



Paris | Tunis | Madrid | Casablanca

Le Machine Learning dans l'industrie :

▲ De la prédiction à la prescription

Adeline Loison, Directrice Générale Déléguée Analytique
Alassane Cisse, Directeur Général Délégué IT

Machine Learning

Sommaire

- ▲ Machine Learning
- ▲ Groupe HLi
- ▲ Déploiement d'un model de Machine Learning
- ▲ Cas d'applications industriels

Machine Learning

Définition et enjeux

Définition

Ensemble d'algorithmes d'apprentissage à partir de données historiques, permettant la résolution d'un problème. Le machine Learning permet d'interpréter des données sans programmation explicite ou déterministe.

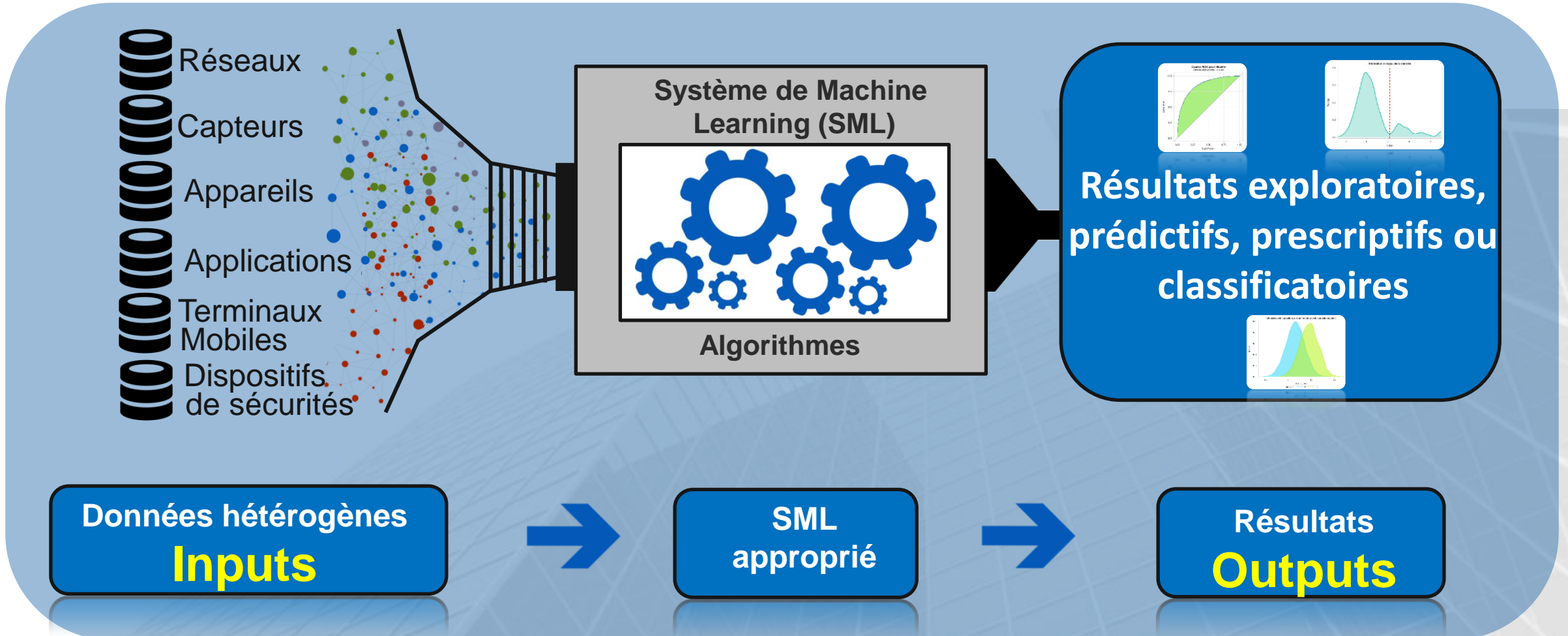


Enjeux

Piloter sa stratégie et prendre des décisions opérationnelles

Machine Learning

Définition et enjeux



Machine Learning

Tendances et évolutions

Un outil pour s'adapter au monde qui change (comportement des clients, réglementation, technologies)

Tendances/évolutions	Apport du Machine Learning
<ul style="list-style-type: none"> ➤ Augmentation des données hétérogènes à analyser (vidéos, images, son, textes, cartographies, etc..) 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Capacité à centraliser et analyser toutes les informations pour nourrir les modèles.
<p>Moins de données demandées aux clients</p> <ul style="list-style-type: none"> ➤ Plus de sensibilité sur les données personnelles ➤ Plus de personnalisation (des offres, de l'acceptation, etc...) ➤ Plus de sophistication de la décision (risque, tarification, churn, etc.) 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Meilleure utilisation des données internes et externes (open data, open map, interactions diverses avec le client)
<ul style="list-style-type: none"> ➤ Plus de régulation 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Complète traçabilité (data/processus) ➤ Transparence / aux autorités de tutelle
<ul style="list-style-type: none"> ➤ Plus de données disponibles sur les processus et produits de l'entreprise (capteurs, machines outils connectés, véhicules intelligents, données des chaînes de prod, historiques et données sur les pannes etc..) 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Analyser et traiter les data / Prise de décision ➤ Anticiper et prédire /réagir /dysfonctionnement
<ul style="list-style-type: none"> ➤ Plus d'incertitude sur comportements clients / environnement économique 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Combinaison de modèles ➤ Approche (test & learn)

3 principaux types d'apprentissage

Algorithmes permettant de prévoir ou classier à partir de données historiques et étiquetées

Prévisions de pannes et d'incidents...

Apprentissage Supervisé

Algorithmes permettant de classier, regrouper des profils homogènes à partir de données non étiquetées

Détection d'anomalies...

Apprentissage non supervisé

Machine Learning

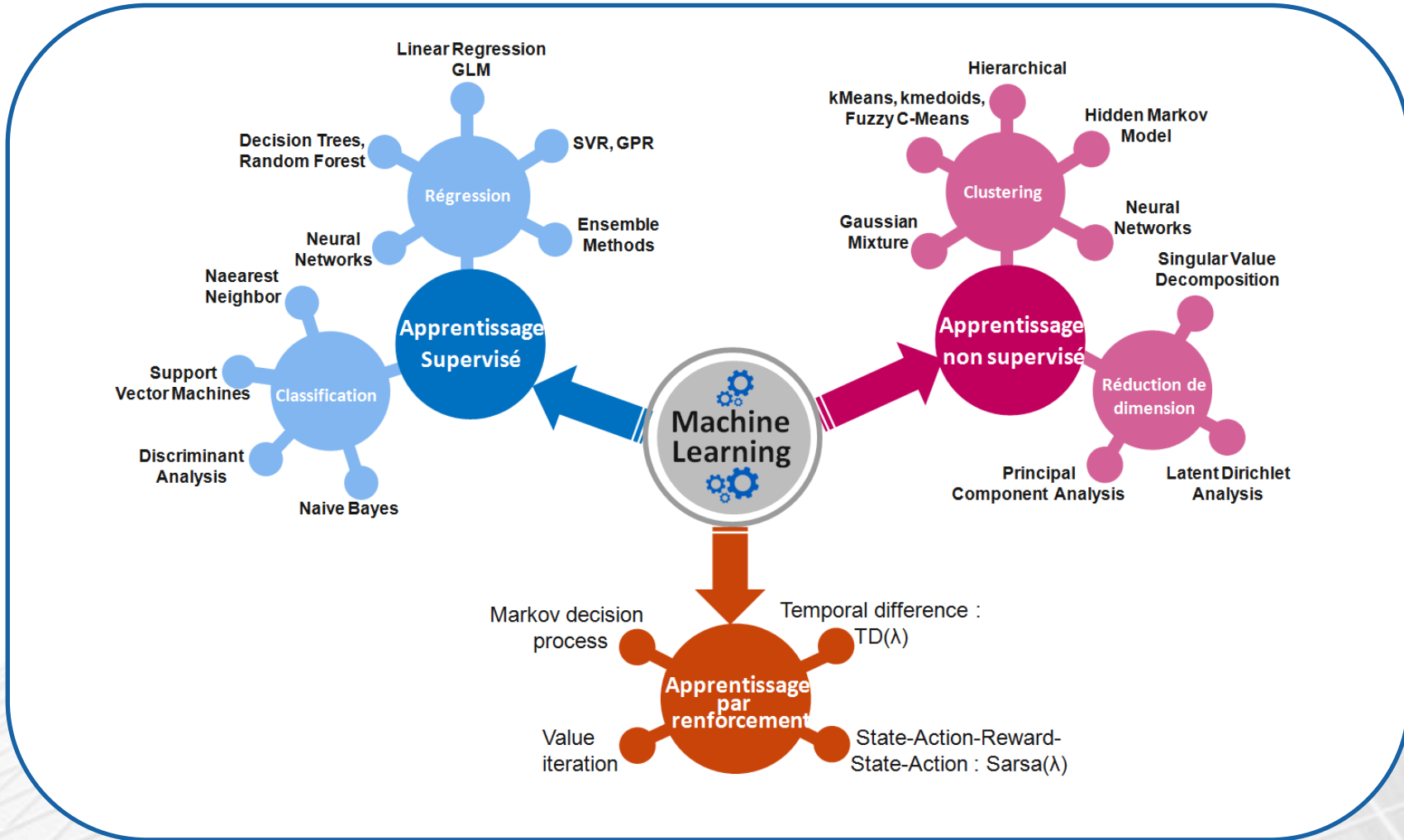
Algorithmes permettant d'adapter sa stratégie en temps réel en fonction d'un signal positif ou négatif

Apprentissage par renforcement

Robots, Jeux ...

Machine Learning

Les algorithmes



Machine Learning Impacts



Maîtrise des risques :
Moteurs de décision



Augmentation des profits :

- ✓ Modèles (risque, marketing, tarification)
- ✓ Simplification des processus



Réduction des coûts opérationnels :
Automatisation de la prise de décision

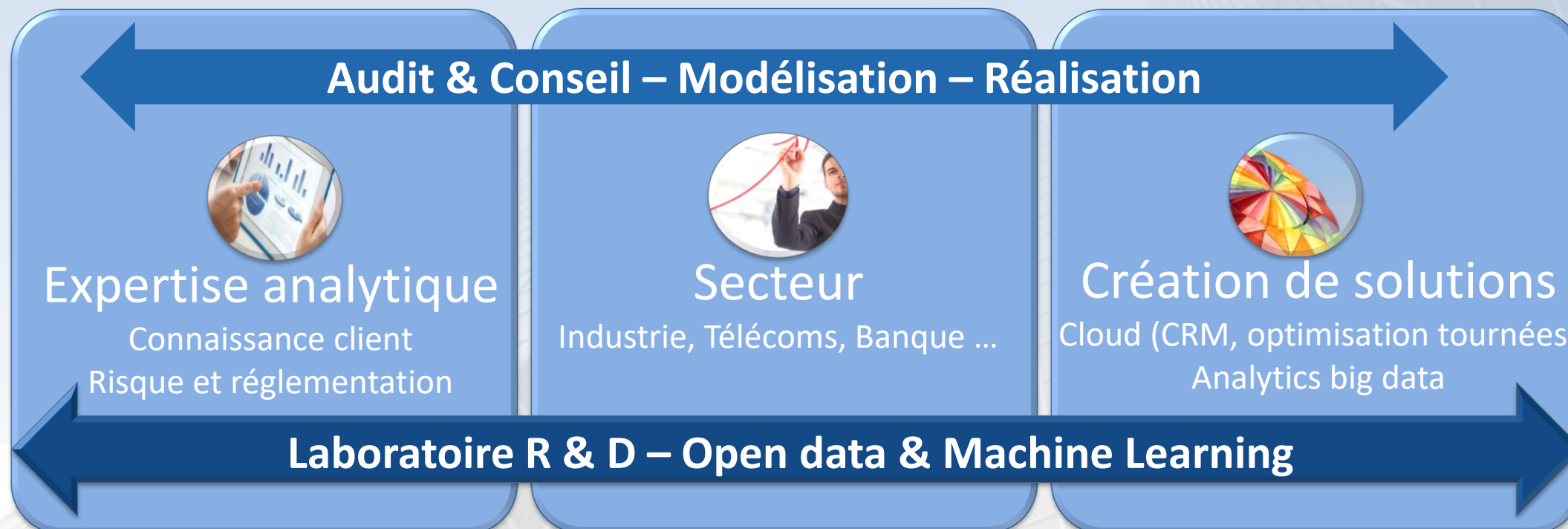


Augmentation de la satisfaction client :
Offres personnalisées et mieux ciblées

Expertise Informatique et analytique

Accompagner ses clients dans leurs projets de transformation numérique

- 30 ans d'expérience ♦ 130 collaborateurs ♦ Présence à Paris-Tunis-Madrid-Casablanca
- 2 filiales agréées CIR sur l'analytique & le big data
- Partenariat avec les éditeurs, des écoles et universités



Groupe HLi

Quelques références





Paris | Tunis | Madrid | Casablanca

Le Machine Learning prédictif:

▲ Construction & déploiement

Machine Learning cas du prédictif

Construction du modèle

Cadrage avant construction du modèle

- ✓ Définir la problématique, l'évènement à prévoir et le périmètre
- ✓ Prendre en compte la politique et les processus internes

Construction de la base d'étude historique d'apprentissage et de test



Modélisation des algorithmes de Machine Learning

Choix du modèle

Modélisation sur des échantillons d'apprentissage

Validation du modèle sur échantillons test :

- ✓ % de la base
- ✓ Hors temps
- ✓ Sous-population...

Modélisation itérative

Critères d'arrêt :

- ✓ Statistique : performance, robustesse
- ✓ Métier: lisibilité du modèle, nombre d'open data ...

Respect des normes : réglementation (écologique, protection des données individuelles ...), traçabilité des techniques de modélisations autorisés en fonction du métier

Machine Learning cas du prédictif

Déploiement du modèle

Moteur industrialisé

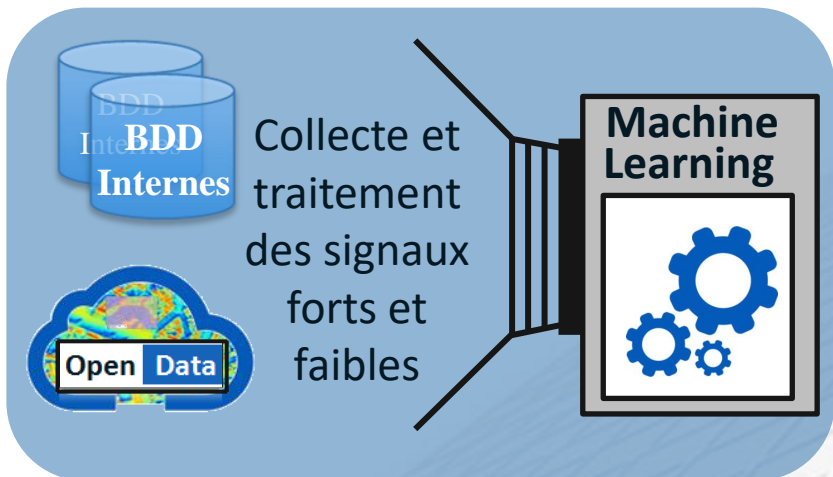
Extraction de données

Machine Learning

Prédiction

Prescription

Suivi



➤ Probabilité de survenue des évènements

Selon le process de l'entreprise:

- Prise de décision automatique
- Aide à la décision

Performance du modèle

Performance du process

Baisse de la performance

Ré-apprentissage



Revue du process ou réadaptation du ML au process

Outils développés par le groupe HLi

Modules de gestion de données



Traitement en parallèle de hautes volumétries



Données de réseau, algorithme de distance

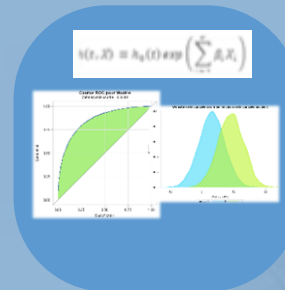


Ajout et géolocalisation et projection de coordonnées



Intégration de données brutes NoSQL, jointures et normalisation

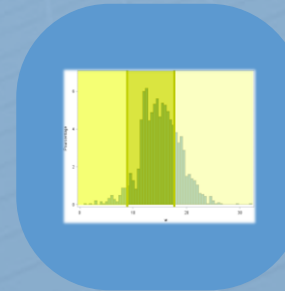
Algorithmes statistiques



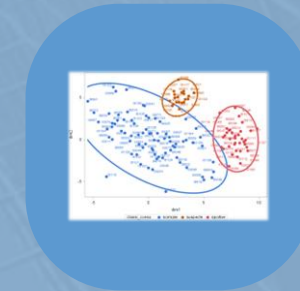
Modélisation prédictive



Sélection de variables et réduction de dimension



Découpage en seuils optimaux



Classification



Paris | Tunis | Madrid | Casablanca

Le Machine Learning dans l'industrie :

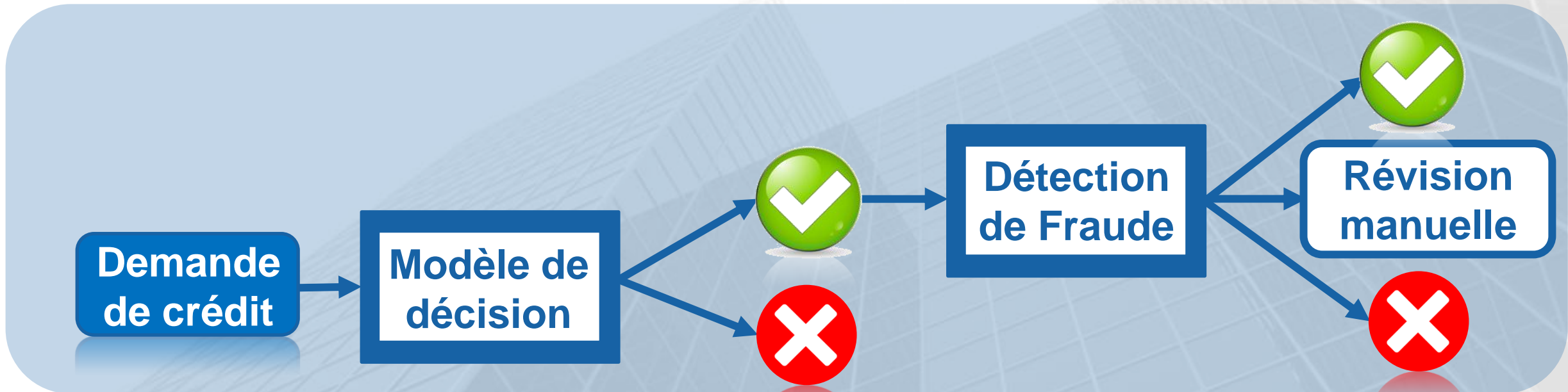
▲ Cas d'application industriels

- Solution de détection de fraude bancaire
- Solution de prévention de l'attrition clients
- Solution de maintenance prédictive

Solution de détection de fraude

Prédiction du risque de fraude bancaire

- **Contexte** : La crise en Espagne a augmenté le nombre de fraudes à l'octroi de crédit
- **Problématique** : Réduire le coût du contrôle manuel lié à la fraude
- **Réponse** : Mise en place d'algorithmes de machine learning dont le résultat donne une probabilité de fraude. La contrôle des dossiers est faite sur les clients ayant la probabilité de frauder la plus grande.



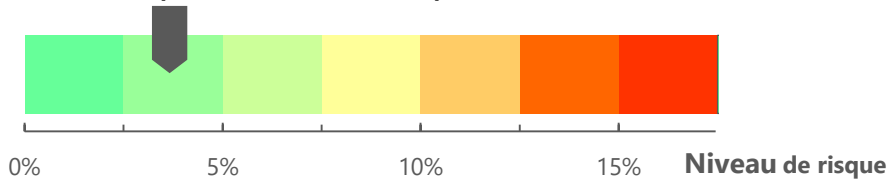
Solution de prévention de l'attrition clients

Cas d'un opérateur Télécom

- **Contexte** : Une forte concurrence
- **Problématique** : Optimiser les politiques de campagne marketing de fidélisation des clients

Résultats restitués

Prédiction du risque : chaque client est noté en fonction de sa probabilité de partir à la concurrence



Caractérisation du risque : la solution donne les critères de risque du client

Exemples de critères de risque

!	Dépassement de forfait data
!	Couverture 4G opérateur X médiocre
!	Expiration prochaine de l'engagement
...	

Actions

Actions de rétention mises en œuvre

Ciblage des personnes à haut risque de départ à la concurrence



Mise en œuvre d'un argumentaire adapté au profil de risque du client

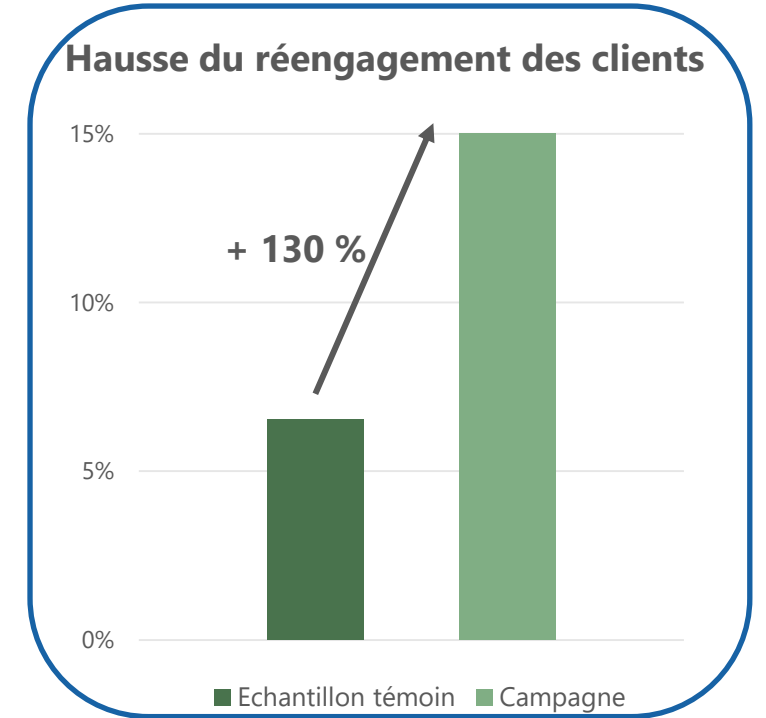
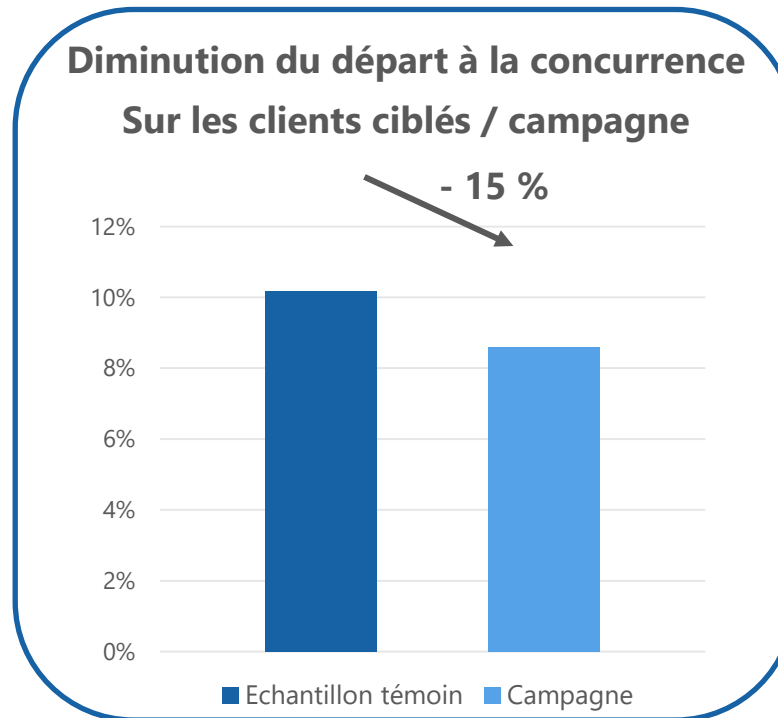
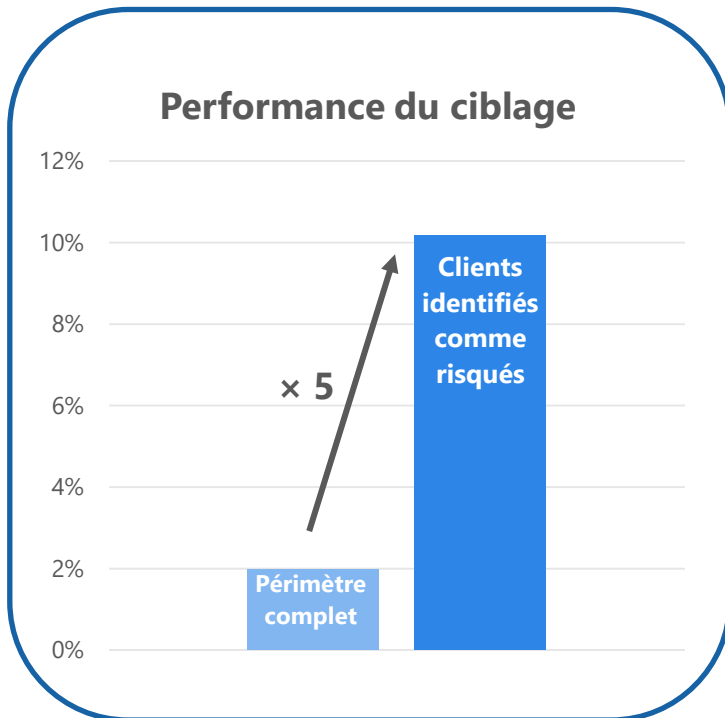
Exemples de propositions adaptées

✓	Proposer un forfait 20 Go
✓	Transférer sur le réseau Y
✓	Proposer un nouveau forfait avec smartphone
...	

Solution de prévention de l'attrition clients

Cas des Télécoms: performances obtenues

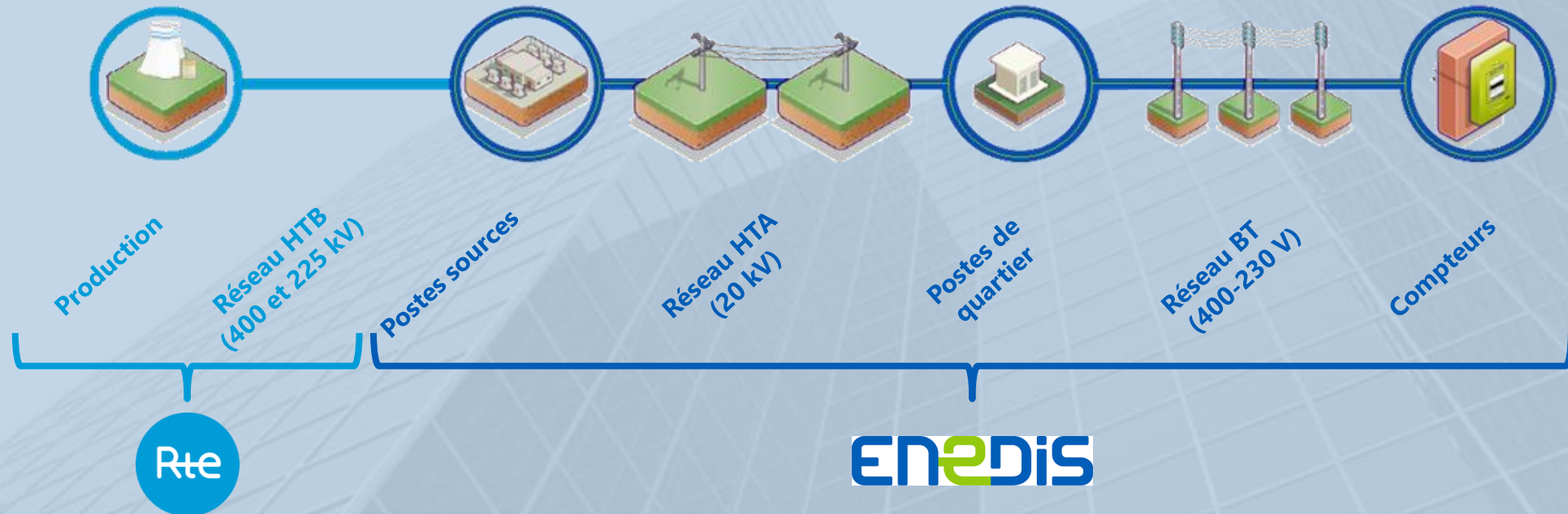
- **Le ciblage est performant** : les clients identifiés comme les plus risqués par la solution partent **5 fois** plus à la concurrence
- Grâce à ce ciblage optimisé, chaque campagne permet :
 - Une diminution du départ à la concurrence de **15 %**
 - Une hausse du réengagement de **130 %**
- L'effet des actions de rétention est maximisé à long terme diminution de **30 % du churn en 2 ans**



Solution de maintenance prédictive

Prédiction du risque de panne : modèle prédictif multicritère

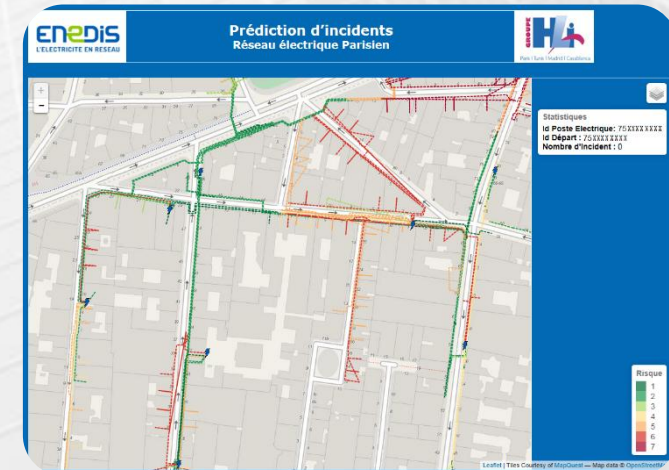
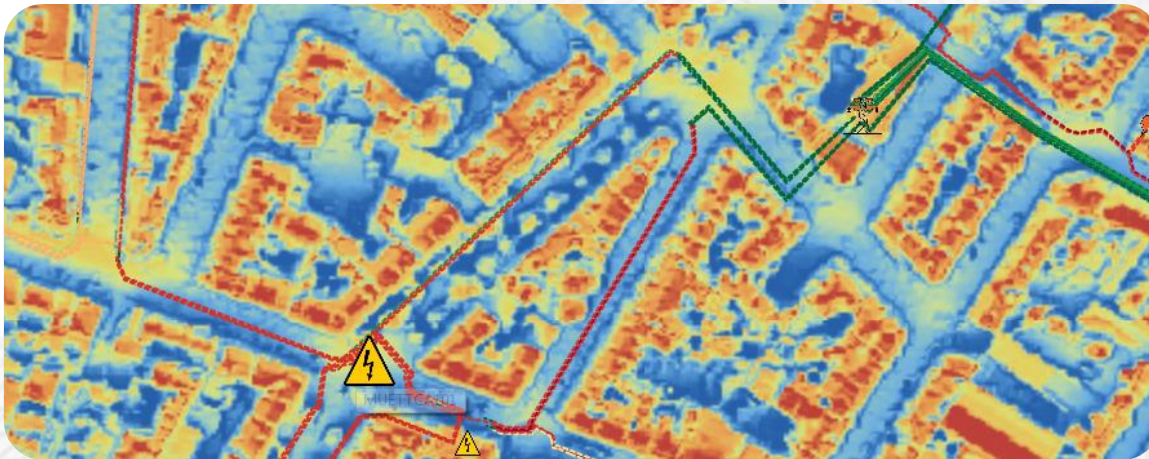
- **Contexte** : Enedis, principal gestionnaire du réseau public de distribution d'électricité
 - Gère 1,3 million de km de réseau, 35 millions de clients desservis
 - prend en charge les réseaux moyenne tension (HTA) et basse tension (BT)
 - Ces réseaux sont alimentés en amont par le réseau haute tension (HTB) géré par RTE



Solution de maintenance prédictive

Prédiction du risque de panne : modèle prédictif multicritère

- **Problématique :**
 - Optimiser l'exploitation du réseau grâce aux données
 - Améliorer les stratégies de maintenance et d'investissement dans le cadre de la transition écologique
- **Résultat :**
 - Data visualisation, chaque câble est noté en fonction de sa probabilité d'incident



Machine Learning

Autres cas d'application

▲ Nos solutions sont flexibles et s'adaptent à différents cas d'usage :

L'outil de départ à la concurrence peut-être adapté au risque de départ des salariés :

- Prise en compte des données adaptées à cette problématique
- Mise en place d'action de rétention des salariés en fonction des critères de risque de départ

La solution de maintenance prédictive peut s'appliquer à tout patrimoine :

- Prédiction du risque d'incident sur les matériels aéronautiques, terrestres
- Prédiction du risque d'incident et dimensionnement des réseaux : eau, électricité, pétrole, data-center

Machine Learning

Autres cas d'application

Actuellement nous développons les solutions suivantes :

Une solution d'optimisation
des performance sportives



Une solution d'agronomie d'aide
aux choix des céréales destinées
aux agriculteurs et coopérative

DataPoC
CHALLENGES NUMÉRIQUES

AXKEREAL
La terre, les hommes, le futur

**Nos solutions sont flexibles et
s'adaptent à différents cas
d'usage**



www.groupe-hli.com

Merci de votre attention !

a.loison@groupe-hli.com