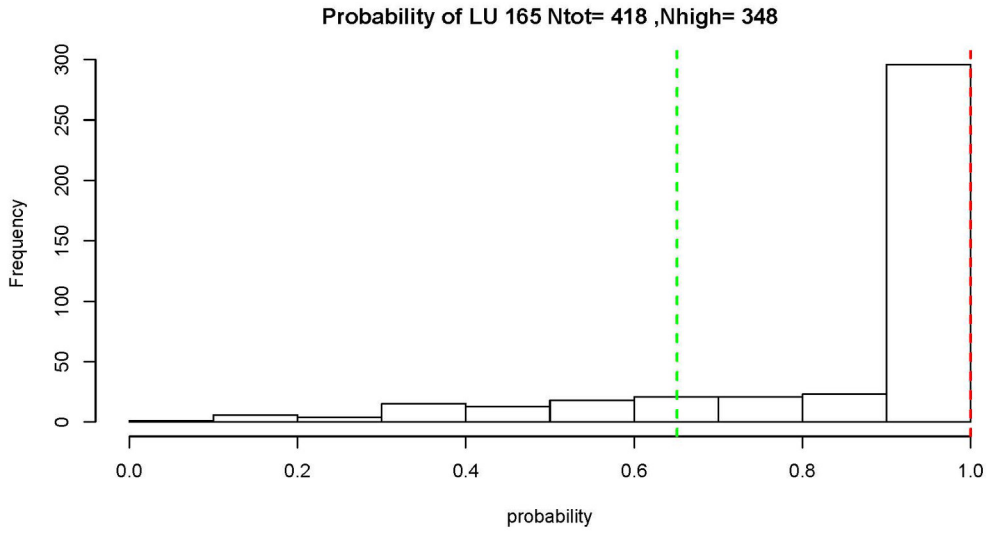

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
500
1000
1500
2000
Overall accuracy
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.821
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

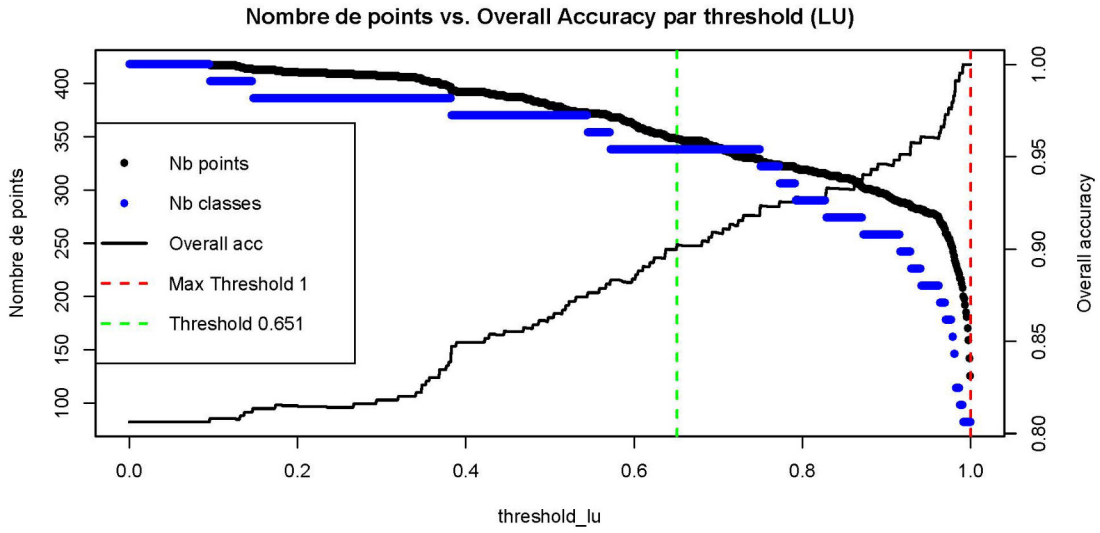


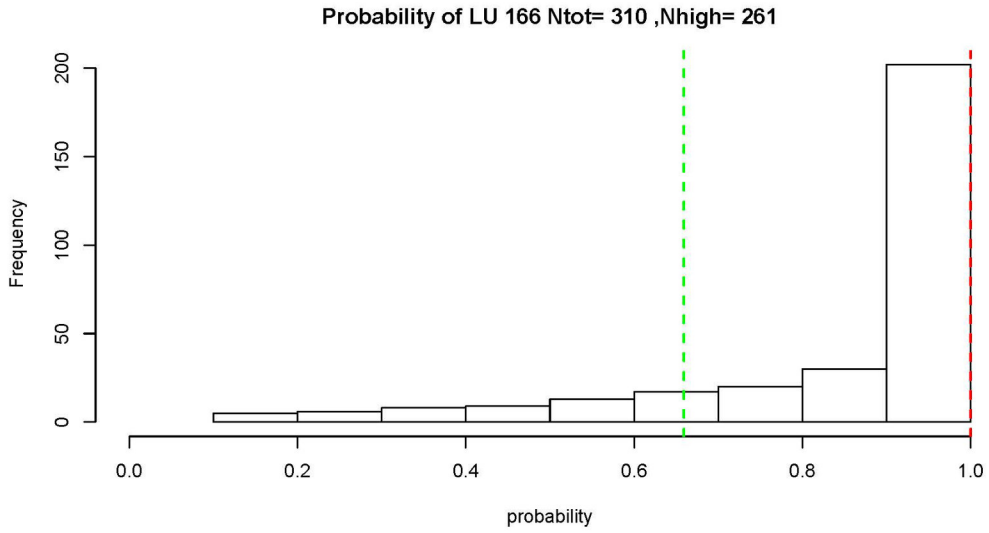
Remarque pour LU 163 : Sur les données de calibration qu'ADELE a classifié en classe 163, l'*overall accuracy* atteint un résultat supérieur ou égal à 0,9. Pour cette raison le seuil est fixé proche de son minimum à 0,01.

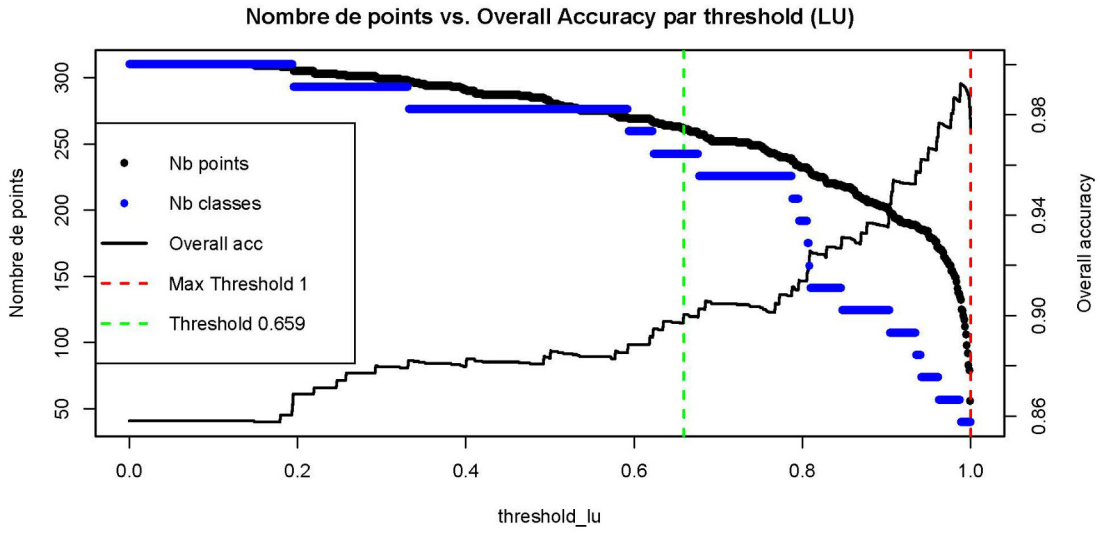

Probability of LU 164 Ntot= 227 ,Nhigh= 178
Frequency
0
50
100
150
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

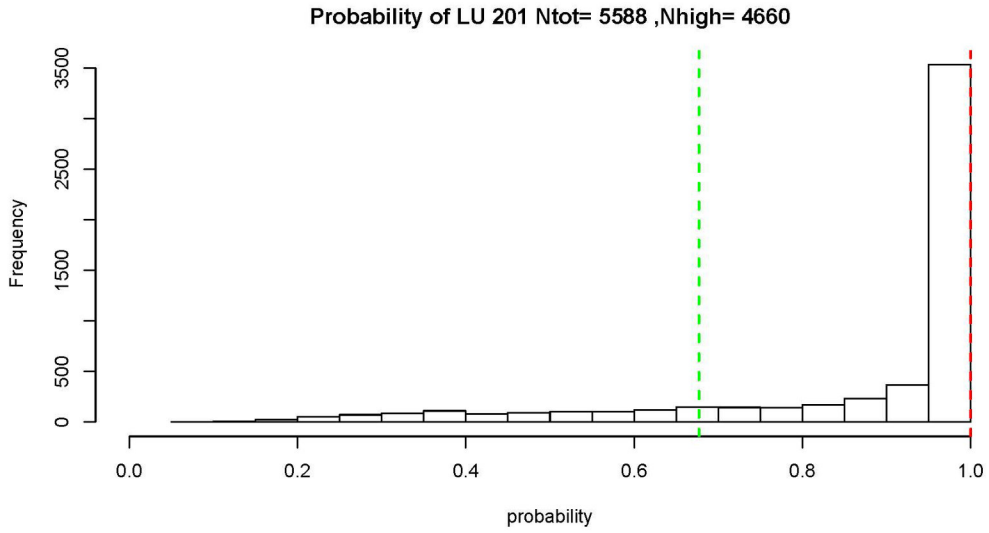

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.801
50
100
150
200
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

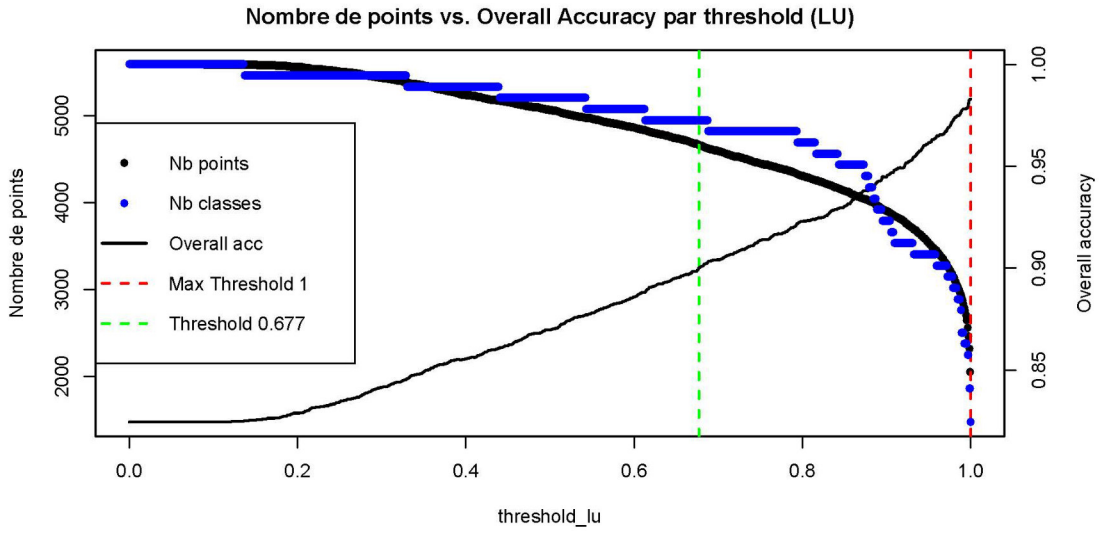

Probability of LU 165 Ntot= 418 ,Nhigh= 348
Frequency
0
50
100
150
200
250
300
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

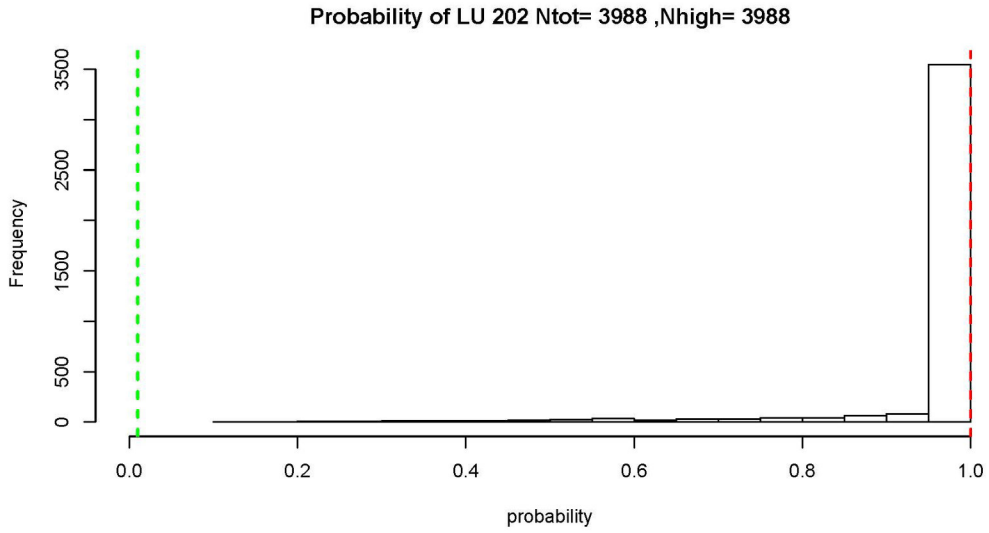

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
100
150
200
250
300
350
400
Overall accuracy
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.651
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

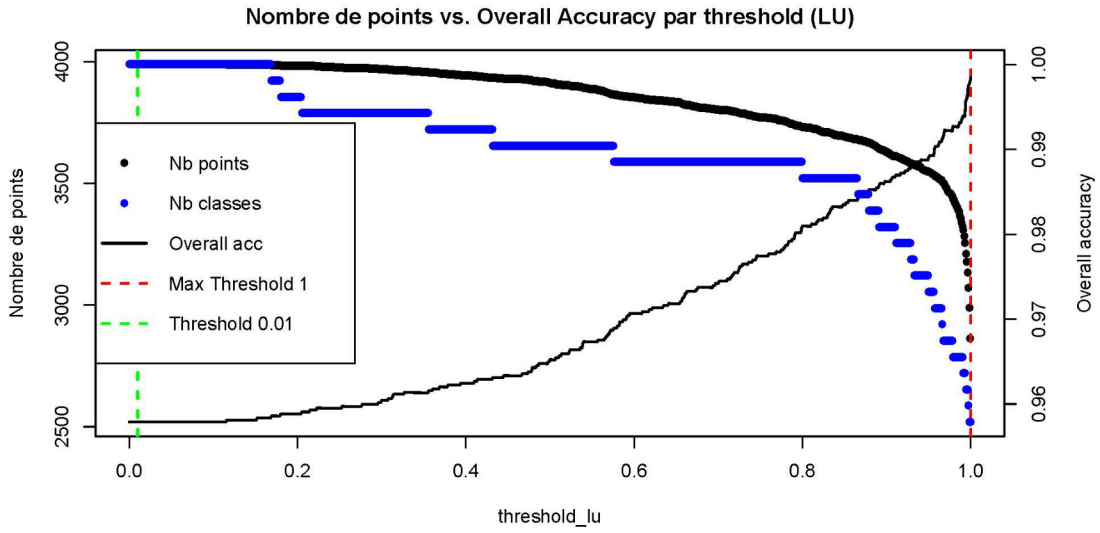

Probability of LU 166 Ntot= 310 ,Nhigh= 261
Frequency
0
50
100
150
200
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability


Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.659
50
100
150
200
250
300
0.86
0.90
0.94
0.98
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

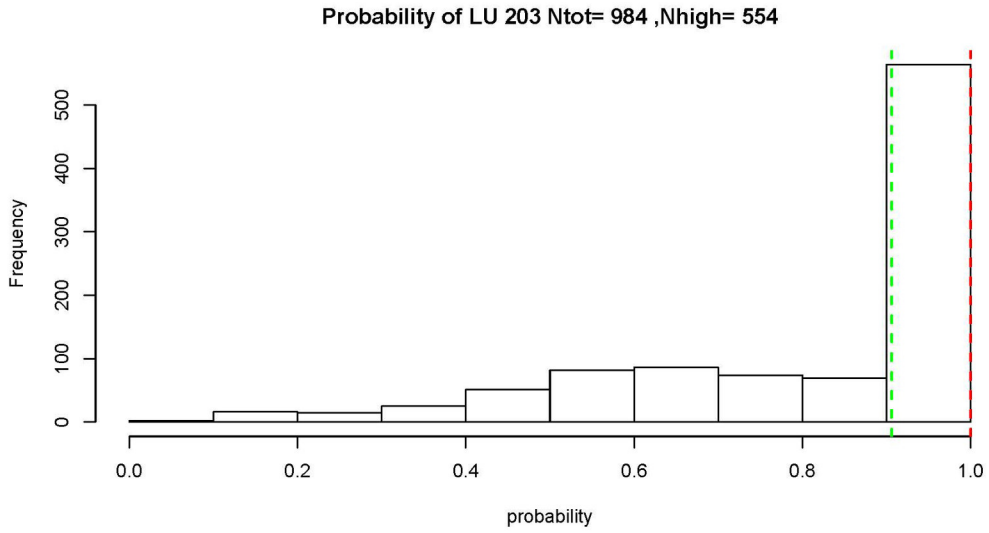

Probability of LU 201 Ntot= 5588 ,Nhigh= 4660
Frequency
0
500
1500
2500
3500
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

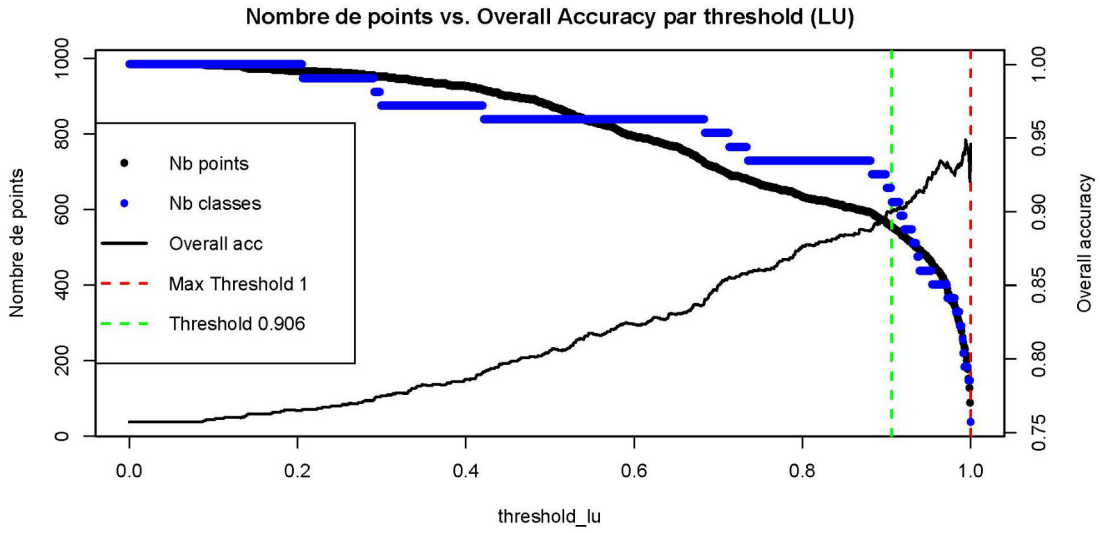

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
2000
3000
4000
5000
Overall accuracy
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.677
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

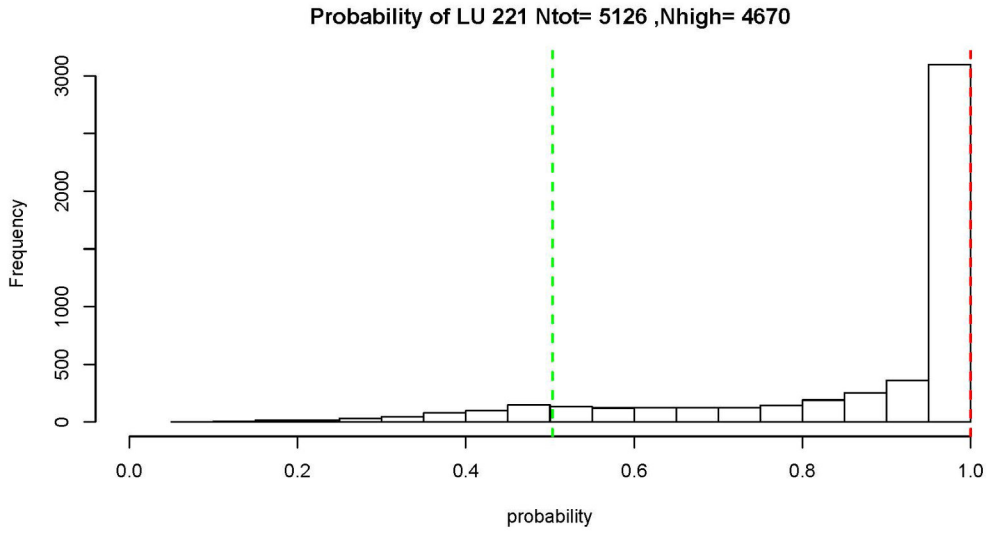


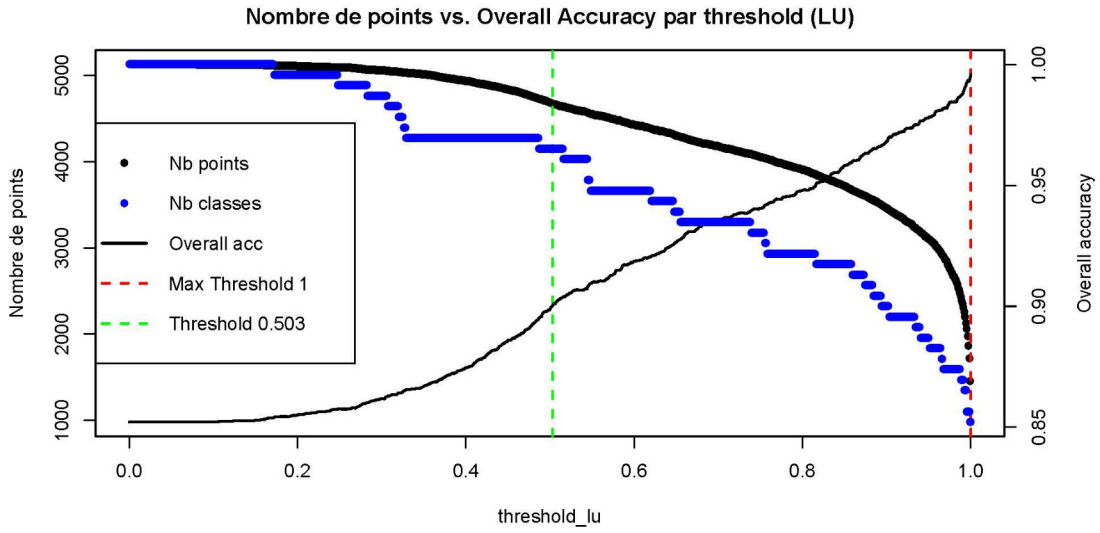


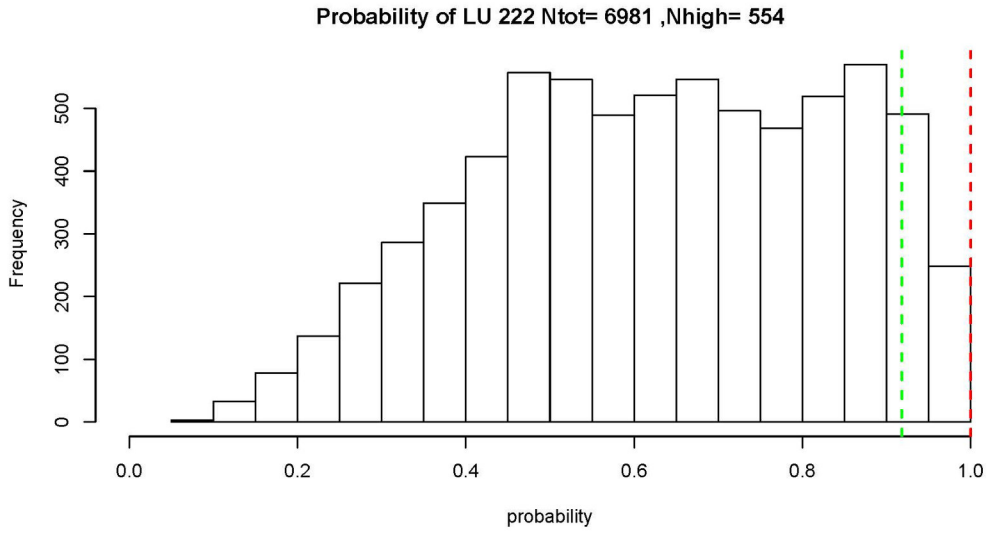
Remarque pour LU 202 : Sur les données de calibration qu'ADELE a classifié en classe 202, l'*overall accuracy* atteint un résultat supérieur ou égal à 0,9. Pour cette raison le seuil est fixé proche de son minimum à 0,01.

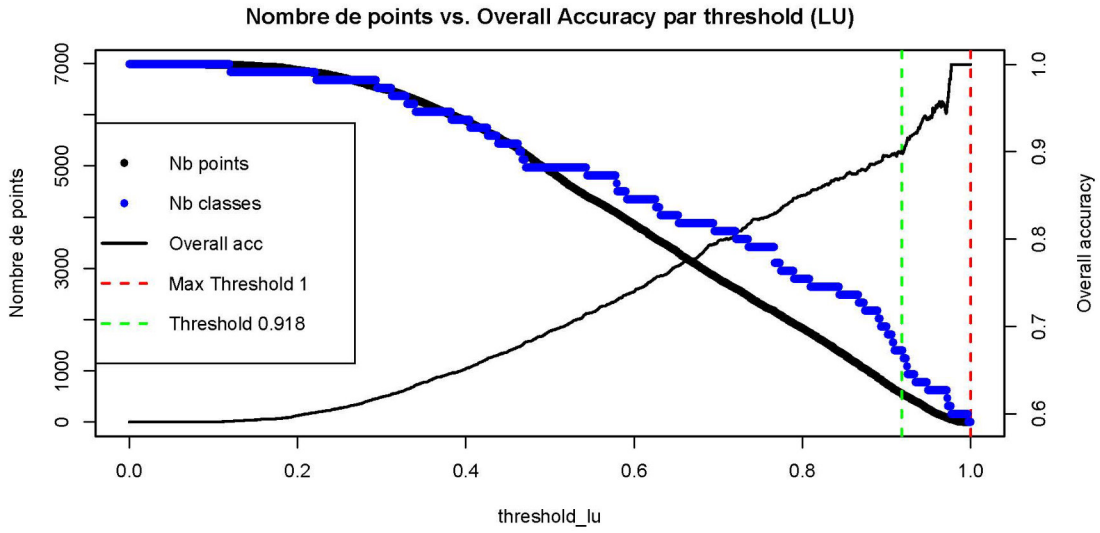

Probability of LU 203 Ntot= 984 ,Nhigh= 554
Frequency
0
100
200
300
400
500
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

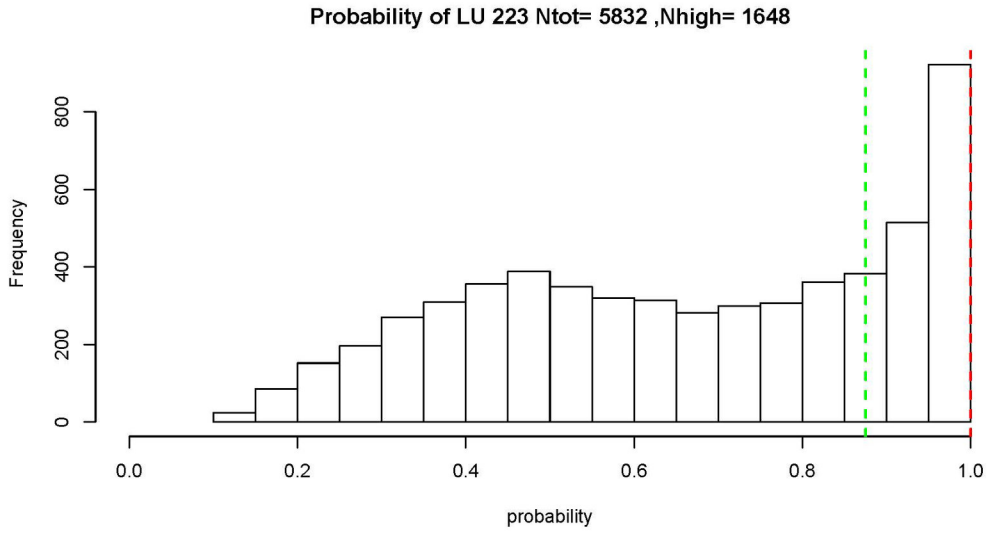

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.906
0
200
400
600
800
1000
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

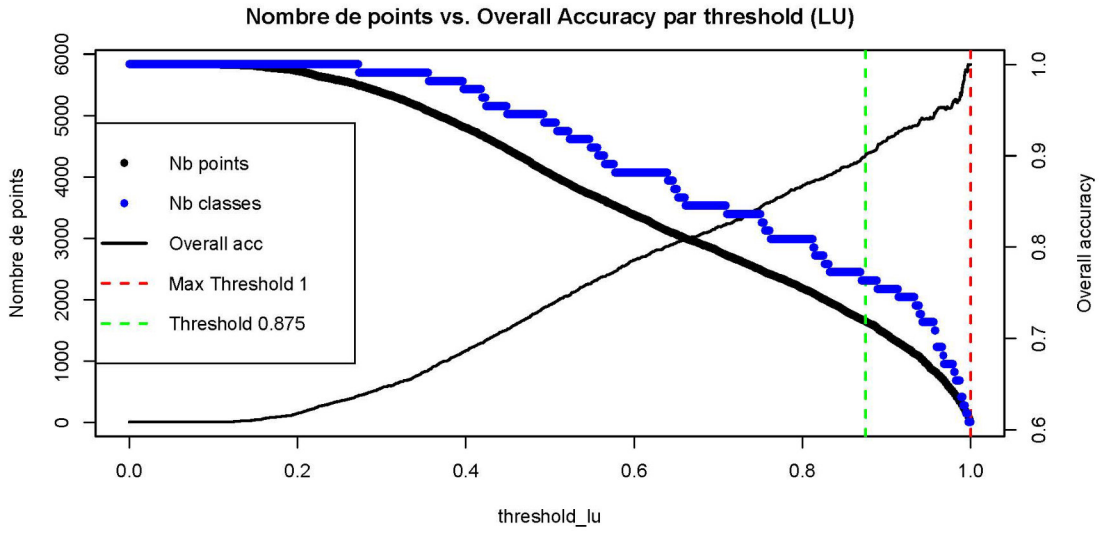

Probability of LU 221 Ntot= 5126 ,Nhigh= 4670
Frequency
0
500
1000
2000
3000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

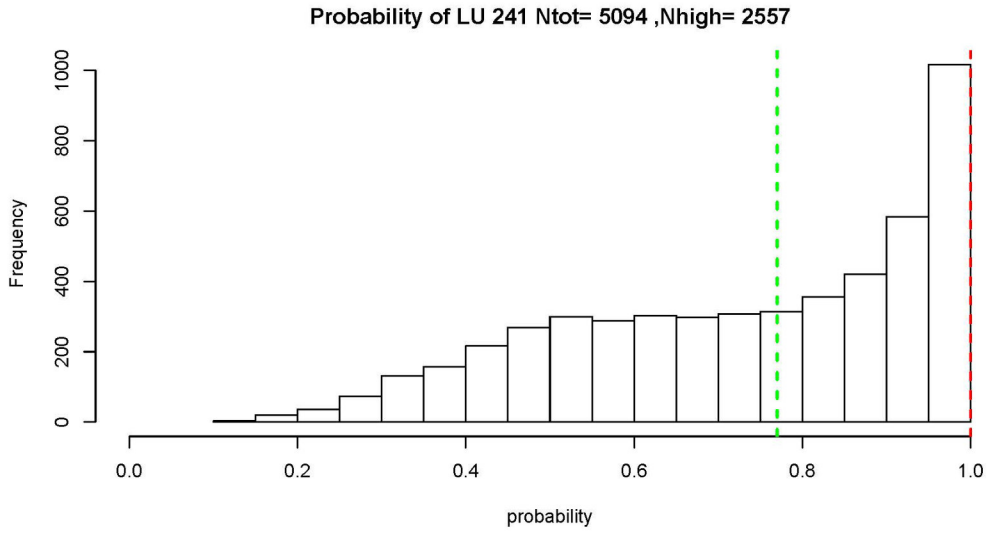

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
1000
2000
3000
4000
5000
Overall accuracy
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.503
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

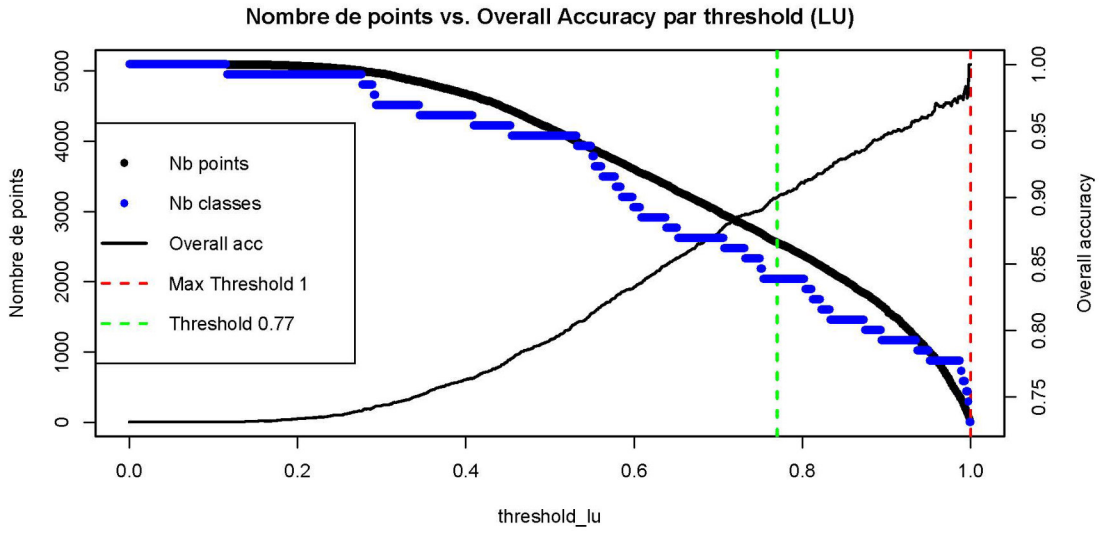

Probability of LU 222 Ntot= 6981 ,Nhigh= 554
Frequency
0
100
200
300
400
500
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

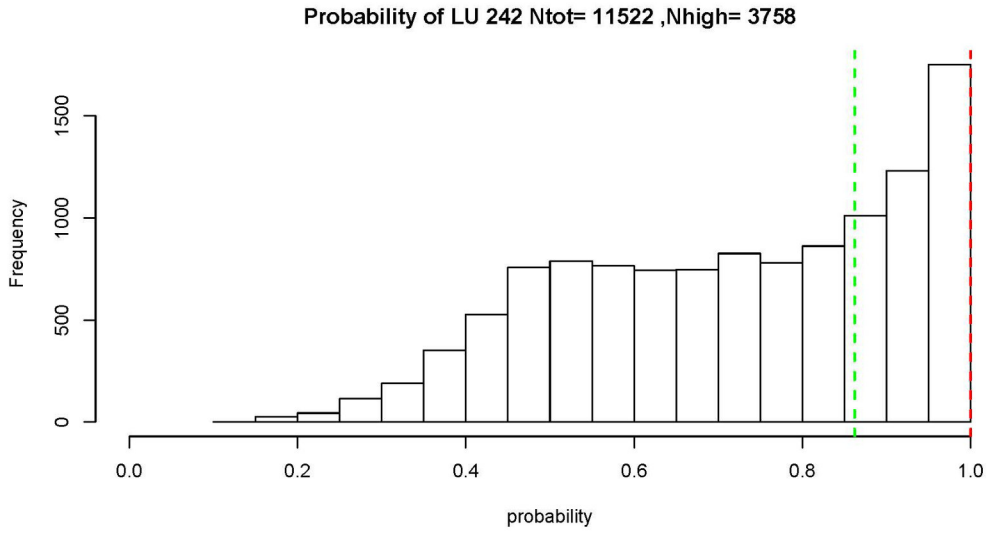

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
0
1000
3000
5000
7000
Overall accuracy
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.918
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

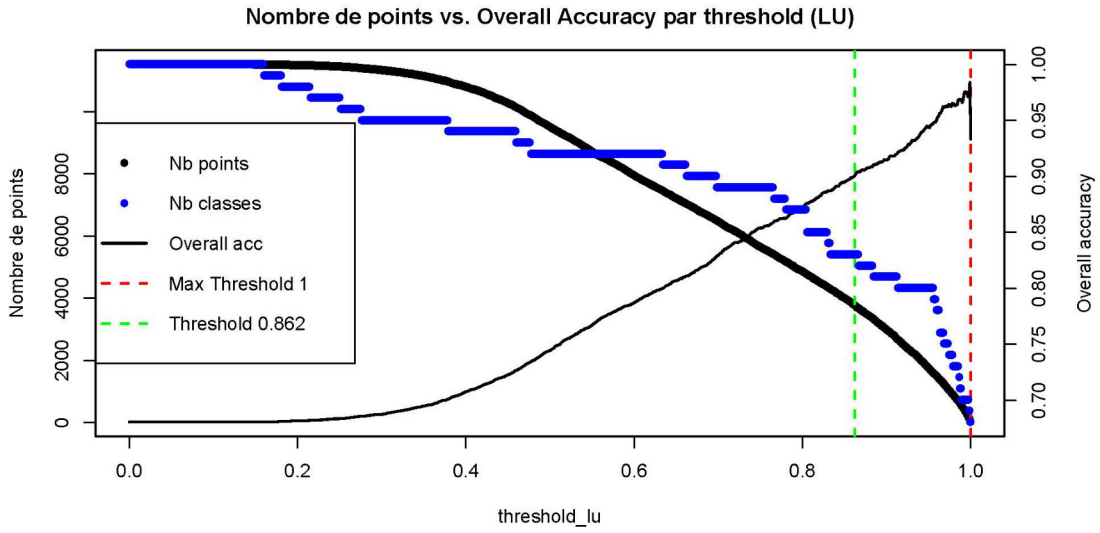

Probability of LU 223 Ntot= 5832 ,Nhigh= 1648
Frequency
0
200
400
600
800
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

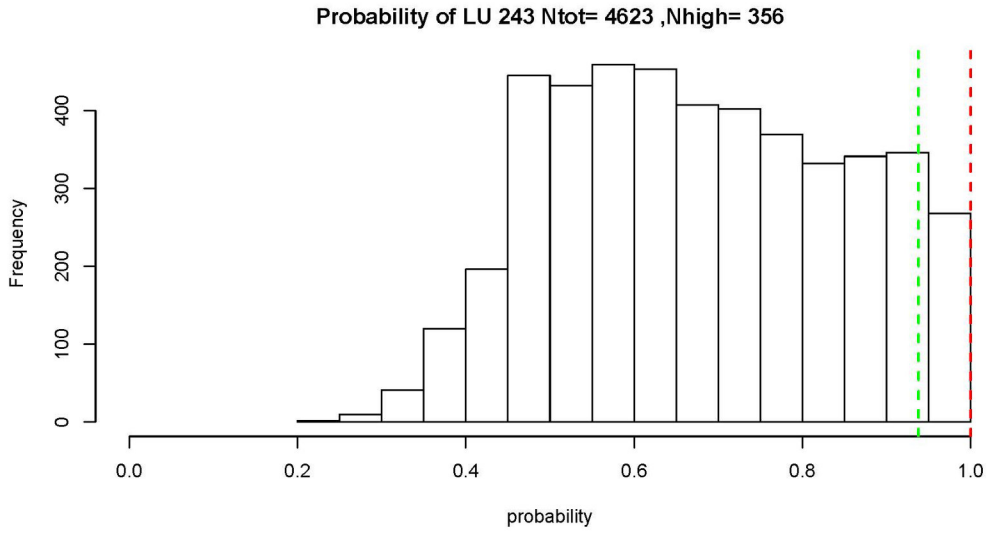

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
0
1000
2000
3000
4000
5000
6000
Overall accuracy
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.875
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

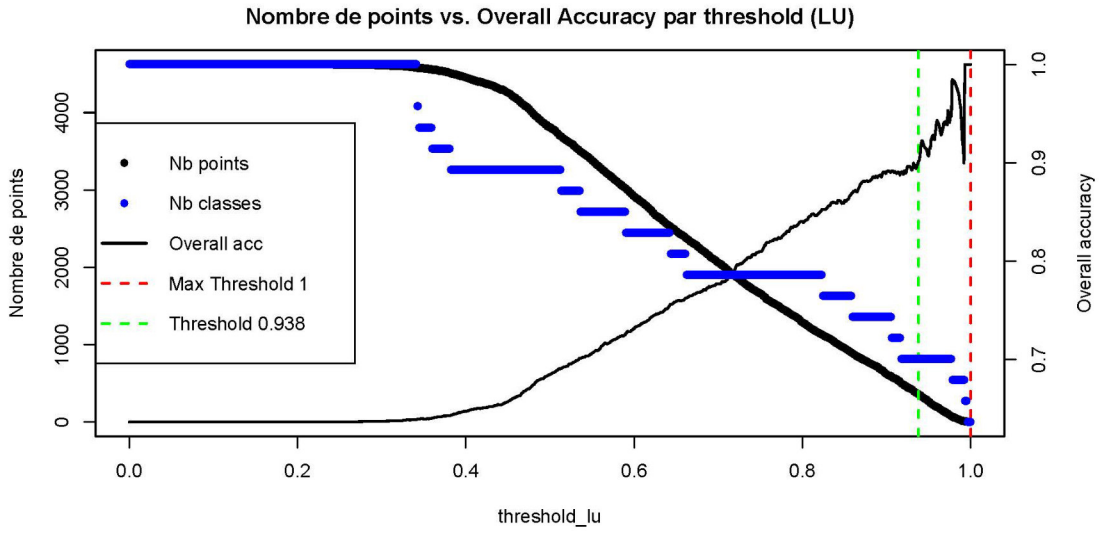

Probability of LU 241 Ntot= 5094 ,Nhigh= 2557
Frequency
0
200
400
600
800
1000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

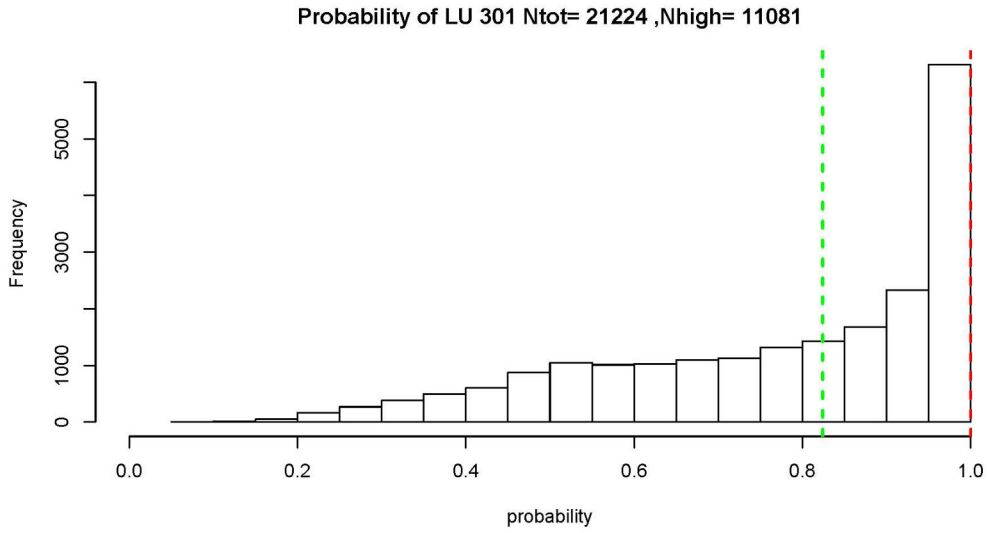

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
0
1000
2000
3000
4000
5000
Overall accuracy
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.77
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

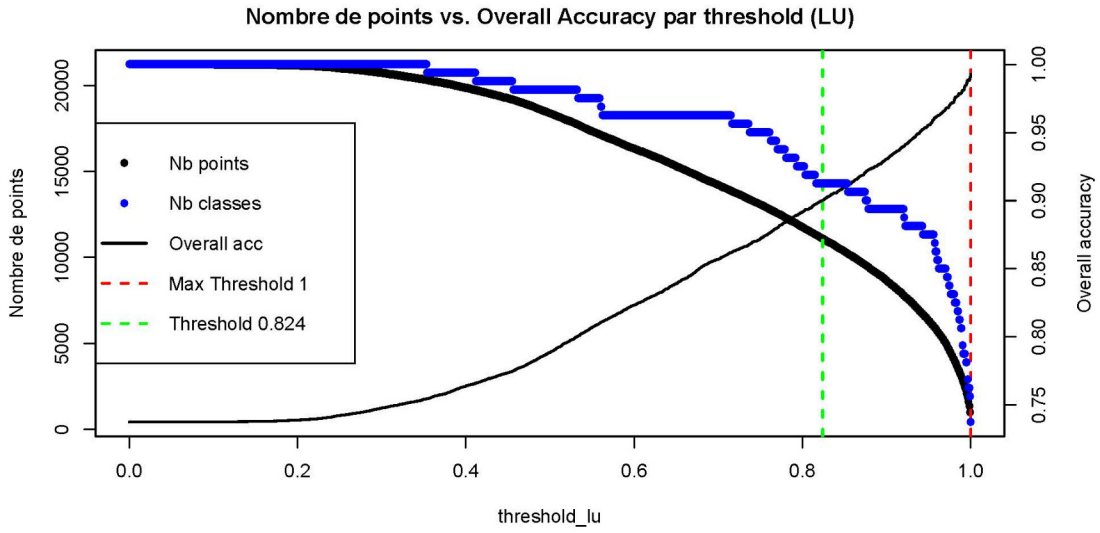

Probability of LU 242 Ntot= 11522 ,Nhigh= 3758
Frequency
0
500
1000
1500
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

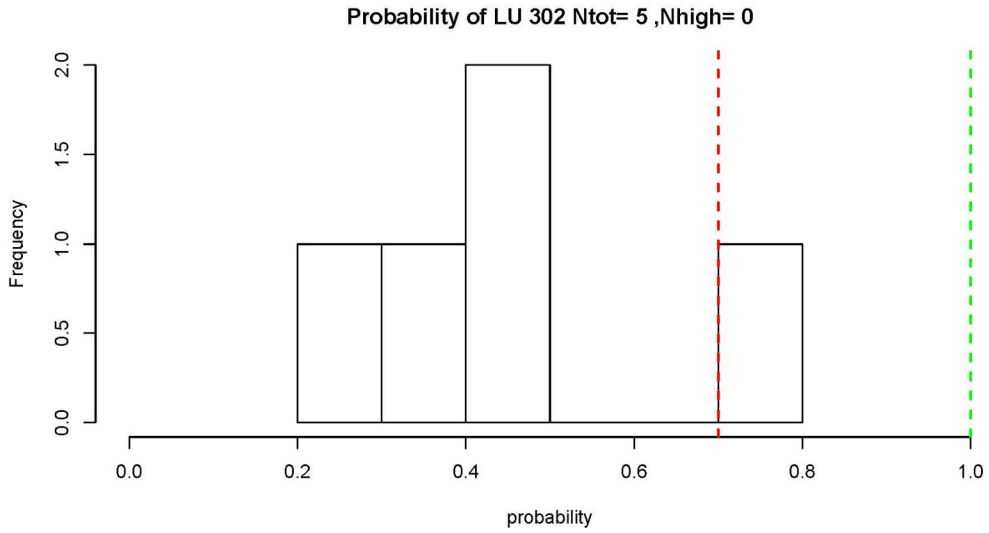

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.862
0
2000
4000
6000
8000
0.70
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

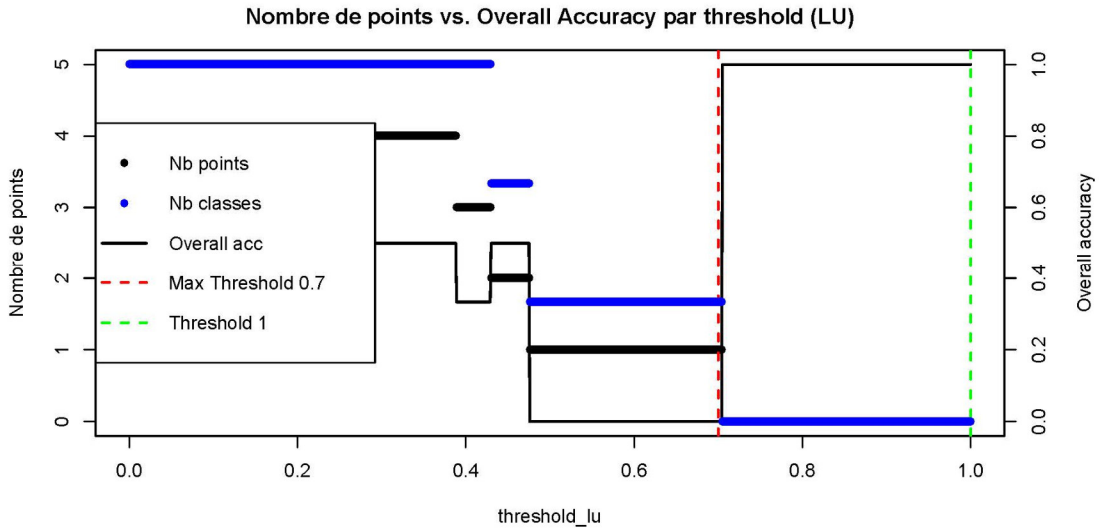

Probability of LU 243 Ntot= 4623 ,Nhigh= 356
Frequency
0
100
200
300
400
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability


Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.938
0
1000
2000
3000
4000
0.7
0.8
0.9
1.0
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

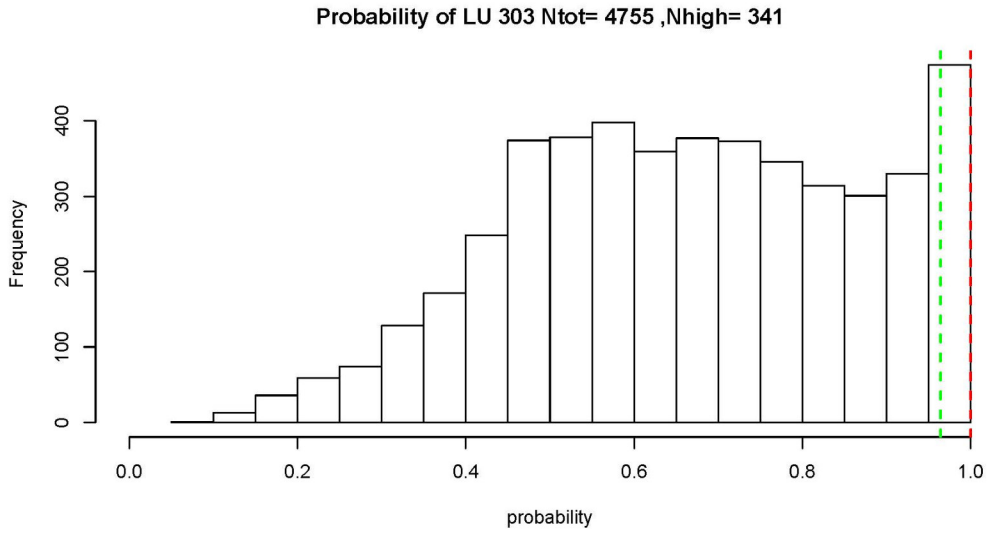

Probability of LU 301 Ntot= 21224 ,Nhigh= 11081
Frequency
0
1000
3000
5000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

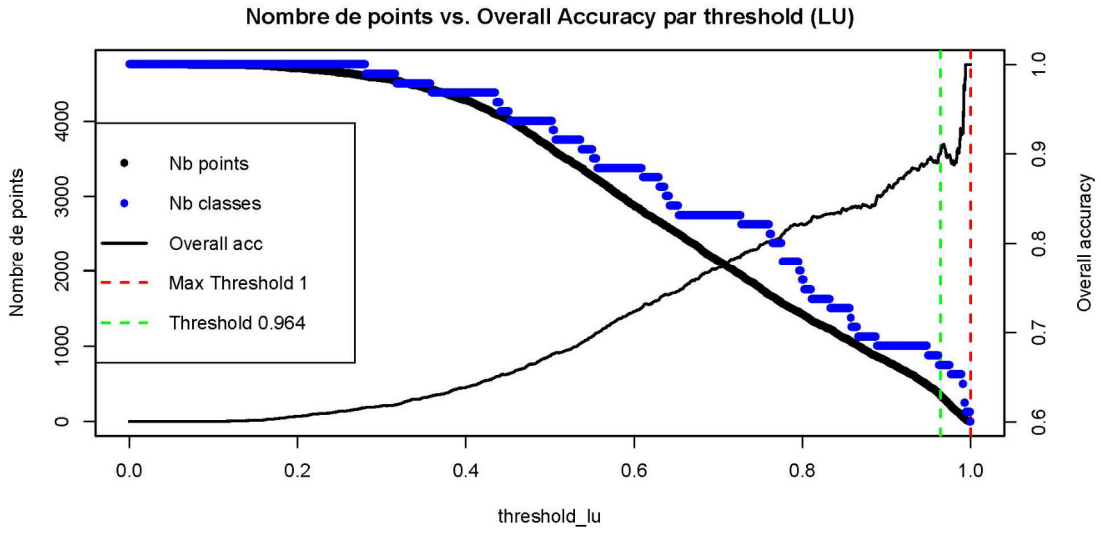

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
0
5000
10000
15000
20000
Overall accuracy
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.824
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

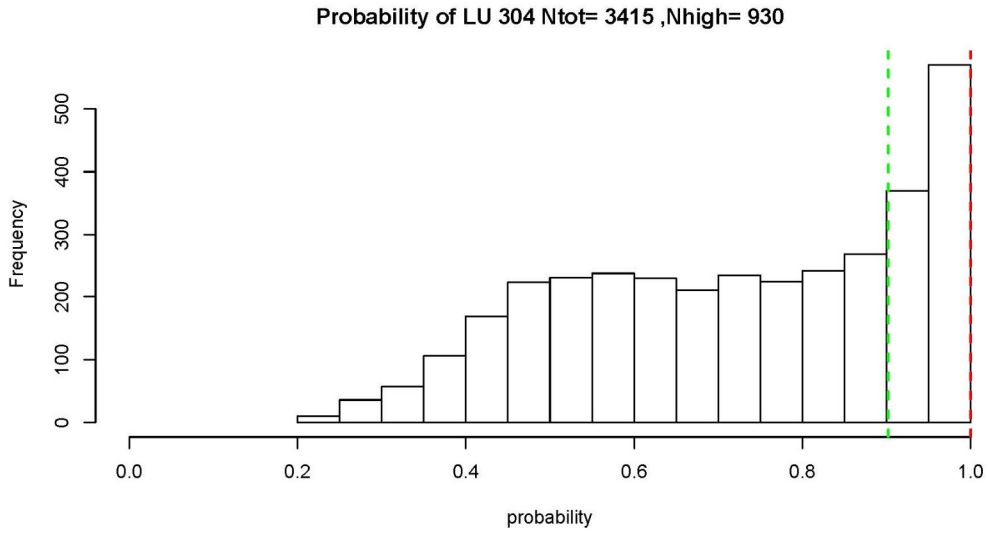


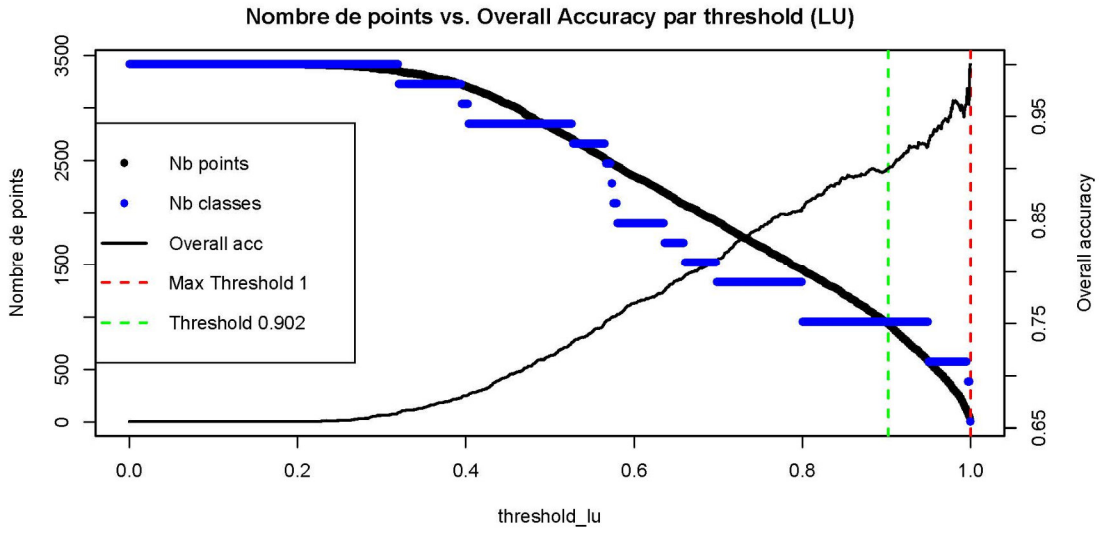


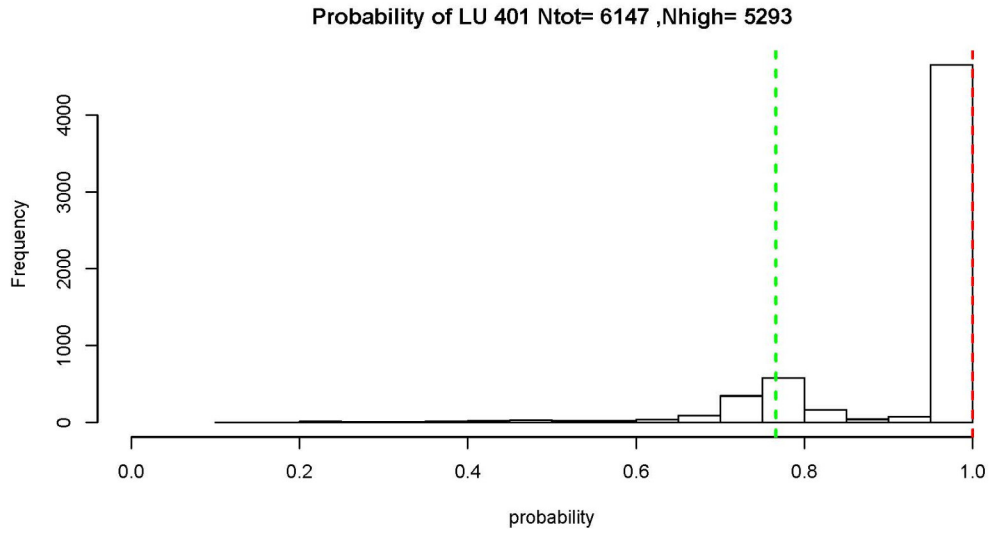
Remarque pour LU 302 : Dans l'ensemble de données de calibration nous avons un nombre insuffisant de point pour déterminer avec précision un seuil (moins de 100 points). Pour cette raison, le seuil est fixé à 1.

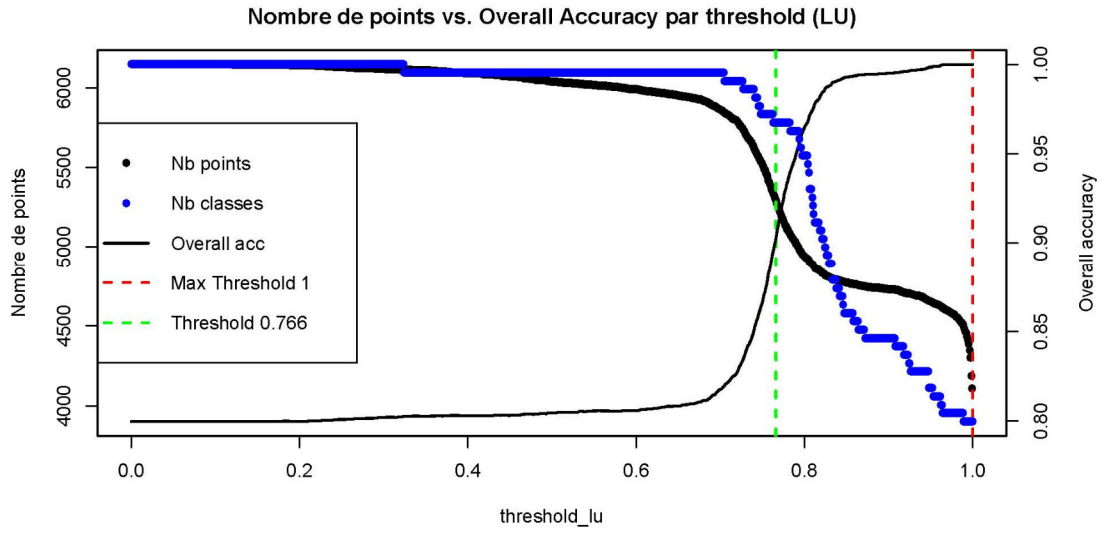

Probability of LU 303 Ntot= 4755 ,Nhigh= 341
Frequency
0
100
200
300
400
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

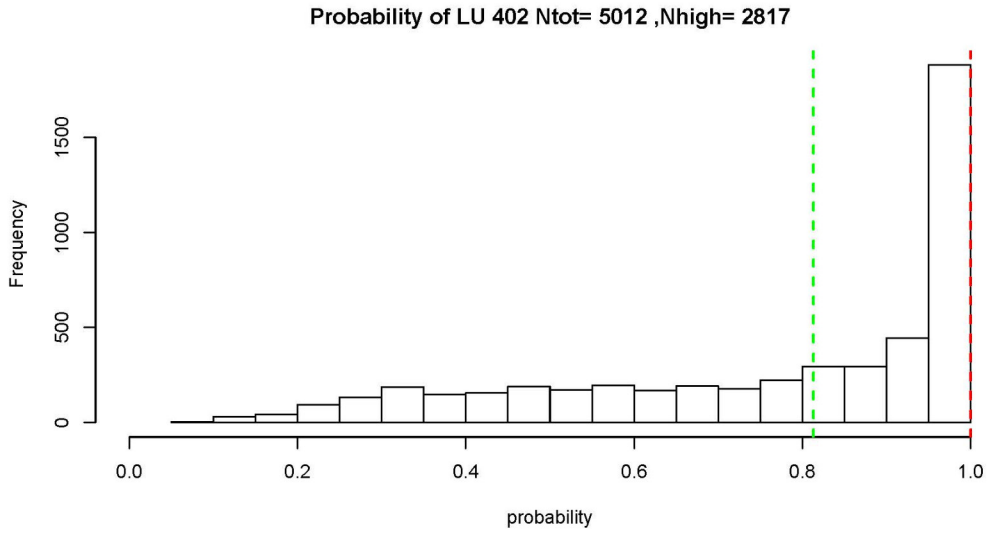

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
0
1000
2000
3000
4000
Overall accuracy
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.964
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

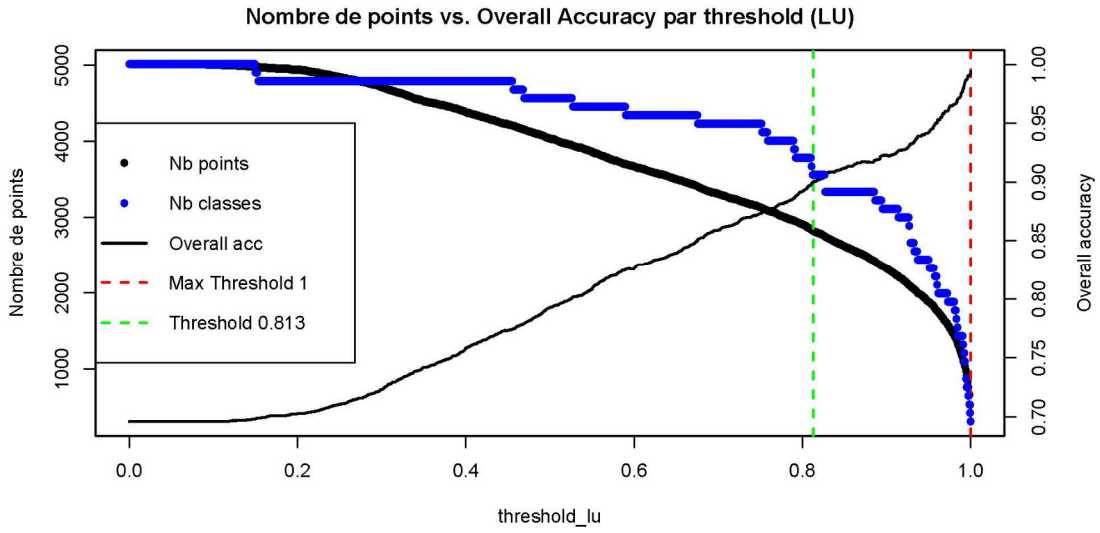

Probability of LU 304 Ntot= 3415 ,Nhigh= 930
Frequency
0
100
200
300
400
500
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

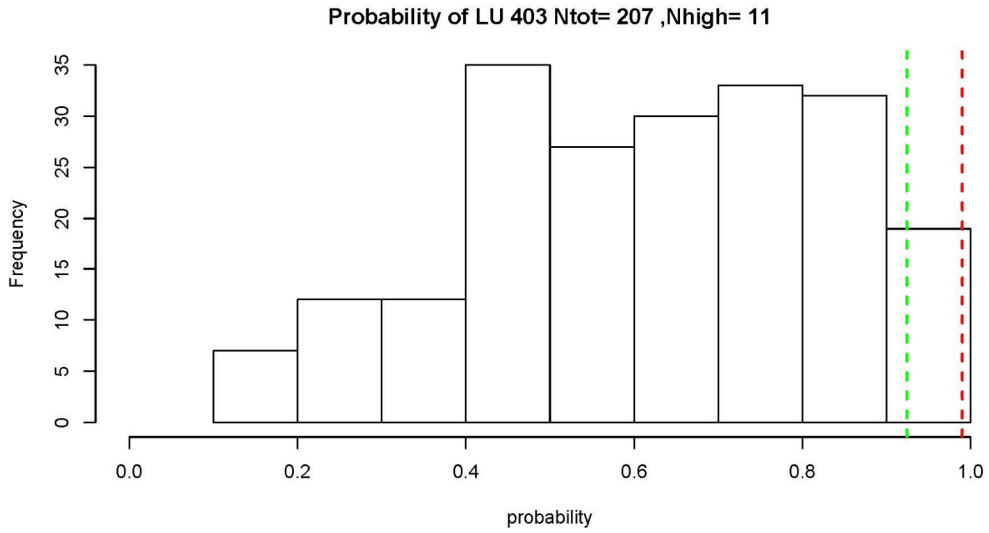

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
0
500
1500
2500
3500
Overall accuracy
0.65
0.75
0.85
0.95
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.902
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

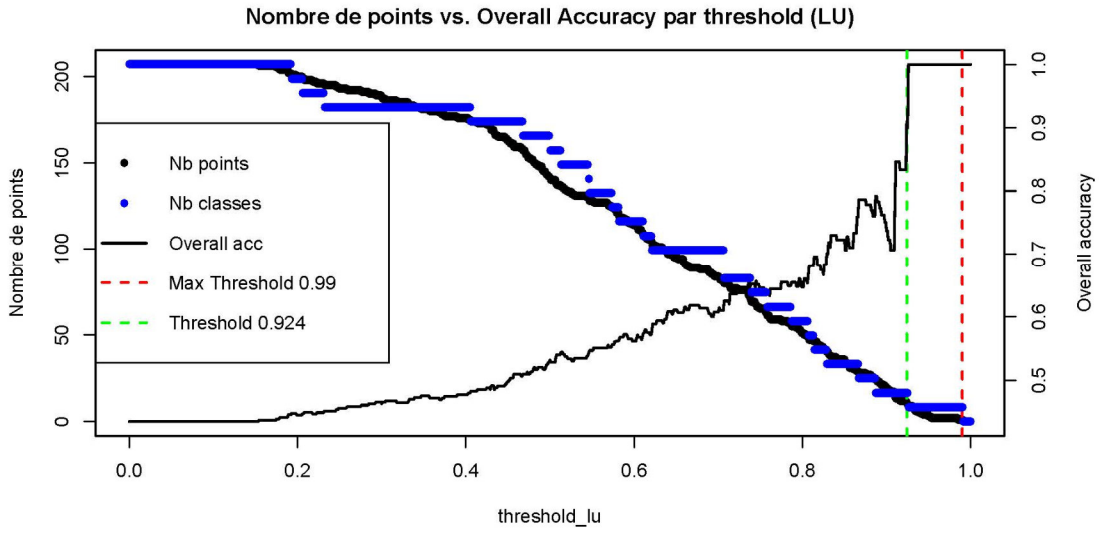

Probability of LU 401 Ntot= 6147 ,Nhigh= 5293
Frequency
0
1000
2000
3000
4000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

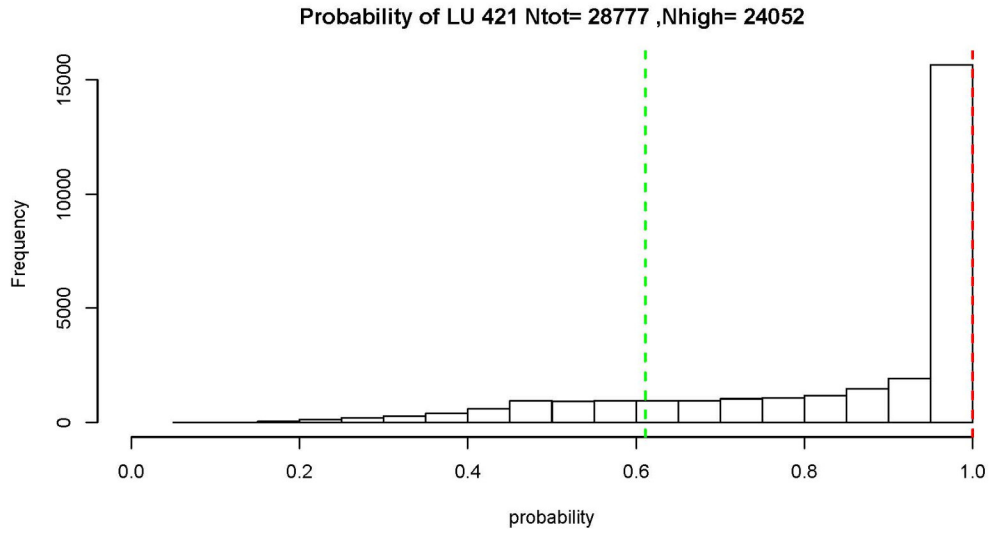

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
4000
4500
5000
5500
6000
Overall accuracy
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.766
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

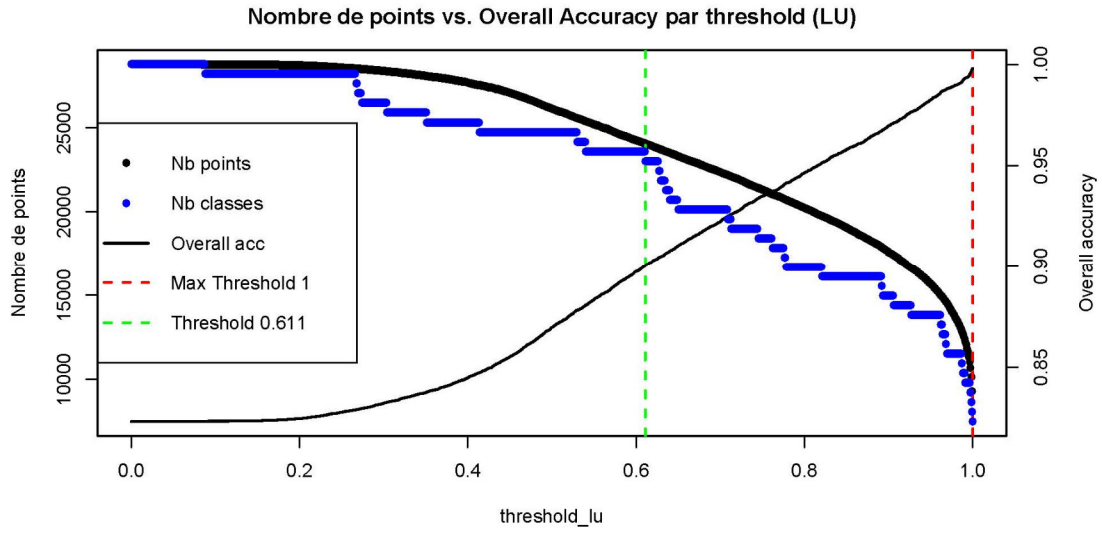

Probability of LU 402 Ntot= 5012 ,Nhigh= 2817
Frequency
0
500
1000
1500
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

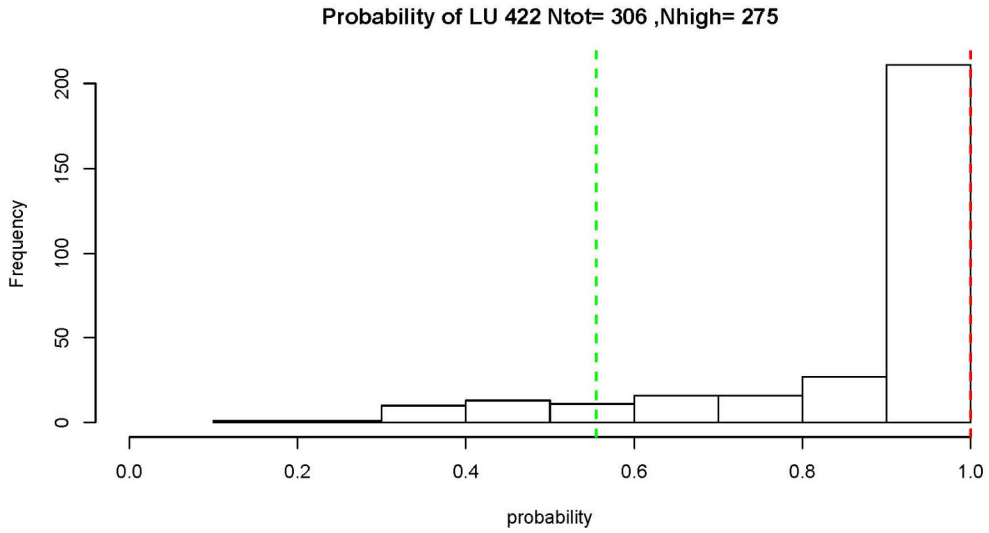

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
1000
2000
3000
4000
5000
Overall accuracy
0.70
0.75
0.80
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.813
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

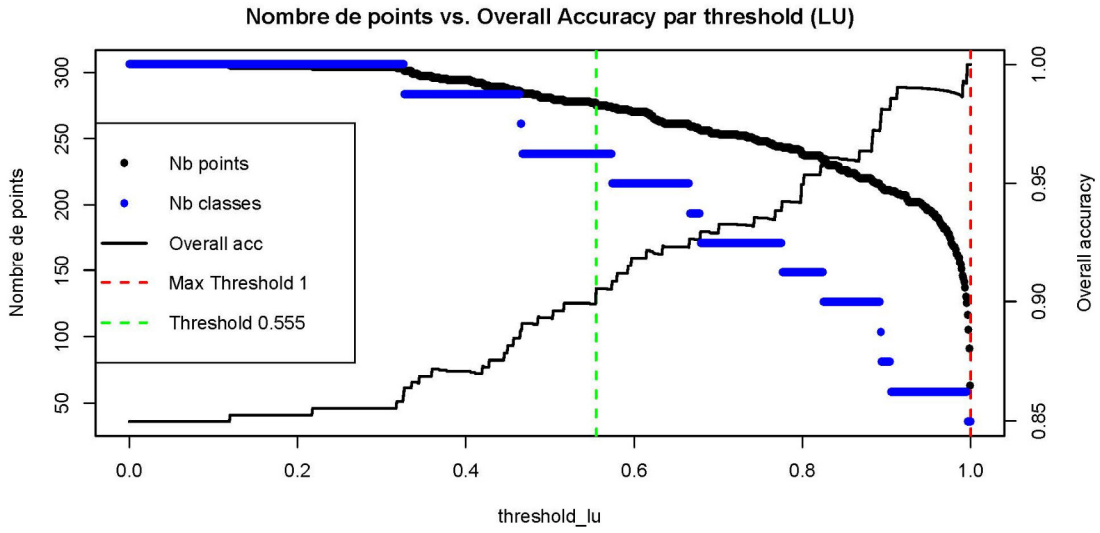

Probability of LU 403 Ntot= 207 ,Nhigh= 11
Frequency
0
5
10
15
20
25
30
35
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

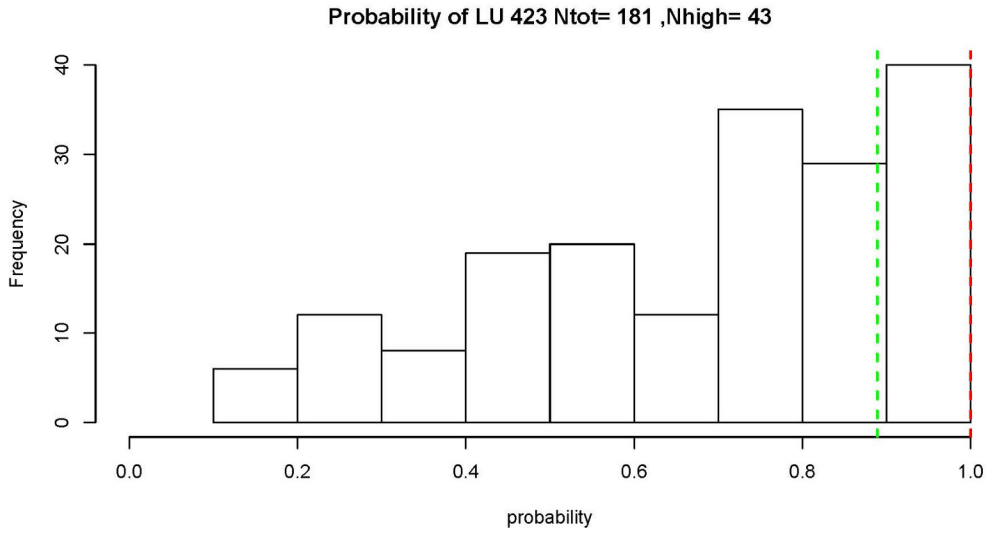

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
0
50
100
150
200
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 0.99
Threshold 0.924
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu
Overall accuracy
0.5
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0

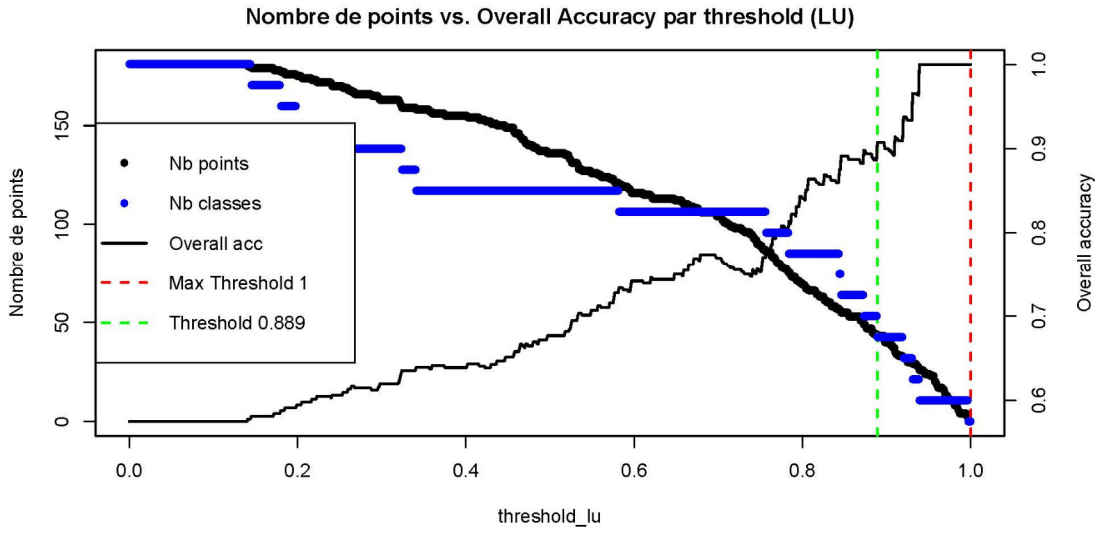

Probability of LU 421 Ntot= 28777 ,Nhigh= 24052
Frequency
0
5000
10000
15000
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability

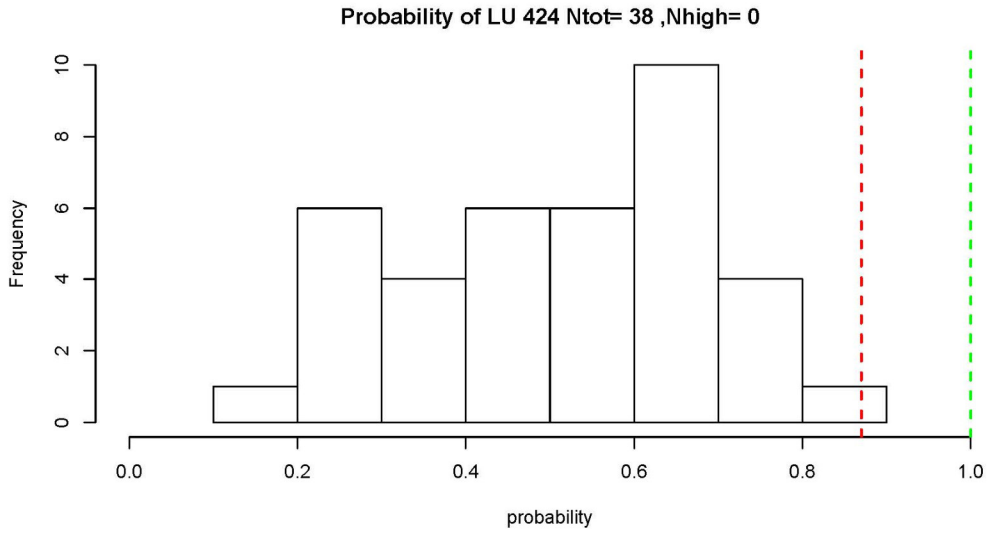

Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
10000
15000
20000
25000
Overall accuracy
0.85
0.90
0.95
1.00
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.611
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu

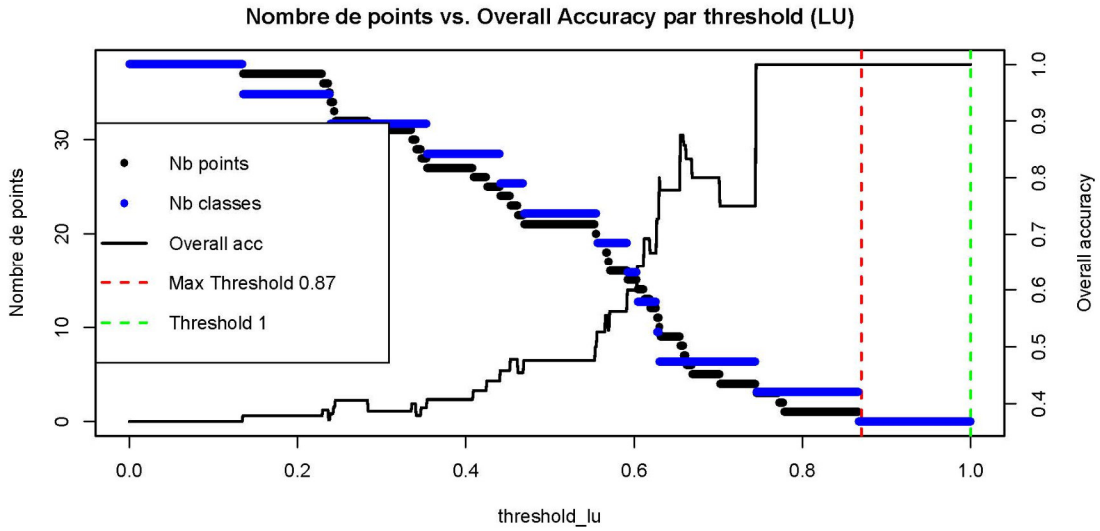

Probability of LU 422 Ntot= 306 ,Nhigh= 275
Frequency
0
50
100
150
200
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability


Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.555
50
100
150
200
250
300
0.85
0.90
0.95
1.00
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu


Probability of LU 423 Ntot= 181 ,Nhigh= 43
Frequency
0
10
20
30
40
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
probability


Nombre de points vs. Overall Accuracy par threshold (LU)
Nombre de points
Overall accuracy
Nb points
Nb classes
Overall acc
Max Threshold 1
Threshold 0.889
0
50
100
150
0.6
0.7
0.8
0.9
1.0
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
threshold_lu





Remarque pour LU 424 : Dans l'ensemble de données de calibration nous avons un nombre insuffisant de point pour déterminer avec précision un seuil (moins de 100 points). Pour cette raison, le seuil est fixé à 1.

6.3 Catalogue des logiciels et librairies utilisés

Le langage de programmation Python (v3.6.8 64-bit) est utilisé pour toutes les composantes de l'outil IA.

Les librairies python utilisées sont présentées dans la table ci-dessous. De plus, les extensions principales suivantes sont requises :

- NVIDIA GPU card with CUDA Compute Capability 3.5 or higher
- NVIDIA GPU drivers (384.x or higher)
- CUDA Toolkit 9.0 (which in turn requires Microsoft Visual Studio)

absl-py	0.9.0	googleapis-common-protos	1.52.0	pytz	2020.1
affine	2.3.0	grpcio	1.30.0	PyYAML	5.3.1
astunparse	1.6.3	gviz-api	1.9.0	rasterio	1.1.5
attrs	19.3.0	h5py	2.10.0	requests	2.24.0
cachetools	4.1.1	httplib2	0.18.1	requests-oauthlib	1.3.0
certifi	2020.6.20	httplib2shim	0.0.3	rsa	4.6
cffi	1.14.0	idna	2.1	scikit-learn	0.23.1
chardet	3.0.4	importlib-metadata	1.7.0	scikit-optimize	0.7.4
click	7.1.2	joblib	0.16.0	scipy	1.4.1
click-plugins	1.1.1	Keras-Preprocessing	1.1.2	Shapely	1.7.0
cligj	0.5.0	kiwisolver	1.2.0	simple-settings	0.19.1
cmd2	1.1.0	logutils	0.3.5	six	1.15.0
colorama	0.4.3	Markdown	3.2.2	snuggs	1.4.7
cryptography	2.9.2	matplotlib	3.2.2	tabulate	0.8.7
cx-Oracle	8.0.0	munch	2.5.0	tensorboard	2.2.2
cycler	0.10.0	numpy	1.19.0	tensorboard-plugin-profile	2.2.0
earthengine-api	0.1.227	oauthlib	3.1.0	tensorboard-plugin-wit	1.7.0
Fiona	1.8.13	opt-einsum	3.2.1	tensorflow	2.2.0
future	0.18.2	pandas	1.0.5	tensorflow-estimator	2.2.0
gast	0.3.3	Pillow	7.2.0	termcolor	1.1.0
gdal	3.1.1	protobuf	3.12.2	threadpoolctl	2.1.0
google-api-core	1.22.0	pyaml	20.4.0	uritemplate	3.0.1
google-api-python-client	1.10.0	pyasn1	0.4.8	urllib3	1.25.9
google-auth	1.18.0	pyasn1-modules	0.2.8	wcwidth	0.2.5
google-auth-httplib2	0.0.4	pycparser	2.2	Werkzeug	1.0.1
google-auth-oauthlib	0.4.1	pyparsing	2.4.7	wrapt	1.12.1
google-cloud-core	1.3.0	pyperclip	1.8.0	xgboost	1.2.0
google-cloud-storage	1.29.0	pyproj	2.6.1.post1	zipp	3.1.0
google-pasta	0.2.0	pyreadline	2.1		
google-resumable-media	0.5.1	python-dateutil	2.8.1		

[i] Machbarkeitsstudie Arealstatistik2020 (admin.ch)

[ii] Kap. 4, «Vorgehen für einen möglichen Transfer in die Produktion v0.97»

[iii] MA2020 plan de gestion projet.docx

[iv] 20180418 Projektinitialisierungsauftrag Methodenrevision Arealstatistik 2020.pdf

[v] NDS ADELE rapport final.docx

[vi] Bericht Prototyp KI Arealstatistik2020 (admin.ch)

[vii] 20190315_Arealstatistik-IKTGrundschutz_V1-04-f.xlsx

[viii] Geschaeftsorganisationskonzept AREA5.docx

[ix] Vor-interpretation und -kontrolle.vsdx