

Premières briques

POUR CONSTRUIRE UN PROJET

D'INTELLIGENCE

ARTIFICIELLE

Sommaire

P.5 LE PROJET D'IA EN BREF :

3 grandes phases de cadrage

P.13 LES RESSOURCES :

Des outils pour le développement de vos projets d'IA

P.19 LES ÉTAPES D'UN PROJET :

Pour un développement pertinent, maîtrisé et responsable

P.32 LES SCÉNARIOS DE DÉVELOPPEMENT :

Définir les étapes de travail de vos projets et bien s'entourer

P. 43 → ANNEXE

INTRO -DUCTION



Ceci est une version 1 qui devra être revue et corrigée régulièrement au regard de l'expérience acquise en interne et des évolutions de contexte

On parle de « projet d'IA » pour parler de projets qui font appel à des systèmes d'intelligence artificielle. Ils ne se présentent pas forcément en tant que tel, l'IA n'étant qu'un moyen parmi d'autres souvent pour atteindre les objectifs d'une politique publique. On parle donc ici de « projet d'IA » afin d'en souligner la particularité et non pas pour parler exclusivement de développement technologique. La plupart des agents sont alors susceptibles d'être concernés.

Ce document préconise quelques bonnes pratiques et propose des indications de phasages et d'étapes pour faciliter et planifier vos projets d'IA. Toutes ces recommandations sont issues à la fois d'expérimentations menées à la MEL, d'échanges avec d'autres collectivités et des experts du domaine ainsi que de recherches documentaires. Il est important de noter que ces indications restent une assistance de premier niveau et qu'elles doivent bien souvent s'accompagner d'une expertise propre, que ce soit en gestion de projet ou en science de la donnée.

Enfin, l'ambition de ce recueil de bonnes pratiques n'est pas seulement de proposer un cadre pour vous permettre de mieux vous projeter dans un projet d'IA mais aussi **de développer des réflexes pour s'assurer que l'usage de l'IA soit**

PERTINENT

MAÎTRISÉ

RESPONSABLE

PERTINENT

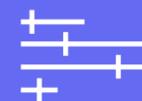
Le système d'IA est utilisé pour amener une plus-value dans l'exercice des missions des agents et répond à un besoin. L'IA est utilisée alors plus comme une brique de solution pour un problème donné que comme une solution magique cherchant des problèmes à résoudre.



MAITRISE

Le système d'IA développé doit être choisi, compris (donc transparent et explicable) et ajustable dans la durée au besoin.

Les ressources sur lesquelles son fonctionnement se base (données et infrastructures notamment) doivent donc être connues et robustes, notamment face à des risques de cyber-attaques mais aussi face à des évolutions du marché.



RESPONSABLE

Les conséquences organisationnelles, juridiques, éthiques et environnementales liées au développement et l'usage du système d'IA doivent être identifiées et limitées, particulièrement pour protéger les plus vulnérables et l'environnement.



LE PROJET D'IA EN BREF : **3 grandes phases de cadrage**

Avant d'entrer dans le détail des étapes d'un projet d'IA, une vue d'ensemble peut aider à se projeter. Cette présentation en phases de cadrage est librement inspirée par des travaux de recherche¹ dont la pertinence a été confirmée par des expérimentations en situations réelles.

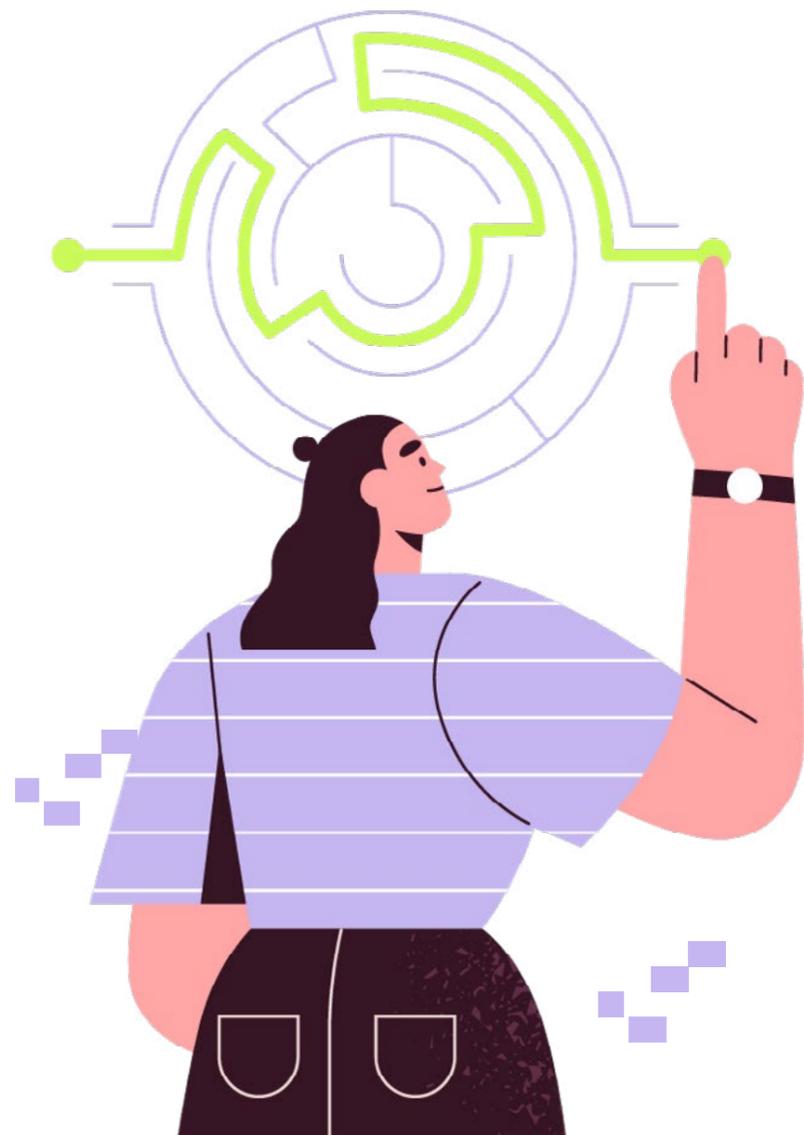


¹ : Notamment ceux de Jean-Sébastien Vayre (Université Sophia-Antipolis)

1

LE CADRAGE STRATÉGIQUE :

DÉCRIRE L'OBJECTIF



L'IA est surtout reconnue pour son efficacité à traiter un grand nombre de données et effectuer automatiquement des tâches précises « apprises ». C'est l'objectif de ce premier cadrage, autrement dire **décrire précisément ce que je veux faire faire avec l'IA ?**

— Plus la tâche en question est bien définie et simple plus vous avez de chance de définir un usage facile à développer. Une façon de se poser la question est aussi **quel critère ou indicateur vous souhaitez maximiser ?**

RETOUR D'EXPÉRIENCE :

Pour la prédiction de pics de pollution de l'air le cadrage était très clair et renvoyer à une tâche clairement identifiée (prédire) : nous voulons faire un modèle qui puisse prédire des pics de pollution de l'air 2 ou 3 jours à l'avance. Indicateurs à maximiser : **précision de la prédiction ET précocité de la prédiction.**

ATTENTION :

Il faut ici démystifier les capacités de l'IA, les cas d'usages les plus spectaculaires sont souvent soit fictionnels, soit à un stade recherche théorique et expérimental (donc pas testé en situation réelle) soit survenus dans un but marketing.

- Voici quelques repères pour savoir si une IA pourrait apporter une solution à votre problématique en fonction de ses usages les plus communs, de la qualification à l'action :

SEGMENTATION DES USAGES DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

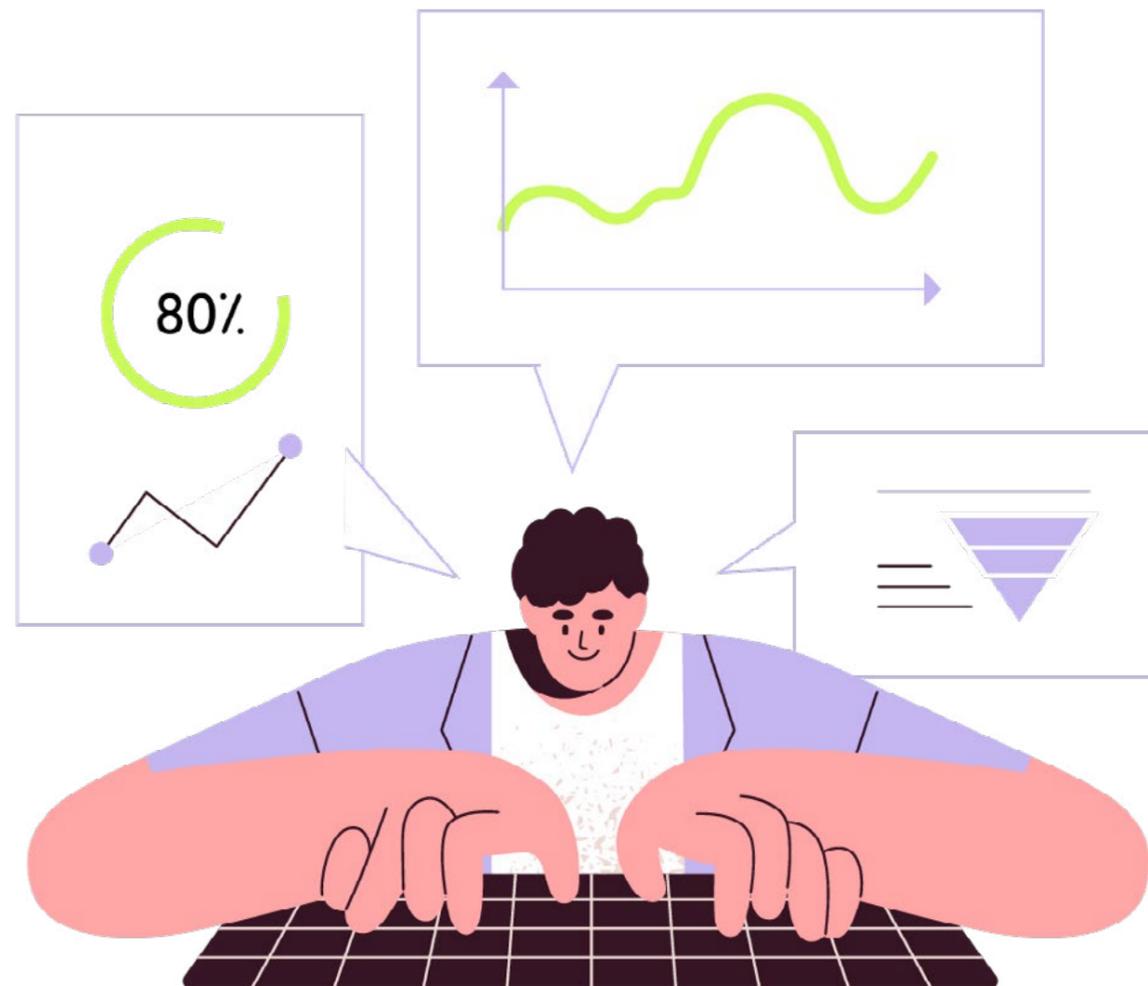


Source : Caisse des dépôts - Étude Collectivités et AI - 2019

— Dans cette phase il est aussi important de bien comprendre comment la tâche est actuellement effectuée pour mieux réfléchir au scénario d'usage du futur système d'IA et comment il s'intégrera dans le travail quotidien et ses effets. D'où la pertinence de co-construire ce cadrage avec toutes les parties prenantes qui pourraient être concernées : de la DSIC au sujet de l'infrastructure SI potentiellement nécessaire, aux agents qui utiliseront le système d'IA.

2

LE CADRAGE DE L'APPRENTISSAGE :

RENSEIGNER LES DONNÉES PERTINENTES

Une fois les objectifs fixés et la tâche décrite se pose la question des données qui permettent de remplir cette tâche et qui seront utilisées pour développer le modèle d'IA, surtout sur les modèles d'apprentissage machine.

Ici, deux étapes :

- identifier les données
- faire les nettoyages et pré-traitements nécessaires pour l'entraînement du modèle d'IA.

■ Comme pour le premier cadrage l'expertise métier est ici primordiale pour identifier les données existantes, leur qualité et leur pertinence vis-à-vis de la tâche à effectuer. Sur quelles informations ou bases de données cette tâche s'effectue d'ordinaire ? Puis-je trouver des données historiques autour de cette tâche ? Quelles sont les variables qui nous intéresse le plus ? Que savons-nous de ces données, de ses limites et ses atouts ?

- **Une fois cela posé il faut retravailler les données.** En effet, les données sont produites et collectées pour un usage spécifique (suivi de l'activité par exemple), pas forcément pour le cas d'usage envisagé ni pour développer un système d'IA. Il faut donc en plus d'un nettoyage des données (gérer les données manquantes et aberrantes par exemple), parfois créer de nouvelles variables et catégories (cela peut être simplement de créer des fourchette d'âges quand la base de données n'en fournit pas).

Ensuite, indispensable pour comprendre les données utilisées : faire une analyse statistique de la base de données. Celle-ci peut aussi servir à mieux comprendre la problématique du cas d'usage en plus des données en elles-mêmes (cela peut permettre de pointer des biais dans la donnée avec par exemple plus d'informations sur une partie du territoire au détriment d'autres). Ici la data visualisation peut être un outil particulièrement utile.

Enfin, dans certains cas il est nécessaire de mener une campagne d'annotation du jeu de données afin d'entraîner le modèle de manière supervisée. **ATTENTION** : Ce travail peut parfois s'apparenter à un projet dans le projet qu'il ne faut pas négliger !

À L'ISSUE DE CETTE PHASE, SOUVENT LA PLUS LONGUE ET LA PLUS DÉTERMINANTE, 3 CONCLUSIONS COURANTES :

- **Tout est bon !** : Les données requises sont disponibles et les différentes tâches de préparation sont effectuées. On passe à la phase suivante !
- **On reporte** : Les données requises ne sont pas toutes disponibles et/ou les tâches de préparation sont trop lourdes et complexes. Le projet bifurque soit ❶ vers d'autres pistes de solutions soit ❷ sur un plus long terme avec un effort plus conséquent mis sur la collecte et le traitement de données.
- **On fait avec, mais différemment** : Une entre deux où les données requises ne sont pas tout à fait rassemblées et les tâches de préparation et d'analyse démontrent des limites. Soit ❶ le projet bifurque vers d'autres pistes de solutions ou ❷ le projet se poursuit avec des contours redessinés et des attentes revues. **ATTENTION**, dans ce dernier cas, s'assurer de rester fidèle au cadrage de la première phase ou en refaire un explicitement.

RETOUR D'EXPÉRIENCE :

Dans le cadre d'un projet expérimental entre la Direction Assistance à Maîtrise d'Ouvrage et Maîtrise d'Oeuvre et le Centre Scientifique et Technique du Bâtiment, nous avons pu opérer le premier marché de la MEL consistant à annoter un jeu de donnée interne en vue du développement d'un système d'IA qui pourrait détecter et différencier sur des images de façades de bâtiments des désordres pour évaluer l'état du bâti. **Concrètement, dans ce cas-là, la campagne d'annotation a consisté en un travail manuel de revue de milliers d'images afin d'y annoter les désordres visibles (fissures, graffiti, etc) pour ensuite entraîner un modèle d'apprentissage machine.**

3

LE CADRAGE DU TRAITEMENT :

PEAUFINER LE MODÈLE D'IA ADÉQUAT



La dernière phase d'un projet d'IA consiste au développement du modèle d'IA qui, sur la base des données jugées pertinentes, va répondre aux objectifs fixés.

— **Cette phase est souvent beaucoup moins difficile que la précédente, même si elles s'entremêlent en réalité rapidement, tant les données sont retravaillées avec les modèles testés.** Une des raisons pour laquelle cette étape peut être la moins difficile est que le traitement des données et l'entraînement est souvent assistée par des documentations et des bibliothèques en ligne (voir exemple en image ci-dessous).

En d'autres termes des briques outils pour manipuler des données, des scripts de code déjà rédigés et même des modèles déjà entraînés sont disponibles.

ATTENTION : cette richesse doit être utilisée avec intelligence et pas en simple copier-coller !

- Une bonne pratique ici est d'abord de construire le modèle le plus simple possible qui répond à l'objectif fixé. Ce modèle peut même ne pas nécessiter d'utiliser des techniques d'apprentissage machine. Puis si la performance n'est pas suffisante complexifier le modèle, y insérer des variables, de l'apprentissage, plus de données, etc. L'important est de sortir un système minimum qui réponde de façon satisfaisante à l'objectif, tout en restant maîtrisé et responsable, puis de l'améliorer de manière itérative. Cela peut se faire dans la durée du projet avec un prototype qui sera rapidement remplacé par une version finale déployée, ou dans un plus long terme avec une version déployée dont la mise à jour prochaine est déjà prévue.

The screenshot shows the scikit-learn homepage. At the top, it says 'scikit-learn' and 'Machine Learning in Python'. There are three buttons: 'Getting Started', 'Release Highlights for 1.1', and 'GitHub'. To the right, there are four bullet points: 'Simple and efficient tools for predictive data analysis', 'Accessible to everybody, and reusable in various contexts', 'Built on NumPy, SciPy, and matplotlib', and 'Open source, commercially usable - BSD license'. Below this, there are three columns: 'Classification' with a grid of handwritten digits, 'Regression' with a line graph titled 'Boosted Decision Tree Regression', and 'Clustering' with a scatter plot titled 'Kmeans clustering on the digits dataset (PCA-reduced data)'. Each column has a brief description, applications, and algorithms.

Page d'accueil de **scikit-learn**, librairie proposant des modèles d'apprentissage machine pour effectuer différentes tâches (classifier, prédire, etc)

— **Un fois le développement achevé arriveront les étapes d'intégration, de maintenance et d'évaluation du système d'IA.** Ces trois composantes devront être préparées en fonction de la complexité du modèle et les évolutions prévues, tout en étant des contraintes qui vont guider le niveau de complexité du modèle. En d'autres termes si tel modèle rend difficile la bonne intégration dans l'infrastructure SI, complique la maintenance et ne peut être évalué, ce modèle ne devrait pas être priorisé.

En résumé, LES TROIS PHASES DE CADRAGE D'UN PROJET IA :

1

LE CADRAGE STRATÉGIQUE :

Quel(s) objectif(s) ?
Quel(s) critère(s) /
indicateur(s)
à maximiser ?

Sans objectif
les machines sont
rapidement perdues !

2

LE CADRAGE DE L'APPRENTISSAGE :

Quelles données et quel
traitement de ces données ?

Structurer les données
pour orienter l'apprentissage
en fonction de
la problématique (nettoyage,
visualisation des données,
travail sur les variables, etc).

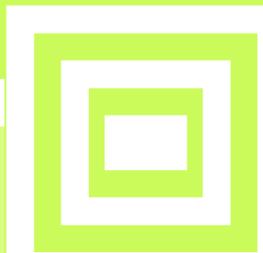
3

LE CADRAGE DU TRAITEMENT :

Choisir et développer
un modèle selon
la définition du problème
et des objectifs.

RESSOURCES

**Des outils
pour le développement
de vos projets d'IA**



LES LIBRAIRIES D'ALGO



La communauté de recherche et de pratique en IA est particulièrement active et ouverte au partage. Ainsi, le développement de systèmes d'IA se base beaucoup sur des briques de codes déjà rédigées et des modèles déjà pré-entraînés par d'autres développeurs.

Parmi les plus courantes, et pour donner un aperçu de cette richesse qui peut être réutilisée et adaptée au besoin, on retrouve :

— **Pandas et/ou Matplotlib** : proposant des briques et des outils pour préparer des jeux de données

— **Sci-kit Learn** : proposant des briques pour développer des modèles d'apprentissage machine en plus d'aide aux analyses et modèles statistiques

— **Pytorch ou TensorFlow** : proposant des briques pour développer des réseaux de neurones artificiels et des modèles d'apprentissage profond.

— En complément il existe des outils avec **Hyperopt** ou **Optuna** qui permettent l'optimisation d'hyperparamètres.

Outre les librairies **Python**, il faut également mentionner le **langage R** qui permet aussi le travail statistique et le machine learning.

De plus, si beaucoup de ces ressources sont seulement disponibles en anglais, on note que des initiatives françaises et publiques commencent aussi à se construire dans ce sens, notamment avec l'inventaire des modèles pré-entraînés d'apprentissage du Lab IA d'Etalab ou encore leur plateforme Data Gouv pour le Machine Learning (DGML).

ATTENTION: le recours à ces librairies n'est pas toujours neutre. En effet des géants du numérique comme Google, Amazon ou Microsoft y sont très actifs en partageant leurs modèles et outils qui peuvent conduire à être demandant de leurs services commerciaux (de cloud particulièrement) pour les faire fonctionner pleinement.



LES CAMPAGNES D'ANNOTATION



Dans certains cas, nous travaillons avec des données structurées, sous la forme de tableurs principalement. Mais parfois les données collectées sont des images, des textes ou des fichiers audio qui restent brutes sans plus de structure, sans meta-données les décrivant, sans catégorisations.

Concrètement, l'annotation consiste, sur un jeu de données qui doit servir à l'entraînement d'un modèle de machine learning, à les décrire en y annotant un label défini. Par exemple si j'ai une suite d'images représentant des façades de bâtiments et que mon modèle doit reconnaître une fissure, l'annotation consistera, sur chaque image de façade à noter « fissure » sur une fissure visible et délimitée à la main.

L'annotation de données est un travail peu connu du grand public et souvent sous-traité par les développeurs de systèmes d'IA. Il peut donc devenir invisible. Toutefois il est question d'une pièce centrale du puzzle qu'il est important de maîtriser, étant donné que l'on parle de la préparation des données qui serviront à entraîner un modèle (des fissures mal annotées peuvent faire que le modèle ne les reconnaîtra finalement pas assez bien). Il faudra donc rapidement déterminer si ce travail est à faire et qui devra s'en charger.



— **Il existe quelques plateformes et outils pour annoter** des jeux de données en autonomie mais aussi des accompagnements pour sous-traiter ces campagnes d'annotation, qui nécessitent aussi une certaine expertise pour calibrer la quantité de données à annoter et assurer un jeu de données annoté équilibré.

Afin de se projeter un peu plus sur ce travail, vous pouvez jeter un œil au guide d'Etalab avec quelques conseils sur la préparation et la conduite d'une campagne d'annotation. À retrouver [ici](#).

ACHAT PUBLIC ET IA



Dans la plupart des cas de figures, un projet d'IA à la MEL nécessitera le recours aux marchés publics, pour accéder aux compétences de data science ou pour directement acheter des systèmes d'IA. Chaque projet étant spécifique il faudra adapter au mieux son interlocuteur au besoin.

Naviguer dans le paysage des acteurs accompagnant la production

— **Les acteurs traditionnels de l'urbain** : les grands acteurs déjà impliqués dans la fabrique urbaine (gestion d'eau, des déchets, de l'énergie, mobilité, construction, etc) investissent déjà dans l'intelligence artificielle (des équipes de data science internes ou des partenaires externes, des solutions propres développées, etc) et peuvent apporter cette expertise.

— **Les consultants généralistes** : les grands cabinets de conseil proposent également de plus en plus des offres d'accompagnement en « intelligence de la donnée » (cf lot UGAP du même nom) qui incluent parfois des expertises en intelligence artificielle.

— **Les consultants spécialistes** : de plus en plus de cabinets spécialistes en traitement de la donnée et même en IA offrent également leurs services. Certains vendent en même temps leurs solutions maison mais peuvent aussi offrir du sur-mesure.

— **Les vendeurs de solutions** : on peut distinguer des vendeurs de solutions très spécifiques sur des problématiques métiers précises et des solutions plus généralistes sous forme de plateformes pour faciliter le développement de projets d'IA avec des briques de modèles pré-entraînés.

ATTENTION : passer par des prestataires externes ne doit pas signifier une perte de maîtrise sur ce qui est développé. Ces conseils pratiques peuvent alors vous aider à vous repérer et à questionner vos interlocuteurs sur leur travail.



Le paysage naissant des acteurs de la certification et des labels

Contrairement au label qui peut être créé librement par tout acteur public ou privé, la certification est plus rigoureuse car elle se base sur des normes réglementaires. Côté certification, la première et seule en France (à ce jour) a été développée par le LNE. Côté label on peut citer celui de Labelia ou d'Ekitia par exemple. D'autres et de nombreux vont certainement se développer. 3 points d'attention :

- Label et certification renseignent donc différemment sur la confiance qui peut être donnée à l'entreprise ou le système d'IA en question
- Le label ou la certification peut s'apposer sur le système d'IA entier, une de ses composantes ou sur le suivi de bonnes pratiques de développement
- Encore peu d'acteurs en font la demande car cela n'est pas (encore) obligatoire et peut être lourd pour les entreprises

Privilégier les marchés par tranches conditionnelles

Nous avons présenté dans ces recommandations un mode projet séquencé par des points d'arbitrages (go/no go). Nous proposons donc de calquer le temps du marché dessus et de passer d'une tranche à la suivante qu'à condition de passer positivement le point d'arbitrage.

Les projets d'IA gardent une marge d'incertitudes importantes (selon le baromètre 2021 de Quantmetry questionnant 47 responsables données de grandes et moyennes entreprises françaises, moins d'1/3 des cas d'usages IA passent en production) et il semble donc plus raisonnable de ne pas s'engager sur le déploiement d'un système d'IA si l'accès ou la conformité des données n'est pas confirmé par exemple.

Nous vous conseillons de vous diriger vers la Direction Achats Publics pour en discuter plus précisément selon votre cas.



Les clauses à intégrer

Au même titre qu'il est important de penser aux clauses sur la donnée (cf l'équipe SPMD), il faut également y penser pour des projets d'IA. Les clauses relatives aux données, à la transparence de sa collecte et de son traitement notamment, sont essentielles. À cela on devra pouvoir ajouter des clauses spécifiques à l'IA, qui ne sont pas encore fixées aujourd'hui.

— **Une clause sur la transparence des traitements effectués.** Le prestataire doit pouvoir fournir un détail des données utilisées, des préparations effectuées dessus (nettoyage, choix de variables, etc), des opérations pour détecter et limiter des biais, des annotations réalisées, etc.

— **Une clause d'explicabilité du système d'IA.** Rendre transparent les traitements aide à retracer le travail effectué mais pas forcément à comprendre les résultats donnés par le système. Il est donc important que le prestataire puisse être en mesure d'expliquer comment le système fonctionne et pourquoi il a produit tel résultat. **ATTENTION:** cela n'est pas forcément possible pour certains types d'algorithmes (particulièrement ceux de deep learning).

— **Une clause de responsabilité,** engageant le prestataire à effectuer un minimum de tests sur les données et le système d'IA pour détecter des biais et des limites qui pourraient porter atteinte aux publics concernés, à l'intérêt général visé, à l'environnement.

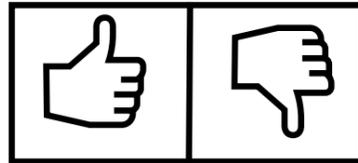


LE PROJET D'IA : D'étapes en étapes pour un développement pertinent, maîtrisé et responsable

En zoomant un peu plus sur les différentes étapes d'un projet d'IA nous soulignons des « points go / no go » qui doivent servir à régulièrement se poser la question de la faisabilité et de la pertinence de poursuivre le développement du projet. Il n'est en effet pas possible de répondre à toutes les questions de faisabilité et d'assurer le succès en début de projet, ce qui implique de prendre le risque d'avancer sur de premières étapes.

Ces étapes doivent donc permettre à la fois d'avancer efficacement sur votre projet tout en s'assurant en continu de sa pertinence et de sa maîtrise. Chaque étape présente un **objectif** qu'il faut remplir pour considérer l'étape validée, une rubrique **comment** pour proposer des pistes d'actions concrètes pour le remplir et **des bons réflexes** pour que le développement reste le plus pertinent, maîtrisé et responsable possible.

GO/NO GO 1



Un premier point avant de se lancer est utile afin de s'accorder sur les ressources disponibles et l'état d'esprit. 4 POINTS IMPORTANTS :

■ **Sur la temporalité :**

un projet d'IA implique quelques étapes incontournables nécessitant un temps non négligeable, et ce même s'il est question d'acheter un système d'IA clé en main. Ces temps incontournables et qui nécessitent à la fois un travail de fond et des temps d'échanges nourris sont ❶ l'étape de définition du problème, des besoins et des attentes, ❷ l'étape d'accès et travail sur les données et ❸ l'étape de validation d'un système d'IA ; Aller trop vite ne fera que créer des « dettes » qu'il faudra rattraper plus tard !

■ **Sur les compétences à rassembler :**

data et métier, en plus de l'encadrement de fonctions supports (marché, SI, juridique, RH, et autres, selon besoins spécifiques).

■ **Sur le budget :**

un minimum requis pour être accompagné sur les étapes du projet qui ne peuvent être menée en interne À voir selon ressources et scénario envisagé (cf scénarios [page 32](#)).

■ **Sur l'état d'esprit :**

s'attendre à une démarche de tâtonnements et de questionnements sur les données et même le métier plus qu'à une mise en place d'un nouvel outil. Cela nécessitera donc une ouverture d'esprit et un recul critique.

ÉTAPE 1

Compréhension et description du fonctionnement actuel et des problématiques rencontrées

OBJECTIF

S'accorder sur

- ❶ le problème à résoudre
- ❷ sur des objectifs objectifs
- ❸ les tâches visées dans le cadre du projet

EXEMPLE :

- **Problème à résoudre :**
connaissance limitée et laborieuse des accidents sur le territoire
- **Objectif objectif :**
réduire temps de traitement d'informations sur les accidents (heure/minutes) et augmenter nombres d'accidents qualifiés (nombre de cas renseignés dans la base de données)
- **Tâches visées :**
la recherche d'informations pertinentes sur le web, dans le texte et dans des images

COMMENT

- Entretiens avec les agents impliqués pour comprendre leur travail et les problématiques rencontrées
- Analyse statistique/chiffrée de la situation
- Ateliers d'intelligence collective avec les équipes pour clarifier la problématique centrale (animation de type diagnostic des fiches Créabox comme le « world café », le « SWOT », les « valises et ballons », etc)
- Définir clairement les objectifs en les traduisant en indicateurs qui peuvent être suivis
- Schématiser simplement le système d'IA souhaité et comment il s'intégrerait dans vos missions ([exemple page suivante](#) avec un schéma simple d'un cas d'usage sur l'accidentologie).

EXEMPLE d'un cas d'usage sur l'accidentologie :



LES BONS RÉFLEXES :

- **Éviter de trouver un problème métier à une « solution d'IA » déjà trouvée**
→ cela peut amener à travailler sur des problèmes peu prioritaires et à imposer une façon de le résoudre.
- **Prendre le temps de détailler la ou les tâches que l'on cherche à améliorer/modifier avec l'IA**
→ cela permettra de développer des systèmes d'IA qui s'inséreront plus pertinemment dans le travail des agents.
- **Regarder si des cas d'usages proches ou similaires existent et ne pas hésiter à contacter les porteurs du projet.**
→ Il y a de fortes chances pour que votre problématique métier soit aussi rencontrée ailleurs, une petite recherche préalable d'informations pourrait vous faire gagner beaucoup de temps !

ÉTAPE 2

Comprendre les données disponibles (type, sources, etc), celles qui seraient pertinentes pour l'entraînement d'un modèle, celles que le modèle d'IA aura à traiter en situation réelle.

OBJECTIF

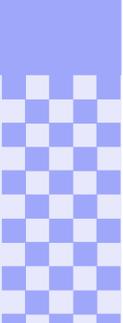
avoir une vision claire des données disponibles et pertinentes pour développer le système d'IA envisagé.

COMMENT

- Lister et décrire les données jugées pertinentes (celles qui aident à comprendre le problème posé, celles qui permettraient de suivre les objectifs fixés, celles qui renseignent et décrivent les tâches visées)
- Mener une évaluation des données disponibles et nécessaires sur leur conformité pour le système d'IA souhaité.

LES BONS RÉFLEXES

- **Prévoir un temps conséquent sur l'identification des données et leur évaluation** → cette étape conditionne la suite du projet et demande souvent de multiples échanges pour accéder à des données et obtenir des informations dessus.
- **Commencer par regarder les données utilisées/produites quotidiennement par les métiers impliqués dans le cas d'usage pour ensuite élargir à des données non utilisées mais qui pourraient être pertinentes** → on est souvent tenté par la collecte de nouvelles données qui seraient idéal pour le système d'IA idéal. Or l'aventure de collecte peut être longue, difficile et peu concluante. Aussi par principe de minimisation essayer au maximum de faire avec les données existantes.
- **Si le projet doit toutefois faire appel à la collecte de données nouvelles, éviter de collecter en « one shot » des données qui seront obsolètes rapidement, mais essayer plutôt de constituer un canal de collecte de cette donnée dans le temps long** → bonne pratique dans les projets de données cela est d'autant plus important pour des modèles d'apprentissage qui peuvent nécessiter d'autres cycles d'apprentissages.
- **Identifier le plus tôt possible les biais qui peuvent se cacher dans les données et biaiser les résultats finaux, notamment dans les critères de complétude et de crédibilité. Sont-ils traitables et surmontables ? (Ex : données surtout collectées sur une population masculine, ou surtout sur un territoire rural, posant des difficultés dans la généralisation)** → une étude statistique sera la plus à même de donner une vue précise sur ces biais mais les expertises métier ont souvent aussi des indices à donner !



16 INDICATEURS

permettent de mener cette première **évaluation sur la qualité et la conformité des données (peut être en partie renouvelée après un travail et pré-traitement de la donnée)**. Pour la mener de manière optimale croiser au moins une expertise métier, connaissant le cas d'usage, et une expertise donnée, habitué à la gestion et au traitement de données, si possible avec une connaissance en IA. Attention, il n'est pas nécessaire de pouvoir répondre à l'affirmative ni avec certitude à toutes les questions, mais d'identifier des points de blocage majeurs :

CONFORMITÉ :
est-ce que les données sont conformes à la réglementation en vigueur ?

PORTABILITÉ :
est-ce que la donnée peut être utilisable sur différents systèmes sans perte de qualité ?

ACTUALITÉ :
est-ce que les données sont mises à jour régulièrement ou leur date d'origine reste acceptable ?

EXACTITUDE :
est-ce que la syntaxe et la sémantique de la donnée sont correctes ?

CRÉDIBILITÉ :
est-ce que l'origine des données et leur contenu est fiable (et l'a été dans le passé si on prend des données historiques et si elles le seront à l'avenir) ?

EFFICIENCE :
est-ce que les données sont traitables par le système d'IA envisagé ? Est-ce qu'elles permettront d'atteindre les performances attendues ?

PERTINENCE :
est-ce que toutes les données, ainsi que leurs attributs, sont utiles au regard du traitement effectué par le système ?

ACCESSIBILITÉ :
est-ce que les données sont dans des formats de stockage facilement accessibles plutôt que des formats propriétaires ?

PRÉCISION :
est-ce que les attributs des données sont exacts et sont suffisamment discriminants (pas d'ambiguïtés entre les différentes classes d'attributs) ?

TRAÇABILITÉ :
est-ce que l'origine et les différentes versions des données sont documentées ?

DISPONIBILITÉ :
est-ce que les utilisateurs et les applications autorisés peuvent accéder à la donnée ?

RÉSILIENCE / ROBUSTESSE :
est-ce qu'il est possible de maintenir une performance stable en cas d'erreur dans la donnée ?

COHÉRENCE :
est-ce que les différentes données présentent des contradictions entre elles ou avec d'autres données de référence ?

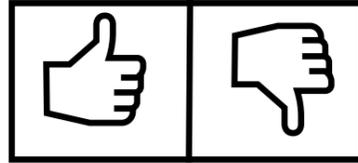
COMPRÉHENSIBILITÉ :
est-ce que les données et leurs attributs sont compréhensibles par l'humain (avec des documents explicatifs si besoin) ?

COMPLÉTUDE :
est-ce qu'on retrouve toutes les variations possibles dans le jeu de données ? (ex : est-ce qu'on retrouve des données sur X sur toutes les communes de la MEL ou seulement sur certaines ? Dans le cas d'un travail sur un échantillon de données la complétude ne pourra être assuré et il faudra donc composer en conséquence)

CONFIDENTIALITÉ :
est-ce que l'accès aux données est restreint aux seuls autorisés ? Est-ce que le système d'IA pourra respecter cette confidentialité ?

Inspirée de la norme ISO/IEC 25012:2008. L'indicateur de pertinence a été ajouté par le LNE à l'occasion de l'AMO mené à la MEL et qui a testé cette évaluation de conformité. [Cf annexe 1](#) : exemple d'une évaluation de conformité de la donnée menée par le LNE

GO/NO GO 2

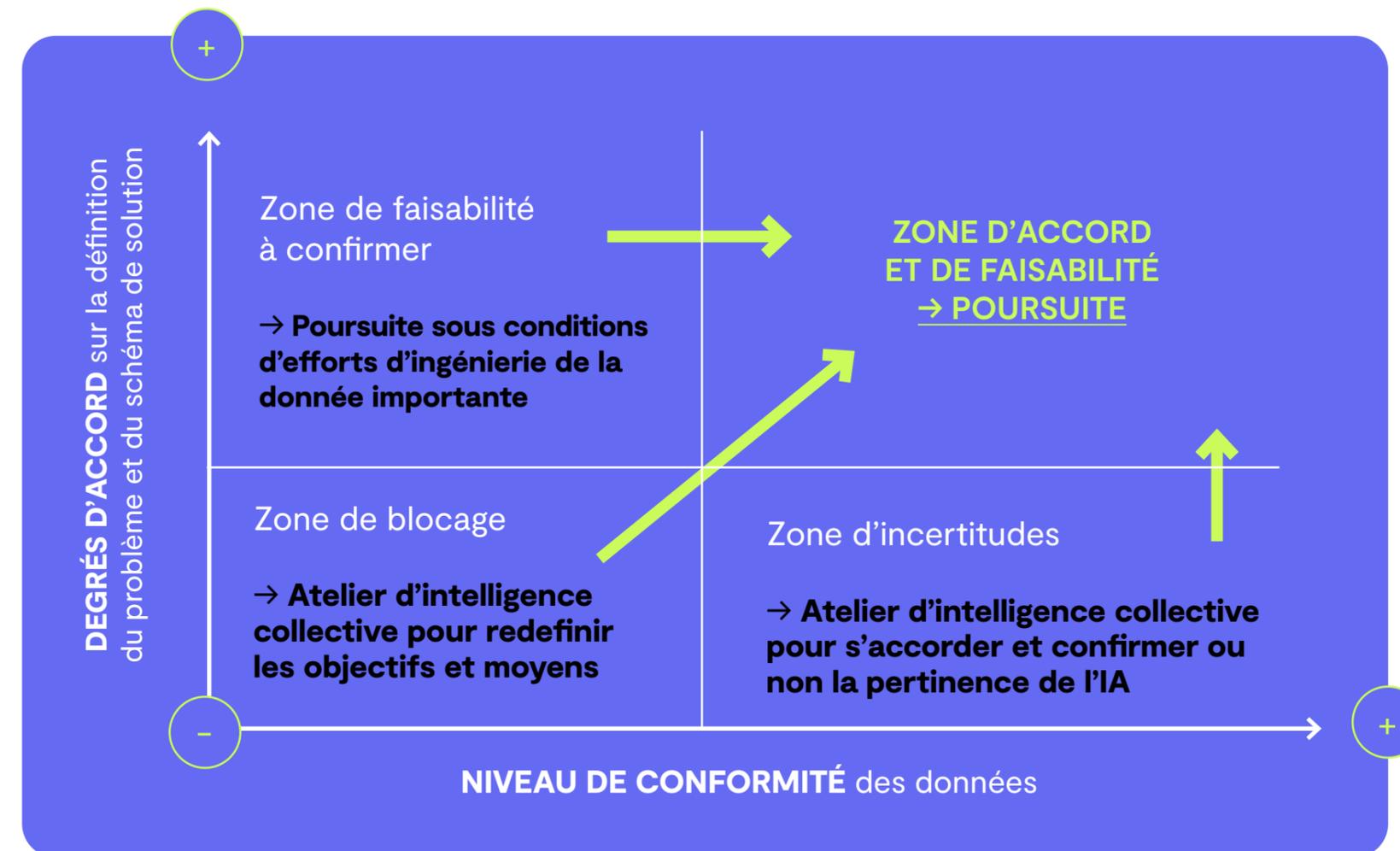


Le second point d'arbitrage, ou « go/no go », vise à répondre à 2 questions avant de poursuivre :

- Est-ce qu'il y a un accord clair et partagé sur le problème identifié et sur le schéma du système d'IA envisagé pour le résoudre ? Ici la discussion doit pouvoir s'ouvrir autant sur des précisions/redéfinition du problème que sur le schéma qui pourrait être revu.
- Est-ce que les conclusions de l'évaluation des données sont bloquantes ou pas ?

Il faut ici pouvoir avoir une idée du travail à réaliser pour mettre en conformité les données afin de développer le système d'IA et arbitrer de la volonté et des moyens à y consacrer. Des actions peuvent être particulièrement importantes et être considérées comme des projets à part entière comme la collecte/achat de nouvelles données ou encore l'annotation de jeux de données. **Il est normal qu'à ce stade des incertitudes perdurent mais ces deux premières étapes doivent au moins permettre de confirmer la pertinence et un minimum de faisabilité pour la suite.**

Vous pouvez également vous inspirer du schéma ci-contre pour discuter en atelier ces deux questions et essayer de trouver des pistes pour converger :



ÉTAPE 3

Collecter, nettoyer, agréger, annoter... les données.
C'est l'étape de « mise en conformité » des données pour qu'elles soient prêtes à l'usage et particulièrement à l'entraînement d'un modèle si besoin.

OBJECTIF

avoir une base de données de qualité permettant de documenter les tâches à effectuer, de les comprendre, d'alimenter un système d'IA.

COMMENT

- En partant de l'évaluation des données pertinentes listées en étape 2, planifier les actions de mise en conformité les plus urgentes et nécessaires pour développer un système minimum répondant à l'objectif
- Choisir les variables les plus importantes, arbitrer les décisions de nettoyage et de création de variables en travaillant entre « expertise métier » et « expertise donnée »
- Mener une campagne d'annotation de données si nécessaire
- Mener une campagne de collecte de données si nécessaire

LES BONS RÉFLEXES

- **Porter une attention aux données à caractères personnelles si elles sont utilisées** → avoir le/la Délégué.e à la Protection des Données dans la boucle !
- **Assurer la diversité des données pour qu'elle reflète bien la complexité de ce qui doit être modélisé tout en évitant les biais** → l'équation est toujours compliquée entre avoir beaucoup de données pour s'approcher de la réalité en augmentant les risques de biais et avoir trop peu de données !
- **Garder la trace de tous les traitements effectués pour passer des données brutes aux données effectivement utilisées** → il est bon de toujours garder une trace des traitements effectués afin de pouvoir expliquer a posteriori certains résultats. Aussi dans une démarche d'ouverture et de partage de l'expérience, c'est une des étapes les plus importantes à partager !
- **Avant l'étape 4** : valider les données en menant une nouvelle évaluation statistique de la qualité des données afin de mieux distinguer des biais ou le bruit dans les données

ÉTAPE 4

Construction de premiers modèles et sélection

OBJECTIF

développer un premier modèle qui effectuera la tâche visée

COMMENT

(cas d'un modèle d'apprentissage)

- Développer un premier modèle le plus simple possible qui répondra à l'objectif visé, que cela implique de l'apprentissage ou non. Un principe de parcimonie et de simplicité doit guider ce développement.
- Diviser le jeu de données que le système d'IA doit traiter en 3 : un premier jeu pour entraîner des modèles, un second jeu pour valider la performance des modèles et enfin un troisième pour confirmer la performance du meilleur modèle. On peut également faire des validations croisées en découpant le jeu de données en 2 pour utiliser la majeure partie pour l'entraînement et le reste pour la validation.

LES BONS RÉFLEXES

- **Ne pas oublier d'évaluer la performance du modèle au regard des indicateurs posés en étape 1 et d'estimer à partir de quel niveau la performance est acceptable** → ce sont des points de références qui peuvent évoluer mais il est important de ne pas oublier ce qui a motivé le projet au début !
- **Ne pas seulement choisir le modèle sur la base de sa performance mais également selon son :**
 - Coût de développement et maintenance
 - Explicabilité
 - Risque de discrimination
 - Empreinte environnementale
 - Impact organisationnel / RH
- **À performance égale, préférez le modèle le plus simple**
→ même si vous n'avez pas l'impression que c'est de « la vraie IA » !
- **Garder une trace des modèles développés et testés**
→ cela permettra de retracer les choix faits et de mieux comprendre les résultats.

GO/NO GO 3

Le troisième point d'arbitrage important doit se faire au moment où un modèle final est arrêté pour décider ❶ de tester le modèle en situation réelle et ❷ de quelle manière.

QUELQUES QUESTIONS PEUVENT GUIDER CET ARBITRAGE :



- Est-ce que la performance du modèle est satisfaisante ? Attention elle peut être satisfaisante sans être la meilleure possible. Par exemple dans le cas d'un système de classification de documents, le système pourrait être moins performant qu'un humain mais être en capacité d'en traiter plus et plus vite, ce qui pourrait rester pertinent au vu d'un objectif initial.
- Est-ce que le coût et les ressources nécessaires pour le déployer et le maintenir entre dans le budget du projet ?

- Est-ce qu'au-delà de la performance le modèle répond à des exigences de maîtrise et de responsabilité au sens large ? Est-ce qu'il est explicable et justifiable auprès notamment des décideurs, des agents, du public ? Est-ce que son empreinte environnementale est mesurable et acceptable ? Est-ce qu'il ne pose pas de problèmes organisationnels ?

→ Ensuite prévoir un plan d'évaluation et de mobilisation pour le suivi.

ÉTAPES FINALES :

Nous avons encore récolté que trop peu d'expériences de projet arrivant en phases finales, seules quelques indications d'ordre générales seront donc données. Il est important de souligner qu'un projet d'IA peut prendre la forme d'un logiciel qui serait utilisé en continu par les agents mais également d'une étude ponctuelle qui sera utilisée surtout à un moment T. Dans ces deux cas de figure les étapes finales varient surtout sur la maintenance, moins pertinente dans le second cas.

OBJECTIF

Les dernières étapes doivent s'assurer que le modèle reste pertinent et utile en situation réel, de le corriger voir de le retirer complètement si ce n'est pas le cas et de s'assurer que son usage s'intègre bien dans les pratiques métiers dans la durée

COMMENT

Beaucoup de projets d'IA échouent à cette étape notamment car les systèmes d'IA ont été entraînés sur des données trop différentes de celles récoltées en situation réelle (le cas dans des projets de reconnaissance d'images où les données réelles captées par des caméras par exemple peuvent différer grandement des données d'entraînements : pas la même qualité, luminosité, angles de prises, etc).

- Si possible déployer d'abord à petite échelle
- Former/acculturer les agents
- Organiser des retours d'expériences rapides après les premiers usages (s'accorder pour faire un premier point après X tâches effectuées ou Y période de temps)
- Adapter le système d'IA si besoin (soit niveau de l'algorithme, des données, ou de l'interface avec agents par exemple)
- Bien définir les rôles pour s'assurer que le système d'IA et son bon usage sera maintenu (qui s'assure de la qualité des données d'entrées, qui s'assure que les résultats du système d'IA restent pertinents, qui s'assure que les effets du système d'IA restent maîtrisés que ce soit sur les agents, l'organisation ou sur les politiques publiques ou sur l'environnement : ici des méthodologies plus précises doivent encore être détaillées.

LES BONS RÉFLEXES

- **Prévoir un plan de continuité** (en cas de bug ou d'erreurs) voire même de réversibilité (en cas de baisse trop importante de performance ou de non intégration), surtout dans le cas d'un système effectuant des tâches de manière automatisée
- Selon la sensibilité du cas d'usage la réglementation en vigueur (non encore fixée au moment de la rédaction) pourrait demander des **audits précis en termes d'impacts et d'explicabilité**. S'assurer donc avant le déploiement d'avoir un plan d'évaluation plus ou moins détaillé selon le besoin
- **Ne pas hésiter à prendre des temps avec les agents** à l'occasion de reports de dysfonctionnements par exemple pour aussi comprendre comment le modèle s'intègre dans son environnement et comment les agents l'utilisent.

PLAN D'ÉVALUATION

L'évaluation est une étape importante mais souvent oubliée car arrivant en fin de projet. Travailler avec le Laboratoire National de métrologie et d'Essais (LNE) nous a permis de recueillir de nombreuses indications sur la conduite d'évaluation et notamment sur son importance dans le développement de systèmes d'IA. Il est donc ici question d'évaluation de différents modèles avant leur intégration afin de choisir le plus pertinent au regard des besoins. C'est donc une évaluation qui est soit menée par le concepteur d'un modèle soit par une tierce partie.

Rapidement une évaluation consiste en 3 étapes préparatoires et 3 étapes d'évaluation ci-contre :

PRÉPARATION

- Étude de faisabilité** : l'évaluation est-elle possible ? Les ressources nécessaires sont-elles disponibles (données, temps, compétences, budget, etc) ? Existe-t-il des indicateurs observables et adaptés aux résultats désirés ?
- Rédaction du plan d'évaluation** : document décrivant les spécifications de l'évaluation, qui peut se focaliser sur une fonctionnalité du système ou sur le système global.
- Préparation du test** : préparation de jeux de données pertinentes pour un test, le plus proche de situations de terrain.

ÉVALUATION

- Organisation de l'évaluation** : fixer les délais et rôles pour la réalisation des évaluations.
- Réalisation de la comparaison** : avec les données préparées pour le test et les indicateurs définis, comparer les performances des différents systèmes. En plus d'indicateurs globaux de performance, des résultats détaillés peuvent être ajoutés pour une analyse statistique plus poussée.
- Analyse des résultats** : l'analyse des résultats doit permettre d'expliquer les résultats (à l'échelle de l'échantillon), de vérifier la validité des résultats (par des tests de significativité par exemple) ou encore de comprendre les facteurs d'influence de la performance du système (test « ANOVA » par exemple).

→ On ajoutera également que la CNIL travaille sur l'audit algorithmique (projet Algaudit) et met à disposition des ressources pour mieux penser et mener ce travail.

FIN DU PROJET (?) : CYCLE DE VIE DE LA DONNÉE, CYCLE DE VIE DE L'ALGORITHME

**VOUS ÊTES AU BOUT DU PROJET (OU DE CE DOCUMENT DU MOINS !),
NOUS ESPÉRONS QUE L'AVENTURE FUT PLUS PASSIONNANTE
QUE COMPLIQUÉE.**



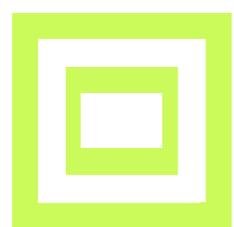
Comme indiqué dans les étapes finales, certains systèmes d'IA, ceux qui s'insèrent dans le travail quotidien des agents notamment, doivent être travaillés et pensées dans leur durée. En effet leur performance et usage dépend grandement de l'environnement qui peut changer (nouveaux objectifs politiques, nouvelles données ou formats mis à jour, changement de réglementation, etc).

Il est donc important de prendre soin du cycle de vie des données et des algorithmes, depuis leur conception à leur intégration ou archivage, en passant par leurs mises à jour.

— Nous recommandons donc de ne pas voir le recours à un système d'IA comme un simple projet d'informatique, de technicien, mais bien un choix d'une façon de travailler au regard de vos moyens et de vos objectifs. Un choix qui implique un mode projet particulier et une attention de longue durée sur le nécessaire pour le faire fonctionner : des personnes, des données, une infrastructure SI, des marchés, des méthodes de travail.

PROJET D'IA :

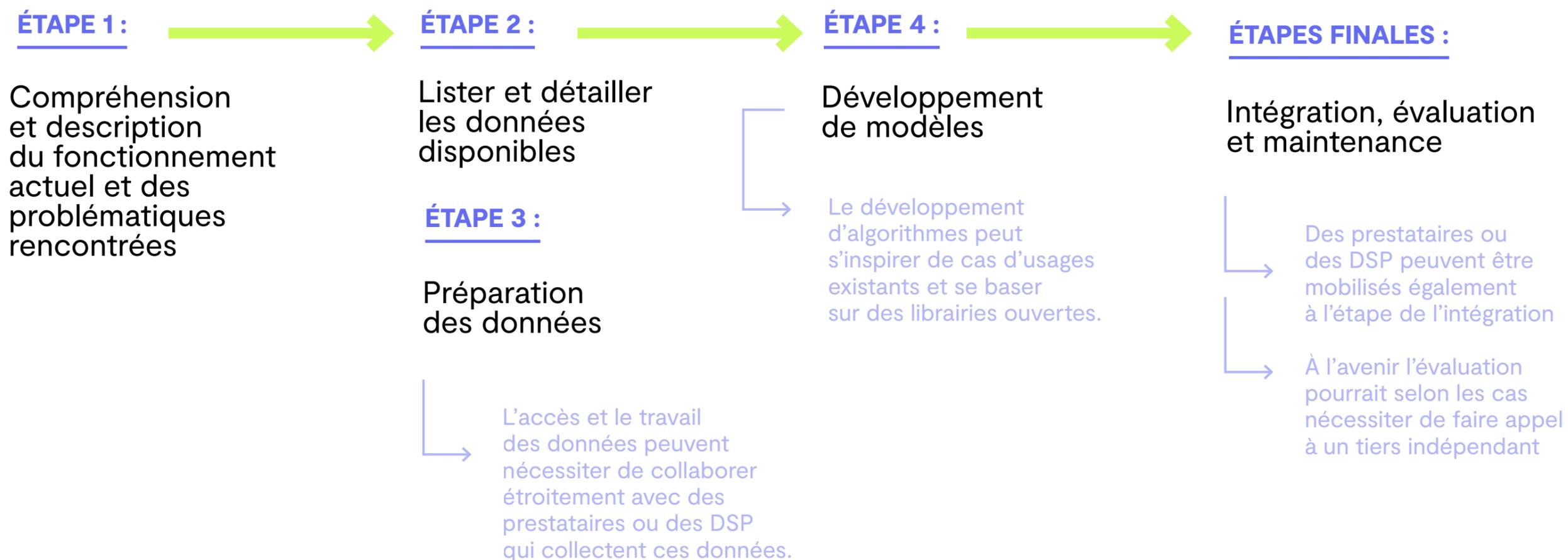
les scénarios de développement



1

SCÉNARIO « FAIT-MAISON »

(DÉVELOPPEMENT COMPLET PAR LES ÉQUIPES MEL)



2

SCÉNARIO « SOUS-TRAITEMENT ACCOMPAGNÉ »

ACHAT D'UN SYSTÈME IA SUR ÉTAGÈRE

ÉTAPE 1 :

Compréhension et description du fonctionnement actuel et des problématiques rencontrées

ÉTAPE 2 :

Lister et détailler les données disponibles

RÉDACTION DU CAHIER DES CHARGES SPÉCIFIANT :

- La tâche précise qui devra être prise en charge par le système d'IA
- Les données disponibles et jugées pertinentes (donner des indications sur le format des données, les quantités, la qualité, leur accessibilité, leur usage habituel...)
- Privilégier un marché à tranches conditionnelles afin de laisser une liberté d'arrêt si les premiers travaux ne sont pas concluants

Étapes gérées par un prestataire

ÉTAPE 3 :

Préparation des données

ÉTAPE 4 :

Développement de modèles

ÉTAPES FINALES :

Intégration, évaluation et maintenance

SUIVI ET ARBITRAGES PAR LA MEL :

à l'occasion de ces 2 étapes tenir au minimum deux points d'arbitrages sur la conformité des données pour poursuivre et sur l'efficacité et la pertinence du modèle au regard du besoin formulé et des effets organisationnels, éthiques et environnementales

PRÉPARER L'INTÉGRATION PAR LA MEL :

anticiper des plans d'accompagnement au changement (inclusion dans étape 1, communications, formations, etc)

3

SCÉNARIO « CO-CONSTRUCTION »

EXEMPLE D'UN DÉVELOPPEMENT HYBRIDE

ÉTAPE 1 :

Compréhension et description du fonctionnement actuel et des problématiques rencontrées

ÉTAPE 2 :

Lister et détailler les données disponibles

ÉTAPE 3 :

Préparation des données

Étapes gérées par un prestataire

ÉTAPE 4 :

Développement de modèles

ÉTAPES FINALES :

Intégration, évaluation et maintenance

SUIVRE LES DÉVELOPPEMENTS PAR LA MEL :

s'assurer que les modèles proposés sont pertinents vis-à-vis des besoins formulés, qu'ils sont explicables, qu'ils ne sont pas trop coûteux et complexes à maintenir

ACCOMPAGNER L'INTÉGRATION PAR LA MEL :

anticiper des plans d'accompagnement au changement (inclusion dans étape 1, communications, formations, etc)

INTÉRESSÉ.E PAR L'IA POUR UN DE VOS PROJETS ?

PRENEZ 5 MINUTES
et posez-vous ces quelques
questions pour éviter le faux départ !



1

**EST-CE QUE J'AI BIEN COMPRIS
CE QU'ÉTAIT L'IA ?**

2

EST-CE QUE J'AI AU MOINS UNE EXPERTISE MÉTIER MOBILISABLE SUR LE PROJET ?

(je travaille sur la qualité de l'air, est-ce que j'ai au moins un agent qui connaît ce sujet mobilisé ?)

3

**EST-CE QUE J'AI UNE EXPERTISE
DONNÉE MOBILISABLE POUR IDENTIFIER
ET DONNER UN PREMIER AVIS SUR
LES DONNÉES DE MON MÉTIER ?**

4

**EST-CE QUE JE SUIS
UN MINIMUM FLEXIBLE
SUR LE TEMPS DU PROJET ?**

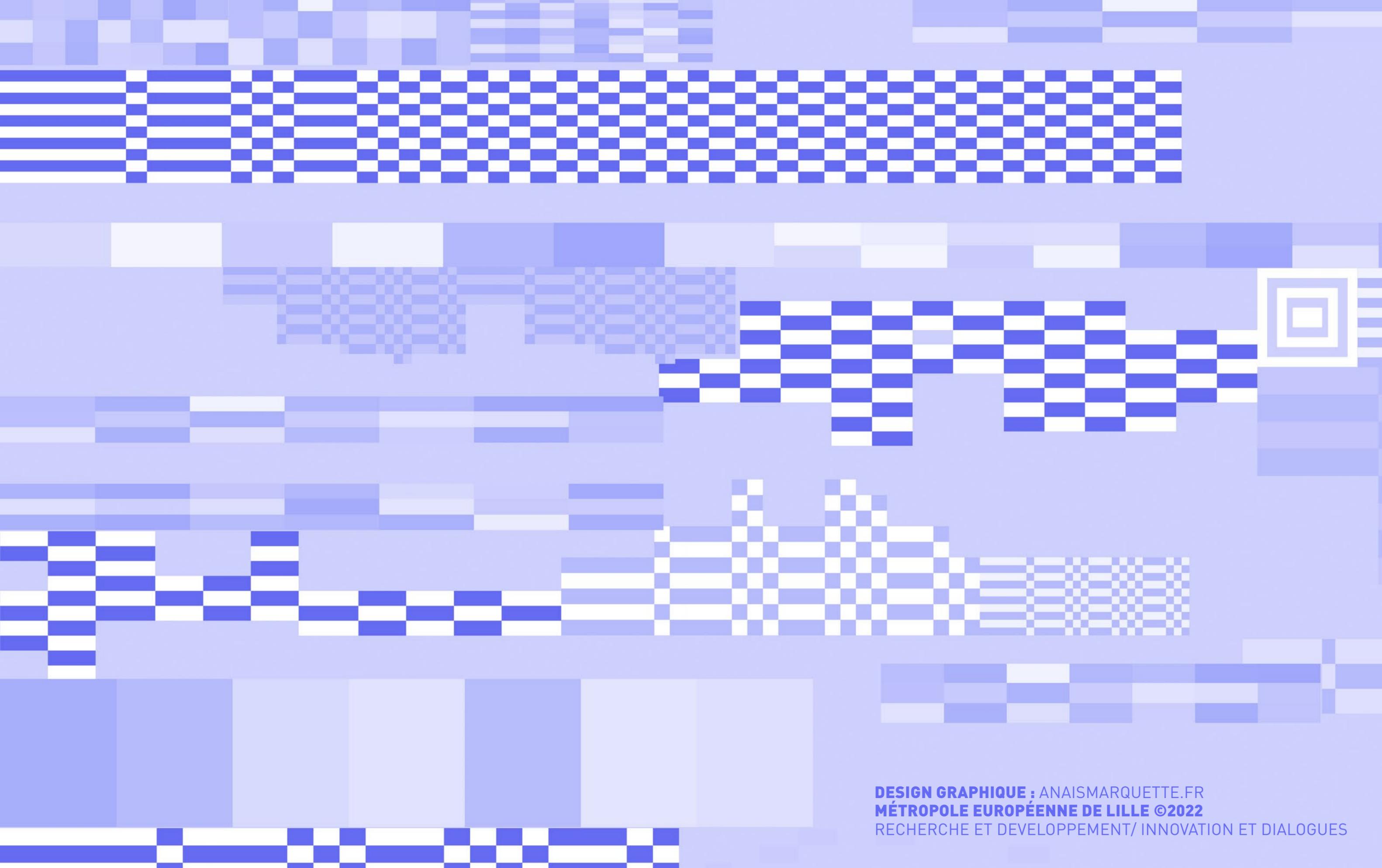
5

**EST-CE QUE J'AI EN TÊTE
LES BONS RÉFLEXES POUR METTRE
EN PLACE CE SYSTÈME D'IA DE FAÇON
MAÎTRISÉE ET RESPONSABLE ?**

**Vous semblez être prêt.e
vous lancer sereinement !**

**N'HÉSITEZ PAS À VOUS RÉFÉRER AUX *PREMIÈRES BRIQUES*
POUR CONSTRUIRE UN PROJET D'IA POUR PLUS DE CONSEILS !**

<p>Complétude</p>	<p>Une analyse préliminaire de la complétude des données suggère qu'il peut exister des différences importantes dans la quantité d'informations disponibles selon le niveau de gravité des accidents (et sans doute d'autres paramètres tels que le lieu et l'année). En l'état, la base de données montre par exemple que même si la base de données présente des liens vers des pages web pour tous les types de gravité, certains sont sous-représentés, comme l'illustre la Figure 13 ci-dessous. Cette sous-représentation de pages web, pour les accidents de type « blessé léger » et « accident matériel » notamment, pourrait entraîner une sous-performance du traitement automatisé pour ces classes, et un rééquilibrage sera nécessaire (par exemple, en trouvant beaucoup plus d'échantillons d'accidents de ce niveau de gravité afin de disposer de plus de pages web). Nous notons également des différences significatives entre le nombre d'articles issues de la presse et le nombre d'articles Facebook, différences qui pourraient engendrer le même type de sous-performance. (.../...)</p>	<p>Non conforme</p>																								
	<div data-bbox="1290 652 1892 994" data-label="Figure"> <table border="1"> <caption>Figure 13. Nombre d'articles distribués selon le type d'articles et la gravité de l'accident.</caption> <thead> <tr> <th>Type d'accident</th> <th>Total</th> <th>Presse</th> <th>Facebook</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Blessé léger</td> <td>16</td> <td>14</td> <td>2</td> </tr> <tr> <td>Accident matériel</td> <td>18</td> <td>13</td> <td>5</td> </tr> <tr> <td>Pronostic vital engagé</td> <td>48</td> <td>41</td> <td>7</td> </tr> <tr> <td>Blessé grave</td> <td>78</td> <td>69</td> <td>9</td> </tr> <tr> <td>Accident mortel</td> <td>158</td> <td>140</td> <td>18</td> </tr> </tbody> </table> </div> <p>Figure 13. Nombre d'articles distribués selon le type d'articles et la gravité de l'accident. La non conformité est ici une présomption, appuyée par les observations réalisées par l'agent accidentologue consulté dans les phases précédentes du projet.</p>	Type d'accident	Total	Presse	Facebook	Blessé léger	16	14	2	Accident matériel	18	13	5	Pronostic vital engagé	48	41	7	Blessé grave	78	69	9	Accident mortel	158	140	18	
Type d'accident	Total	Presse	Facebook																							
Blessé léger	16	14	2																							
Accident matériel	18	13	5																							
Pronostic vital engagé	48	41	7																							
Blessé grave	78	69	9																							
Accident mortel	158	140	18																							
<p>Cohérence</p>	<p>L'analyse de cohérence s'emploiera à vérifier qu'il n'existe pas de contradiction dans les informations proposées par les différents sites web. Cette analyse pourra nécessiter des vérifications manuelles sur échantillons prélevés aléatoirement par l'expert en charge de la qualification, à moins que certains schémas d'informations contradictoires aient pu être identifiés (par exemple, une discordance entre deux dates est repérable aisément) et permettre ainsi une analyse semi-automatisée. L'analyse de cohérence pourra également concerner, à un niveau plus large, l'absence de contradictions entre les informations issues des pages web et les autres données accident disponibles (Melacci, Forces de l'ordre, géolocalisation).</p>	<p>Non vérifiable</p>																								
<p>Crédibilité</p>	<p>La crédibilité peut être estimée en fonction de la source des informations. L'expert en charge de la qualification devra estimer, pour chaque type de source, si les informations peuvent être réputées fiables ou non. Si l'on oppose la presse aux articles Facebook, il est facile d'estimer que ces derniers sont moins fiables car non-soumis à contrôle éditorial. Les différents niveaux de fiabilité pourront être renseignés dans la solution d'IA, par exemple pour calculer le score de confiance lié à la prédiction automatique : une information issue d'un réseau social pourra être jugée moins fiable et avoir moins de poids dans la décision, au même titre qu'un article issu d'un site d'actualités dont les conditions de contrôle ne sont pas à la hauteur des exigences fixées par l'expert en charge de la qualification. Si cette variabilité de la fiabilité est prise en compte dans la solution d'IA, la question de la crédibilité de la</p>	<p>Conforme</p>																								



DESIGN GRAPHIQUE : ANAISMARQUETTE.FR
MÉTROPOLE EUROPÉENNE DE LILLE ©2022
RECHERCHE ET DEVELOPPEMENT/ INNOVATION ET DIALOGUES