Méthodes de détection de fraude pour les assurances

Présenté par **René Portillo** Encadrant d'entreprise M. **Moisés Rodriguez** Encadrant académique **M.Christophe Prud'homme**

Stage de Master 2 – Calcul Scientifique Mathématiques de l'Innovation

Université de Strasbourg

UFR de mathématique et d'informatique

Université de Strasbourg



Sommaire

Introduction

- a) Présentation de l'organisme d'accueil
- b) Objectifs
- c) Mapping, détéction et scénarios

Détéction de fraude via des scénarios classiques

- a) Architecture de la solution
- b) Exemples

II - Détéction de fraude via Machine Learning

- a) Présentation des données
- b) LightGBM et architecture
- c) Résultats



L'assurance

SHIFT

Property and Casualty (P&C)

Property:

- Résidence principale
- Voiture
- Les bureaux

Casualty (Responsabilité civil):

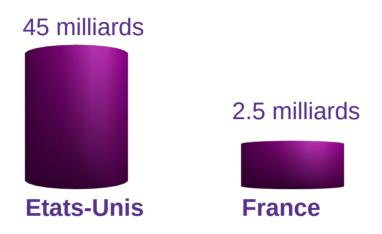
- Dommages dans un accident à un tiers
- Faute médicale

Health & Life

- Une assurance contre un certain groupe de maladie
- Une assurance pour le travail
- Une assurance vie

La fraude à l'assurance





Deux types de fraudes :

Fraude Dure: Invention complète d'un sinistre (ex: faux accident, incendie volontaire).

Fraude Simple : Exagération des dommages d'un sinistre réel pour inclure des dégâts antérieurs.



Présentation de l'organisme d'accueil

- Shift Technology est une entreprise française fondée en 2014 qui a pour but de détécter la fraude via l'intelligence artificielle
- Elle compte avec plus de **500** salariés
- Elle a des bureaux à Paris, Boston, Mexico, Japon, Singapour, Londres, Madrid et Brésil
- J'ai intégré l'entreprise en tant que data scientist



Objectifs du stage

- ► Appuyer mon encandrant avec la gestion de trois clients d'amérique latine PnC
 - Amélioration constante des algorithmes mis en production
 - Création de nouveaux algorithmes pour la détéction de fraude
 - Présentation hebdomadaires avec les clients
- Mettre en production un modèle de Machine Learning pour la détection de fraude matérielle et corporelle.
 - Calibration d'un modèle de machine learning pour un assureur espagnol pour des dommagements corporels
 - Participation dans le build d'un deuxième client espagnol, conception des deux modèles de machine learning
 - Génération du dataset, nettoyage des données, entraînement du modèle, mise en production
- Développer des cas de démonstration pour les équipes commerciales.
 - Création ou adaptation de 15 cas démos pour l'équipe de Pre Sales et GoToMarket de sorte à montrer les capacités du logiciel



Outils et méthodologies

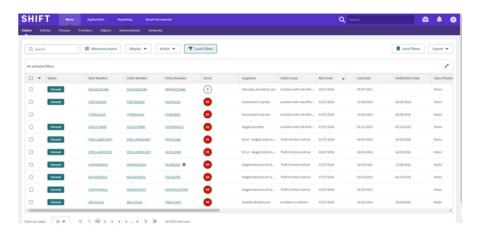
- Pour la calibration et création scénarios; comme pour la création des cas de démonstration
 - Le langage de programmation était le **C**#, avec l'utilisation de **LINQ**
 - SQLServer pour la gestion des bases de données
- Pour la partie Machine Learning
 - **Python**, en utilisant les librairies pandas, pandas-profilling, numpy, matplotlib, et LightGBM
- Pour l'intégration continue et la gestion de version
 - La CI/CD était gérée avec **TeamCity** pour la génération des builds et la gestion des tests unitaires et **Octopus** pour le déploiement dans les différents tenants
 - RDC (Remote Desktop Connection) pour l'accès au serveurs de production, préproduction et staging à distance
 - Git et GitExtesions pour la gestion de version

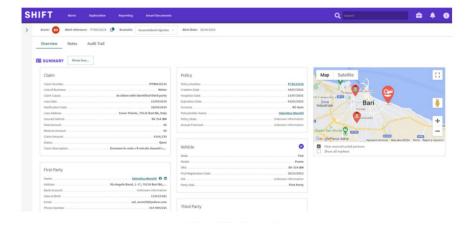
De façon générale:

- Excel pour le traitement des fichiers .csv et des manipulations simples des résultats
- ► Jira pour la gestion des tickets et Confluence pour la documentation

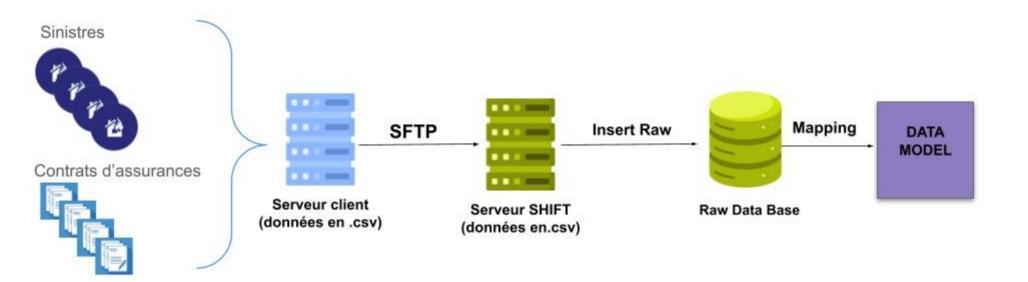
Force

- Force est le logiciel de détéction de fraudes et récéption de sinistres
- Le logiciel n'est pas unique pour tous les clients, du fait que pas tous les clients ont les mêmes besoins.
- Le processus de construire une solution pour un client est un build

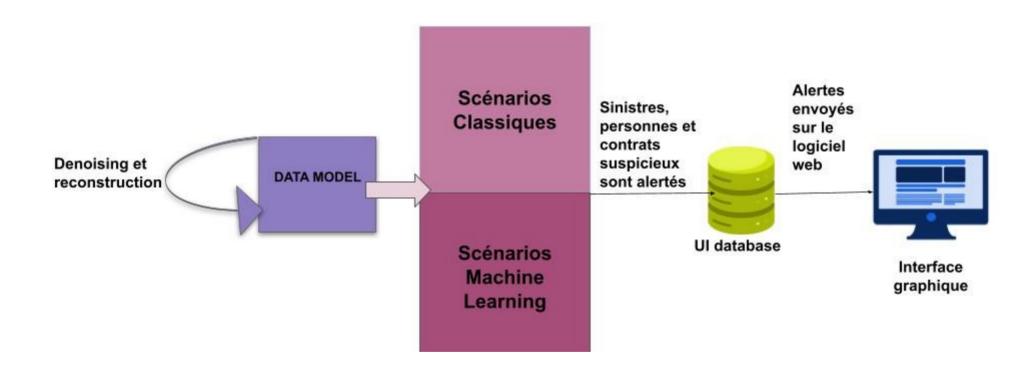




De la récéption des données aux alertes I



De la récéption des données aux alertes II



Latam PnC – Calibration des scénarios

• Les scénarios sont les algortihmes de détéction de fraude, ils suivent des régles conditionnelles

ClaimId	Nom	Date du sinistre	Date de souscription	Temps entre la souscription et le sinistre	Le véhicule est de haute gamme	Un PV a été établie		Alerte envoyé
528491	Delon, Alain	01-08-25	30-07-25	2 jours	1	0	1	1
9344	Belmondo, Jean-Paul	01-08-25	05-07-25	26 jours	1	1	0	1
280825	Bardot, Briggite	02-08-25	15-07-25	17 jours	0	0	0	0

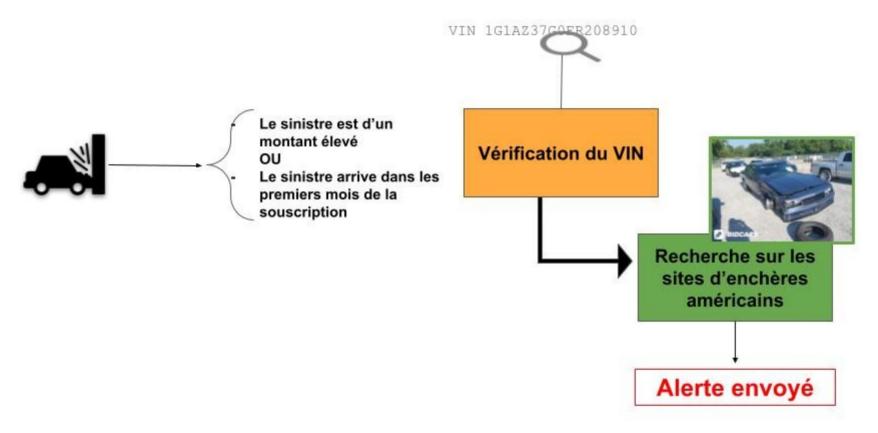
Une alerte est envoyé si toutes les variables primaires sont "activées", dans le cas des variables secondaires, elles servent à donner une explication à des faits qui pourrait être perçu comme suspicieux

L'objectif des calibration est d'augmenter le nombre d'alertes sans augmenter le nombre de faux positifs

Latam PnC – Calibration des scénarios

- Au cours du stage nous avons réalisés nombreuses calibration de scénarios; cellesci sont demandés par le client avant du sprint jira
- Une fois la calibration éffectué, on présente les test faits en **préproduction**
- Si le client valide, le changement passe à production
- Exemples de calibration éffectués:
 - Changements dans les scénarios de souscription récente
 - Changement dans le scénario de résponsabilité civile
 - Que certains contrats d'assurances ne déclenchent aucune alerte
 - L'envoie automatique des alertes par mails

Latam PnC - Création de nouveaux scénarios



Machine Learning

Objectif: Entraîner et déployer un modèle de classification binaire pour détecter des fraudes sans motif évident, que les scénarios à règles ne peuvent pas attraper.

Défis majeurs de la détection de fraude en ML :

- 1) Fort déséquilibre des classes : Le nombre de sinistres frauduleux (classe minoritaire) est extrêmement faible par rapport aux sinistres légitimes.
- **2) Incertitude des labels :** De nombreux sinistres étiquetés "sans fraude" sont en réalité des fraudes non détectées, ce qui "pollue" les données d'entraînement.

Framework choisi : LightGBM

Machine Learning – Génération du dataset

- Nous disposons de deux data set pour l'entraînement: bodily_injuries_fraud et material_damages_fraud
- Les données viennent du data model, pas de données raw du client

Material Damages Data

- 131 000 sinistres
- 3.5% des sinistres sont frauduleux

Les données **historiques** contiennent tout 2024

Les données **récentes** contiennent les données de mars, avril et mai 2025

Bodily Injuries Data

- 21 00 sinistres
- 2.5% des sinistres sont frauduleux

Plusieurs features ne sont pas présentes dans le dataset ce qui a rendu l'entraînnement problèmatique

ML – Nettoyage des données

Filtrage des sinistres dupliqués : suppression des entrées présentant le même identifiant ou des informations identiques sur plusieurs variables clés.

Uniformisation des types de données : vérification que les champs numériques, textuels et de dates sont correctement typés dans l'ensemble des fichiers.

Harmonisation des formats : par exemple, s'assurer que les dates sont dans un format unique et que les noms de marques ne présentent pas de variations orthographiques

Vérification des valeurs aberrantes : détection et traitement des âges, durées ou montants manifestement incohérents.

Gestion des valeurs manquantes : identification des champs incomplets et choix d'une stratégie adaptée (imputation, suppression, etc.)

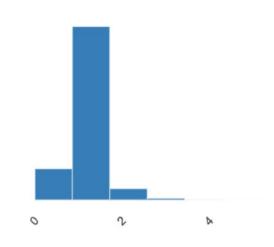
On utilise l'outil de pandas-profilling qui peut nous donner des informations précieuses sur le dataset

NumberOfPreviousInvestigatedClaimsWithSimilarCircumstances

Real number (R)

Distinct	7
Distinct (%)	0.1%
Missing	598824
Missing (%)	98.0%
Infinite	0
Infinite (%)	0.0%
Mean	0.9266633483

Minimum	0
Maximum	6
Zeros	1723
Zeros (%)	0.3%
Negative	0
Negative (%)	0.0%
Memory size	9.3 MiB



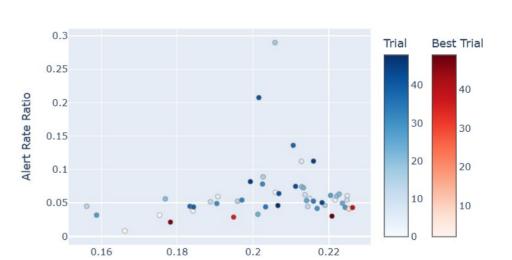
Impossible de regarder toutes les features, ainsi nous prennons un modèle d'un autre client et nous regardons le profilling des 20 premières variables

Après l'entraînement on va re-regarder le profilling pour être certain que les top features n'ont pas beacoup de valeurs manquantes

ML – Entraînement

Parameter	Value
metric	F1_score
objective	Binary
verbosity	- 1
eta	0.1
feature_fraction	0.9
min_data_in_leaf	10
max_delta_step	1
max_depth	10
lambda_l2	5

Pareto-front Plot



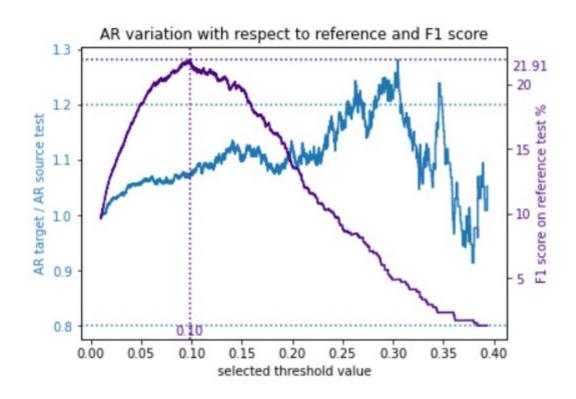
F1 Score

ML- Choix du modèle

	The	F84	TD	FB	D.B.	р	р.	F4	AL 4 D 4
Thurshald	TN	FN	TP	FP	PP	Pr	Rcl	F1	Alert Rate
Threshold	10117	424	022	25567	26400	2.40	07.24	C C0	C0 20
0.01	12117	134	922	25567	26489	3.48	87.31	6.69	68.38
0.02	20931	274	782	16753	17535	4.46	74.05	8.41	45.26
0.03	25404	416	640	12280	12920	4.95	60.61	9.16	33.35
0.04	28324	505	551	9360	9911	5.56	52.18	10.05	25.58
0.05	30285	569	487	7399	7886	6.18	46.12	10.89	20.36
0.10	34577	780	276	3107	3383	8.16	26.14	12.44	8.73
0.15	35920	853	203	1764	1967	10.32	19.22	13.43	5.08
0.20	36481	900	156	1203	1359	11.48	14.77	12.92	3.51
0.25	36820	940	116	864	980	11.84	10.98	11.39	2.53
0.30	37078	960	96	606	702	13.68	9.09	10.92	1.81
0.35	37218	980	76	466	542	14.02	7.20	9.51	1.40
0.40	37345	998	58	339	397	14.61	5.49	7.98	1.02
0.45	37440	1012	44	244	288	15.28	4.17	6.55	0.74
0.50	37495	1017	39	189	228	17.11	3.69	6.07	0.59
0.55	37543	1026	30	141	171	17.54	2.84	4.89	0.44
0.60	37586	1032	24	98	122	19.67	2.27	4.07	0.31
0.65	37611	1038	18	73	91	19.78	1.70	3.14	0.23
0.70	37636	1042	14	48	62	22.58	1.33	2.50	0.16
0.75	37653	1046	10	31	41	24.39	0.95	1.82	0.11
0.80	37660	1047		24	33	27.27	0.85	1.65	0.09
0.85	37666	1050	6	18	24	25.00	0.57	1.11	0.06
0.90	37675	1051			14	35.71	0.47	0.93	0.04

	TN	FN	TP	FP	PP	Pr	Rcl	F1	Alert Rate
Threshold	5450	0.5	0.45	40075	12500	5.05	20.15		50.50
0.01	6162	96	815	12875	13690	5.95	89.46	11.16	68.63
0.02	10831	227	684	8206	8890	7.69	75.08	13.96	44.57
0.03	13079	337	574	5958	6532	8.79	63.01	15.42	32.75
0.04	14525	417	494	4512	5006	9.87	54.23	16.70	25.10
0.05	15521	494	417	3516	3933	10.60	45.77	17.22	19.72
0.10	17626	681	230	1411	1641	14.02	25.25	18.03	8.23
0.15	18215	754	157	822	979	16.04	17.23	16.61	4.91
0.20	18503	796	115	534	649	17.69	12.62	14.73	3.26
0.25	18664	819	92	373	465	19.78	10.10	13.37	2.33
0.30	18755	842	69	282	351	19.66	7.57	10.94	1.76
0.35	18829	858	53	208	261	20.31	5.82	9.04	1.31
0.40	18892	872	39	145	184	21.20	4.28	7.12	0.92
0.45	18926	879	32	111	143	22.38	3.51	6.07	0.72
0.50	18951	887	24	86	110	21.82	2.63	4.70	0.55
0.55	18961	889	22	76	98	22.22	2.41	4.36	0.50
0.60	18975	895	16	62	78	20.51	1.76	3.24	0.39
0.65	18990	901	10	47	57	17.54	1.10	2.07	0.29
0.70	19002	905	6	35	41	14.63	0.66	1.26	0.21
0.75	19014	906	5	23	28	17.86	0.55	1.06	0.14
0.80	19022	908		15	18	16.67	0.33	0.65	0.09
0.85	19031	910	1	6	7	14.29	0.11	0.22	0.04
0.90	19034	911				0.00	0.00	0.00	0.02

ML-Métriques



$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision} + Recall$$

$$ARR = \frac{AlertRate_{recent}}{AlertRate_{historique}}.$$

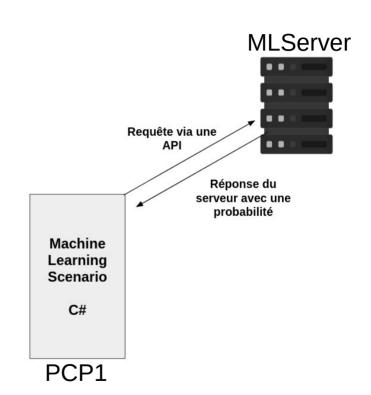
ML - Mise en pré-production

Le modèle est déployé dans un serveur indépendant de préproduction

Il est composé de plusieurs **JSON** et un **YML**. Les .json contiennent les poids du modèle, les features et leur importance et l'ordre dans l'arbre.

Le fichier .yml explicite la localisation des fichiers .json

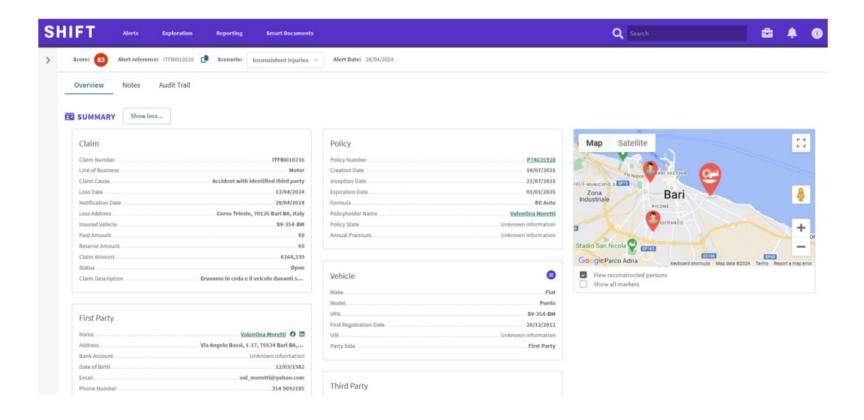
Une API propre de Shift gère l'intéraction entre les deux outils.



ML - Mise en production

- Le scénario est testé en préproduction pour être certain que des alertes sont bien envoyés
- Un threshold est choisi en fonction des alertes qui sont vraiment envoyés
- On regarde les premières 20 sinistres, et on regarde les indices de Shapley pour être certain qu'en pratique une seule variable ne "monopolise" pas le modèle
- J'ai regardé toutes les alertes du modèle des dommages corporels et une cinquantaine du modèle de dommages matériels
- Une fois les alertes pertinentes triées, on présente les alertes et la volumétrie au client
- Le modèle et déployé à production et le code mergé à develop

Cas de démonstration



Recul d'expérience

- Pendant ce stage j'ai pu apprendre à:
 - Travailler dans un code complexe et robuste, dans lequel des centaines de personnes contribuent.
 - A écrire du code propre, lisible et des PR structurés
 - A comprendre toutes les étapes d'un modèle de ML, et comment celui-ci est mis en production
 - Comprendre le fonctionnement d'une entreprise, les différentes équipes et leurs intéractions
 - Avoir des bases très solides en C#, POO, SQL et Git
 - Surtout, avoir de la réponsabilité vers le travail et un engagement avec les dates impartis