EXPERIAN **INNOVATION FORUM** 2019

LA DATA AU SERVICE DE L'INNOVATION

24 octobre | Hôtel Le Casablanca, Maroc

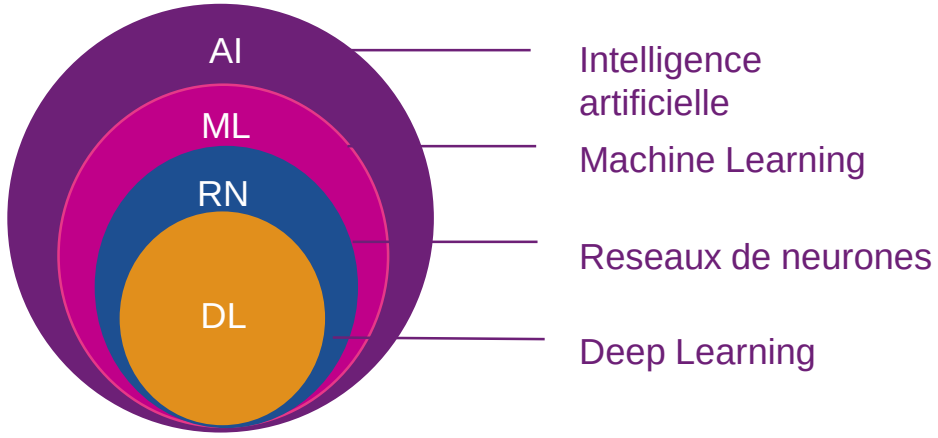
experian™

Nouvelles générations de Machine Learning au service de l'analytics réglementaire

Frédéric Bomy

Senior Data Modeller
Manager, Experian

Evolution de l’intelligence artificielle



Quels outils pour les construire	Où les construire
python R julia Scala sas	Plateforme de ML Microsoft ML Amazon Web Services Open Python Open R H2O Tensor Flow

1. L'intelligence artificielle est une technique qui permet aux machines d'imiter le comportement humain.
2. L'apprentissage automatique est un sous-ensemble de l'intelligence artificielle qui utilise des méthodes statistiques pour permettre aux machines de s'améliorer avec l'expérience
3. Machine learning models goal: best model for the available data and prediction problem
4. Objectif des modèles ML : Le meilleur modèle possible compte tenu de la cible et des données disponibles
5. Objectif des modèles statistiques: expliquer et formaliser les relations entre les variables

ML pour les modèles réglementaires

Les régulateurs n'acceptent toujours pas les modèles basés sur du Machine Learning, car ils les considèrent comme des boîtes noires et non cadrés quant à la validation et à la gouvernance.

La **transparence**, **l'explicabilité**, la **réplicabilité** et la **validation** des modèles d'apprentissage automatique deviennent de plus en plus importants pour qu'ils soient acceptés par les régulateurs

Explication des modèles
(PDP, ICE, LIME, LOCO, SHAP)

Tracabilité

Vérification

Reproducibilité, données stockées, controlee de version, et capacités de "re-run"

Validation

S'assurer que le modèle fonctionne comme prévu sur l'échantillon « Out of time »

Cohérence

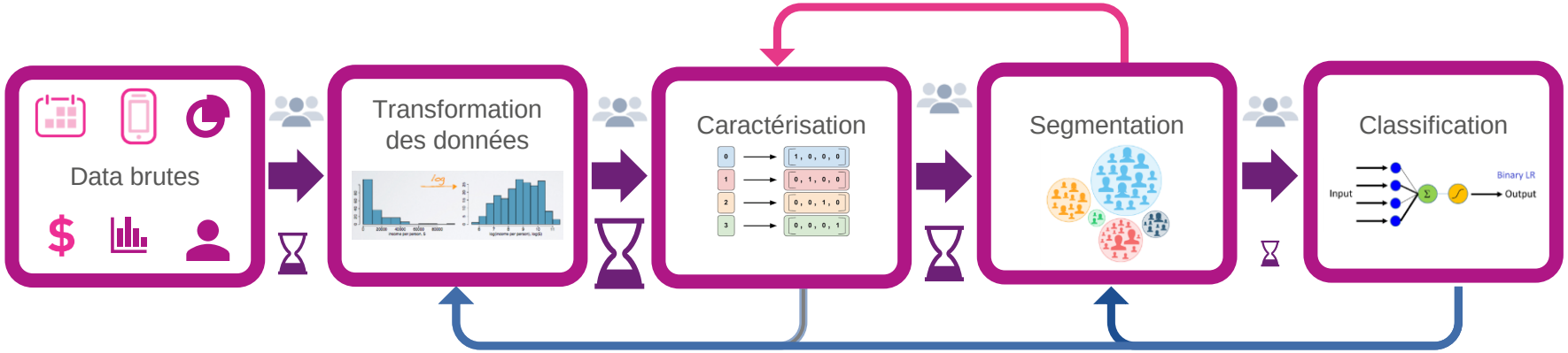
Simulation des strategies afin de s'assurer que les résultats sont conformes à l'attendu

+

Contrôle sur le long –cours

Reporting, traçabilité, performance du modèle et mises à jour

Notre approche pour la modélisation et le déploiement



Complément

Utilise des modèles standards.

Cherche à améliorer la performance des modèles traditionnels en utilisant l'approche ML comme complément : segmentation, sélection des variable, génération de nouvelles variables …

Benchmark

Approche Champion / Challenger.

Fait tourner parallèlement les modèles standards
Le focus est mis sur la performance et la stabilité pour mesurer l'apport potentiel du bénéfice.
S'assure de la transparence et de la traçabilité.

Full ML

Remplacement des modèles traditionnelles par du machine learning

Le focus est mis sur la performance et la mise à jour régulière des modèles

Exemples de domaines d'application du Machine Learning pour le réglementaire

Trois domaines d'application du ML

Données alternatives

- Données Web, transactionnelles, fraude
- Data-driven
- Complétement transparente
- Facilité d'implémentation
- Facile à incorporer dans les modèles traditionnelles

Segmentation

- Data-driven
- Automatisable
- Personnalisable
- Traitement flexible de différents types de formats de données

Modèles

- Précis
- Rapide à mettre en œuvre
- Scalable
- Explicable

Données alternatives
Web data - performance

90% de “hit rate”

Données fraiches et plus larges
90% des entreprises présentes sur le web

+20% Gini pour les scores “traditionnels

Les données Web permettent de “booster” le Gini des scores traditionnels

Gini 43% avec uniquement les données Web

Réduction du risque sur le portfolio des entreprise

Réponse <1sec

Solution temps réel
Moins d’une seconde pour le traitement des données et le calcul du score

Données alternatives
Web data- méthodologie

Portefeuille de clients

Portefeuille des entreprises

Web Crawler

Informations requises:

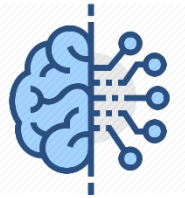
- Raison sociale
- Nom d'usage
- Adresse / Ville
- Date de demande
- Comportement observé («G/B Flag»)

En output

Profil Web

Recolte et analyse de l'information web

Modélisation ML



Machine Learning

Score intégrable

Résultat

Web Data Score

Données transactionnelles
Quelques résultats

- Amélioration des modèles de 28%
- Baisse des pertes de credit de 36%
- Amélioration des modèles EWS de 20%
- Amélioration de la pertinence de l'estimation des revenus de 50%
- Augmentation des dépenses cartes de 35%

Comme utiliser les données transactionnelles

Usage des données transactionnelles

1. Stand alone/ données calculées

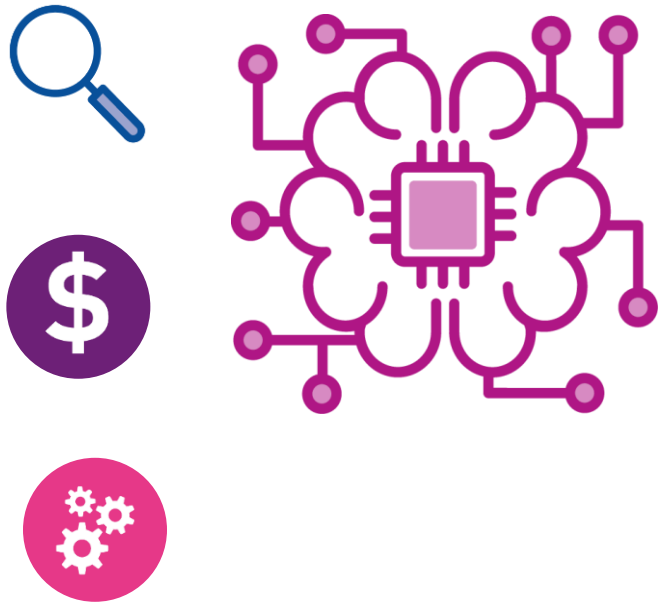
- Données au niveau transaction
- Données segmentées par catégories de transaction
- Agrégées au niveau compte/client
- Combinées avec d'autres données

2. Problématiques

- Profil / Risque /fraude / Salaire / reseau

3. Algorithmes

- Machine learning
- Modèles traditionnels
- Modèles "hybrides"



Modèles transactionnels
Catégorisation des transactions

	Signe
1. Transactions de type Bonus / Remise et Litige / Perte.	−
2. Transactions de type paiement.	
3. Transactions de type intérêt	+
4. Virement (telecom)	+
5. Virement (pas de code marchand)	+
6. Retrait d'espèces "domestiques".	+
7. Retraits d'espèces non domestiques et plusieurs types d'opérations d'achat.	+
8. Transferts de solde et plusieurs types de transactions d'achat.	−
9. Divers types de transactions d'achats	−
10. Divers types de transactions d'achats	+

	Signe
11. Divers types de transactions d'achats.	−
12. Divers types de transactions d'achats.	+
13. Divers types de transactions d'achats.	−
14. Divers types de transactions d'achats.	−
15. Divers types de transactions d'achats.	−
16. Divers types de transactions d'achats.	+
17. Eliminé par le Neural Learner.	
18. Eliminé par le Neural Learner.	
19. Eliminé par le Neural Learner.	
20. Eliminé par le Neural Learner.	

Transparent neural learner (TNL) pour données transactionnelles

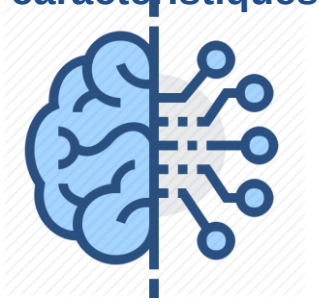
Classification automatisée des transactions

1

- *Modèles de classification concurrents*
- *Explicabilité complete des classes*
- *Possibilité d'ajouter des classes métiers*

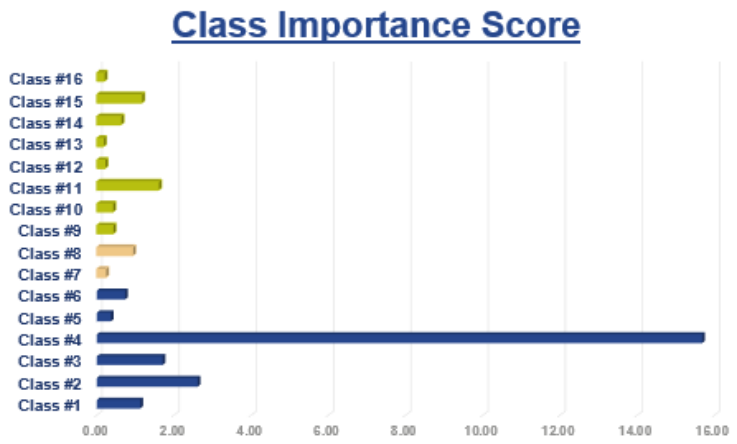
Calcul des "caractéristiques"

2



- *Prend en charge pour l'ensemble des classes le maximum, la moyenne, le nombre de transactions sur les 3/6/12 périodes*
- *Même signe pour toutes les "caractéristiques" d'une classe*
- *Relation linéaire entre les features et la sortie.*

Modèles transactionnels
Interprétabilité

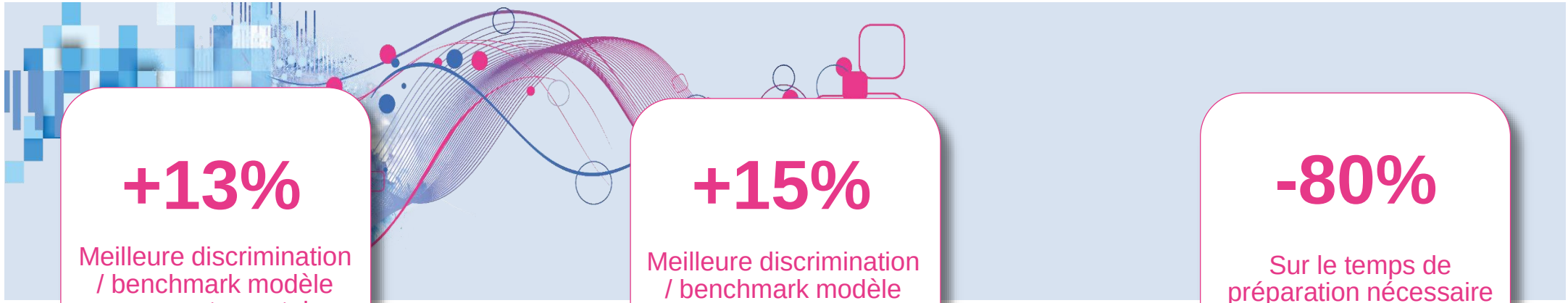


	Max. Amnt. 3M	Total Amnt. 3M	Avg. Amnt. 3M	Max # Trans. 3M	Total # Trans. 3M	Avg. # Trans. 3M	Max. Amnt. 12M	Total Amnt. 12M	Avg. Amnt. 12M	Max # Trans. 12M	Total # Trans. 12M	Avg. # Trans. 12M
Class #16	0.001	-	0.001	-	-	0.001	0.021	-	0.024	0.007	0.005	0.002
Class #15	(0.001)	-	(0.022)	(0.101)	(0.045)	(0.039)	(0.004)	(0.002)	(0.028)	(0.009)	(0.003)	(0.005)
Class #14	(0.030)	(0.005)	(0.015)	-	(0.027)	-	(0.034)	(0.001)	(0.044)	(0.005)	-	(0.003)
Class #13	-	-	(0.001)	(0.016)	(0.004)	(0.002)	-	(0.001)	(0.002)	(0.001)	(0.004)	(0.002)
Class #12	0.001	0.001	0.004	0.001	0.077	0.018	0.009	0.001	0.016	0.002	0.005	0.003
Class #11	(0.061)	(0.001)	(0.001)	(0.319)	(0.008)	(0.002)	(0.035)	(0.117)	(0.175)	(0.045)	(0.003)	(0.226)
Class #10	0.041	0.007	0.018	0.023	0.016	-	0.029	0.014	0.007	-	-	0.008
Class #9	(0.002)	-	-	(0.026)	(0.001)	-	(0.001)	-	(0.014)	(0.001)	(0.004)	-
Class #8	(0.010)	(0.004)	-	-	(0.011)	(0.010)	-	(0.012)	(0.002)	(0.001)	(0.022)	(0.023)
Class #7	0.002	-	0.001	-	0.001	-	-	0.018	0.010	0.023	-	-
Class #6	0.026	0.001	0.004	0.031	0.003	0.006	0.001	0.060	0.001	-	0.001	-
Class #5	0.141	0.109	0.023	-	0.001	-	0.063	0.036	0.180	0.106	0.001	0.047
Class #4	0.722	0.085	0.003	0.004	0.085	0.002	0.140	0.218	0.361	0.001	0.408	0.163
Class #3	0.074	0.004	0.221	0.222	0.003	0.092	0.051	0.254	0.161	-	0.031	0.001
Class #2	(0.216)	-	(0.002)	(0.012)	(0.002)	(0.036)	(0.002)	(0.001)	(0.078)	(0.053)	(0.001)	(0.014)
Class #1	(0.008)	(0.014)	-	(0.029)	-	-	(0.013)	(0.056)	(0.155)	(0.073)	(0.001)	(0.082)

Le score d'importance de classe est défini comme le rapport entre la proportion de score contribuée à la population de modélisation par les caractéristiques de classe et la proportion de population de modélisation affectée par la classe.

Rapport complet avec les coefficients des « features » agrégés dérivés en multipliant toutes les transformations linéaires au sein du TNL

Modèles transactionnels
Résultats



+13%

Meilleure discrimination / benchmark modèle comportemental

(Augmentation de Gini de 70.2% à 79.2%)
Gros éch. – 499 511 obs.

+15%

Meilleure discrimination / benchmark modèle Cross selling

(Augmentation de Gini de 44% à 50.6%)
Petit éch. – 3 044 obs.

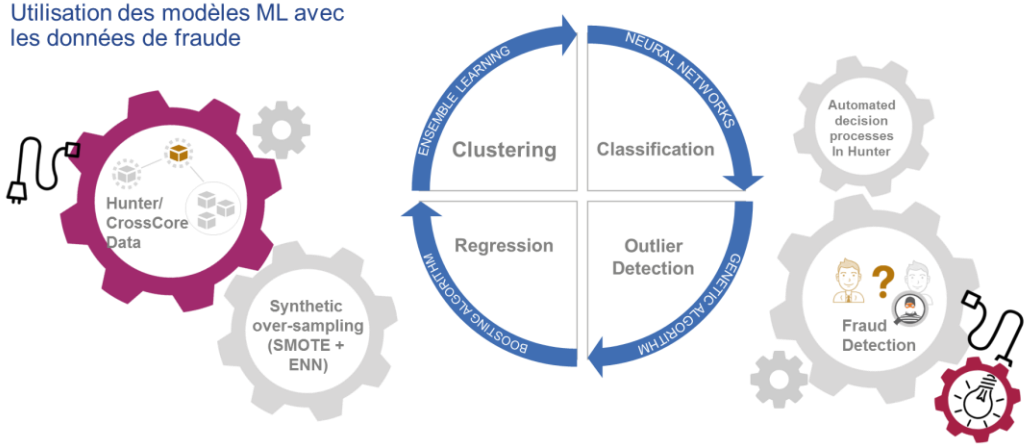
-80%

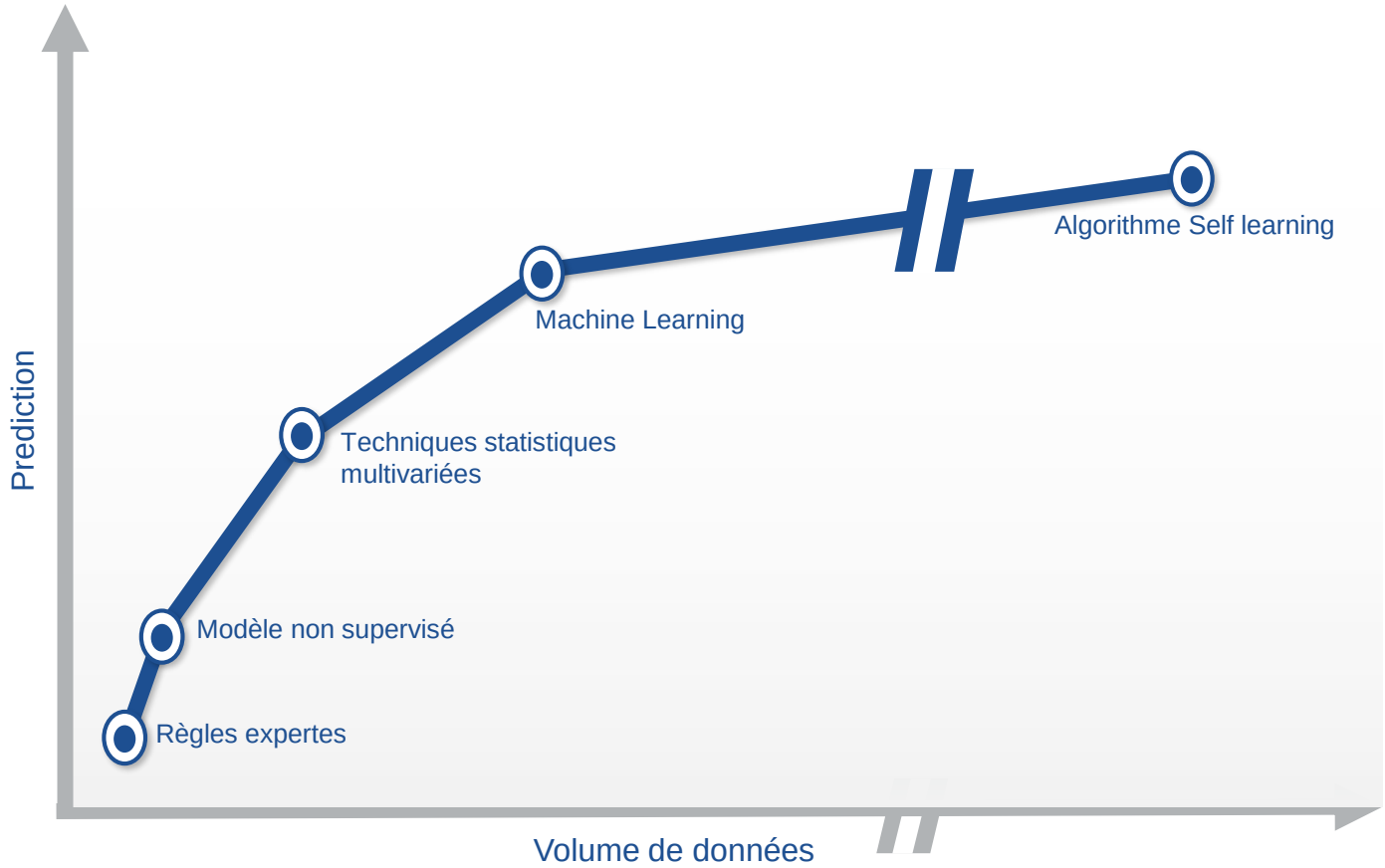
Sur le temps de préparation nécessaire à un modèle transactionnel

(Baisse de 2.5 semaines à 3 jours)

Données alternatives
Modèle fraude

Utilisation des modèles ML avec les données de fraude





Bénéfices

Financiers

Telecom Portfolio

- **+ 12%** amélioration de la fraude identifiée
- **+ 39MM** de revenue additionnel

Financial Services

- **+ 19%** amélioration de la fraude identifiée
- **+ 2MM** de revenue additionnel

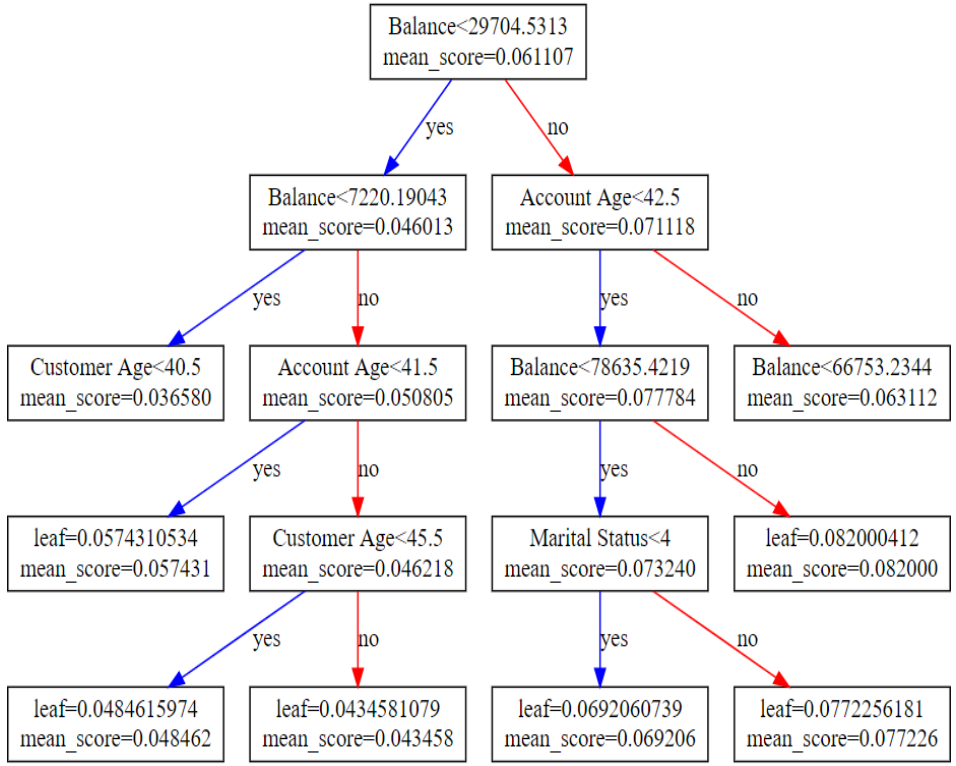
Opérationnels

- Process automatique de décision
- Plus de précision dans la stratégie anti fraude

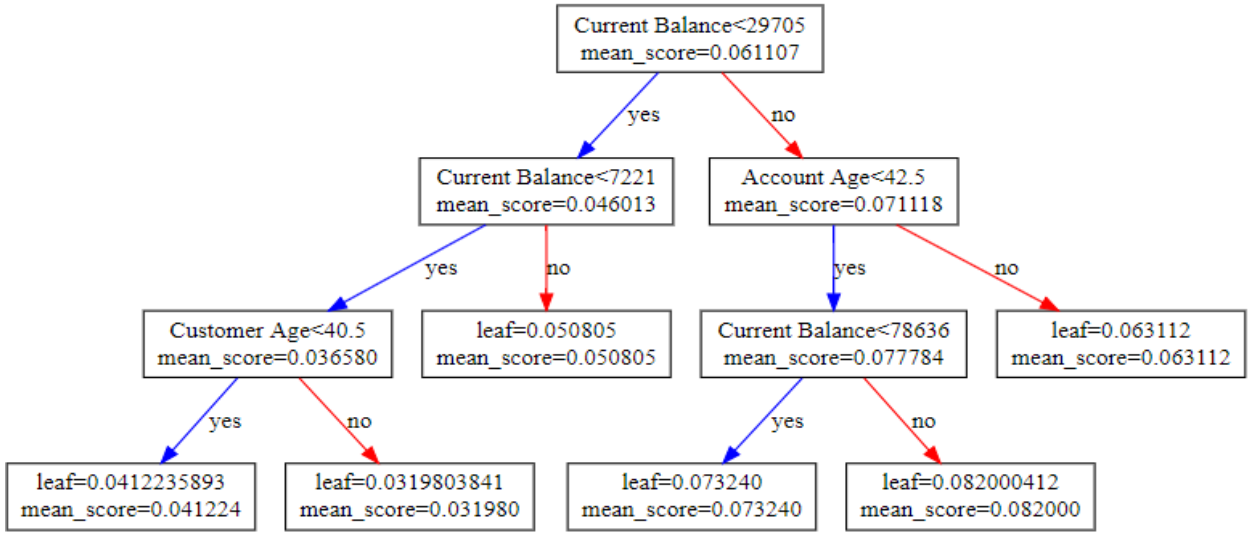
Modèle de ML pour la segmentation IFRS9

Les segments produits doivent répondre à certaines exigences pour être considérés comme «bons»:

- **Considérations de stabilité** - Les segments doivent être suffisamment grands (taille préférable entre 5% et 30% de la population)
- **Considérations statistiques** - Les segments doivent différer suffisamment les uns des autres en termes de LGD moyenne de la population qu'ils couvrent.
- **Considérations Business**– Nous devons nous assurer que les découpages ne contredisent pas les attendus metier.



Modèles Segmentation
Amélioration de la pertinence



	Erreur 12M	Erreur 24M	Erreur 36M	Erreur 48M
XGBoost	-4.23%	-5.52%	-3.95%	-1.74%
Chaid	-4.43%	-6.03%	-5.08%	-3.63%

ML pour la prediction du risque
Evaluation de modèles alternatifs

Sample parameters	Techniques (single model)

• Generic bureau data samples
  • Auto
  • Bankcard
• 90+ DPD performance flag
• 24-month outcome period
	• Logistic regression (LR)
	• Neural network (NN)
	• Random forest (RF)
	• Support vector machines (SVM)
	• Extreme gradient boosting (XGB)

Approx. 5% de lift sur OOT

Validation Gini					
	LR	**NN**	**RF**	**SVM**	**XGB**
Auto	71.34	73.87	73.21	73.98	**74.80**
Bankcard	69.30	72.11	72.31	72.22	**73.18**

ML pour la prediction du risque
Modèles PD

Projet 1: Suède
Portfolio: Carte de credit

Chiffre-clés du jeu de données:

- 112k enregistrements, 100 variables

Indice de Gini:

- **Scorecard: 0.752**
- Modèles XGBoost:
  - **Toutes variables, sans contraintes de monotonie: 0.883**
  - **Toutes variables, contraintes de monotonie: 0.873**
  - **Variables du score uniquement, contraintes de monotonie: 0.866**

Rapidité de construction:

- Score classique: 7 jours
- Modèle XGBoost (toutes variables): 1-2 jours

Project 2: Norvège
Portfolio: Carte de credit

Chiffre-clés du jeu de données:

- 265k enregistrements, 375 variables

Indice de Gini:

- **Scorecard: 0.786**
- Modèles XGBoost:
  - **Toutes variables, sans contraintes de monotonie: 0.891**
  - **Toutes variables, contraintes de monotonie: 0.911**
  - **Variables du score uniquemenet, contraintes de monotonie : 0.889**

Rapidité de construction:

- Score classique: 10 jours
- Modèle XGBoost (toutes variables): 1-2 jours

Modèles de Gradient boosting
Avantages

√ Rapidité

- Moins de data prep (pas de classes)
- Travail en parallèle sur plusieurs modèles
- Moins d'implication de l'analyste sur la partie construction
- Moins de temps passé sur des taches répétitives
- Scalable

√ Pertinence

- Performance élevée
- Permet d'appréhender des relations complexes entre les variables
- Interactions des "features"

√ Explicable

- Développement de nouvelles approches
- Relation monotones
- Imporatnce des variables, PDP, ICE, SHAP, LIME …
- Analyse des impacts

√ Répétable

- Réplicable
- MLflow
- Moins de temps consacré aux tâches manuelles répétitives, plus de temps pour la documentation

√ Coût

- Open source
- Expériences positives d'implémentation
- Tres couramment utilisé dans les entreprises

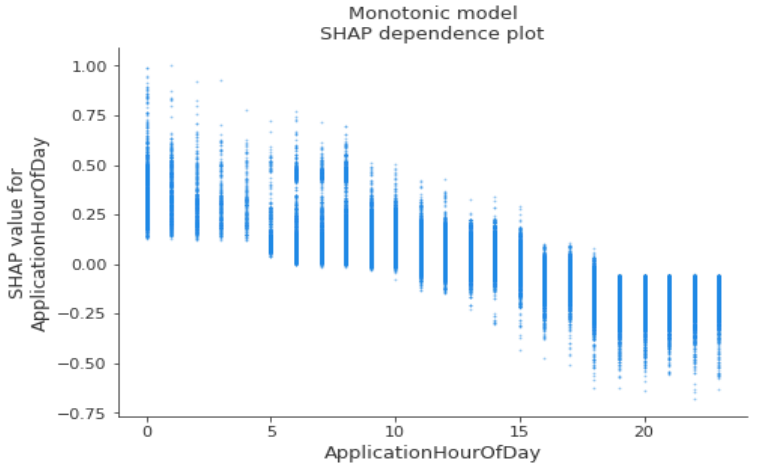
Modèles de Gradient boosting

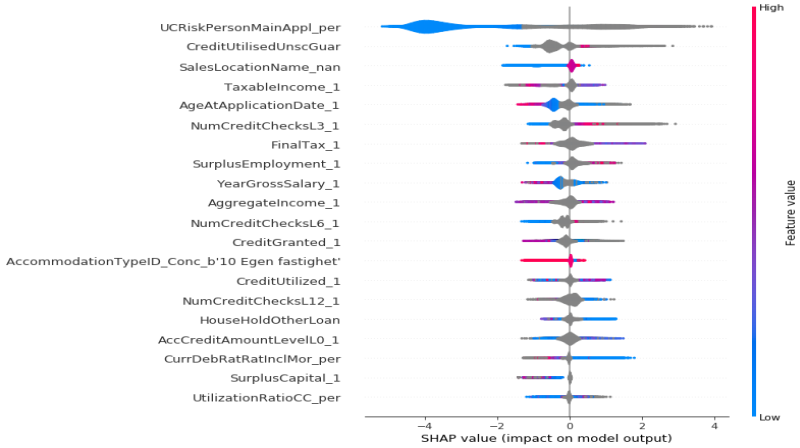
SHAP – Outil pour l'interprétabilité

Constrained model table:

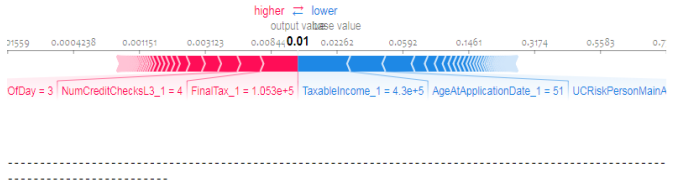
Contributions of the Top-25 variables to prediction: 1.1421680441753017

	value	SHAP	abs(SHAP)
TaxableIncome_1	430000.00	-0.796813	0.796813
FinalTax_1	105300.00	0.571930	0.571930
AgeAtApplicationDate_1	51.00	-0.533548	0.533548
UCRiskPersonMainAppl_per	0.83	-0.443313	0.443313
NumCreditChecksL3_1	4.00	0.349832	0.349832
ApplicationHourOfDay	3.00	0.293296	0.293296
CreditUtilisedUnscGuar	359166.00	0.245020	0.245020
YearGrossSalary_1	264000.00	0.234493	0.234493
CreditGranted_1	523166.00	-0.200734	0.200734
CreditUtilisedInstalment_1	20000.00	-0.151029	0.151029
NumCreditChecksL12_1	5.00	0.146806	0.146806
NumOfCredits_1	9.00	-0.119769	0.119769
ApplicationDayOfWeek	6.00	-0.088433	0.088433
ULBehaviourPD	NaN	0.083023	0.083023
SalesLocationName_nan	1.00	0.081720	0.081720
CreditUtilized_1	389796.00	-0.075891	0.075891
LimitCreditCards_1	0.00	0.069056	0.069056
AccommodationTypeID_Conc_b'7 Hyresr\xe4tt'	1.00	-0.067559	0.067559
NumCreditCards_1	0.00	0.067519	0.067519
AvgUtilRatioCCs_1_per	NaN	0.066347	0.066347
HouseHoldOtherLoan	389796.00	-0.065782	0.065782
EmploymentTypeID_1_Conc_b'13 Vikarie/Projektanst\xe4lld'	1.00	-0.064664	0.064664
CCApplL6M	NaN	-0.052865	0.052865
AccCreditAmountLevelL0_1	10630.00	-0.050864	0.050864
ULApplL12M	NaN	0.049089	0.049089





Constrained model plot:



Unconstrained model plot:

Une méthode pour ouvrir la Boite Noire

Justifier

- Modèles transparents, explicables et interprétables
- Justifier les choix de modélisation auprès du régulateur
- Harmonisation avec les réglementations : GDPR, Right To Explanation, Capital Requirements Directive, etc.

Améliorer

- Améliorations en cours des algorithmes de ML pour en déduire l'importance des fonctionnalités et l'interprétabilité du modèle
- Utilisation des connaissances métiers pour améliorer la prediction.
- Mise à jour des véritables drivers en eliminant les biais et surajustements parasites

Adopter

- Validation, MRM et process de gouvernance
- Lien entre les résultats du ML aux résultats business et aux informations exploitables
- Options de mise en œuvre flexibles