

# Exigences et spécifications des systèmes d'IA

MGL7320: Ingénierie logicielle des systèmes d'intelligence artificielle





How the customer explained it



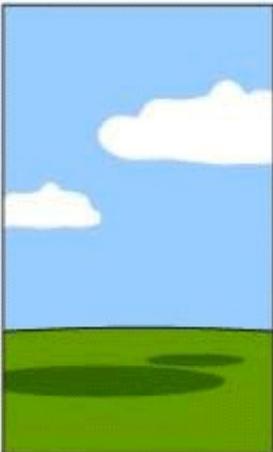
How the Project Leader understood it



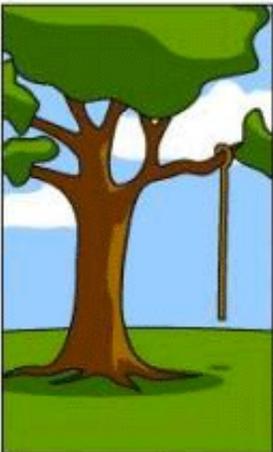
How the Analyst designed it



How the Programmer wrote it



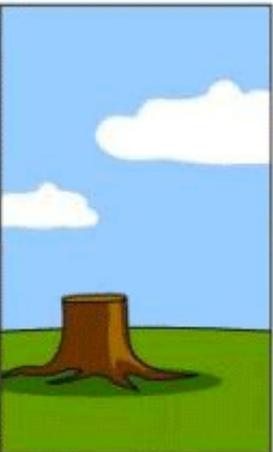
How the project was documented



What operations installed



How the customer was billed



How it was supported

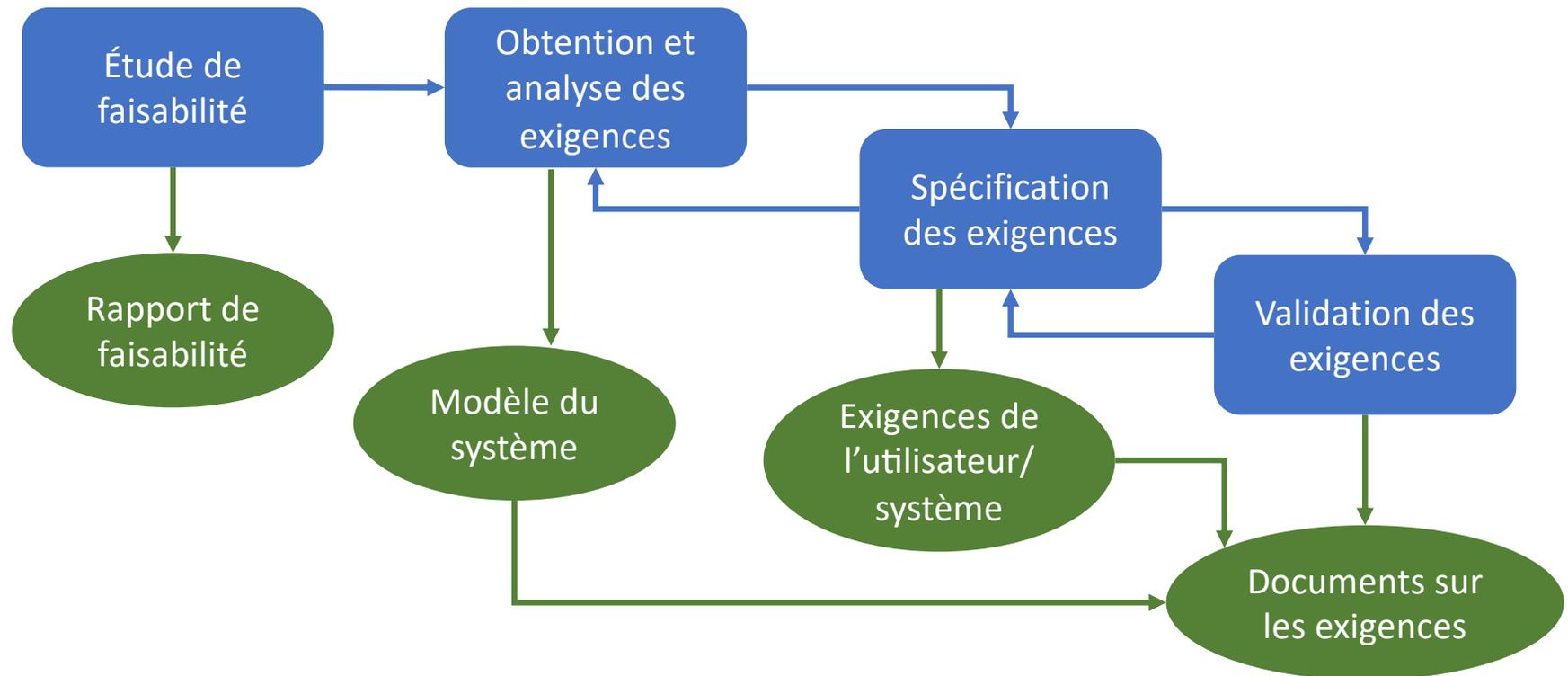
# Quelles sont les exigences logicielles ?

- Description des **caractéristiques** et des **fonctionnalités** du système à développer
  - Par exemple, un système de bibliothèque doit gérer les comptes d'utilisateurs, réserver des livres, ...
- Transmettre les **attentes** des utilisateurs du produit logiciel
  - Par exemple, l'accès en ligne, prendre en charge des centaines d'utilisateurs, des millions d'articles..

# Processus d'Ingénierie des Exigences (IE)

- L'ingénierie des exigences est le processus de **définition**, de **documentation** et de **maintien** des exigences.
- Il s'agit d'un processus de négociation qui implique :
  - Développeurs
  - Utilisateurs
  - Clients

# Processus d'ingénierie des exigences



# Quels sont des défis de l'IE pour les systèmes logiciels basés sur l'IA?

Étude de faisabilité

Obtention et analyse des exigences

Spécification des exigences

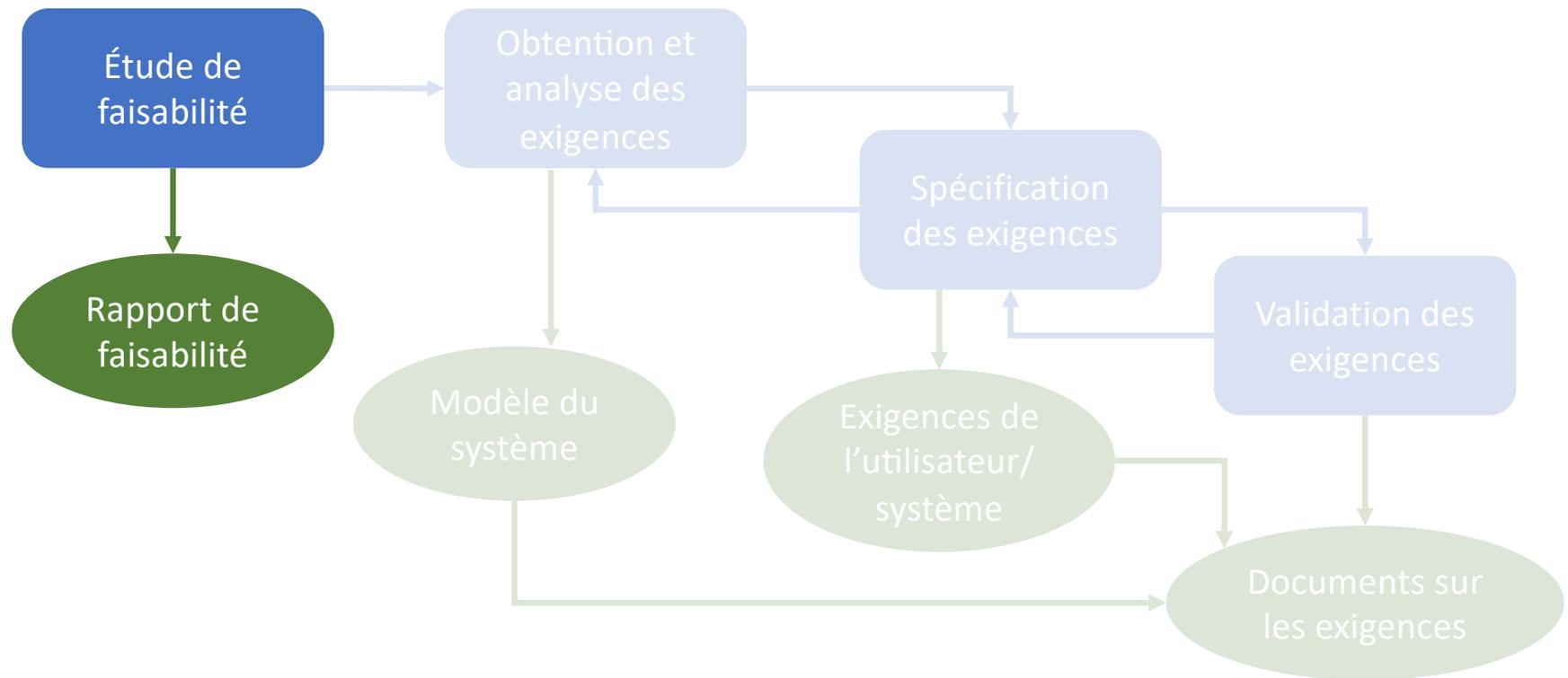
Validation des exigences



# Le rôle d'Ingénierie des Exigences dans les systèmes d'IA

- L'IE est essentiel pour comprendre les **risques** et **atténuer** les erreurs
- Comprendre
  - Faisabilité du système
  - Interactions avec les utilisateurs
  - Exigences en matière de sécurité
  - Exigences en matière de confidentialité
  - Exigences en matière d'équité

# Processus d'ingénierie des exigences

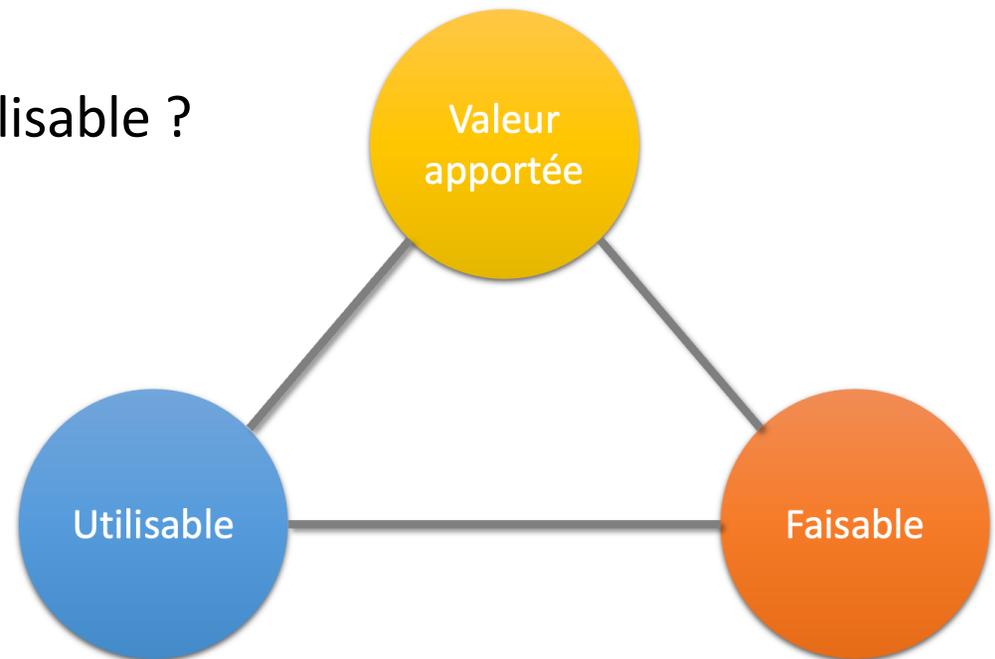


# L'étude de faisabilité

- Analyse de la **valeur** x **coût**
  - Valeur apportée par le développement du système d'IA
  - Coût du développement et de l'entretien du système cible
- Le développement de systèmes d'IA coûte cher!
  - Si vous pouvez déployer solutions plus simples, faites-le

# La valeur apportée n'est pas le seul critère...

- Combien cela va rapporter (*Return Over Investment*) ?
- Est-ce que cela est faisable ?
  - Beaucoup d'inconnues en IA
- Est-ce que cela sera réellement utilisable ?
  - Précision des modèles obtenus ?
  - Confiance dans ces modèles ?
  - ...



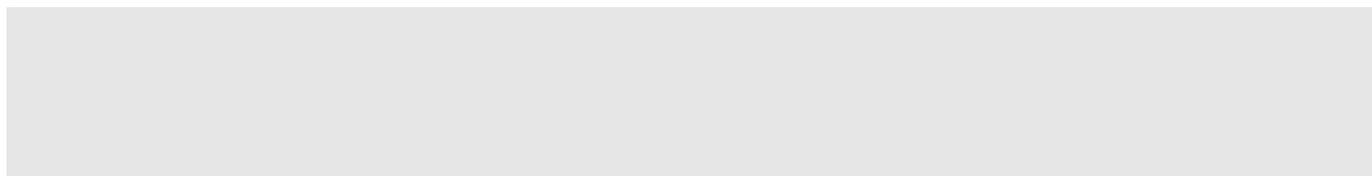
# Quels types de problèmes nécessitent l'IA?



Transfert d'argent



Réservation de livres



# Problèmes nécessitant des solutions d'IA

Problèmes dans lesquels les solutions nécessitent des mises à jour **fréquentes**

- Gros problèmes
- Problèmes ouverts
- Problèmes qui changent avec le temps
- Problèmes intrinsèquement difficiles

# Gros problèmes

- Trop de variables/conditions pour être complétées en un seul coup



Jouer aux échecs



Analyser du contenu des  
pages Web

# Problèmes ouverts

- Certains problèmes n'ont pas de solution fixe



Rendre la conduite  
plus efficace



Production  
écologiquement durable

# Problèmes qui changent avec le temps

- Parfois, la bonne réponse aujourd'hui est mauvaise demain



Système pour prédire les prix  
des actions...



...vient ensuite la pandémie

# Problèmes intrinsèquement difficiles

- Certains problèmes sont si difficiles que même les humains ne peuvent pas tout à fait comprendre comment les résoudre



Reconnaissance de la parole



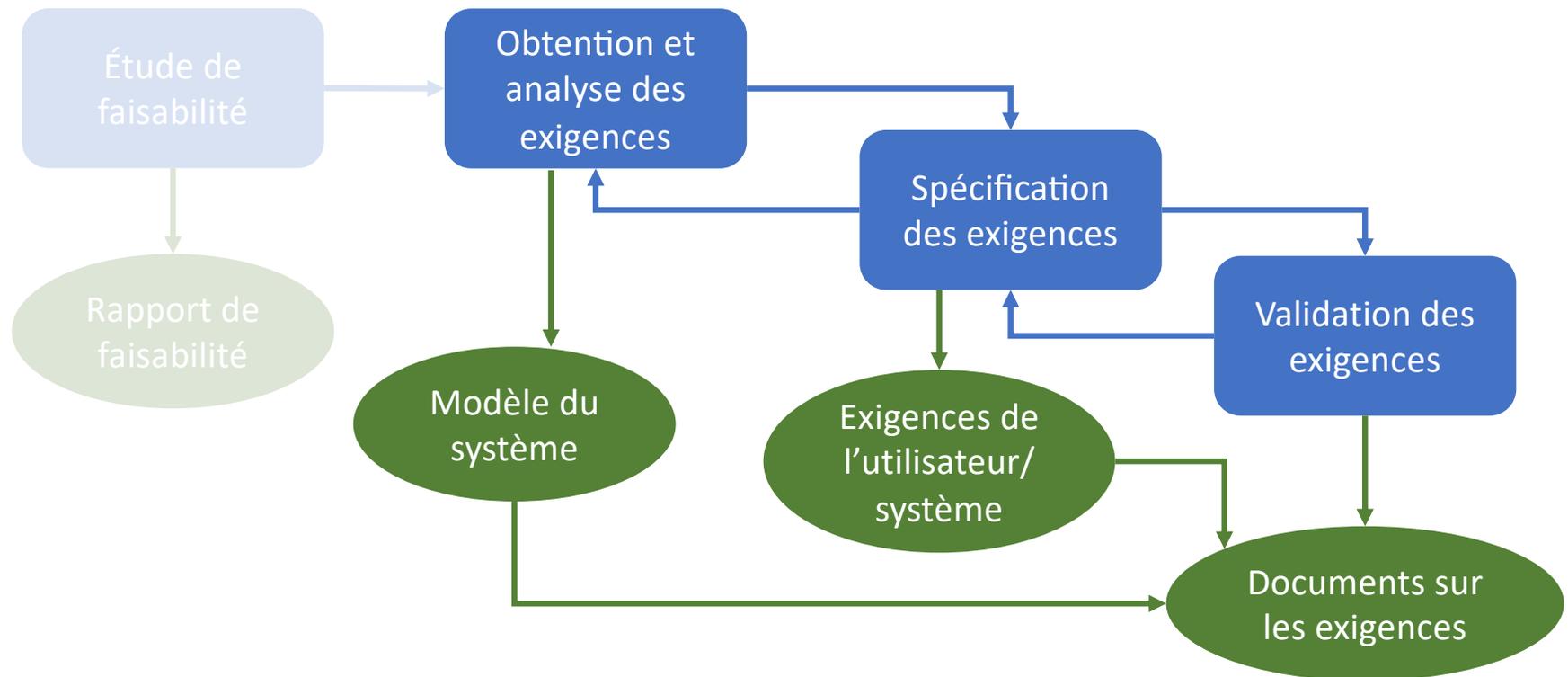
Reconnaissance d'objets

# Problèmes nécessitant des solutions d'IA (revisité)

Problèmes dans lesquels les solutions nécessitent des mises à jour  
**fréquentes**

- Gros problèmes
- Problèmes ouverts
- Problèmes qui changent avec le temps
- Problèmes intrinsèquement difficiles

# Processus d'ingénierie des exigences



# Requirements Engineering for Machine Learning

Concentrez-vous sur deux aspects majeurs :

1. Défis liés aux exigences pour les systèmes ML
2. IE processus pour les systèmes ML

## Requirements Engineering for Machine Learning: Perspectives from Data Scientists

Andreas Vogelsang  
Technische Universität Berlin  
Berlin, Germany  
andreas.vogelsang@tu-berlin.de

Markus Borg  
RISE Research Institutes of Sweden AB  
Lund, Sweden  
markus.borg@ri.se

*Abstract*—Machine learning (ML) is used increasingly in real-world applications. In this paper, we describe our ongoing endeavor to define characteristics and challenges unique to Requirements Engineering (RE) for ML-based systems. As a first step, we interviewed four data scientists to understand how ML experts approach elicitation, specification, and assurance of requirements and expectations. The results show that changes in the development paradigm, i.e., from coding to training, also demands changes in RE. We conclude that development of ML systems demands requirements engineers to: (1) understand ML performance measures to state good functional requirements, (2) be aware of new quality requirements such as explainability, freedom from discrimination, or specific legal requirements, and (3) integrate ML specifics in the RE process. Our study provides a first contribution towards an RE methodology for ML systems.

*Index Terms*—machine learning, requirements engineering, interview study, data science

### I. INTRODUCTION

Machine Learning (ML) has gained much attention in recent

decisions in the development of ML systems are made by data scientists. These decisions include the definition of the fitness functions, the selection and preparation of data, and the quality assurance. However, these decisions should be based on an understanding of the business domain and the stakeholder needs. From our perspective, this falls into the profession of a requirements engineer.

We conducted interviews with four data scientists to explore their perceptions on RE. The interviews covered specific requirements for ML systems, challenges involved in RE for ML, and how the RE process needs to evolve. Our main findings are that requirements engineers need to be aware of new requirements types introduced by the ML paradigm, e.g., explainability and freedom from discrimination, and they need to understand quantitative ML measures to specify good functional requirements. We elaborate on our results in Sections IV and V, after having presenting background in Section II, and the study design in Section III.

# Méthodologie d'Étude

- Entrevues semi-structures
- Entrevue de quatre scientifiques des données (P1 – P4)
  - P1 et P2 sont des chercheurs en science des données
  - P3 et P4 travaillent dans l'industrie
- Analyse thématique du code des réponses
  - Co-validé à travers plusieurs annotateurs

# Défis liés aux exigences pour les systèmes de ML

- Cinq défis majeurs dans la mise en place des exigences pour les systèmes de ML
  - Définition des exigences fonctionnelles
  - Explicabilité
  - Libre de toute discrimination
  - Exigences légales et réglementaires
  - Exigences en matière de données

# Définition des exigences fonctionnelles

**Défi à relever:** Comment définir les attentes de qualité pour un problème de ML inconnu?

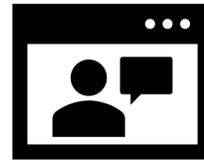
- La précision de 40% est-elle un objectif raisonnable pour recommander des films?
- Et pour la détection de la fraude par carte de crédit?
- Les ingénieurs doivent aider les clients à fixer des objectifs raisonnables
  - Compréhension du domaine
  - Statistiques
  - Informatique

# Explicabilité

Systemes traditionnels

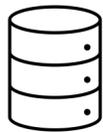


Connaissances



Systeme

Systemes AI/ML



Donnees



Systeme  
(Modele)



Connaissances

# Explicabilité

**Défi à relever:** Comprendre les systèmes ML

1. Besoin d'expliquer le modèle
2. Besoin d'expliquer chaque prédiction

L'explicabilité peut être encore **plus importante** que le pouvoir prédictif

- Des modèles plus simples sont plus faciles à expliquer
- Moins de attributs sont plus faciles à expliquer

# Explicabilité (suite)

**Défi à relever:** Comprendre les systèmes ML

1. Besoin d'expliquer le modèle
2. Besoin d'expliquer chaque prediction

Les ingénieurs doivent énumérer **explicitement les exigences** d'explicabilité du point de vue d'un utilisateur

- Quelles prédictions nécessitent une explication?
- Comment le système devrait-il expliquer aux utilisateurs?

# Libre de toute discrimination

- Les systèmes ML sont conçus pour discriminer
  - Identifier les motifs **récurrents**
  - Appliquez ces motifs pour **juger** des données futures
- Certains types de discrimination sont **inacceptables** en vertu de notre société et de notre droit
  - Exemple: Systèmes d'assurance ou de recrutement d'emplois
    - Égalité entre les sexes

# Libre de toute discrimination

**Défi à relever:** S'assurer que le système de RPC ne fait pas de distinction à l'aide de **caractéristiques protégées**

- La discrimination est plus implicite dans les systèmes d'IA
  - Les algorithmes d'IA amplifient les biais de discrimination
- 
- Les ingénieurs doivent obtenir et identifier les **caractéristiques protégées** que le système ML ne doit pas utiliser
    - Avant de collecter des données
    - Après avoir analysé les fonctionnalités importantes (plus efficace)

# Exigences légales et réglementaires

- **Défi à relever:** S'assurer que le système d'IA recueille et utilise des données dans des conditions légales
- Le GDPR stipule que les données personnelles ne peuvent être utilisées que de manière spécifiée par consentement explicite



**General Data  
Protection Regulation**

# Exigences légales et réglementaires

- GDPR vs Systèmes d'IA
  - Toutes les attributs (données) nécessitent un consentement explicite
  - Mais toutes les fonctionnalités **ne sont pas utiles** au modèle final
  - La collecte et la non-utilisation des données telles que décrites initialement sont illégales
- Les ingénieurs travaillant avec les systèmes ML doivent être au-dessus des **exigences légales**
  - La lignée des données (data lineage) doit montrer qu'aucune entité illégale n'est utilisée

# Exigences en matière de données

- Le comportement du système traditionnel est donné par le code
- Le comportement d'un système ML est donné par les données

**Défi à relever:** Les données de formation ont des exigences:

- Exigences relatives à la **quantité** de données
- Exigences en matière de **qualité** des données

# Exigences relatives à la **quantité** de données

- Plus de données n'est pas toujours mieux
  - Par exemple, plus de données sur les **transactions authentiques** par carte de crédit ne vous aideront pas à mieux détecter les **transactions frauduleuses**.
- La diversité des données est essentielle
  - Certains domaines régulent la taille minimale des données d'entraînement
    - Exemple: Systèmes de prêts exiger au moins 5 ans de données

# Exigences relatives à la **qualité** de données

- Garbage-in -> Garbage-out
- Attributs de qualité
  - Exhaustivité (couvre-t-il la plage de valeurs?)
  - Cohérence (les données sont-elles représentées de façon uniforme?)
  - Exactitude (pouvez-vous faire confiance aux données?)
- **Drapeaux rouges**
  - Les ensembles de données publics - > rarement bien gérés
  - Classification humaine -> les biais



# Conséquences de ML sur d'Ingénierie des Exigences

Obtention et  
analyse des  
exigences



Spécification des  
exigences



Validation des  
exigences



# Obtention et analyse des exigences

## Obtention des exigences

- Identifier toutes les sources de données pertinentes possibles
- Existe-t-il des caractéristiques protégées liées au domaine ?

## Analyse des exigences

- Établir des mesures de rendement (performance)
- Définir le processus de collecte de données

# Spécification des exigences

- Définir des objectifs quantitatifs
- Définir les exigences en matière de données
  - Quantité et qualité
- Définir l'explicabilité du point de vue de l'utilisateur
- Établir des politiques pour assurer l'absence de discrimination
- Contraintes juridiques et réglementaires

# Validation des exigences

- Les exigences peuvent également **changer avec le temps**
  - Par exemple, les subventions gouvernementales peuvent réduire le risque de demande de crédit à des fins d'éducation
- Analyser les données opérationnelles
- Recycler les modèles ML
- Détecter l'anomalie des données

# Conséquences de ML sur d'Ingénierie des Exigences

## Obtention et analyse des exigences

- Obtenir des sources de données
- Liste des caractéristiques protégées
- Discuter des mesures de rendement
- Discuter du processus de collecte de données

## Spécification des exigences

- Objectifs quantitatifs
- Exigences en matière de données
- Explicabilité
- Être à l'abri de la discrimination
- Contraintes juridiques

## Validation des exigences

- Analyser les données opérationnelles
- Rechercher le biais dans les données
- Recycler les modèles ML
- Détecter les anomalies de données