



IA



L'IA DEPUIS LES FONDATIONS

DÉFIS ET OPPORTUNITÉS DANS LE CONTEXTE
DE L'AMÉRIQUE LATINE ET DES CARAÏBES

IA

L'IA DANS LES INFRASTRUCTURES

DÉFIS ET OPPORTUNITÉS DANS LE CONTEXTE
DE L'AMÉRIQUE LATINE ET DES CARAÏBES

Autores

Guillermo Cruz

Alexander Riobó

María Angélica Pfeifer

Diana Duarte

Diseño y diagramación

.Puntoaparte

Septiembre 2024

Catalogage avant publication de la

Bibliothèque Felipe Herrera de la

Banque Interaméricaine de Développement

L'IA depuis les fondations Défis et opportunités dans le contexte de l'Amérique Latine et des Caraïbes / Guillermo Cruz, Alexander Riobó, María Angélica Pfeifer, Diana Duarte.

p. cm. – (Monographie de la BID ; 1247)

Inclut des références bibliographiques.

1. Intelligence artificielle-Amérique latine. 2. Intelligence artificielle-Région des Caraïbes. 3. Infrastructure (Économie)-Effet des innovations technologiques sur-Amérique latine. 4. Infrastructure (Économie)-Effet des innovations technologiques sur-Région des Caraïbes. I. Cruz, Guillermo. II. Riobó Patino, Alexander. III. Pfeifer, María Angélica. IV. Duarte, Diana. V. Banque Interaméricaine de Développement. Division des Transports. VI. Banque Interaméricaine de Développement. Division de l'Énergie. VII. Banque Interaméricaine de Développement. Division de l'Eau et de l'Assainissement. VIII. Banque Interaméricaine de Développement. Secteur de l'Infrastructure et de l'Énergie. IX. Série.

IDB-MG-1247

Mots clés : Intelligence Artificielle, infrastructure intelligente, transformation numérique, Apprentissage Profond, Deep Learning

Codes JEL: O31, O32, O33

Design et mise en page : .Puntoaparte

Décembre 2024

Copyright © 2024 Banque interaméricaine de développement (BID). Ce travail est soumis à une licence Creative Commons CC BY 3.0 IGO (<https://creativecommons.org/licenses/by/3.0/igo/legalcode>). Les termes et conditions indiqués dans le lien URL doivent être respectés et la reconnaissance respective doit être accordée à la BID.

Conformément à la section 8 de la licence susmentionnée, toute médiation relative à des litiges découlant de cette licence sera menée conformément au Règlement de Médiation de l'OMPI. Tout litige relatif à l'utilisation des œuvres de la BID qui ne peut être réglé à l'amiable sera soumis à l'arbitrage conformément aux règles de la Commission des Nations Unies pour le droit commercial international (CNUDCI). L'utilisation du nom de la BID à des fins autres que l'attribution et l'utilisation du logo de la BID doit faire l'objet d'un accord de licence écrit distinct entre la BID et l'utilisateur et n'est pas autorisée dans le cadre de cette licence.

Notez que le lien URL comprend des termes et conditions qui font partie intégrante de cette licence.

Les opinions exprimées dans cet ouvrage sont celles des auteurs et ne reflètent pas nécessairement celles de la Banque interaméricaine de développement, de son Conseil d'administration ou des pays qu'ils représentent.



TABLE DES MATIÈRES

INTRODUCTION
6

QU'EST-CE QUE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ? **8**

2.1
Définition de l'intelligence artificielle
8

2.2
Types de systèmes d'IA
12

L'IA DANS LES SECTEURS DE L'INFRASTRUCTURE : OPPORTUNITÉS ET APPLICATIONS **21**

3.1
L'importance des infrastructures critiques
21

3.2
Opportunités et applications de l'IA dans les secteurs de l'infrastructure
22

CONSIDÉRATIONS RELATIVES À L'ADOPTION DE L'IA DANS LES SECTEURS DE L'INFRASTRUCTURE **45**

4.1
Méthodologie pour le développement agile de solutions basées sur l'IA
45

4.2
Principes recommandés pour le développement de solutions d'IA
67

CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS **70**

Recommandations générales
71

Recommandations au stade de l'identification des opportunités et de la planification des solutions
72

Recommandations au stade du prototypage et de l'élaboration de solutions
73

Recommandations pour la mise en œuvre, la maintenance et l'extension de la solution
74

ANNEXES **76**

Annexe 1.
Examen des cadres réglementaires en matière d'IA dans la région ALC
76

Annexe 2.
Méthodologie des entretiens
87

Références
90

Index des figures

Figure 1. Système d'intelligence artificielle	10
Figure 2. L'apprentissage automatique dans les systèmes d'IA	13
Figure 3. Représentation d'un réseau neuronal à une couche (Perceptron)	14
Figure 4. Modèle de réseaux neuronaux multicouches	15
Figure 5. Schéma des trois principaux types d'apprentissage en ML	19
Figure 6. Description du cas Pavimenta2	30
Figure 7. Description du cas ViaSegura	32
Figure 8. Description d'un cas de mise sous tension	35
Figure 9. Description du cas Aquadata	40
Figure 10. Diagramme de l'approche agile du développement et de l'innovation	47
Figure 11. Pipeline de données	57
Tableau 1. Cadres réglementaires relatifs à la protection des données en Amérique latine	78
Tableau 2. Cadres réglementaires de l'IA en Amérique latine	82

Glossaire des acronymes

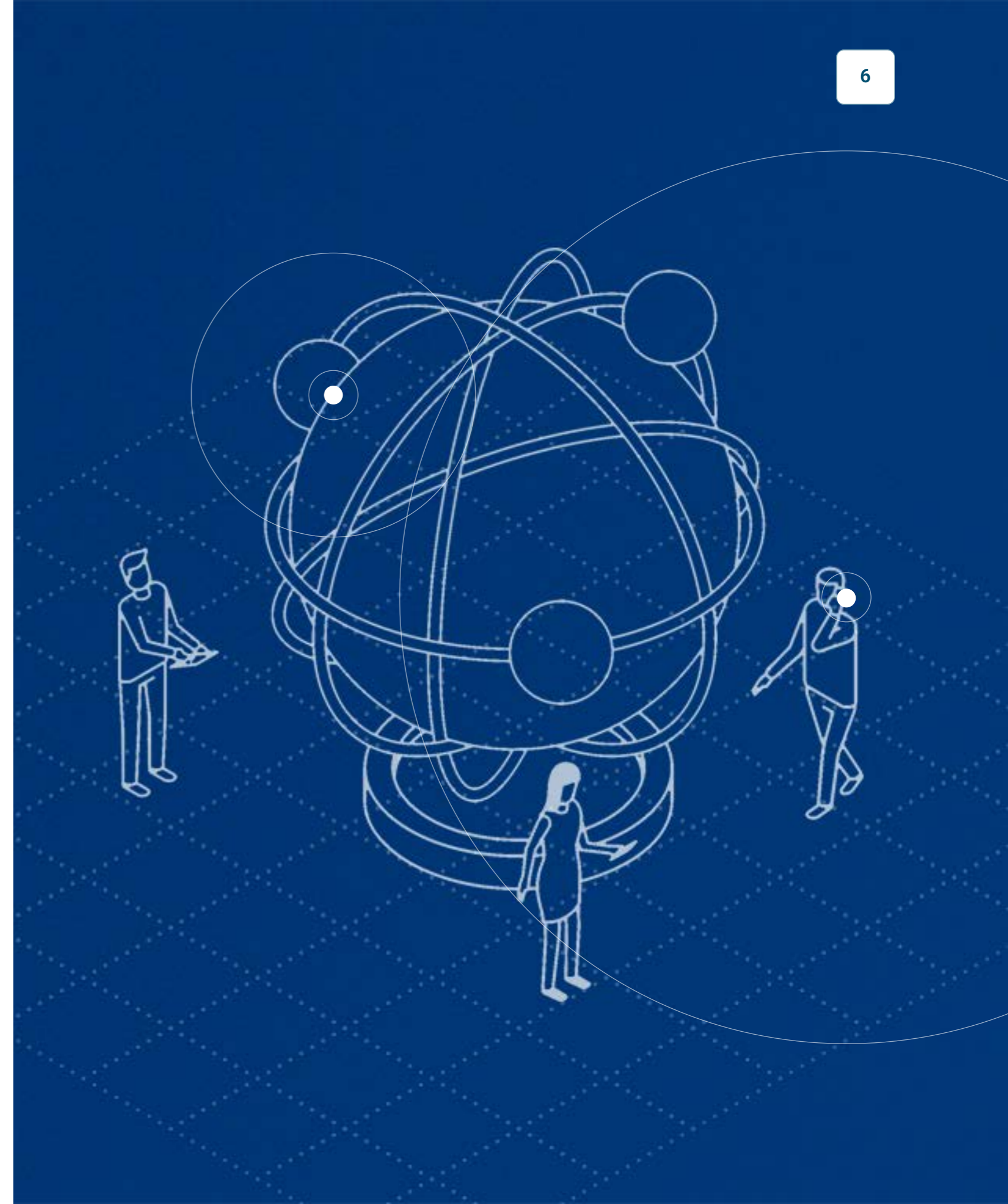
ALC	Amérique Latine et Caraïbes	GPS	Système de positionnement global (acronyme en anglais : Global Positioning System)
RNA	Réseaux neuronaux artificiels	GPU	Unité de traitement graphique
API	Interface de programmation d'applications (acronyme en anglais : Application Programming Interface)	IA	Intelligence artificielle
SAGT	Systèmes avancés de gestion du trafic	iRAP	Programme international d'évaluation des routes
BID	Banque interaméricaine de développement	IdO	Internet des objets
CAF	Banque de développement de l'Amérique Latine et des Caraïbes	LLM	Grands modèles linguistiques (acronyme en anglais : Large Language Models)
RNC	Réseaux neuronaux convolutifs	ML A	Apprentissage automatique (acronyme en anglais : Machine Learning)
DL	Apprentissage profond, (acronyme en anglais : Deep Learning)	MVP	Produit minimum viable)
DNP	Département national de Planification de la Colombie	PNL	Traitement du langage naturel
DT	Jumeaux numériques (acronyme en anglais : Digital Twins)	OCDE	Organisation de coopération et de développement économiques
EPMAPS	Entreprise publique métropolitaine de Quito pour l'eau potable et l'assainissement (acronyme en espagnol, Empresa Pública Metropolitana de Agua Potable y Saneamiento de Quito).	SVM	Machine à support vectoriel
ETC	Extraire Transformer Charger	Drones	Véhicules aériens sans pilote
FEM	Forum économique mondial	UPS	Alimentation sans interruption
FMI	Fonds monétaire international	YOLO	On ne regarde qu'une fois (acronyme en anglais : You only Look Once)



INTRODUCTION

L'intelligence artificielle (IA) est devenue d'une importance cruciale en raison de sa capacité à transformer de manière significative divers secteurs économiques et de multiples aspects de la société. L'impact potentiel de cette technologie est tel qu'on a souligné dans le contexte international qu'elle est en passe de devenir une technologie à usage général¹, comme la machine à vapeur, l'électricité, l'informatique et Internet par le passé.

¹ Voir, par exemple, la recommandation du Conseil de l'OCDE sur l'intelligence artificielle OECD/LEGAL/0449



La croissance exponentielle de la capacité informatique et la réduction conséquente des coûts associés, ainsi que la numérisation de l'information et le déploiement d'Internet, ont été des facteurs fondamentaux qui ont mis cette technologie à la disposition des gouvernements et des organisations dans différents secteurs économiques. Dans ce contexte, différentes entreprises et entités des secteurs de l'énergie, des transports et de l'eau, de l'assainissement et des déchets solides ont récemment adopté des solutions basées sur l'IA à des fins stratégiques et pour remplir certaines missions, notamment afin d'améliorer la planification des systèmes, d'optimiser l'exploitation et la maintenance des actifs, de réduire les coûts et d'améliorer la prestation de services. Ces nouvelles possibilités de création de valeur offertes par l'IA revêtent une grande importance pour les pays, les gouvernements et les organisations publiques et privées, car les services fournis par ces secteurs sont essentiels à la croissance économique et au fonctionnement normal des sociétés.

Ce document fournit un ensemble de recommandations et de considérations techniques pour le développement et l'adoption de solutions basées sur l'IA dans les secteurs de l'infrastructure. Ces recommandations sont fondées sur des données mondiales, sur l'expérience de la BID et sur les enseignements tirés du déploiement d'outils en Amérique

latine et aux Caraïbes (ALC). Pour la préparation de cette publication, 17 entretiens ont été menés avec les équipes techniques de la BID, ainsi qu'avec des clients et des acteurs externes ayant une expérience dans le développement et la mise en œuvre de technologies émergentes et de solutions d'IA. En outre, un examen des cadres réglementaires applicables à l'IA dans la région ALC est inclus en annexe.

L'objectif de cette publication est de fournir des approches conceptuelles et méthodologiques aux dirigeants, aux décideurs politiques, aux équipes chargées de mission, aux unités technologiques des secteurs public et privé, aux développeurs et aux autres acteurs de l'écosystème entrepreneurial, afin de renforcer la conception et le développement de solutions dans les secteurs de l'infrastructure et de maximiser les opportunités qu'offre l'IA dans ce domaine.

Le document se termine par une série de recommandations pour le développement et la mise en œuvre réussis de ces solutions en Amérique latine et aux Caraïbes. Les principales recommandations sont les suivantes: (i) mettre en œuvre des méthodologies agiles de développement de l'IA et d'innovation et envisager la mise en œuvre de preuves de concept, de prototypes et de produits minimum viables, qui représentent

des espaces d'expérimentation, d'apprentissage et de retour d'information pour l'amélioration des solutions, (ii) définir des schémas organisationnels qui permettent le développement et l'adoption de ces solutions, et évaluer et s'assurer de l'existence des compétences nécessaires dans les équipes, (iii) comprendre l'importance des données et de leur gouvernance, et en ce sens déterminer les données nécessaires, les sources disponibles, l'architecture et le flux de ces derniers (iv) identifier et évaluer, dès la phase de conception, les besoins en outils technologiques et en infrastructures de données pour le développement de solutions, en particulier les capacités de stockage et de traitement des données, (v) définir des critères objectifs pour la sélection des modèles, associés à la nature du problème, au type et à la qualité des informations, à la capacité de calcul, aux objectifs de performance et à la capacité des explications, entre autres, et (vi) accorder une attention particulière aux aspects liés à l'éthique, à la vie privée et à la sécurité dès les premiers stades de la conception.



QU'EST-CE QUE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ?

2.1

Définition de l'intelligence artificielle

Le concept d'IA est couramment utilisé dans la discipline de l'informatique depuis les années 1940, à partir des travaux de professeurs tels qu'Alan Turing² et John Von Newman³, entre autres. Plus précisément, ce concept est né lors d'un atelier organisé au Dartmouth College en 1956, avec la participation d'experts tels que John McCarthy, Alan Newell, Arthur Samuel, Herbert Simon et Marvin Minsky, à qui l'on attribue le terme (OCDE, 2019 ; Wang, 2019).

2 Alan Turing, dans son ouvrage «*Computing Machinery and Intelligence*» (1950), a posé la question « les machines peuvent-elles penser ? », pour laquelle il a développé un jeu – « *The Imitation Game* » -, plus tard connu sous le nom de « Test de Turing », dans lequel, sur la base d'une série de questions, le chercheur pouvait déterminer si son interlocuteur était un humain ou une machine.

3 John Von Neumann a développé une série de principes mathématiques afin de construire un ordinateur capable d'effectuer des calculs complexes en peu de temps et de contribuer à la résolution de problèmes plus structurels.



Différentes organisations au niveau international ont proposé des définitions de l'IA qui partagent certains éléments mais incluent également des éléments spécifiques. L'Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) définit l'IA comme « la théorie et le développement de systèmes informatiques capables d'effectuer des tâches qui requièrent normalement l'intelligence humaine, telles que la perception visuelle, la reconnaissance vocale, l'apprentissage, la prise de décision et le traitement du langage naturel » (IEEE-USA, 2017).

Dans différents documents, la BID⁴ a fait référence à l'IA comme étant un concept large qui inclut des technologies informatiques capables d'émuler des compétences humaines typiques⁵. Cette définition fait référence à des systèmes informatiques capables d'identifier le milieu environnant, de penser, d'apprendre et de prendre des décisions sur la base des données et des objectifs du modèle⁶. La Banque mondiale

définit l'IA comme la capacité des systèmes informatiques à effectuer des tâches associées à l'intelligence humaine, telles que la vue, la parole et le langage, la connaissance et la recherche (Banque mondiale, 2020), tandis que la CAF (Corporación Andina de Fomento) déclare que l'IA « est un domaine d'étude qui se réfère à la création, à partir de l'utilisation des technologies numériques, de systèmes capables de développer des tâches pour lesquelles l'intelligence humaine est considérée comme nécessaire » (Vélez et al., 2022).

L'Union européenne considère qu'une IA requiert un niveau minimum d'autonomie et que, à l'aide de données fournies par des machines et/ou des êtres humains, elle déduit le processus permettant d'atteindre des objectifs définis par l'être humain. Pour ce faire, elle utilise des connaissances, l'apprentissage automatique et/ou des approches logiques. Les résultats générés comprennent du contenu, des recommandations, des décisions ou des prédictions, qui modifient à leur tour le système d'IA environnant⁷.

De même, l'Organisation de coopération et de développement économiques (OCDE) définit l'IA comme un système automatisé qui déduit à partir de données d'entrée comment créer des données de sortie en fonction d'objectifs explicites ou implicites. Les résultats générés comprennent le contenu, les décisions, les prévisions et les recommandations. Un système d'IA est représenté par ses composants et la manière dont il interagit avec l'environnement, en termes d'entrées et de sorties **(Figure 1)**.

La définition de l'OCDE parle d'objectifs explicites lorsqu'ils sont directement programmés par un développeur humain, tandis qu'ils sont implicites lorsqu'ils sont développés par le biais d'un ensemble de règles définies par un humain, ou lorsque le système peut apprendre de nouveaux objectifs⁸.

4 Dans d'autres documents, par exemple *Responsible Use of AI for Public Policy: A Data Science Handbook*, l'Organisation de coopération et de développement économiques (OCDE) se réfère à la définition fournie dans le présent document.

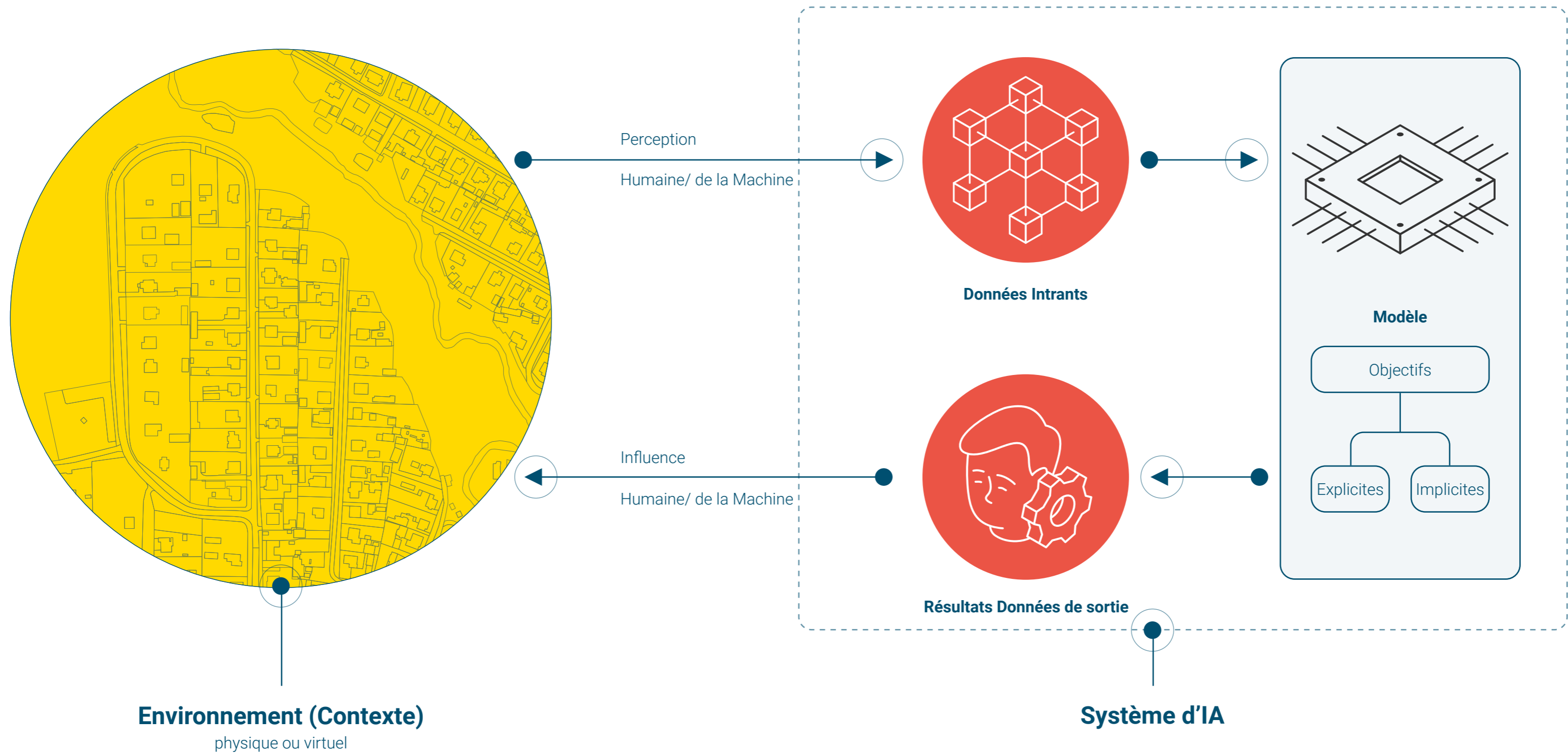
5 Intelligence artificielle : concepts de base et applications en développement (2019, février). Données extraites de <<https://blogs.iadb.org/conocimiento-abierto/es/inteligencia-artificial/>>

6 L'intelligence artificielle : ce qu'elle apporte et ce qu'elle change dans le monde du travail (2022, septembre). Données extraites de <<https://blogs.iadb.org/trabajo/es/inteligencia-artificial-que-aporta-y-que-cambia-en-el-mundo-del-trabajo/>>

7 L'Acte sur l'intelligence artificielle de l'UE. Extrait de <[https://www.artificial-intelligence-act.com/#:~:text='Artificial%20intelligence%20system'%20\(AI,logic%2D%20and%20knowledge%20based%20approaches%2C](https://www.artificial-intelligence-act.com/#:~:text='Artificial%20intelligence%20system'%20(AI,logic%2D%20and%20knowledge%20based%20approaches%2C)>

8 Ibid.

Figure 1. Système d'intelligence artificielle



Source : Adapté de OCDE (2023) Mise à jour de la définition de l'OCDE de l'explication d'un système d'IA

D'autre part, les systèmes d'IA peuvent être classés en trois grandes catégories en fonction de leurs fonctionnalités et de leurs capacités :



Intelligence artificielle étroite (IA étroite) :

tous les développements connus de l'IA à ce jour entrent dans cette catégorie. Les systèmes d'IA étroite ont la capacité d'exécuter une tâche ou une fonction spécifique (OCDE, 2019 ; Pombo et al., 2020 ; Vélez et al., 2022) sans avoir de conscience, de sensibilité ou être influencés par des émotions (Vélez et al., 2022). Cependant, dans le cas de l'IA générative, les modèles fondamentaux d'outils tels que ChatGPT, Gemini ou MetaAI, peuvent adapter leurs réponses pour simuler l'empathie avec leurs usagers⁹.

Intelligence artificielle générale (IA générale ou forte) :

désigne les systèmes qui ont la capacité de comprendre et d'exécuter des tâches dans différents domaines de connaissance comme le font les humains, même s'ils ont des capacités cognitives similaires (OCDE, 2019 ; Pombo et al., 2020 ; Vélez et al., 2022). Jusqu'à présent, ces systèmes restent purement théoriques.

Intelligence artificielle superintelligente (IA superintelligente) :

il s'agit du troisième type d'IA qui pourrait dépasser en tous points la capacité cognitive des humains (Pombo et al., 2020). Ce système est encore spéculatif et ne dispose pas encore de modèles théoriques solides permettant d'envisager des développements à court terme.

⁹ Source : Conversations avec ChatGPT. Gemini et MetaAI sur les sentiments et les émotions

2.2 Types de systèmes d'IA

En général, la littérature se réfère à un large ensemble de systèmes d'IA qui incluent l'*apprentissage automatique (Machine Learning/ML)* et l'*apprentissage profond (Deep Learning/DL)* en tant que sous-composants. Il existe des systèmes d'IA qui ne sont pas considérés comme de l'apprentissage automatique car ils ne sont pas basés sur l'apprentissage de modèles à partir de données ; certains exemples d'IA qui ne sont pas considérés comme de l'apprentissage automatique sont les systèmes experts¹⁰, les algorithmes génétiques¹¹ et les algorithmes de recherche¹², entre autres¹³.

10 Ils peuvent être définis comme des « systèmes d'information avancés qui modélisent l'expertise spécifique à un domaine afin d'imiter les processus de prise de décision des experts » Source : ScienceDirect. <Disponible à l'adresse : <https://www.sciencedirect.com/topics/social-sciences/expert-systems>>

11 Comme indiqué à la section 3.2.2, un algorithme génétique est une technique de recherche informatique permettant de trouver des solutions approximatives à des modèles d'optimisation et à des problèmes de recherche. Il s'inspire du processus d'évolution naturelle dans lequel les meilleures solutions à un problème sont sélectionnées, combinées et modifiées pour créer de nouvelles solutions, le tout dans le cadre d'un processus itératif qui s'arrête lorsque la meilleure solution possible est trouvée. <Source : <https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/genetic-algorithm>>

12 Les algorithmes de recherche sont des méthodes informatiques utilisées pour localiser des données spécifiques dans un ensemble de données. Définition basée sur : Rouse (2017). *Algorithme de recherche*. Techopedia. <Disponible à l'adresse : <https://www.techopedia.com/definition/21975/search-algorithm>>

13 William E. (2023). *Exemples d'IA sans apprentissage automatique*. Medium. Disponible à l'adresse <<https://emmawilliam.medium.com/non-machine-learning-ai-examples-3e8c8fd85149>>

Ce qui suit est une vue d'ensemble des concepts d'*apprentissage automatique (ML)*, d'*apprentissage profond (DL)* et, en relation avec ce dernier, d'IA générative :

- **Apprentissage automatique (Machine Learning - ML) :** désigne les méthodes informatiques qui, grâce à l'expérience, peuvent améliorer leurs performances ou atteindre une plus grande précision dans les prédictions (Mohri et al., 2018). En particulier, l'expérience est comprise comme l'information qui est utilisée pour que le modèle apprenne (Mohri et al., 2018). Ainsi, les modèles ML ont la capacité de résoudre des problèmes en découvrant des modèles à partir d'exemples, au lieu d'être explicitement programmés pour le faire (Li, 2023)¹⁴.

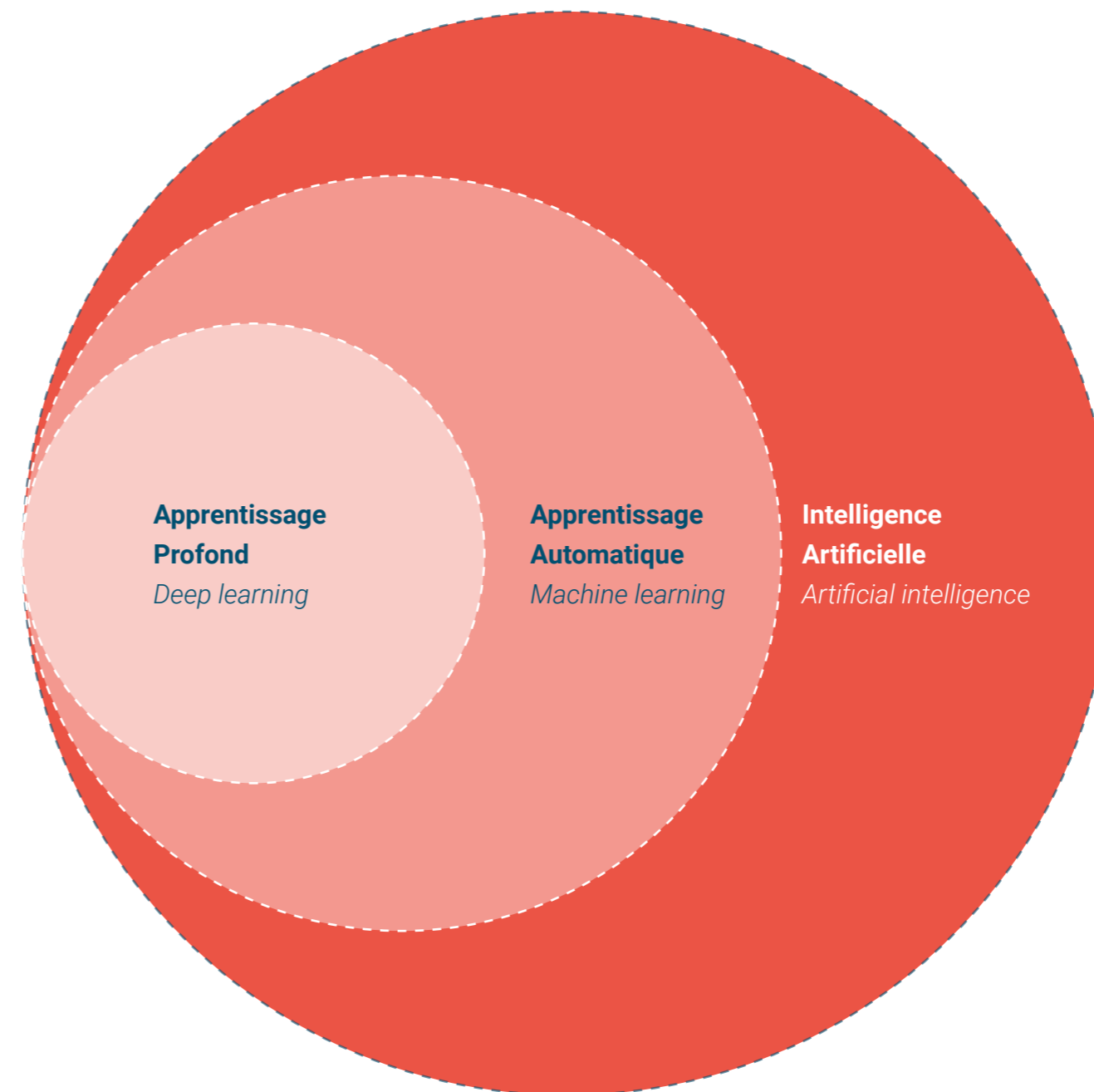
14 Li, F. (2023) The worlds I see: Curiosity, Explorations, and Discovery at the Dawn of AI. Chapitre 3.

Par exemple, dans le cadre d'une inspection de l'infrastructure d'un réseau électrique, une entreprise de transport ou de distribution peut entraîner un modèle avec des images d'éléments de réseau défectueux et d'autres en parfait état, afin de créer un classificateur qui détecte avec un certain niveau de précision l'infrastructure susceptible d'être usée ou présentant un composant anormal, de sorte que la maintenance préventive et corrective puisse être effectuée en temps opportun. Comme on peut le déduire de l'exemple, les modèles de ML sont basés sur les informations utilisées pour les former, c'est-à-dire les données¹⁵ avec lesquelles le modèle apprend par lui-même.

15 Parmi les types de données utilisées dans les systèmes d'infrastructure, on peut citer : la température, la pression, la tension, le débit d'eau, les précipitations, les unités de consommation d'eau ou d'énergie, l'humidité, la vitesse du vent, le rayonnement solaire, la circulation des véhicules, la fréquence des itinéraires, la localisation géospatiale, les émissions de polluants, les tarifs des services publics, entre autres.

Dans les infrastructures, les données d'entrée les plus couramment utilisées sont généralement regroupées en séries temporelles¹⁶ et en catalogues d'images¹⁷. Bien qu'il existe une grande variété de modèles au sein de la famille ML, ils ont en général la capacité de se nourrir d'entrées relativement simples, telles que des séries numériques, et de trouver des modèles entre elles pour prédire une valeur facilement interprétable par l'utilisateur. **La figure 2** présente, en termes généraux, la cascade de sous-ensembles de systèmes qui composent les systèmes d'intelligence artificielle, d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond.

Figure 2. L'apprentissage automatique dans les systèmes d'IA



Source : AWS¹⁸

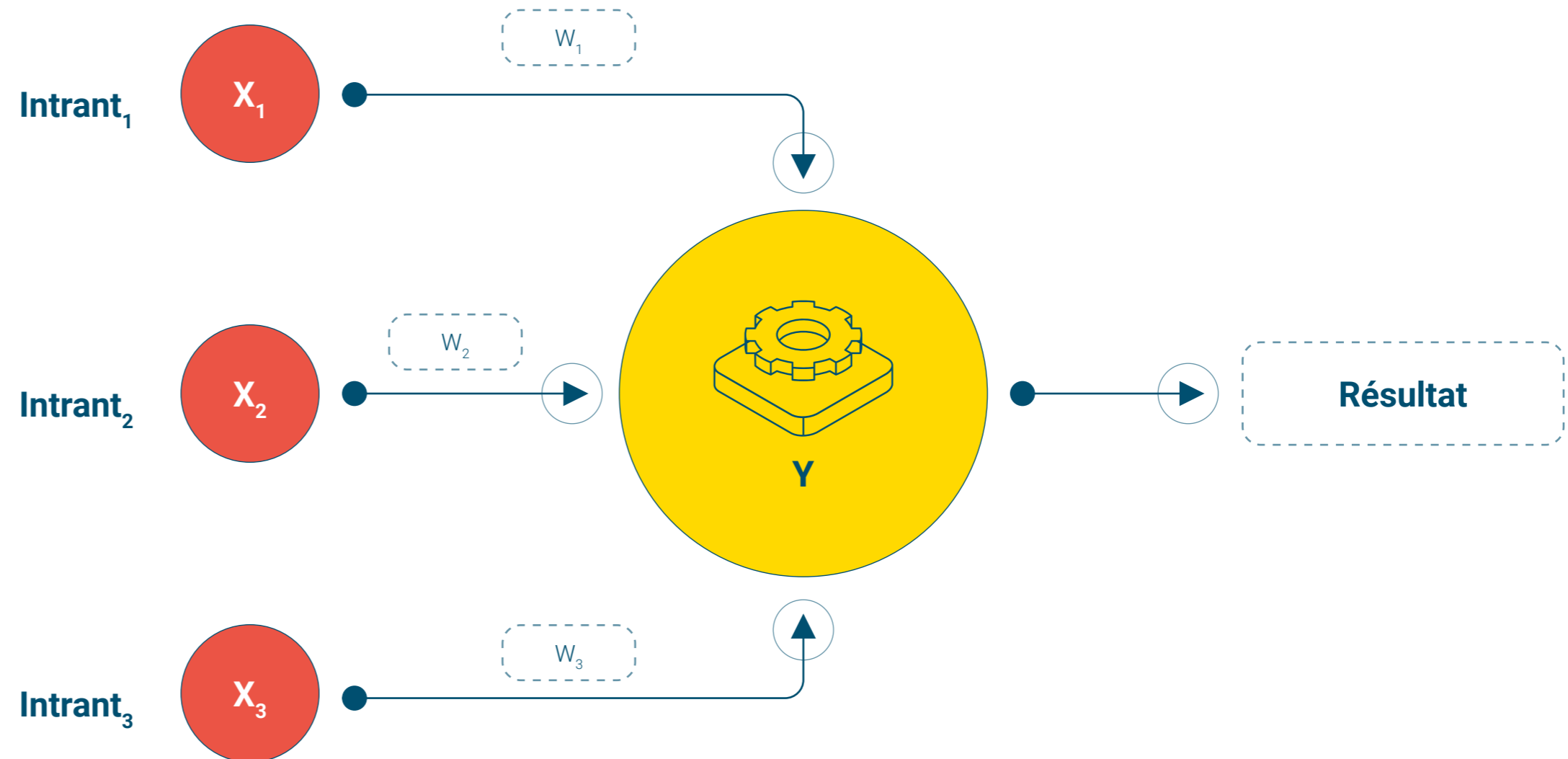
16 Les séries temporelles peuvent être définies comme une séquence ordonnée de valeurs d'une variable réparties sur des intervalles de temps également espacés. Source : National Institute of Standards and Technology : National Institute of Standards and Technology (Institut national des normes et de la technologie). Disponible à l'adresse suivante <<https://www.itl.nist.gov/div898/handbook/pmc/section4/pmc41.htm>>

17 Les images peuvent comprendre du matériel photographique, des cartes géospatiales, des dessins techniques, des diagrammes de réseau, des thermographies, des radiographies, des modèles 3D d'infrastructures ou des rendus architecturaux, entre autres.

18 AWS. What is Artificial Intelligence (AI)? Extrait de <<https://aws.amazon.com/what-is/artificial-intelligence/>>

- **Apprentissage en profondeur (Deep Learning - DL) :** le concept d'*apprentissage en profondeur* est directement lié à celui des réseaux neuronaux.¹⁹ La recherche sur les réseaux neuronaux artificiels (RNA) a été motivée par l'observation que l'intelligence humaine découle de réseaux relativement simples et non linéaires de neurones qui apprennent en ajustant la force de leurs connexions (Bengio *et al.*, 2021). Un réseau neuronal à une couche (l'abstraction la plus simple possible) est représenté à la **figure 3**, où chaque sphère représente un neurone ou un nœud. Les entrées sont des caractéristiques ou des attributs de l'information analysée. Les poids, identifiés par un w_n , représentent l'importance que le modèle accorde à chaque entrée pour produire le résultat.

Figure 3. Représentation d'un réseau neuronal à une couche (Perceptron).



19 Bengio, Y., LeCun, Y, et Hinton G. (2021). Deep Learning for AI. Communications of the ACM, 64(7), 58-65. <http://dx>.

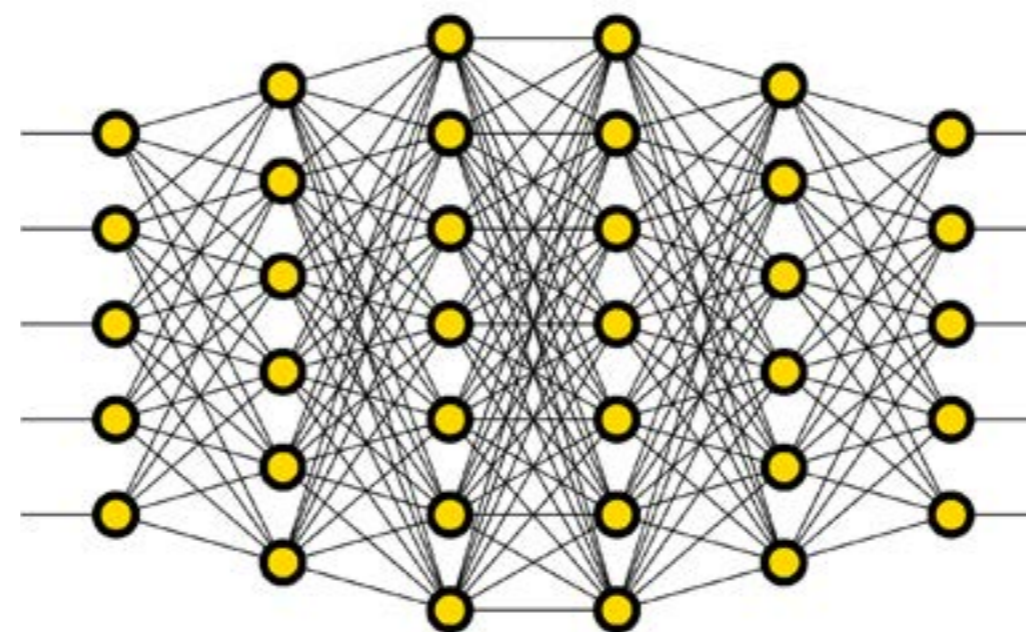
Comme pour les neurones, le signal électrique doit être suffisamment fort pour transmettre l'information à l'autre neurone²⁰. Dans le cas du modèle, le calcul entre les entrées et les poids doit dépasser un certain seuil pour que la cible soit atteinte. Le modèle apprend, en réarrangeant les poids jusqu'à ce qu'il obtienne le meilleur résultat possible.

De cette manière, les modèles DL fonctionnent avec plusieurs couches (voir **figure 4**), chaque couche étant une manière différente d'extraire et de transformer les informations utilisées comme entrée (Patterson & Gibson, 2017). Les couches (ensemble de neurones ou de nœuds) permettent d'optimiser et d'affiner la précision de la sortie du modèle²¹.

Ces types de modèles reçoivent souvent des entrées relativement complexes, telles que des images ou du texte, et, grâce à un traitement complexe de chaque partie de l'entrée,

produisent des résultats simples tels que la classification d'un objet ou le résumé d'un document. Par exemple, dans le cadre de l'inspection de la sécurité routière d'une route, il est possible d'entraîner un modèle d'*apprentissage profond* à l'aide d'images représentant les caractéristiques clés qui déterminent le niveau de sécurité de la route. Ce modèle peut fonctionner comme un classificateur capable d'identifier avec une grande précision les segments de route qui nécessitent des interventions pour réduire les risques pour les piétons, les cyclistes et les conducteurs.

Figure 4. Modèle de réseau neuronal multicouche



Source: Thajeb, S. Introduction to Deep Learning (Juillet 2020). Extrait de <<https://medium.com/swlh/introduction-to-deep-learning-50d971374dd2>>

- **Intelligence artificielle générative (IA générative) :** type d'IA qui utilise l'apprentissage automatique, non pas pour prédire ou classer sur la base d'informations existantes, mais pour produire un « nouveau » contenu, qu'il s'agisse de données numériques, de texte, de vidéo, d'audio ou d'images, entre autres, à partir de l'analyse de modèles de données (Brynjolfsson et al., 2023 ; Cevallos et al., 2023). Les avancées récentes de l'IA générative sont en partie dues aux progrès réalisés dans des domaines tels que l'échelle de calcul, l'amélioration de l'architecture des modèles et la possibilité d'entraîner des modèles à l'aide de grands volumes de données non étiquetées²². (Brynjolfsson et al., 2023).

L'exemple le plus courant d'IA générative, après l'essor du ChatGPT, est celui des grands modèles de langage (LLM). Ces modèles font partie de la famille du traitement du langage naturel (NLP) qui automatise les fonctions linguistiques en analysant, produisant, modifiant et répondant à la parole et à l'écriture humaines (OCDE, 2023). Les LLM sont entraînés avec de grandes quantités

20 Pour plus d'informations sur les fonctions d'activation, voir : Sharma et al. 2020 <<https://www.ijeast.com/papers/310-316,Tesma412,IJEAST.pdf>> & Manoharan, I 190. Demystifying the Gears: Activation Functions & Loss Functions for Neural Networks (2024, March). Consulté sur <<https://medium.com/@ilakk2023/190-demystifying-the-gears-activation-functions-loss-functions-for-neural-networks-778f29d7780f>>.

21 Ibid.

22 Un exemple de données non étiquetées pourrait être une série d'images d'animaux sans information relative à leur type, c'est-à-dire s'il s'agit d'un lion, d'un lapin, d'un chien ou d'un chat.

de données (on estime que le GPT-4 comprend 1,8 trillion de paramètres et est entraîné avec environ 13 trillions de tokens²³ ce qui leur permet de classer et de simuler la compréhension de la structure du texte, des complexités grammaticales et des différents contextes de phrase, de sorte qu'ils sont capables d'établir des conversations, de donner des réponses précises et de créer de « nouveaux » textes²⁴ (Brynjolfsson et al, 2023 ; Cevallos et al., 2023). Bien que ChatGPT²⁵ soit le générateur de texte le plus connu, il existe d'autres plateformes telles que LLaMA de Meta²⁶, Gemini de Google²⁷ et Claude développé par Anthropic, entre autres²⁸. Les modèles de base (FM)²⁹ -, y

compris les LLM, ont la capacité de s'adapter à n'importe quel sujet car ils sont formés à partir de millions de données et, contrairement aux modèles d'apprentissage profond ou automatique qui sont conçus pour remplir une tâche spécifique, ces modèles ont la capacité d'analyser des entrées complexes pour produire des formes de connaissance plus avancées telles que, par exemple, compléter des codes de programmation ou analyser des textes, entre autre³⁰, bien qu'ils puissent également générer des résultats incorrects en termes de biais ou d'hallucinations, lorsqu'il y a des problèmes avec la qualité et l'intégrité des données qui leur sont fournies³¹. Ce type de modèle peut contribuer à améliorer l'efficacité des processus administratifs des entités du secteur des infrastructures, par exemple en améliorant la gestion des documents ou les systèmes de réponse aux citoyens.

Types d'apprentissage dans les modèles d'apprentissage automatique

Cette sous-section passe en revue les principaux types d'apprentissage utilisés dans les systèmes de ML. Comme nous l'avons mentionné, le ML a la capacité de découvrir des modèles et des relations dans de grandes quantités de données, ce qui permet de créer des outils de prédiction ou de classification avec un bon niveau de précision. En général, les problèmes pour lesquels les modèles de ML sont utilisés peuvent être résumés en trois volets :

23 Dans les modèles NLP, un token désigne une unité de base du texte, qui peut être un mot, un nombre, un symbole de ponctuation ou toute autre entité linguistique significative.

24 Que sont les grands modèles linguistiques (LLM) ? Extrait de <<https://aws.amazon.com/what-is/large-language-model/>>

25 Pour plus d'informations, voir : <<https://chat.openai.com/>>

26 Pour plus d'informations, voir : <<https://llama.meta.com/>>

27 Pour plus d'informations, voir : <<https://gemini.google.com/>>

28 Pour plus d'informations, voir : <<https://claude.ai/chats>>

29 Les modèles fondateurs (FM) sont des réseaux neuronaux d'apprentissage profond formés sur de grandes quantités de données et composés d'un nombre important de paramètres, qui peuvent effectuer différentes tâches générales telles que la génération de textes et d'images, la compréhension des langues humaines et la tenue de conversations, entre autres (Source : What are foundational models ? Extrait de <https://aws.amazon.com/es/what-is/foundation-models/>).

30 AWS. Qu'est-ce qu'un modèle de fondation ? Extrait de <<https://aws.amazon.com/what-is/foundation-models/#:~:text=Foundation%20models%20are%20a%20form,form%20of%20human%20language%20instructions.>>

31 Google Cloud : Que sont les hallucinations de l'IA ? Extrait de <<https://cloud.google.com/discover/what-are-ai-hallucinations?hl=es-419>>



La classification :

Dans ce cas, le problème à résoudre est l'identification de la ou des catégories auxquelles appartient chaque élément analysé. L'exemple le plus courant est la classification d'images. En général, ce type de modèle apprend à partir d'informations d'entraînement étiquetées. Les techniques qui peuvent être utilisées sont, entre autres, le simple seuillage, les régressions, les modèles de Markov, les forêts aléatoires ou les réseaux neuronaux. Par exemple, dans un réseau électrique, il est essentiel d'identifier rapidement les défauts ou les anomalies qui peuvent provoquer des interruptions de l'approvisionnement en électricité. Pour ce faire, un modèle d'apprentissage automatique est utilisé pour classer les événements du réseau dans différentes catégories, telles que « fonctionnement normal », « surcharge », « panne de courant » ou « panne d'équipement ».

Regroupement :

Ces modèles permettent d'établir des relations entre des ensembles de données, de sorte que ceux qui présentent des caractéristiques communes font partie du même groupe ou du même regroupement. Un exemple dans le secteur des transports est le regroupement des trajectoires de véhicules pour optimiser les itinéraires des transports publics. Dans ce cas, dans une ville, l'objectif est d'optimiser les itinéraires des bus ou des transports publics sur la base des trajectoires réelles des véhicules et des modèles de demande des passagers. Cela permet d'identifier les itinéraires à forte demande et ceux qui pourraient être optimisés en ajoutant ou en supprimant des arrêts, ou en ajustant les fréquences de service sur les itinéraires clés en fonction des schémas de demande.

Prévision :

Sur la base d'informations historiques, les modèles de prévision prédisent les valeurs actuelles ou futures, par exemple la demande d'électricité, la demande de services de transport, les niveaux d'encombrement ou d'accident, et les débits d'eau dans les réseaux d'eau et d'égouts. Dans ce cas, ce modèle pourrait être utilisé par les compagnies des eaux, qui doivent anticiper la demande future pour éviter les surcharges dans le système d'approvisionnement ou les pénuries d'eau. L'utilisation de modèles prédictifs leur permet d'ajuster efficacement l'approvisionnement en eau en fonction des besoins futurs, ce qui est essentiel pour une gestion durable.

L'une des caractéristiques indispensables des modèles de ML est qu'ils ont la capacité d'apprendre à partir des informations disponibles, de sorte que leur structure diffère principalement selon les algorithmes qu'ils utilisent pour apprendre (Rebala et al., 2019). Ainsi, on parle généralement de trois grands types de modèles d'apprentissage au sein du ML : i) l'apprentissage supervisé, ii) l'apprentissage non supervisé, et iii) l'apprentissage renforcé.

Concernant l'**apprentissage supervisé**, sa principale caractéristique est que l'entraînement des modèles se fait sur la base d'informations étiquetées, c'est-à-dire que le modèle est entraîné en connaissant les réponses correctes. Ce type d'apprentissage traite deux problèmes principaux : la classification et la régression. Comme nous l'avons vu plus haut, la classification consiste à identifier la catégorie à laquelle appartient chaque élément analysé. Pour sa part, la technique de régression permet de découvrir la relation entre différentes dimensions de différentes variables afin de prédire le comportement d'une variable d'intérêt (Rebala et al., 2019). Certaines applications de ce type d'apprentissage sont le diagnostic de l'état des infrastructures à des fins de maintenance ou d'identification des défauts, la détection de la fraude dans la consommation d'eau et d'énergie, la classification d'images pour la détection de décharges ou

d'embouteillages de véhicules, la prédiction des prix ou de la demande de services d'énergie, d'eau ou de transport public, entre autres. Pour le problème de la classification, les algorithmes les plus couramment utilisés sont les machines à vecteurs de support (SVM), les K-voisins les plus proches (KNN), les Naive Bayes (Naive Bayes), les arbres de décision, les forêts aléatoires et les réseaux neuronaux convolutifs (CNN), entre autres. Dans le cas des régressions, on utilise généralement la régression linéaire, la régression logistique, la régression polynomiale, la régression par machine à vecteur de support (SVM) et le Gradient Boosting (GBM), entre autres.

On parle d'**apprentissage non supervisé** lorsque les algorithmes ne se concentrent pas sur la prédiction ou l'explication d'une variable cible, mais plutôt sur l'identification de modèles ou de relations entre les données. Les modèles de ce type apprennent à identifier des caractéristiques similaires entre les variables qui les font appartenir à un même groupe (Rebala et al., 2019). En général, ce type d'apprentissage utilise des algorithmes de clustering ou regroupement, ce qui lui permet d'obtenir les principales particularités des données, en utilisant un ensemble de données non étiquetées en entrée. Dans cet ordre d'idées, compte tenu du fait que ce type d'apprentissage est souvent confronté à des bases de données à haute dimensionnalité (grand nombre de variables), des algorithmes de réduction

de la dimensionnalité tels que l'analyse discriminante linéaire (LDA) ou l'analyse en composantes principales (CPA) sont utilisés de sorte que, en réduisant le nombre de variables, les informations les plus importantes de la base de données avec laquelle il travaille sont capturées³². Cela permet, entre autres, d'améliorer l'interprétabilité, la performance et l'efficacité informatique du modèle³³. L'apprentissage non supervisé peut être utilisé pour la segmentation de la clientèle, la classification de l'état des infrastructures, la détection de modèles inhabituels dans les performances des moteurs ou des machines, et la conception de programmes de politique publique. Les algorithmes de *regroupement* les plus couramment utilisés sont, entre autres, K-Means, K-medoids, DBSCAN et les mélanges gaussiens (GMM). En outre, les modèles d'**apprentissage par renforcement** cherchent à prendre les meilleures décisions sur la base de l'expérience acquise par essais et erreurs³⁴. Pour cela, l'apprentissage se fait par « récompenses et punitions », où l'on

32 Brown, I. Feature selection vs feature extraction: Navigating Dimensionality Reduction in Machine Learning (2024, March). Extrait de <<https://medium.com/ai-in-plain-english/feature-selection-vs-feature-extraction-navigating-dimensionality-reduction-in-machine-learning-7c60e6742710>>

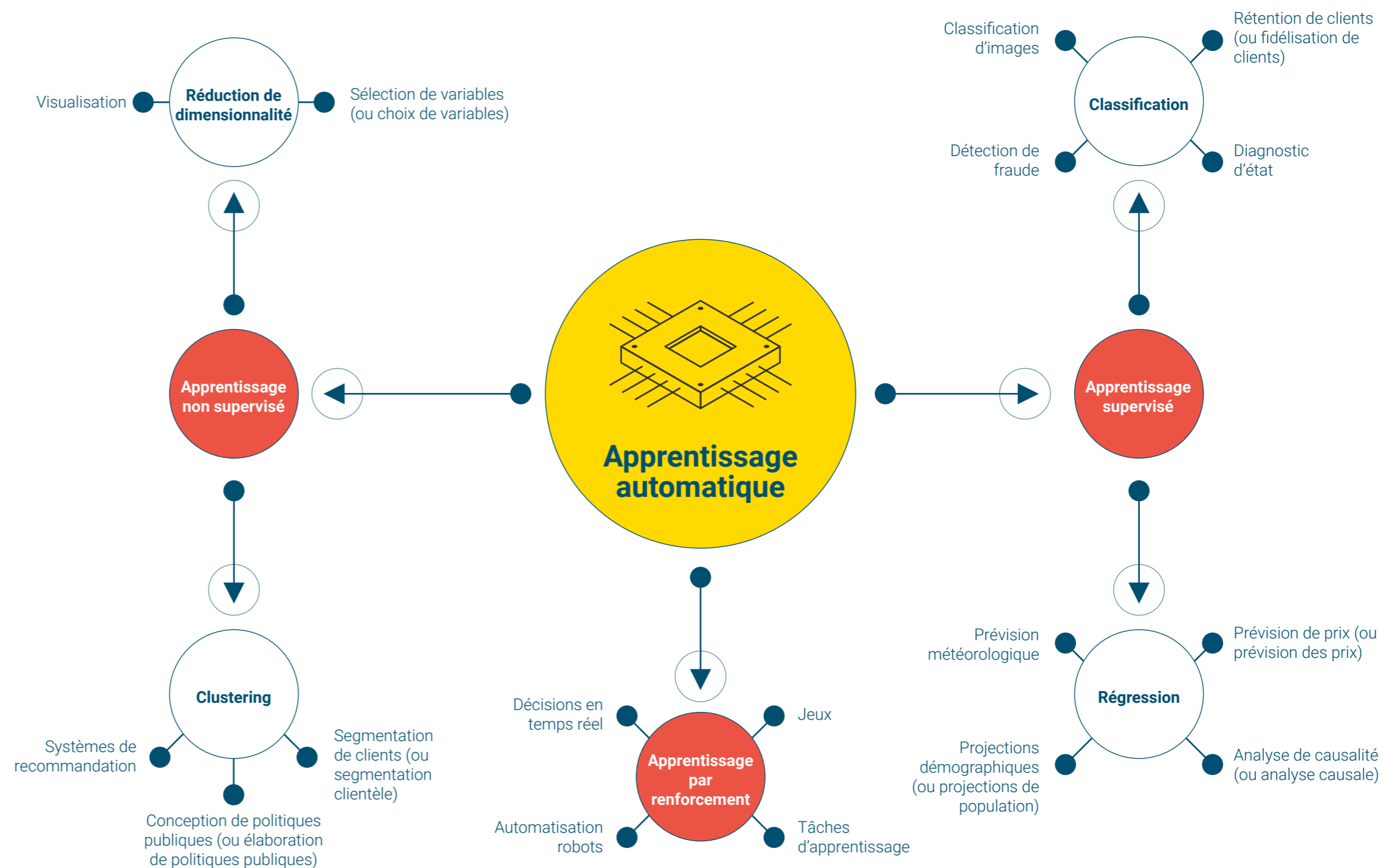
33 Ibid.

34 AWS : Qu'est-ce que l'apprentissage par renforcement ? Extrait de <[https://aws.amazon.com/es/what-is/reinforcement-learning/#:~:text=El%20aprendizaje%20por%20refuerzo%20\(RL,use%20for%20achieving%20their%20goals.>](https://aws.amazon.com/es/what-is/reinforcement-learning/#:~:text=El%20aprendizaje%20por%20refuerzo%20(RL,use%20for%20achieving%20their%20goals.>)

ne dit pas au modèle quelles décisions prendre, mais l'objectif à atteindre, ainsi que le type de « récompense » et de « punition » pour chaque action réalisée (Sutton & Barto, 2018). L'une des caractéristiques fondamentales de ce type d'apprentissage est qu'il a la capacité, au fur et à mesure qu'il progresse dans sa formation, de trouver le chemin optimal pour atteindre son objectif en tenant compte de l'impact à long terme de ses décisions, c'est-à-dire qu'en cours de route, il peut recevoir intentionnellement des « punitions » pour atteindre l'objectif (Rebala et al., 2019). Les applications les plus marquantes de ce type d'apprentissage sont liées à l'autonomie des robots, à la gestion du trafic automobile à partir de la gestion des feux de circulation, aux véhicules autonomes et à l'entraînement aux jeux, par exemple AlphaGo³⁵. Les algorithmes les plus couramment utilisés dans ce type d'apprentissage sont : Q-Learning, Deep Q-Network (DQN), Proximal Policy Optimization (PPO) et Monte Carlo Tree Search (MCTS), entre autres.

La **figure 5** résume les principaux types d'apprentissage dans les systèmes de ML, ainsi que les problèmes qu'ils traitent et certaines des applications dans lesquelles ils sont utilisés.

Figure 5. Diagramme des trois principaux types d'apprentissage en ML.



35 Pour plus d'informations, voir : <<https://deepmind.google/technologies/alphago/>> ; et AlphaGo <<https://www.youtube.com/watch?v=WXuK6gekU1Y&t=1028s>>.

Source : Adapté de Artificial Intelligence. Machine Learning Definition (Complete Guide). Extrait de <https://medium.com/@artificialintelligenceai/machine-learning-definition-complete-guide-4cd615dd424d>

Il convient de noter que les modèles d'IA reposent en grande partie sur des données d'entrée. En ce sens, les développeurs de ces modèles peuvent être confrontés à des problèmes liés à la rareté ou à la mauvaise qualité des informations, à des biais dans les données disponibles et à des contraintes juridiques et éthiques liées au traitement des données personnelles. L'utilisation de données synthétiques est un outil qui permet de relever ces défis. Les données synthétiques sont généralement définies comme des informations générées artificiellement par des algorithmes ou des simulations qui recréent le comportement de données « réelles » (Lu et al., 2024). Bien que l'utilisation de ce type de données génère artificiellement de grandes quantités de données d'entraînement lorsque les données sont rares, de faible qualité ou biaisées, les données synthétiques ne rendent pas toujours compte de la complexité et des interactions présentes dans les données réelles. En ce sens, les conclusions de l'analyse des données et des tests d'hypothèses sont généralement plus faibles lorsque l'on utilise des données synthétiques que lorsque l'on utilise des données réelles, de sorte que la signification statistique de ces analyses doit être correctement ajustée. En outre, l'utilisation de données synthétiques rend difficile l'établissement de liens entre différents ensembles de données réelles et donc la création de bases de données plus importantes contenant de nouvelles informations sur les corrélations entre les

ensembles de données liés (Jordon et al., 2022). Pour la création d'images synthétiques et de données vidéo, on utilise souvent des modèles génératifs qui sont entraînés à recréer les caractéristiques et les propriétés des données du monde réel³⁶. Pour ce faire, on utilise généralement des réseaux générationnels antagonistes (GAN), des auto-encodeurs variationnels (VAE) et des modèles autorégressifs, entre autres. Par exemple, dans la détection de la fraude dans la consommation d'eau ou d'énergie, il est courant de générer des variables synthétiques pour compléter la disponibilité limitée des données réelles.

L'*augmentation des données* est une autre technique pertinente qui résout le problème du manque d'informations. Cette technique augmente artificiellement l'ensemble de données en modifiant légèrement les données d'origine, ce qui permet non seulement d'augmenter l'échantillonnage mais aussi d'inclure de la diversité dans les données d'apprentissage afin d'améliorer la généralisation du modèle³⁷.

Enfin, un problème constant dans les modèles de classification est le déséquilibre des catégories. Cela peut entraîner de mauvaises performances des prédicteurs de classe, car ils prédisent rarement la classe minoritaire (celle qui contient le moins de données) et l'évaluation du modèle ne prend donc en compte que les performances dans la classe majoritaire. Certaines solutions à ce problème consistent à sous-échantillonner la classe dominante, à reproduire la classe minoritaire ou à pondérer chaque classe de manière à ce que le poids total de chaque classe soit équilibré par des poids différents, entre autres (Ávalos et al., 2021).

36 Shah, D. What is Synthetic Data in Machine Learning and How to Generate it (2022, June). Extrait de <<https://www.v7labs.com/blog/synthetic-data-guide#h1>>

37 AWS. Qu'est-ce que l'augmentation des données ? Extrait de <[https://aws.amazon.com/what-is/data-augmentation/#:~:text=Data%20augmentation%20is%20the%20process,machine%20learning%20\(ML\)%20models.>](https://aws.amazon.com/what-is/data-augmentation/#:~:text=Data%20augmentation%20is%20the%20process,machine%20learning%20(ML)%20models.>)



L'IA DANS LES SECTEURS DE L'INFRASTRUCTURE : OPPORTUNITÉS ET APPLICATIONS

3.1 L'importance des infrastructures critiques

L'infrastructure économique est un élément central de la base de capital d'un pays qui permet l'activité économique et le fonctionnement de la société, et qui a des effets positifs sur le bien-être et la qualité de vie des personnes. Le Forum économique mondial - WEF (2012) définit l'infrastructure économique comme l'ensemble des projets qui génèrent la croissance économique et permettent le fonctionnement de la société dans des secteurs tels que le transport - terrestre, aérien, fluvial, maritime -, les services publics - eau, gaz et électricité -, la protection contre les inondations et la gestion des déchets, entre autres.



En raison de l'importance de l'infrastructure économique, différents systèmes et éléments de ce type ont été appelés infrastructures critiques, car, outre l'impact économique et social qu'ils génèrent, leur dysfonctionnement endommagement représente un risque considérable pour les pays. En ce sens, une infrastructure est définie comme critique lorsqu'on considère qu'une éventuelle interruption pourrait engendrer une crise socio-économique importante. Celle-ci pourrait à son tour entraîner des répercussions stratégiques, politiques et sécuritaires pour la société (Laubshtein, 2023). La littérature économique a analysé la contribution économique des secteurs d'infrastructure et a constaté que ces secteurs ont des effets significatifs et positifs sur le développement économique des pays.³⁸ Par exemple, le Fonds monétaire international - FMI (2016) note qu'il existe une relation positive entre la qualité des infrastructures et le niveau de développement des pays, mesuré par exemple par le revenu par habitant. Selon cette organisation, l'investissement dans les infrastructures contribue à la croissance économique future, et l'état des infrastructures est un déterminant important de la compétitivité et des flux d'investissement dans

les pays. Dans le même ordre d'idées, selon l'OCDE (2023), les secteurs des transports et des télécommunications peuvent agir comme des catalyseurs de la croissance économique en permettant aux entreprises de créer des connexions avec les marchés aux niveaux national, régional et mondial, tandis que des infrastructures de qualité dans les secteurs de l'énergie et de l'eau contribuent à la durabilité et à la transition verte des pays, ainsi qu'aux avantages d'une telle transition pour les citoyens.

En outre, différents auteurs ont constaté qu'il existe une relation positive entre les investissements dans les infrastructures et la création d'emplois. Moszoro (2021), par exemple, a évalué l'impact sur la création d'emplois des investissements publics dans les infrastructures essentielles dans 41 pays sur une période de 19 ans. Il a constaté que chaque million d'USD d'investissement public dans les infrastructures induit la création de 3 à 6 emplois dans les économies avancées, de 10 à 17 emplois dans les économies émergentes et de 16 à 30 emplois dans les économies à faible revenu. Ainsi, à l'échelle mondiale, une augmentation de 1 % du PIB mondial des investissements publics dans ces secteurs peut créer plus de 7 millions d'emplois.

3.2

Opportunités et applications de l'IA dans les secteurs des infrastructures

L'IA et la transformation numérique des secteurs d'infrastructure

L'IA est apparue comme l'une des technologies les plus prometteuses pour faciliter les transformations économiques sur les marchés dans les années à venir, car son adoption peut ouvrir la voie à de multiples opportunités de création de valeur, tant pour les organisations que pour les consommateurs. Deloitte (2021) identifie six façons dont l'IA crée de la valeur pour les organisations :

- **Réduction des coûts** : L'IA réduit les coûts en automatisant les tâches répétitives et de faible valeur, ce qui permet d'accroître l'efficacité et la qualité.
- **Vitesse d'exécution** : L'IA réduit le temps nécessaire pour obtenir des résultats opérationnels et commerciaux.

³⁸ Voir par exemple : Zhang Y. & Cheng L. (2023), Hong J., Chu Z., & Wang Q. (2011), Jiwattanakulpaisarn P., Noland R., & Graham D. (2012).

- **Réduction de la complexité** : cette technologie permet d'améliorer la compréhension et la prise de décision des entreprises grâce à des analyses de données qui sont « plus proactives, prédictives et capables de détecter des schémas dans des sources de plus en plus complexes ».
- **Transformation de l'engagement** : l'IA permet de modifier l'interaction des personnes avec la technologie, ce qui permet aux entreprises d'établir un lien humain avec leurs clients
- **Favoriser l'innovation** : l'IA permet d'innover dans de nouveaux produits, marchés et modèles d'entreprise, ce qui entraîne une redéfinition de la stratégie d'entreprise.
- **Renforcer la confiance** : cette technologie contribue à protéger les entreprises contre les risques associés, tels que la fraude et la cybercriminalité, et à améliorer la qualité, la cohérence, la transparence et la confiance des usagers.

L'IA offre également un énorme potentiel de création de valeur pour la performance des gouvernements et pour la réalisation de leurs fonctions et objectifs. Les organismes publics tirent parti de l'IA pour se transformer en organisations plus intelligentes, plus efficaces et plus réactives, qui développent de meilleurs processus décisionnels (Pombo *et al.*, 2018). Dans

ce contexte, le développement et l'adoption de l'IA offrent des opportunités significatives pour stimuler la transformation numérique dans les secteurs de l'infrastructure économique des pays, entendue comme l'exploitation des données et l'adoption de technologies numériques, telles que l'IA, pour restructurer les processus, les organisations ou les systèmes, dans le but de créer de la valeur.³⁹

Les secteurs de l'infrastructure économique présentent des caractéristiques communes qui permettent leur transformation numérique basée sur l'IA, comme le fait d'être composés de systèmes complexes, organisés à travers des architectures de réseau impliquant de multiples acteurs, et d'être intensifs en capital physique,

39 Il existe différentes définitions de la transformation numérique. Par exemple, l'OCDE la définit comme l'impact des technologies et des données numériques et de leur utilisation sur les activités existantes et nouvelles. AWS définit la transformation numérique comme le processus par lequel une organisation intègre la technologie numérique dans tous les domaines de l'entreprise. McKinsey la définit comme la reconfiguration d'une organisation, dans le but de créer de la valeur grâce au déploiement continu de technologies à grande échelle. Sources : OCDE : OCDE. *Transformation numérique*. <Extrait de : <https://www.oecd.org/en/topics/digital-transformation.html> . AWS. Qu'est-ce que la transformation numérique ? Extrait de <https://aws.amazon.com/es/what-is/digital-transformation/>. McKinsey & Company. *Qu'est-ce que la transformation numérique* ? Extrait de <https://www.mckinsey.com/featured-insights/mckinsey-explainers/what-is-digital-transformation> >

ainsi qu'en génération et en consommation de données. Les organisations de ces secteurs économiques sont donc confrontées à des défis communs pour lesquels l'IA devient un outil essentiel, tels que l'élaboration de prévisions de l'offre et de la demande, le suivi de la construction des projets, l'inspection et la maintenance des actifs, la détection des pertes de réseau, la durabilité des systèmes et la résilience des infrastructures face au changement climatique et aux catastrophes naturelles.

De même, dans les secteurs des infrastructures, la transformation numérique a joué un rôle disruptif à trois niveaux (Calatayud *et al.* 2022) : (i) amélioration de l'efficacité des unités de production, (ii) reconfiguration des chaînes de production, et (iii) formation de nouveaux marchés grâce à l'émergence de plateformes bilatérales appelées *places de marché*. Bien que la vitesse d'adoption des technologies et de la transformation numérique dans ces secteurs ait été hétérogène⁴⁰ dans la plupart des secteurs, les technologies numériques sont devenues un facteur de changement.

40 Le secteur de l'énergie a toujours été un adepte précoce de la technologie, par rapport à d'autres secteurs traditionnels tels que l'eau et l'assainissement.

Dans une enquête menée auprès de 275 représentants des secteurs des transports et de l'énergie dans la région ALC, la BID a constaté que 71 % des entreprises du secteur de l'énergie utilisent l'informatique dans le Cloud et que plus de 50 % des entreprises de ce secteur et de celui des transports ont adopté des outils d'analyse des données et des solutions de big data. Les organisations de ces secteurs utilisent des éléments de capture, de traitement et d'analyse des données, notamment des capteurs, des drones et des réseaux électriques, à partir desquels elles mettent en œuvre des systèmes qui leur permettent d'améliorer les processus d'interaction avec les clients, d'effectuer un suivi en temps réel et de gérer l'offre et la demande, entre autres applications (Irigoyen et Mayorga, 2024).

Les technologies émergentes, associées à des étapes plus avancées de la numérisation telles que l'IA, commencent tout juste à attirer l'attention des secteurs économiques de l'ALC. Dans les secteurs des infrastructures, l'enquête a révélé un intérêt croissant pour l'avancement du déploiement de l'IA dans les années à venir, en plus du développement et de l'adoption de technologies visant à réduire l'impact sur l'environnement.

Ainsi, les opportunités de création de valeur que l'IA offre aux organisations dans les secteurs de l'infrastructure, et qui engendrent des impacts positifs dans les différentes

phases du cycle de vie du projet, sont présentées dans les phases de : (i) **Planification et conception**, qui englobe l'identification des besoins, la formulation, la structuration et la conception ; (ii) **Construction et gestion des actifs**, qui comprend le déploiement des infrastructures et la gestion des actifs correspondants ; et (iii) **Exploitation et maintenance**, qui fait référence à l'exploitation des infrastructures, à la maintenance des actifs, à la fourniture de services et à la consolidation des systèmes en termes de durabilité et de résilience climatique.

Dans chacune de ces phases, l'IA offre des opportunités significatives. Dans la phase de planification et de conception, elle facilite la modélisation avancée des systèmes et améliore l'analyse des risques et la prise de décision sur la base de données et de prévisions avancées. Pendant la construction et la gestion des actifs, elle contribue à accroître l'efficacité de l'exécution et de la supervision des travaux, ce qui optimise l'identification, la surveillance et la maintenance des actifs. En outre, dans la phase d'exploitation et de maintenance, l'IA favorise l'intégration d'améliorations dans

l'efficacité et la durabilité des systèmes, permet d'optimiser les temps de maintenance, renforce la gestion des actifs et le contrôle de la qualité du service, et contribue à renforcer les processus de relation avec les usagers.

Opportunités et applications dans les secteurs de l'infrastructure

Planification et conception de systèmes d'infrastructure

L'IA offre aux organisations des secteurs de l'infrastructure des possibilités d'optimiser les processus de planification et de conception des projets et des systèmes. Dans le secteur de l'énergie, les progrès technologiques, la croissance démographique, l'augmentation de la production et l'amélioration des conditions de vie de la population ont entraîné une hausse significative de la consommation mondiale d'électricité au cours des dernières décennies (Bedi & Toshniwal, 2019). Dans ce contexte, l'utilisation de modèles de prévision de la demande a augmenté ces dernières années pour réaliser des projections à court et à long terme, ainsi que pour prévoir la consommation au niveau micro (consommateurs individuels) et au niveau macro (villes et même pays) (Del Real et al. 2020).

De même, des modèles d'IA ont été utilisés dans différents pays pour optimiser la conception des centrales électriques et calibrer leur dimensionnement (Kumar & Saini, 2021). À cet égard, Senthil kumar et al (2013) ont utilisé un modèle de réseau neuronal artificiel (ANN) pour prédire la charge sédimentaire dans les bassins fluviaux, ce qui a permis d'optimiser la conception et la capacité de production d'une centrale hydroélectrique. Des algorithmes d'IA ont également été utilisés pour identifier les types d'éléments qui affectent la production d'une centrale et optimiser ainsi sa conception (Kumar & Saini, 2021). En Irak, par exemple, des chercheurs ont prédit la production d'énergie d'une petite centrale hydroélectrique au barrage du lac Himreen à l'aide d'un modèle basé sur l'ANN, et ont constaté que les variables qui ont le plus d'impact sur la production d'énergie sont le débit d'eau et la hauteur nette de la turbine (Hammid et al., 2018).

De même, l'IA permet d'améliorer la conception des parcs éoliens afin d'optimiser l'utilisation des terres et le nombre de turbines installées. Par exemple, l'utilisation d'algorithmes génétiques⁴¹

41 Un algorithme génétique est une technique de recherche informatique permettant de trouver des solutions approximatives à des modèles d'optimisation et à des problèmes de recherche. Il s'inspire du processus d'évolution naturelle, dans lequel les meilleures solutions à un problème sont sélectionnées, combinées et modifiées pour créer de nouvelles solutions, le tout dans le cadre d'un processus itératif qui

peut contribuer à rendre l'installation des parcs éoliens efficace et à maximiser la capacité de production d'énergie (Grady et al., 2005). Ces algorithmes prennent en compte les variations de la direction et de la vitesse du vent à l'emplacement des turbines et identifient ainsi la conception optimale qui minimise le coût par unité d'énergie produite (Grady et al., 2005).

En matière de planification des transports, les sociétés sont confrontées à des défis en termes de mobilité, de congestion, de sécurité routière, d'utilisation de l'espace public et d'émissions, entre autres. Le développement de systèmes de transport bien connectés et multimodaux est l'un des objectifs les plus importants des agences de planification, car il permet d'accroître l'efficacité et de réduire les obstacles à l'accessibilité et la congestion dans les zones métropolitaines (Yang et al., 2018).

Les modèles d'IA jouent un rôle majeur dans ce domaine, permettant, par exemple, d'accroître la précision des matrices origine-destination afin d'adapter la gestion des feux de circulation au flux de véhicules, ou d'optimiser l'exploitation des

s'arrête lorsque la meilleure solution possible est trouvée. <Pour plus d'informations, voir : <https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/genetic-algorithm>>

transports publics pour répondre aux chocs de la demande pour des créneaux horaires spécifiques. Certains des modèles les plus utilisés sont des régressions⁴² qui prédisent le flux de trafic entre différents points d'origine et de destination en fonction de variables telles que l'emplacement, le créneau horaire, le jour de la semaine et la météo (Gutiérrez Puebla et al., 2020 ; Yang et al., 2018). De même, l'utilisation de modèles de réseaux neuronaux, de théorie des graphes et de simulation, entre autres, est courante (Rodrigues et al., 2019)

Certaines villes ont permis à leurs modèles de transport de traiter des données provenant de nouvelles sources d'information telles que les réseaux sociaux (X, Instagram, TikTok, Waze, Strava, entre autres), les services web (Google Maps, Waze), les smartphones, les cartes de transport intelligentes et les capteurs installés dans les infrastructures passives -feux de circulation, caméras de sécurité-, ainsi que des informations géoréférencées provenant des bus, des vélos, des taxis et d'autres transports publics (Gutiérrez Puebla et al., 2020). De même, dans le cas de l'ALC, la division des transports de la BID a élaboré une analyse complète des caractéristiques et des coûts de la congestion urbaine dans dix villes de la région,

42 Régression linéaire, logistique et polynomiale, entre autres.

en utilisant le Big Data et l'IA pour analyser la dynamique de la congestion dans chacune de ces villes et son impact sur les coûts directs et indirects pour les pays (Calatayud et al., 2021).

Un autre cas d'utilisation pertinent est l'application de modèles prédictifs de l'offre et de la demande pour la planification des systèmes de transport. Un exemple est le modèle prédictif développé par la BID pour la zone métropolitaine de San Salvador au Salvador. Pour la construction du modèle, la BID a utilisé la méthodologie *Smart Steps*⁴³ de LUCA-Telefónica par laquelle, grâce aux informations fournies par les *enregistrements des détails des appels (CDR)*⁴⁴ et aux informations sur le trafic obtenues par crowdsourcing sur Google, les chercheurs ont identifié les déplacements effectués et créé des matrices d'origine et de destination (Rendón Rodríguez et al., 2020).

43 Il s'agit du premier service Big Data de Telefónica qui collecte, anonymise et agrège les données mobiles du réseau de Telefónica pour comprendre comment les segments de la population se comportent dans leur ensemble. Avec une approche différentielle selon le secteur étudié, il analyse les tendances et les comportements des foules, et non des individus.

44 Il s'agit d'un enregistrement détaillé d'un appel. Les informations généralement recueillies par ce type d'enregistrement sont : l'heure et la date de l'appel, la durée, les numéros impliqués, la localisation, le coût et certaines informations sur la qualité de l'appel.

Le modèle décrit fournit des informations sur les routes les plus fréquentées, le flux de véhicules, les infrastructures critiques du système, l'occupation des transports publics et les créneaux horaires les plus sollicités, ce qui permet d'évaluer l'impact de divers projets d'infrastructure par le biais de simulations. Les projets qui peuvent être analysés comprennent la réorganisation des itinéraires et des stations de transport public, les changements de direction des routes, l'expansion du réseau routier et l'inclusion de nouveaux modèles de transport (Rendón Rodríguez et al., 2020).

L'IA est également utilisée dans la planification pour améliorer la capacité de réponse des infrastructures de transport, d'énergie et d'eau aux événements météorologiques et aux catastrophes naturelles. Dans le secteur de l'hydroélectricité, comme nous l'avons mentionné, la projection des débits représente l'un des principaux défis en matière de planification. Traditionnellement, les exploitants de centrales électriques utilisent des données historiques et des modèles de base pour prévoir les débits entrants, mais avec l'augmentation de la variabilité météorologique, ces méthodes traditionnelles sont devenues moins fiables. En réponse, l'IA traite de grandes quantités de données provenant de sources multiples, générant des prévisions de débit plus précises et plus opportunes. En Inde, par exemple, la société HydroGrid a aidé un opérateur hydroélectrique à gérer

sa centrale électrique en toute sécurité pendant la saison des pluies de mousson. Selon l'entreprise, la solution de planification intelligente basée sur l'IA a permis à l'opérateur d'accroître son efficacité et ses revenus pendant cette période, et d'améliorer la sécurité de la population locale⁴⁵.

Un autre exemple de ces applications est celui qui vise à prédire les flux d'eaux usées pour une planification et une gestion appropriées des stations d'épuration (Q. Zhang et al., 2019). Certains modèles de prévision des flux d'eaux usées se sont concentrés sur la simulation du comportement des systèmes de collecte; cependant, ces modèles peuvent présenter des défis en ce qui concerne les hypothèses requises, car le comportement des précipitations, des infiltrations, de la fonte des neiges et de l'adaptation des infrastructures déjà installées n'est pas facile à simuler. Par conséquent, des modèles de prédiction ont été développés avec des techniques d'apprentissage profond de l'IA en utilisant les données collectées par les stations d'épuration. À cet égard, un exercice utilisant les données de la station d'épuration de l'Ontario, au Canada, dans lequel un modèle de

45 Source : International Water Power (2024) : International Water Power (2024). Exploiter l'IA pour transformer l'hydroélectricité. <Disponible à l'adresse : <https://www.waterpowermagazine.com/analysis/harnessing-ai-to-transform-hydropower/>>

réseau neuronal multicouche a été mis en œuvre, a permis d'obtenir une prédiction satisfaisante (Q. Zhang et al., 2019).

Construction, déploiement et gestion des systèmes

Le secteur de l'électricité est un secteur à forte intensité capitaliste dans la mesure où son fonctionnement repose sur des infrastructures de production, des réseaux de transport et de distribution et d'autres actifs physiques. Dans ce secteur, les activités de surveillance et d'inspection des infrastructures sont généralement coûteuses car certains actifs peuvent être situés dans des endroits éloignés et difficiles d'accès, nécessitent un personnel hautement spécialisé (Lekidis et al., 2022) et doivent généralement être réalisées pendant que l'équipement est en service. En réponse à cette situation, différentes entreprises ont conçu des programmes d'inspection à distance et de surveillance en temps réel afin d'optimiser la gestion et la maintenance des infrastructures, de fournir des alertes précoces, de réduire le temps passé par les opérateurs sur le terrain, de réduire les accidents et d'améliorer les indicateurs de disponibilité des équipements.

Dans ce domaine, trois approches soutenues par la technologie -y compris l'IA- sont utilisées par les entreprises du secteur : i) l'utilisation de *véhicules aériens sans pilote* (UAV) en conjonction

avec des algorithmes d'analyse d'images et de vidéos, qui réduisent les coûts de prise de topographie, le temps de travail et améliorent la précision (Rennie et al., 2020) ; ii) l'utilisation de l'internet des objets (IoT) en déployant des capteurs dans différents composants de l'infrastructure et en développant des analyses avancées basées sur les informations collectées (Rennie et al., 2020) ; et iii) le développement de « jumeaux numériques » (DT) afin de modéliser, grâce à des techniques d'apprentissage automatique, le comportement des éléments du réseau et de simuler ce comportement.

À cet égard, des modèles d'IA qui traitent les données collectées par les drones ont été utilisés ces dernières années pour détecter des objets et identifier des défauts et des anomalies⁴⁶. Ces modèles identifient tous les éléments du réseau et reconnaissent l'état de ces éléments, de sorte que des alertes peuvent être émises en vue d'une maintenance préventive. En outre, ces modèles permettent d'élaborer des schémas de classification⁴⁷ des défauts et des anomalies,

afin d'optimiser les activités de maintenance corrective. Par exemple, l'exploitant d'une centrale hydroélectrique en Grèce a mis en œuvre un système pilote de surveillance et d'inspection basé sur des drones qui comprenait une composante d'analyse d'images et de vidéos par le biais de réseaux neuronaux convolutifs. Ce système a permis de réduire le nombre d'accidents par an d'environ 70 %, d'augmenter le taux d'identification des défauts et des anomalies de 80 % et de générer des économies d'environ 85 % du budget de maintenance (Lekidis et al., 2022 ; Liu et al., 2020).

Des programmes similaires sont en cours d'élaboration dans différents pays de la région. En Colombie, Interconexión Eléctrica - ISA, une société de transport d'électricité, a utilisé l'IA pour détecter les défauts dans les infrastructures de transport d'électricité et intégrer une plus grande efficacité dans la planification de la maintenance. L'outil d'IA analyse les photographies associées aux rapports d'inspection sur le terrain et, à l'aide d'algorithmes de détection d'objets, construit des modèles de classification pour identifier les défauts ou les

46 Les sections suivantes du document expliquent plus en détail ce type de modèles afin de comprendre leur portée, leurs possibilités et leurs limites. Toutefois, en général, pour le type de solutions décrites ici, les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) et YOLO (You Only Look Once) ont été utilisés.

47 Dans les sections suivantes du document, ce type de modèles est expliqué plus en détail afin de comprendre leur portée, leurs possibilités et leurs limites. Toutefois,

en général, pour le type de solutions décrites ici, des modèles de regroupement tels que DBSCAN et des modèles de classification tels que Random Forest et XGBoost (Extreme Gradient Boosting) ont été utilisés.

anomalies, ce qui a permis de réduire considérablement les temps d'intervention⁴⁸.

Il existe également des systèmes basés sur l'IA qui surveillent l'état des transformateurs dans les réseaux électriques afin de gérer l'état, de planifier la maintenance et de prévenir les défaillances. Ces systèmes utilisent généralement des informations sur les gaz générés, la température, le courant, la tension, entre autres, recueillies par des capteurs (Li, 2023). Citons par exemple *Ronin AI*, une plateforme basée sur le Cloud développée par l'entreprise *Seetalabs* qui permet de surveiller en temps réel l'état des transformateurs afin de prévenir les coupures brutales d'électricité et de planifier la bonne maintenance de ces équipements⁴⁹.

Comme nous l'avons mentionné, les jumeaux numériques sont un outil qui utilise des algorithmes d'apprentissage automatique et qui a un grand potentiel d'utilisation dans les secteurs de l'infrastructure. Cet outil consiste en une

représentation virtuelle et en temps réel d'un objet, d'un système, d'un processus ou d'une infrastructure physique, qui est connecté de manière bidirectionnelle à son homologue physique (Fuller et al., 2020 ; Latorre et al., 2024 ; Sharma et al., 2022). Cette connexion permet au jumeau numérique de collecter, de traiter et d'analyser les données de l'objet physique en temps réel, ce qui lui permet de surveiller, de simuler et d'optimiser les performances de l'élément, ainsi que de prévoir les besoins de maintenance préventive (Fuller et al., 2020 ; Latorre et al., 2024 ; Sharma et al., 2022). Une caractéristique importante de cet outil est qu'il ne se contente pas de reproduire l'état et le comportement de l'infrastructure physique, mais qu'il prédit également ses performances futures, ce qui contribue à optimiser son fonctionnement. Il permet également de simuler les effets de changements sur l'objet physique sans dommage réel, ce qui permet de tester des modifications de processus à faible coût (Fuller et al., 2020 ; Latorre et al., 2024 ; Sharma et al., 2022).

L'outil du jumeau numérique a été couramment appliqué dans le secteur de l'énergie pour optimiser le fonctionnement des centrales électriques et des systèmes de transport et de distribution (Latorre et al., 2024). Par exemple, la compagnie

d'électricité espagnole Endesa⁵⁰, qui opère principalement en Espagne et au Portugal, a mis en place des jumeaux numériques dans les 38 principales centrales hydroélectriques, qui représentent environ 70 % de la capacité installée ; cela lui a permis d'analyser des informations pertinentes telles que la température, la vitesse, la pression et les vibrations, entre autres, afin d'optimiser le contrôle du fonctionnement des centrales, ainsi que d'alerter sur les anomalies et les défaillances possibles. De même, en Finlande, le gestionnaire du réseau de transport *-Fingrid-* a mis en œuvre avec Siemens un modèle de jumeau numérique pour optimiser le réseau de transport dans ce pays ; cela a permis d'améliorer l'efficacité, la précision et la cohérence des modèles utilisés pour la gestion du réseau (Sharma et al., 2022 ; Gámiz et al., 2020).

Par ailleurs, dans le secteur des transports, l'amélioration des processus de surveillance et de maintenance des actifs déployés constitue un domaine pertinent de création de valeur par l'IA. D'une part, les modèles d'IA permettent d'anticiper les défaillances et les anomalies des infrastructures, ce qui

48 ISA Intercolombia mise sur l'intelligence artificielle pour détecter les modes de défaillance dans les lignes de transport (2023, 18 décembre). Extrait de <<https://news.microsoft.com/es-xl/isa-intercolombia-le-apuesta-a-la-inteligencia-artificial-para-detectar-modos-de-falla-en-lineas-de-transmision/>>

49 Source : Seetalabs. <Disponible à l'adresse : <https://seetalabs.com/product/>>

50 Endesa applique l'intelligence artificielle pour créer des « jumeaux numériques » de ses centrales hydroélectriques (2024, 8 janvier). <Consulté sur <<https://elperiodicodelaenergia.com/endersa-aplica-inteligencia-artificial-crear-gemelos-digitales-centrales-hidroelectricas/>>Endesa - About Endesa. (2024). <https://www.endersa.com/es/sobre-endersa/nuestro-negocio>>

permet d'effectuer une maintenance préventive visant à accroître la disponibilité et la fiabilité. D'autre part, lorsque des défaillances surviennent, les modèles identifient plus précisément la nécessité d'une intervention et génèrent des informations pertinentes pour la réparation efficace des défauts, ce qui permet d'optimiser les budgets de maintenance dans des contextes de ressources limitées (Calatayud et al., 2022).

L'utilisation de la technologie, et plus particulièrement de l'IA, pour la détection précoce des défaillances de l'infrastructure routière contribue à réduire le nombre d'accidents de la route dans les pays. Un cas de référence dans la région est l'outil *Pavimenta2* qui a été développé par la BID et a été mis en œuvre par les autorités de transport et de sécurité routière dans onze pays de l'ALC. Cette solution utilise des vidéos des routes et, sur la base de modèles d'apprentissage profond et de vision par ordinateur, permet de diagnostiquer l'état de la chaussée et de la signalisation routière, afin de prioriser les activités d'entretien des routes et d'optimiser les ressources à allouer. Cet outil, en open source, a facilité l'analyse de 50 000 kilomètres de routes en ALC et a permis d'accroître l'efficacité des processus de détection de l'état du patrimoine routier dans les pays où il a été mis en œuvre (**figure 6**).

Un autre cas axé sur la détection des défaillances de la sécurité routière est *ViaSegura*, une solution d'IA basée sur l'apprentissage automatique et la vision artificielle développée par la BID et l'IRAP⁵¹. Cette application effectue un suivi précis des routes et détecte des éléments de sécurité routière tels que la disposition et le nombre de voies, l'éclairage et la présence de stations-service, entre autres, afin de générer des alertes de maintenance préventive et corrective⁵². Cette solution gratuite a permis de traiter plus de 61 000 kilomètres au Brésil, en Équateur, au Guatemala et au Pérou⁵³ (**figure 7**). De même, le ministère des transports et des travaux publics de l'Uruguay, en collaboration avec la BID, a réalisé un exercice pilote de recensement des défaillances du réseau routier du pays, basé sur l'analyse d'images à l'aide d'un modèle d'IA. Les résultats de ce test ont fourni au ministère des éléments pour rendre les activités d'inspection et de maintenance plus efficaces⁵⁴.

Un autre élément important de la gestion du réseau routier est l'identification des routes dans les zones rurales. Il s'agit d'une tâche difficile car elle couvre des zones du pays qui, en raison de leur emplacement et de leur topographie, sont éloignées. Dans différents pays, la méthode conventionnelle d'identification et de suivi de ces types de routes est manuelle, avec des équipes qui se déplacent pour identifier les routes et rendre compte de leur état. En Colombie, le Département national de planification (DNP) a développé une application qui, grâce à l'analyse d'images satellite et à l'utilisation de modèles d'*apprentissage automatique*, a permis d'inventorier le réseau routier tertiaire du pays ; cet inventaire a servi de base à la formulation de la stratégie globale pour le réseau routier colombien (Bureau consultatif présidentiel pour les affaires économiques et la transformation numérique, 2020).

51 Le Programme international d'évaluation des routes (iRAP) est une organisation caritative qui vise à sauver des vies en éliminant les routes à haut risque dans le monde entier. De plus amples informations sont disponibles à l'adresse suivante <<https://irap.org/about-us/>>

52 *ViaSegura*. Extrait de <https://irap.org/es/rap-tools/light-ratings/viasegura/>

53 *ViaSegura*. Extrait de <<https://fairlac.iadb.org/piloto/viasegura>>

54 Source : entretien avec des fonctionnaires du ministère des transports et des travaux publics de l'Uruguay.

Figure 6. Description du cas Pavimenta2

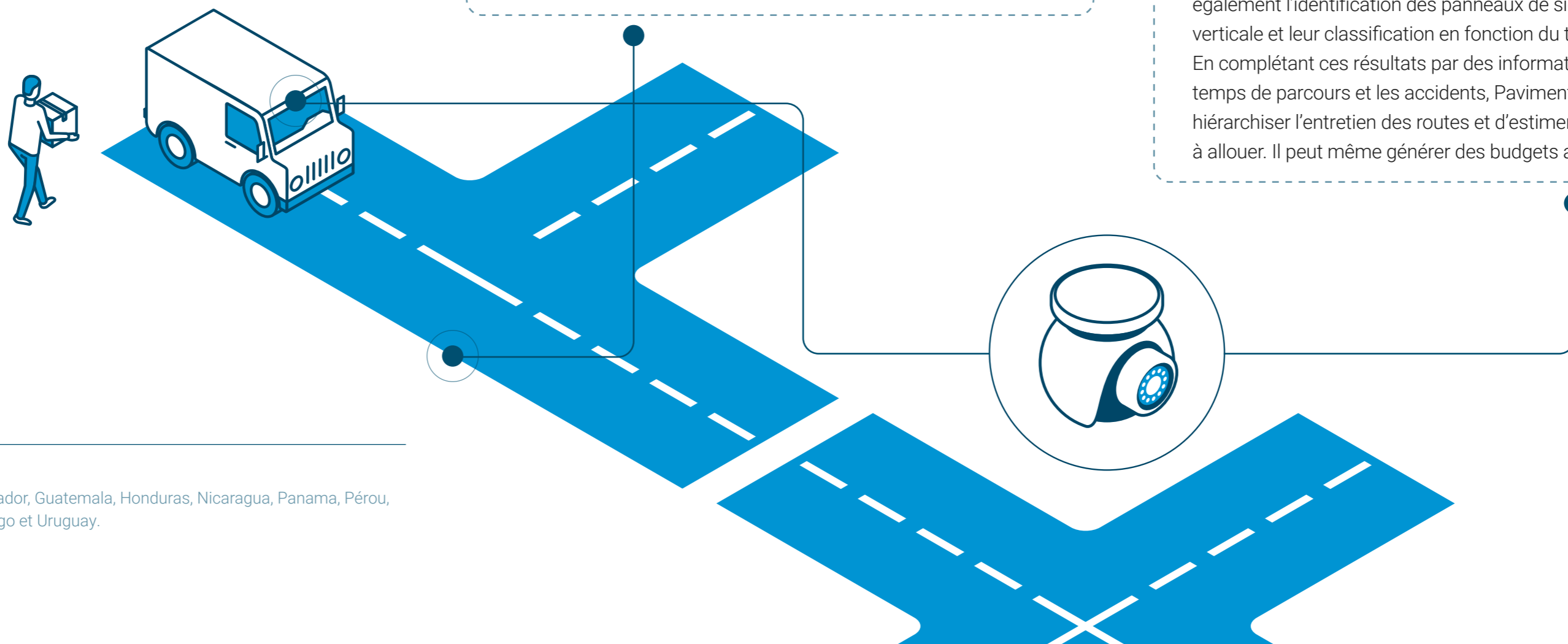
Pavimenta2 est une solution basée sur l'IA développée par la BID qui facilite la gestion de l'inventaire du patrimoine routier en détectant l'état des panneaux de signalisation et de la chaussée. Cet outil a été utilisé par des organismes de transport et de sécurité routière dans onze pays d'Amérique latine et des Caraïbes⁵⁵.

Problème à résoudre

L'analyse de l'infrastructure et du patrimoine routiers prend du temps, est coûteuse et nécessite un personnel expert ayant la capacité d'analyser les routes manuellement. Les estimations du budget nécessaire à l'analyse de 10 000 kilomètres de routes dépassent les 3 millions de dollars en un an et demi. Face à ce problème, l'IA offre des alternatives pour rendre l'analyse plus efficace, faciliter la circulation des véhicules et l'entretien fréquent et en temps voulu du patrimoine routier, minimiser les risques routiers associés et activer la logistique et l'intégration économique.

Description de la solution

Pavimenta2 est une solution open source qui utilise en entrée les vidéos enregistrées par les caméras du système de positionnement global (GPS) situées dans les véhicules conventionnels. Ces informations sont analysées au moyen d'outils d'IA d'apprentissage profond et de *vision par ordinateur* et sont intégrées dans des rapports qui géoréférencent et quantifient les résultats. Ces résultats comprennent, d'une part, la détection, la classification et la mesure des défauts de la chaussée tels que les fissures, la peau de crocodile, les fentes et les vides, entre autres. Les résultats comprennent également l'identification des panneaux de signalisation verticale et leur classification en fonction du type de panneau. En complétant ces résultats par des informations sur les temps de parcours et les accidents, Pavimenta2 permet de hiérarchiser l'entretien des routes et d'estimer les ressources à allouer. Il peut même générer des budgets approximatifs.



55 Brésil, Costa Rica, El Salvador, Guatemala, Honduras, Nicaragua, Panama, Pérou, Suriname, Trinité-et-Tobago et Uruguay.

Résultats et impact

La mise en œuvre de Pavimenta2 a facilité l'analyse de 50 000 kilomètres de routes dans la région et a rendu le processus de détection de l'état du patrimoine routier plus efficace, avec des niveaux de précision de plus de 85 %. En outre, l'adoption de Pavimenta2 a permis de diviser par 53 les coûts et par 39 le temps nécessaire à l'analyse du réseau routier, par rapport à l'alternative manuelle. Cette solution a également contribué à réduire les erreurs humaines et à favoriser une meilleure prise de décision en matière d'infrastructure grâce aux visualisations.

En outre, en 2023, la BID a lancé le cours « Intelligence artificielle dans les transports ». Il s'agit d'un cours virtuel gratuit destiné aux participants de l'ALC dont le champ d'action professionnel est lié au secteur des transports. Le cours donne un aperçu de l'intelligence artificielle et présente quelques applications actuellement disponibles dans le secteur des transports. Le cours examine également des technologies spécifiques telles que les modèles d'*apprentissage automatique* développés pour la solution Pavimenta2.

Conclusions

Selon les personnes interrogées, Pavimenta2 a permis de géoréférencer le réseau routier et ses défauts, de prioriser les interventions et le type de réparations à effectuer. La mise en œuvre de Pavimenta2 a été bien reçue par les bénéficiaires en ce qui concerne les avantages de cet outil. Parmi les leçons apprises, citons l'importance des compétences numériques qui permettent la gestion d'outils similaires, l'implication d'autres secteurs tels que le monde universitaire, et l'importance d'avoir l'infrastructure informatique nécessaire. Code disponible : Cours sur l'intelligence artificielle dans les transports : <https://cursos.iadb.org/es/indes/rea-inteligencia-artificial-en-el-transporte>

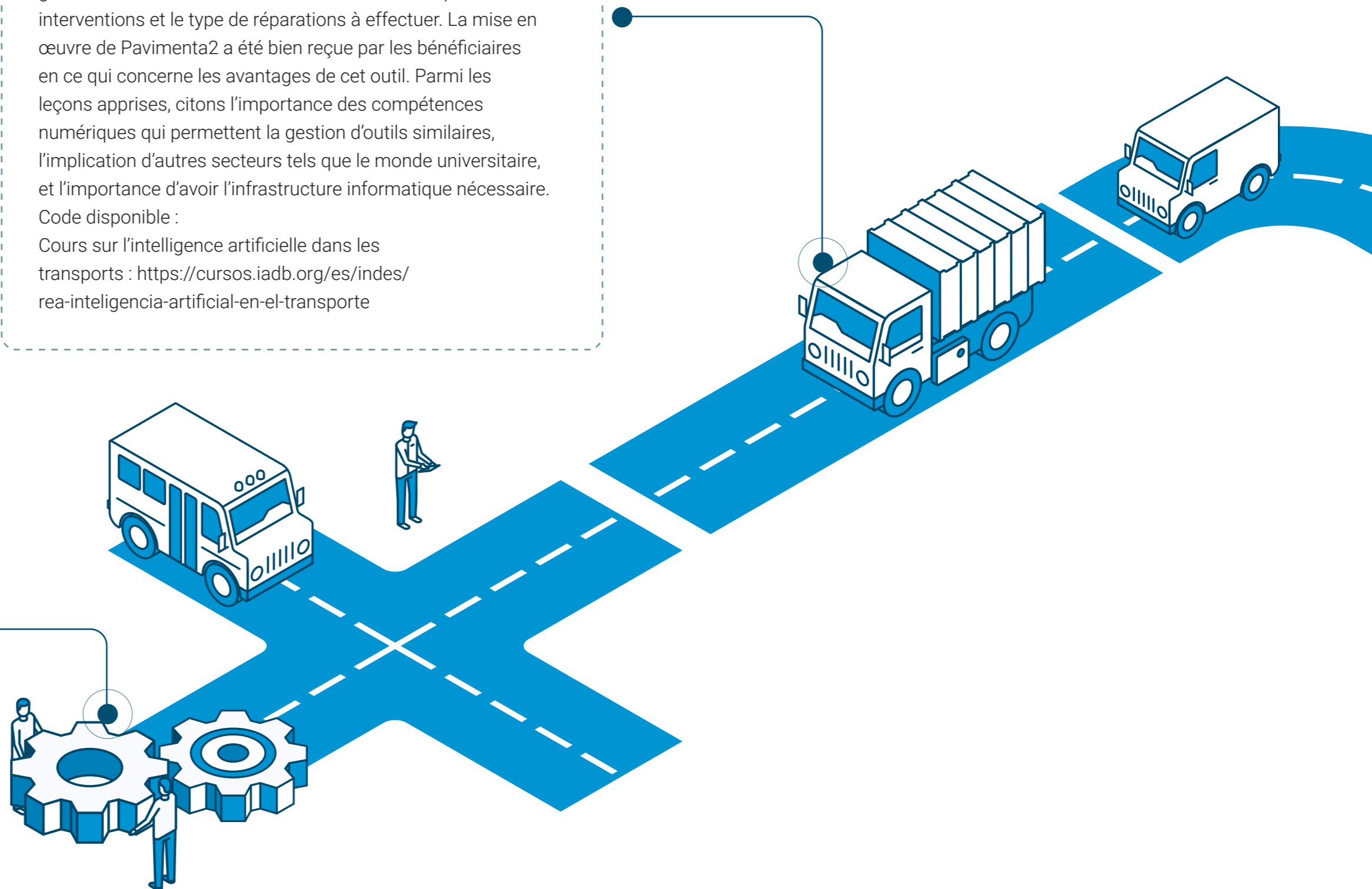


Figure 7. Description du cas ViaSegura

ViaSegura est un projet pilote développé conjointement par la BID et le Programme international d'évaluation des routes (iRAP). Ce projet utilise l'IA pour détecter rapidement l'état des routes et améliorer la sécurité routière dans quatre pays de la région (Brésil, Équateur, Guatemala et Pérou).

Problème à résoudre

Les défauts de l'infrastructure routière peuvent provoquer des blessures et des décès chez les personnes impliquées dans des accidents. Par conséquent, l'iRAP a créé un protocole (Star Rating) pour déterminer le niveau de sécurité de l'infrastructure routière pour différentes parties prenantes en notant manuellement les routes sur la base d'images et de vidéos sur une échelle de 1 à 5, où un est le moins sûr et cinq le plus sûr. ViaSegura a permis d'automatiser ce processus grâce à l'IA et, en ce sens, d'optimiser l'identification des différents éléments de la sécurité routière tels que la délimitation et l'éclairage des routes, le nombre de voies et d'autres aspects tels que la qualité des courbes et l'adhérence, entre autres.

Description de la solution

ViaSegura automatise l'analyse de la classification des routes à l'aide d'outils d'IA, en particulier l'apprentissage automatique (apprentissage supervisé), l'apprentissage profond et la vision par ordinateur. Ces modèles ont été entraînés sur plus de 60 000 images de routes du Brésil.

Résultats et impact

Ce projet a permis de marquer des images d'infrastructures routières plus rapidement et plus efficacement sur plus de 61 000 kilomètres de routes dans la région, permettant ainsi aux autorités de transport de prendre des mesures correctives sur ces infrastructures. En fait, la BID et l'iRAP ont indiqué que l'outil a permis de réduire le temps d'inspection des infrastructures routières de 78 à 2 semaines pour 10 000 kilomètres de routes, avec une précision de plus de 85 %. Cela a permis de réduire considérablement les coûts associés. Le code est disponible à l'adresse <https://github.com/EL-BID/VIAsegura>.



Dans le secteur de l'eau et de l'assainissement, les pertes physiques d'eau dans les systèmes d'approvisionnement représentent l'un des plus grands défis de l'industrie, car elles ont un impact significatif sur le chiffre d'affaires des entreprises. Ces pertes sont généralement associées à des fuites dans les canalisations de distribution causées par des problèmes tels que la détérioration des infrastructures et l'affaissement du sol.

Les stratégies traditionnelles de contrôle des fuites sont basées sur l'attention portée aux fuites signalées par les usagers (contrôle passif), sur des enquêtes périodiques ou sur la surveillance par zones ou par secteurs. La supervision repose généralement sur l'expertise de l'opérateur en poste et la précision de l'identification peut être affectée par la subjectivité de l'agent et son niveau de formation. C'est pourquoi des applications basées sur l'IA ont récemment vu le jour et cherchent à apporter une valeur ajoutée en établissant des mécanismes de classification suffisamment précis pour détecter les fuites d'eau sur la base des informations collectées (Mounce et al., 2010 ; Vanijirattikhan et al., 2022).

L'une de ces solutions est fournie par l'entreprise publique Servicio de Agua Potable y Alcantarillado de Lima (SEDAPAL), qui opère dans la zone métropolitaine de Lima. Cette

entreprise, en partenariat avec la BID, la Fondation FEMSA et les gouvernements suisse et israélien, a mené un projet pilote qui utilise l'informatique dans le Cloud et des modèles d'IA pour gérer les systèmes de traitement de l'eau et des déchets. Grâce à ce projet pilote, l'entreprise a pu détecter 7 000 événements, notamment des pertes d'eau, des augmentations de débit, des compteurs ou de télémétrie et des changements de pression (Brzezinski, 2023).

Fonctionnement et entretien des systèmes

L'un des facteurs déterminants de la gestion des systèmes de production et de distribution d'énergie est la nécessité de garantir l'efficacité de leur exploitation et de leur maintenance afin de répondre à l'augmentation permanente de la demande et de fournir un approvisionnement en électricité fiable.

Une gestion efficace de la capacité du réseau donne la priorité à la production d'énergie la moins coûteuse⁵⁶, tant en termes monétaires qu'environnementaux. La gestion de l'énergie peut

également se concentrer sur l'optimisation de la capacité des systèmes locaux. Certains travaux empiriques ont montré que la mise en œuvre d'une stratégie de surveillance de la consommation associée à un système de stockage pour réduire la consommation du réseau en période de tension réduit considérablement les coûts d'exploitation et les émissions de CO₂ (H. Zhang et al., 2012). Un cas d'utilisation de l'IA à cet égard est celui des systèmes de gestion intelligents qui intègrent la gestion de la capacité et l'utilisation des systèmes de stockage d'énergie avec des modèles de prévision des prix et de la demande pour déterminer les horaires optimaux de charge et d'utilisation du stockage, à partir du réseau de distribution ou du système de batterie (Abdalla et al., 2021 ; Ahmad et al., 2022).

Dans le même ordre d'idées, les solutions basées sur l'IA qui sont pertinentes pour les fournisseurs de services d'électricité sont développées autour des *réseaux intelligents (Smart grids)*, qui utilisent des compteurs intelligents, des technologies de télécommunications avancées et des systèmes de contrôle à distance pour coordonner efficacement tous les agents du réseau. Ces systèmes permettent une communication bidirectionnelle entre les échanges et les usagers et produisent des informations qui alimentent les modèles de gestion de la demande pour développer des applications telles que la

⁵⁶ En général, dans les pays qui déterminent l'énergie entrant dans le système, un modèle d'optimisation à contraintes multiples évalue la capacité et le coût de production moyen de différentes centrales, qu'elles soient thermiques (gaz ou charbon), hydroélectriques, nucléaires, solaires ou éoliennes, en choisissant celles qui sont les plus efficaces et qui répondent à la sécurité énergétique du système.

gestion des pics de demande, par laquelle la consommation est gérée en fonction des niveaux de charge dans le système (Johannesen et al., 2019). En outre, des applications basées sur l'IA ont été développées qui, sur la base des informations collectées à partir des dispositifs de comptage, identifient et surveillent en temps réel la topologie et l'état physique du réseau dans les systèmes de distribution d'électricité (Li et al., 2020), ce qui optimise leur fonctionnement et leur contrôle (Chung et al., 2023) et améliore leur fiabilité et leur résilience.

En France, une entreprise a développé une application⁵⁷ qui analyse le niveau de consommation d'électricité du pays et envoie des signaux aux usagers en fonction du niveau de tension du système. La plateforme affiche des informations en temps réel sur la demande et les prix de gros, ainsi que des modèles de prévision afin que les consommateurs puissent planifier leur consommation d'électricité tout au long de la journée. En outre, dans les pays où les pertes techniques et non techniques sont élevées, l'utilisation de ces réseaux a permis d'identifier efficacement ces pertes et donc d'élaborer des plans pour les prévenir (Levy et al., 2018).

Les *systèmes de gestion de l'énergie des bâtiments* (BEMS), qui comprennent des modèles de prévision de la demande, sont un autre exemple de solutions visant à améliorer la planification et la gestion de la consommation d'énergie, à optimiser les ressources et à réduire l'empreinte carbone (Runge & Zmeureanu, 2021). Une entreprise britannique a mis au point une application qui combine les informations du système de gestion de l'énergie d'un bâtiment et les informations météorologiques pour optimiser la consommation d'énergie en temps réel à l'aide d'algorithmes d'intelligence artificielle⁵⁸. Ce logiciel se connecte aux compteurs intelligents et au réseau énergétique central, ce qui permet aux gestionnaires d'optimiser la consommation en fonction des prix de gros. Cet outil a permis de réaliser des économies d'énergie d'environ 10 % dans les bâtiments qui l'ont mis en œuvre et de réduire les émissions de carbone d'environ 40 %⁵⁹.

La détection des pertes d'énergie, qu'il s'agisse de pertes physiques dans les réseaux (pertes techniques) ou de

consommation non autorisée associée au piratage ou à la fraude (pertes non techniques), est un autre des principaux défis auxquels sont confrontées les compagnies d'électricité. En ce qui concerne les pertes non techniques, des solutions basées sur l'IA ont été développées pour permettre aux entreprises de prédire la possibilité d'une consommation non autorisée par certains clients, ce qui permet d'optimiser les activités de surveillance et d'inspection. L'outil *Energizados* développé par la BID et mis en œuvre par des entreprises énergétiques au Brésil, au Guatemala et au Costa Rica, en est un exemple dans la région. Cette solution analyse les données historiques de consommation et utilise des modèles d'apprentissage automatique pour identifier les connexions présentant une forte probabilité de fraude. Grâce à l'utilisation d'Energizados dans deux entreprises de la région, le ratio de retour sur investissement (ratio coûts-avantages) par audit a été de 2,9, alors qu'avec la méthode traditionnelle, le résultat de ce ratio est de 1,7. En outre, dans ces cas, il a été possible de multiplier par 1,65 en moyenne la détection des fraudes à l'électricité (**figure 8**).

⁵⁷ Ecowatt. Extrait de <<https://www.monecowatt.fr/>>

⁵⁸ Bord de grille. Extrait de <<https://gridedge.ai/ai-for-flexibility/>>

⁵⁹ Étude de cas : Intelligence artificielle pour les systèmes de gestion de l'énergie des bâtiments (2019, 20 juin). Extrait de <<https://www.iea.org/articles/case-study-artificial-intelligence-for-building-energy-management-systems>>

Figure 8. Description du cas Energizados

Energizados est un outil développé par la BID qui identifie par le biais de l'IA les pertes non techniques des entités du secteur de l'électricité. Cette solution a été mise en œuvre dans la compagnie d'électricité de l'État du Rio Grande do Sul au Brésil, dans la compagnie d'électricité du Guatemala et dans la compagnie nationale de force et de lumière du Costa Rica.

Problème à résoudre

Dans la région ALC, le secteur de l'électricité est confronté à des pertes représentant environ 15 % de l'approvisionnement total en électricité. Les pertes non techniques, liées au vol d'énergie, à la fraude ou aux erreurs de comptage, ont un impact sur la viabilité financière des entreprises énergétiques, augmentent les coûts pour la population et constituent un risque pour la santé des communautés dans le cas de connexions illégales. Energizados cherche à résoudre ces problèmes en améliorant le fonctionnement du réseau électrique et en augmentant l'efficacité des activités de distribution d'électricité.

Description de la solution

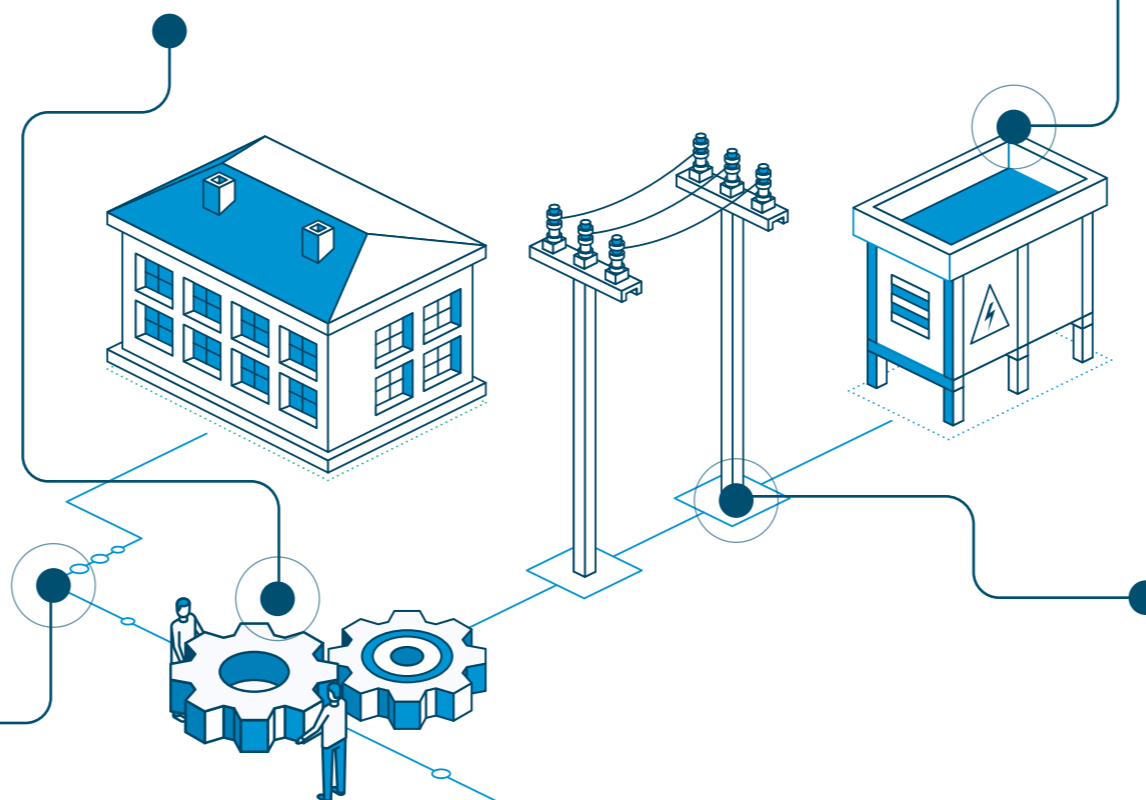
Energizados est une solution open source qui utilise les données historiques de consommation pour identifier les connexions ayant une forte probabilité d'être frauduleuses à l'aide d'outils d'intelligence artificielle tels que des modèles de règles supervisés, semi-supervisés et analytiques. Ces modèles ont facilité l'analyse de l'ensemble des connexions électriques des entreprises et l'identification des anomalies et des fraudes, qui ont ensuite été vérifiées par des inspections manuelles qui alimentent les modèles en retour. En outre, Energizados présente les résultats par le biais de visualisations géographiques qui facilitent l'analyse territoriale et contribuent à une meilleure prise de décision en offrant une plus grande efficacité dans la planification des inspections.

Résultats et impact

L'utilisation d'Energizados dans deux entreprises a permis d'augmenter le retour sur investissement par audit (ratio avantage-coût) de 1,7 à 2,9. En outre, la détection des fraudes à l'électricité a pu être multipliée par 1,65 grâce à cet outil. Dans le cas de la compagnie nationale d'énergie Eléctrica do Rio Grande do Sul au Brésil, l'adoption d'Energizados a permis d'augmenter le taux d'identification des fraudes d'entre 17% et 23% à 28%. Ainsi, là où il a été mis en œuvre, Energizados a permis d'accroître la précision et l'efficacité des inspections et de réduire leurs coûts.

Conclusions

Selon les personnes interrogées, Energizados est un exemple de solution abordable et facile à mettre en œuvre dans d'autres pays de la région qui transforme le secteur grâce à l'utilisation de l'IA en atteignant des niveaux plus élevés de précision d'inspection à moindre coût et en moins de temps. Parmi les facteurs de réussite de ce projet figurent la disponibilité des données, l'engagement de la direction des entreprises en faveur de l'innovation et l'articulation entre les scientifiques des données, les développeurs de produits et les clients.



Source : BID : BID, entretiens avec le personnel de la BID.

En outre, le développement et la mise en œuvre de modèles de prévision des prix de gros utilisés pour la formulation des plans de production des producteurs ainsi que pour la conception des stratégies d'appel d'offres des négociants ont pris de l'ampleur dans ce secteur ; cela permet aux fournisseurs d'optimiser leurs processus et de réduire leurs coûts, ce qui se traduit par une plus grande efficacité dans l'utilisation des ressources naturelles, une meilleure programmation de la consommation et des tarifs moins élevés pour les utilisateurs finaux (Pourdaryaei et al., 2024). Par exemple, dans la phase d'exploitation et de maintenance, les modèles de prévision permettent d'optimiser la variabilité des apports d'eau pour l'hydroélectricité et de réduire ses pertes (Arch et al., 2019). De même, dans le domaine de la commercialisation, ces modèles améliorent l'automatisation des offres commerciales, ce qui augmente la probabilité de clôture des contrats (Arch et al., 2019). Dans ce contexte, ces dernières années, le développement de ces modèles a intégré des composantes d'IA qui permettent de mieux relever des défis tels que l'analyse des chocs non linéaires⁶⁰ liés au comportement des

prix, l'inférence des relations cachées entre les variables et le développement de capacités d'apprentissage sur le passé afin d'améliorer la précision des prédictions (Castelli et al., 2020 ; Pourdaryaei et al., 2019).

Dans le secteur des transports, il existe différents outils d'IA axés sur la gestion du trafic, connus sous le nom de systèmes avancés de gestion du trafic (ATMS)⁶¹, qui contribuent à réduire les embouteillages, à traiter les accidents de la route en temps opportun et à réduire le taux d'accidents, entre autres⁶². Les ATMS sont basés sur des modèles de trafic prédictifs qui génèrent des alertes envoyées à l'administration pour résoudre les problèmes dans l'infrastructure existante ou augmenter sa capacité, ainsi que pour évaluer les impacts d'une éventuelle intervention (Boukerche et al., 2020).

De même, il existe des solutions qui génèrent de la valeur en utilisant des modèles d'apprentissage automatique orientés vers la prédiction de la congestion routière, qui analysent les images capturées par des caméras de sécurité, des drones

ou des photos d'inspecteurs, pour estimer les volumes de véhicules, leur vitesse et leur trajectoire⁶³. Cela permet d'accroître l'efficacité de la gestion du trafic, d'évaluer les interventions possibles sur les routes et de gérer la répartition des agents de la circulation afin de maximiser les ressources humaines⁶⁴. Les systèmes de surveillance basés sur l'IA qui analysent les images des caméras de surveillance et modélisent les flux de véhicules afin d'améliorer la gestion des feux de circulation en temps réel⁶⁵ et de décongestionner les routes⁶⁶ en sont un exemple. De tels modèles ont été utilisés dans des villes telles que Pittsburgh aux États-Unis, Bengaluru en Inde et Shanghai en Chine, entre autres⁶⁷. De même, le gouvernement de Singapour a mis en place une tarification routière dynamique (Electronic Road Pricing - ERP), dans laquelle les redevances routières sont fixées à l'aide de modèles d'apprentissage automatique qui simulent le trafic

60 Le concept de relation non linéaire entre les variables fait référence au fait qu'une telle relation implique des dépendances complexes qui ne peuvent pas être représentées par une ligne droite et nécessite donc d'autres formes de représentation telles qu'une fonction quadratique, polynomiale ou irrégulière.

61 Systèmes avancés de gestion du trafic (Advanced Traffic Management Systems-ATMS)

62 US. Department of Transportation Federal Highway Administration (août 2023). Extrait de <<https://ops.fhwa.dot.gov/atdm/approaches/atm.htm>>

63 Inteia. Extrait de <<https://inteia.com.co/estudios-de-movilidad/>>

64 Ibid.

65 Technologie de contrôle adaptatif des signaux (ASCT).

66 Lopez Conde, M. et Twinn, I. (2019). How artificial intelligence is making transport safer, cleaner, more reliable and efficient in emerging markets: Traffic management operations (Novembre 2019). Extrait de <<https://www.ifc.org/content/dam/ifc/doc/mgrt/emcompass-note-75-ai-making-transport-safer-in-emerging-markets.pdf>>

67 Ibid.

et prédisent le niveau de congestion futur, afin de calculer un niveau optimal qui induit une diminution du niveau réel de congestion. À cette fin, à partir de 2020, le gouvernement a installé des capteurs GPS dans les véhicules (Lehe, 2019).

Un autre élément fondamental de la gestion des systèmes de mobilité est l'identification de la localisation des usagers, statique ou dynamique, qui permet d'analyser les schémas de déplacement et de gérer plus efficacement le fonctionnement des systèmes ; cette identification est possible grâce au *système mondial de navigation par satellite (GNSS)*⁶⁸. À cet égard, à Madrid, en Espagne, Romanillos *et al.* (2018) ont mené, en coordination avec la société de transport municipal de la ville, une analyse⁶⁹ de plus de 250 000 itinéraires du système de vélos en libre-service de la ville, BiciMAD, qui a permis d'étudier en profondeur les schémas de déplacement des usagers et d'obtenir des informations sur l'occupation

68 « Les GNSS sont des constellations de satellites coordonnés pour positionner des appareils n'importe où sur le globe », le plus connu étant le Global Positioning System (GPS) des États-Unis, ce qui ne veut pas dire qu'il n'existe pas d'autres systèmes de ce type développés par d'autres pays, tels que le BEIDOU de la Chine, le GLONASS de la Russie et le GALILEO de l'Union européenne, pour n'en citer que quelques-uns (Gutiérrez Puebla *et al.*, 2020).

69 L'étude comprend des analyses de la répartition des déplacements, de la longueur des distances parcourues, de la vitesse, des flux sur le réseau par tranche horaire et des temps de parcours, entre autres.

des rues afin d'identifier celles qui pourraient être activées certains jours pour être utilisées par les piétons et les vélos. En outre, sur la base des matrices origine-destination et des informations sur les déplacements, les auteurs ont identifié des options pour étendre les voies réservées aux vélos (Romanillos *et al.*, 2018).

De même, différents modèles de prédiction des accidents de la route ont été développés pour identifier les tronçons les moins sûrs, ainsi que les schémas de localisation et de mortalité, et la probabilité d'occurrence. Les informations générées par ces modèles sont utilisées par les autorités de transport pour atténuer les causes des accidents (García De Soto *et al.*, 2018), et hiérarchiser les solutions à mettre en œuvre (Sameen & Pradhan, 2017 ; Santos *et al.*, 2021). Un exemple est le modèle basé sur l'apprentissage profond qui a été développé par un groupe de chercheurs du MIT et du Qatar Centre for AI, qui prédit les accidents de la circulation avec un haut niveau de précision, et qui a obtenu de bons résultats dans les villes où il a été appliqué⁷⁰. Ce modèle peut être utilisé pour planifier la construction de nouvelles infrastructures routières, car il a la

70 L'apprentissage profond aide à prédire les accidents de la route avant qu'ils ne se produisent (octobre 2021). Extrait de <<https://www.csail.mit.edu/news/deep-learning-helps-predict-traffic-crashes-they-happen>>

capacité de prédire les accidents dans des endroits qui n'ont pas d'historique⁷¹.

Dans le même ordre d'idées, il existe des applications d'IA pour les véhicules qui visent à contribuer à la réduction du nombre et du niveau de complexité des accidents de la circulation. La BID a soutenu le gouvernement de San Salvador dans la mise en œuvre d'un projet pilote de *système de prévention* automatique des collisions et des accidents - *Système d'évitement des collisions (CAS)* - dans le service de transport public. Ce système consiste en une série d'alarmes, de caméras et de capteurs qui alertent les conducteurs du service en cas d'approche imminente de piétons, de véhicules ou d'autres éléments étrangers⁷². Il détecte également les panneaux de signalisation et les excès de vitesse, surveille les feux, définit les distances de sécurité entre les véhicules et avertit des sorties de voie et des collisions frontales et latérales potentielles avec les piétons et les bicyclettes.⁷³ Après huit (8) semaines de mise en œuvre, le pourcentage de

71 Ibid.

72 Des pilotes d'innovation dans les transports publics sans frais pour les pays ? Oui, c'est possible (septembre 2018). Extrait de <<https://blogs.iadb.org/transporte/es/innovacion-en-el-transporte-publico-sin-costos-ninguno-para-los-paises-si-es-posible/>>

73 Ibid.

conducteurs ayant réduit les alertes générées a dépassé 40 %. Ces types de systèmes contribuent à réduire les accidents entre véhicules jusqu'à 30 %⁷⁴.

Un autre aspect fondamental de la gestion intelligente du trafic est l'intervention en cas d'accident de la circulation. Des outils sont actuellement développés pour augmenter le niveau d'automatisation des réponses à ce type d'urgence. L'un d'entre eux consiste à analyser en temps réel les vidéos des caméras de sécurité à l'aide de réseaux neuronaux convolutifs (CNN) pour détecter les objets en temps réel. Une fois l'accident et sa position géographique identifiés, une alerte est envoyée aux unités d'urgence proches, ce qui réduit considérablement les temps de réponse et augmente l'efficacité de l'intervention (Desai et al., 2021).

Dans le secteur des ports et de la logistique, les modèles d'IA ont été utilisés, entre autres, pour gérer les flux de trafic des véhicules de transport de marchandises transitant par les terminaux (Valenciaport, 2020). De cette manière, les images aériennes des ports identifient les situations critiques en termes de congestion, ce qui permet à l'administration de

gérer la vitesse d'approche des navires et donc d'atténuer la congestion et de réduire les émissions de CO₂ générées par les navires⁷⁵. La mise en œuvre dans le port de Barcelone d'un système permettant la traçabilité et la gestion des flux de conteneurs dans le port en est un exemple⁷⁶. Les conteneurs ont un code qui n'est pas facile à identifier pour le personnel à terre, car les conteneurs peuvent se trouver dans des positions différentes et certains des codes ne sont pas lisibles⁷⁷. Les administrateurs du port ont donc utilisé des algorithmes d'analyse vidéo pour obtenir les codes des conteneurs afin de contrôler le flux automatiquement⁷⁸.

Enfin, les niveaux de pollution et le rôle du secteur des transports dans l'augmentation des particules qui affectent la population suscitent de vives inquiétudes. Selon la BID, à l'échelle mondiale, 25 % des émissions annuelles de gaz à effet de serre sont produites par le secteur des transports, ce qui en fait le deuxième plus grand contributeur à ces émissions, après la production d'électricité et le chauffage (Calatayud et al., 2023). En ce sens, une avancée importante dans l'amélioration de la compréhension de ces niveaux de pollution est la surveillance de la trajectoire des gaz à effet de serre. Pour ce faire, le laboratoire de physique appliquée (APL) de l'université Johns Hopkins a mis au point un modèle d'apprentissage profond qui, grâce à l'imagerie satellite et aux informations publiques sur les routes et les rues, estime avec précision les émissions de polluants produites par le secteur des transports dans les 500 villes les plus émettrices au monde⁷⁹.

En ce qui concerne le secteur de l'eau et de l'assainissement, une gestion efficace des ressources en eau joue un rôle clé dans la lutte contre la pénurie d'eau et la durabilité de secteurs tels que l'agriculture, la santé publique et la préservation de l'environnement. Les stations de traitement

74 Ibid.

75 Quantil. Extrait de https://www.linkedin.com/posts/quantil-math_inteligencia-artificial-en-puertos-activity-7188503860242513920-lyPm?utm_source=share&utm_medium=member_desktop & ORCA AI. Extrait de <https://www.orca-ai.io/>

76 Étude de cas : Port de Barcelone. Extrait de <https://www.allread.ai/es/casos-de-exito/puerto-barcelona-usan-inteligencia-artificial-identificar-contenedores-vagones/>

77 Ibid.

78 Ibid.

79 Ibid.

et de distribution constituent un élément important des systèmes de gestion de l'eau, car elles assurent un approvisionnement continu de la communauté. À cet égard, le réseau de distribution nécessite une surveillance continue du débit afin d'éviter les fuites qui génèrent des pertes de la ressource ; de même, les usines de traitement nécessitent des processus avancés pour la détection des polluants et la séparation des déchets (Nova, 2023).

Une solution pertinente pour une gestion efficace des ressources en eau est l'utilisation de compteurs intelligents. D'une part, ces compteurs facilitent l'inspection des réseaux en détectant les consommations inhabituelles et, d'autre part, ils permettent aux ménages et aux entreprises de gérer plus facilement leur consommation. Bien que les compteurs intelligents ne constituent pas en eux-mêmes une application d'IA, ils permettent ce type de modélisation, car ils génèrent et capturent les informations nécessaires à la classification et à l'analyse prédictive. L'Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá (EAAB) en est un exemple. Elle a lancé le projet Smart Water Metering qui vise à permettre aux gros consommateurs de contrôler leur consommation, d'obtenir des statistiques et de déclencher des alarmes afin de surveiller leurs processus de production et même d'identifier les fuites

internes en temps utile⁸⁰. Des systèmes de télémesure similaires sont en cours d'installation dans différentes villes de l'ALC⁸¹, principalement parce qu'ils créent de la valeur en renforçant la numérisation des systèmes de distribution et de traitement de l'eau, ainsi qu'en optimisant la consommation des usagers⁸².

Par ailleurs, à l'instar du secteur de l'énergie, l'un des principaux problèmes auxquels sont confrontées les entreprises du secteur de l'eau est celui des pertes dans les réseaux de distribution, connues sous le nom de « Non-Revenue Water » (NRW), qu'elles soient dues à une consommation non autorisée (piratage ou fraude) - appelées « pertes non techniques » - ou à des pertes physiques de la ressource (Vanijjirattikhan et al., 2022) - appelées « pertes techniques ».

Une application importante de l'IA dans ce secteur est le développement et la mise en œuvre de modèles pour détecter les pertes d'eau non techniques dans les systèmes d'aqueducs. Un cas de référence dans la région est *Aquadata*⁸³, une solution développée par la BID et mise en œuvre en 2023 par l'Empresa Pública Metropolitana de Agua Potable y Saneamiento (EPMAPS) à Quito, en Équateur (**Figure 9**)

80 Bogota lance le comptage intelligent de l'eau (SWM). (2022, octobre). Extrait de <<https://www.acueducto.com.co/wps/portal/EAB2/Home/general/sala-de-prensa/boletines/detalle/bogota+la+estrena+la+medicion+inteligente+del+agua+%28mia%29>>.

81 South and Central America Smart Meter Market Size and Share Analysis: Growth Trends and Forecasts (2024-2029). Extrait de <<https://www.mordorintelligence.com/es/industry-reports/south-and-central-america-smart-meters-market-industry>>

82 La province de Neuquén a installé 300 compteurs d'eau intelligents Sigfox. Extrait de <<https://www.grupodatco.com/neuquen-despliega-medidores-de-agua-inteligentes-con-tecnologia-sigfox/>>

83 BID pour l'ALC. *Aquadata*. <<https://fairlac.iadb.org/piloto/acuadata>>. Entretien avec le personnel d'EPMAPS et de la BID.

Figure 9. Description du cas Aquadata

Aquadata est une solution développée par la BID et mise en œuvre par l'Empresa Pública Metropolitana de Agua Potable y Saneamiento de Quito (EPMAPS) en 2023. Cette solution détecte les pertes d'eau non techniques grâce à des modèles d'intelligence artificielle et des données historiques.

Description de la solution

Aquadata utilise des modèles d'apprentissage automatique de l'IA, en particulier des modèles de classification supervisée et le modèle d'accélération du gradient sur les données 2010-2022 d'un million de clients pour identifier leur probabilité de fraude. Lors des tests, EPMAPS a vérifié les bons résultats de l'outil en menant des audits sur le terrain.

Résultats et impact

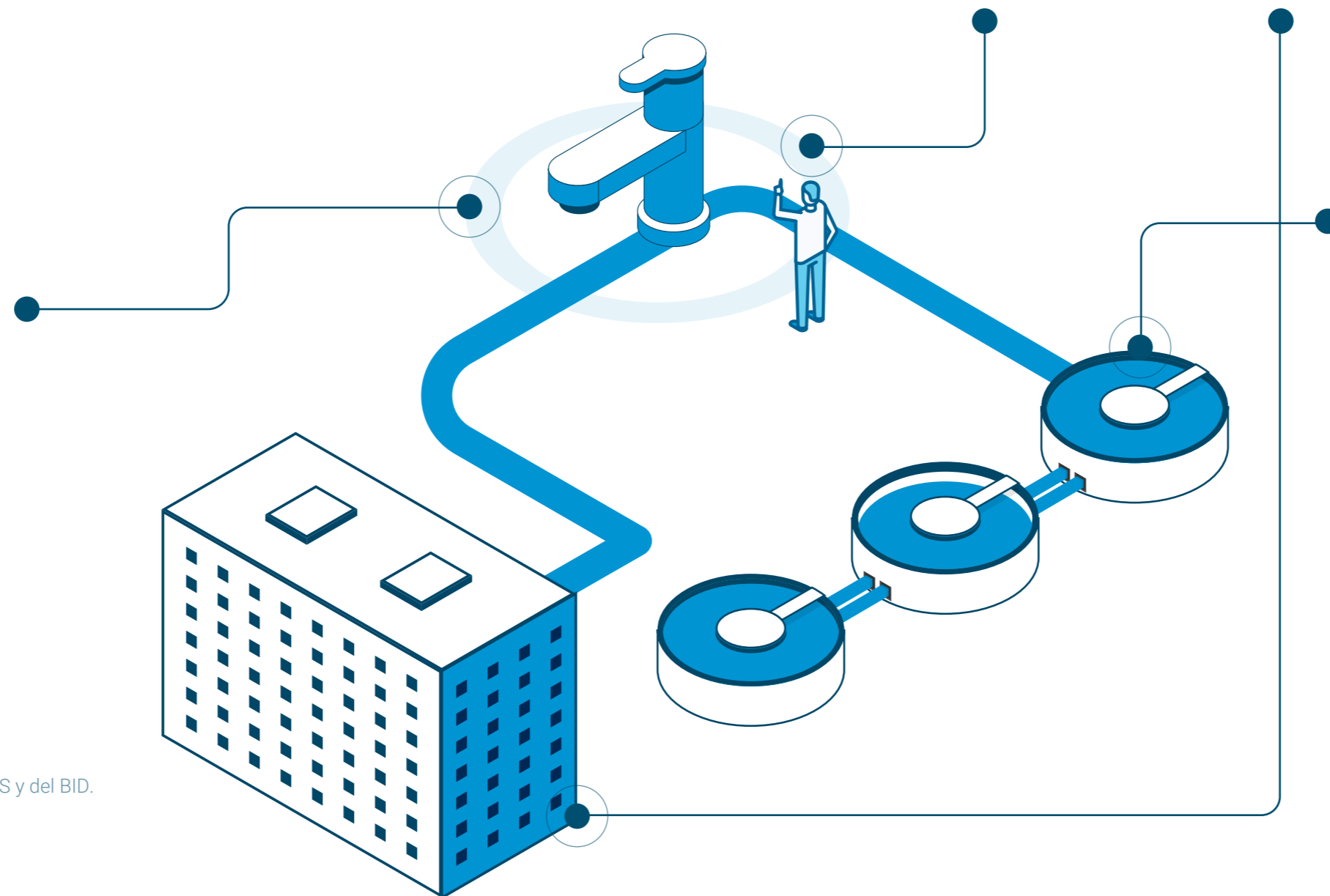
Aquadata a permis à EPMAPS de détecter un plus grand nombre d'anomalies dans la consommation d'eau avec un niveau de confiance de plus de 90 %. Cela a permis une plus grande efficacité des inspecteurs sur le terrain, dont les niveaux d'assertivité (imposition d'amendes) sont passés de 13 % à 34 % des inspections, ainsi que l'identification de pannes dans plus de 18 % des compteurs d'eau.

Problème à résoudre

L'objectif d'Aquadata est de contribuer à la réduction des pertes d'eau non techniques et commerciales dans les réseaux d'eau, qui peuvent représenter jusqu'à 40 % de la ressource, et d'accroître l'efficacité de l'identification des anomalies dans la consommation d'eau, réduisant ainsi les besoins en matière de contrôles et d'inspections.

Conclusions

Selon les entretiens avec les membres des équipes de l'EPMAPS et de la BID, ce projet a renforcé la performance financière de l'EPMAPS et a contribué à la préservation des ressources en eau de la ville. Parmi les facteurs de réussite de ce projet, on peut citer la formation et le transfert de connaissances, ainsi que le travail d'équipes pluridisciplinaires. Parmi les défis rencontrés, on peut citer le scepticisme initial, les difficultés liées à la saisie et au formatage des données, ainsi que le stockage des données conformément aux réglementations locales.



Fuente: BID y entrevistas al equipo de trabajo de EPMAPS y del BID.

D'autre part, l'un des principaux problèmes auxquels sont confrontées les stations d'épuration est le niveau élevé de contamination de l'eau, qui est généralement causé par l'existence de bactéries, de parasites, de médicaments, d'engrais, d'insecticides et de pesticides, entre autres, qui sont généralement difficiles à classer dans la phase de traitement, en partie parce qu'ils ne modifient pas de façon permanente la couleur de l'eau et ne sont pas faciles à reconnaître par l'œil humain (Maroju et al., 2023)... En réponse à ce problème, plusieurs études de cas se sont concentrées sur l'application d'algorithmes d'apprentissage profond et d'apprentissage automatique pour identifier les éléments de contamination dans l'eau. Par exemple, des chercheurs de l'Université de Chicago ont utilisé l'IA pour créer des sondes chimiques capables de détecter et d'éliminer les substances nocives dans l'eau⁸⁴.

Il existe également des entreprises qui mettent en place des systèmes d'automatisation pour les stations d'épuration afin d'améliorer leur gestion. Sur la base d'un modèle numérique de la station d'épuration, les performances de la station sont contrôlées afin d'améliorer son fonctionnement et de fournir des

informations sur les besoins de maintenance⁸⁵. Ces systèmes adaptent également les processus d'épuration des eaux usées aux nouvelles technologies, par exemple en utilisant des algorithmes de tri pour détecter les corps étrangers dans les sources d'eau et éliminer les déchets par traitement biologique⁸⁶.

De même, Granata et al. (2017) ont développé un modèle pour prédire le niveau de pollution dans les flux d'eaux usées, à travers certaines caractéristiques et comportements de l'assainissement, en se basant sur les données de 65 communautés aux États-Unis, entre 1992 et 2002. Les chercheurs ont constaté que le modèle d'apprentissage automatique⁸⁷ utilisé prédit correctement le niveau de pollution des eaux usées et qu'il est généralisable, c'est-à-dire qu'il peut être utilisé dans d'autres stations d'épuration. Il est également efficace pour une utilisation dans les systèmes de gestion des stations avec des informations de capteurs en temps réel (Granata et al., 2017). De même, le gouvernement de Singapour a utilisé un outil de surveillance pour la

station d'épuration d'Ulu Pandan qui lui permet d'effectuer une modélisation prédictive des indicateurs de qualité des eaux usées et de l'eau⁸⁸. Le logiciel utilise des techniques d'apprentissage automatique pour modéliser le débit et la charge des eaux usées, ainsi que les niveaux d'oxygène et de certains produits chimiques dans les masses d'eau de la station⁸⁹. L'avantage de cet outil est qu'il est alimenté par les données d'exploitation de l'usine ; ainsi, le modèle continue d'apprendre, augmentant constamment sa précision⁹⁰.

Enfin, l'IA contribue à améliorer la gestion des déchets solides. Un des cas d'utilisation est la reconnaissance d'images qui détecte les décharges potentielles ou existantes et facilite la classification des déchets. Par exemple, la fondation argentine Bunge y Born a développé un système utilisant l'IA et des images satellites qui identifie les décharges informelles à ciel ouvert afin de prévenir leur expansion et leur impact négatif sur l'environnement et la santé publique (Fundación Bunge y Born, n.d. et 2021).

84 L'intelligence artificielle appliquée au traitement des eaux usées municipales (2021, mai). Extrait de <<https://www.bluegold.es/es/inteligencia-artificial-aplicada-al-tratamiento-de-aguas-residuales-municipales/>>

85 Gestion durable du traitement de l'eau avec Intelliflux. Extrait de <<https://ifctrl.com/industries/water/>>

86 Ibid.

87 Dans ce cas, les auteurs ont utilisé des arbres de décision et la régression vectorielle de soutien, cette dernière méthode obtenant les meilleurs résultats.

88 IWA (2020). Digital Water, Artificial Intelligence solutions for the water sector: Predictive wastewater treatment plant control. Consulté à l'adresse suivante : <https://iwa-network.org/wp-content/uploads/2020/08/IWA_2020_Artificial_Intelligence_SCREEN.pdf>

89 Ibid.

90 Ibid.

Relations avec les clients

L'utilisation de l'IA dans le secteur de l'énergie contribue à améliorer les relations des entreprises avec leurs clients en permettant la fourniture d'informations pertinentes et en facilitant la communication. L'adoption de l'IA peut permettre aux clients de réaliser des économies grâce à l'accès à des informations sur les coûts de l'énergie, les moments optimaux pour utiliser l'énergie, ainsi que la quantité d'énergie qu'ils produisent à partir de sources renouvelables (Engelhardt, McClelland & Collet, n.d.). En outre, les outils d'IA tels que les *bots* facilitent le traitement des courriels et des *chats* sur les plateformes numériques. Ils peuvent demander des informations manquantes aux usagers, les informer en cas de perturbations ou d'anomalies du service, les aider à optimiser leur consommation en fonction de leurs besoins et de leur consommation antérieure, et leur fournir des réponses dans un délai plus court. L'expérience et la satisfaction des usagers s'en trouvent améliorées, ce qui renforce la fidélité des clients à l'égard des entreprises⁹¹.

91 Visor AI (2021) ; Microsoft - Streebo Inc (2024) ; Infosys BPM (2024) ; Wipro (2019) ; Talbott (2024) ; Sergiienko (2024).

L'un des cas d'utilisation de l'IA qui génère de la valeur en optimisant le fonctionnement des systèmes de transport et en contribuant à réduire la congestion est celui des applications orientées vers l'utilisateur. Les modèles prédictifs de trafic utilisant des techniques d'IA⁹² permettent le développement d'applications visant à fournir aux citoyens de meilleures informations pour la prise de décision en matière de transport. C'est le cas du projet TIMON, mené par un groupe de recherche de l'université de Deusto en Espagne, qui optimise les itinéraires des usagers en fonction de leurs besoins, sur la base, par exemple, des prévisions de trafic⁹³.

Il existe également des applications d'IA orientées vers l'utilisateur qui fournissent aux usagers des informations pertinentes pour une utilisation efficace des systèmes de transport public. Les usagers du métro et des bus de la ville de New York, grâce à l'application de la Metropolitan Transportation Authority

92 Malgré les bons résultats obtenus en termes de précision de prédiction avec les modèles d'apprentissage automatique par rapport aux modèles statistiques de séries temporelles, il est important de mentionner que des progrès sont encore nécessaires en termes de réduction de la complexité structurelle des modèles, qui à son tour augmente la complexité de calcul et demande donc plus de ressources.

93 TIMON, L'intelligence artificielle qui prédit les embouteillages (2019, janvier). Extrait de <[\(MTA\)⁹⁴ ont accès en temps réel à des informations relatives à l'occupation des véhicules, aux horaires, à l'état du service, à l'existence d'anomalies dans les itinéraires et au temps d'attente moyen, entre autres \(Calatayud et al., 2022\). Ces informations sont fournies grâce à l'utilisation de modèles d'intelligence artificielle qui traitent les données générées par les capteurs situés dans l'infrastructure de transport \(bus, trains et gares\) \(Calatayud et al., 2022\). Certaines études empiriques ont montré que l'existence de telles applications augmente la satisfaction des usagers en ayant un impact positif sur les indicateurs de fiabilité et de robustesse du système \(Chan et al., 2020\).](https://www.spri.eus/es/teics-comunicacion/timon-inteligencia-artificial-que-predice-las-congestiones-de-trafico/#:~:text=El%20objetivo%20de%20TIMON%20es,inteligencia%20artificial%20y%20big%20data.></p>
</div>
<div data-bbox=)

Un autre exemple de ce type d'outil est celui développé par la BID pour l'aéroport de Santa Cruz de la Sierra, Viru Viru en Bolivie. Cette application vise à offrir aux personnes malvoyantes une plus grande autonomie pour naviguer dans l'aéroport⁹⁵. Cette application capture des images de l'emplacement de l'utilisateur et compare l'image capturée en

94 Pour plus d'informations : <<https://new.mta.info/>>

95 L'aéroport de Viru Viru en Bolivie s'engage en faveur de l'accessibilité universelle et de l'inclusion (2023, octobre). Extrait de <<https://blogs.iadb.org/transporte/es/el-aeropuerto-de-viru-viru-en-bolivia-apuesta-por-la-accesibilidad-universal-y-la-inclusion/>>

temps réel avec la collection d'images de l'aéroport dans le Cloud et, à l'aide de messages vocaux, guide l'utilisateur à travers la station⁹⁶. Pour que l'utilisateur puisse rechercher des stations, celles-ci sont regroupées en fonction de leur catégorie, par exemple les compagnies aériennes, les toilettes, les guichets automatiques, les restaurants, entre autres⁹⁷. Ce type d'application permet, d'une part, d'inclure cette population dans l'utilisation d'une infrastructure critique telle qu'un aéroport⁹⁸ et, d'autre part, d'optimiser les ressources opérationnelles de l'aéroport en fournissant une aide personnalisée et en facilitant le contact avec les responsables en cas de besoin d'assistance.

D'autre part, un facteur important dans la planification et la gestion de la capacité des systèmes de transport est la perspective de genre dans la conception des différents systèmes de transport public et dans l'évaluation de l'impact de leur mise en œuvre. À cet égard, certains travaux empiriques

96 Ibid.

97 Ibid.

98 Selon *mobiliblog* de la BID, la contribution du tourisme en Bolivie équivaut à 4,6 % du PIB et à plus de 320 000 emplois directs et indirects. L'un des lieux les plus importants pour le tourisme dans le pays est l'aéroport de Santa Cruz de la Sierra, Viru Viru. Il est considéré comme l'aéroport le plus important, car un grand nombre de marchandises et de passagers y sortent du pays.

ont utilisé des modèles d'apprentissage automatique, tels que les réseaux bayésiens, pour analyser les données relatives à la demande de transports publics afin d'identifier les caractéristiques qui doivent être améliorées pour consolider les systèmes de transport public sensibles au genre. Une étude en particulier a analysé les données du transport ferroviaire et du système de vélos en libre-service, entre autres services, et a constaté que pour avoir un système ferroviaire plus équitable qui augmente la demande des femmes, il est nécessaire d'améliorer la disposition des sièges pour réduire l'interaction sociale, d'augmenter l'espace personnel, d'intégrer des services de mobilité partagée pour les connexions du dernier kilomètre, de construire des points d'aide pour les usagères en cas d'agression ou de besoin, de faire connaître les moyens de contacter de l'aide et de promouvoir des campagnes pour réduire les incidents (Molero et al., 2021). Cette étude a également révélé que, dans le cas du système de partage de vélos, il est nécessaire de concentrer les efforts sur la réduction des itinéraires avec un certain niveau de dénivelé, l'inclusion de vélos électriques, la mise à disposition d'éléments de protection contre la pluie et l'inclusion de sièges pour enfants, entre autres (Molero et al., 2021).

De même, afin de progresser dans l'amélioration de la sécurité dans les gares, en particulier pour les femmes, des modèles

d'*apprentissage automatique* sont développés dans différents endroits pour analyser en temps réel les vidéos des caméras de sécurité installées et signaler d'éventuels comportements anormaux. Le logiciel développé par l'université de Wollongong, en Australie, en est un exemple. Il permet de détecter des comportements tels que les bagarres et le harcèlement dans les stations de transport public, qui pourraient être le signe d'épisodes d'insécurité. S'il est identifié, le modèle émet des alertes afin que les autorités puissent intervenir en temps utile⁹⁹.

L'adoption de l'IA dans le secteur de l'eau et de l'assainissement génère de la valeur, comme dans le secteur de l'énergie, en améliorant les relations des entreprises avec leurs clients. Grâce à l'IA, les entreprises comprennent la consommation des clients, ce qui leur permet de personnaliser les services à faible coût, de détecter les anomalies de la demande et de les informer des interruptions et des défaillances du service. Cela permet de réaliser des économies d'eau et d'améliorer l'expérience des usagers¹⁰⁰. L'Autorité de l'électricité et de l'eau de Dubaï (Dubai Electricity and Water

99 Université de Wollongong, Australie. AI research to aid women's safety on public transport. Extrait de <<https://www.uow.edu.au/media/2020/ai-research-to-aid-womens-safety-on-public-transport.php>>

100 Nestor, (2023) ; Talbot, (2024) ; Wipro, (2019) ; Tempest, (2023)

Authority) est l'un des services d'eau et d'assainissement qui a utilisé l'IA à cette fin. Cette organisation a développé *Rammas*, un chatbot qui répond aux demandes de plusieurs agents tels que les clients, les fournisseurs, les travailleurs potentiels et les entrepreneurs par le biais de l'application de l'organisation et d'autres plateformes numériques (Deloitte, 2023). L'un des avantages de cet outil est qu'il fonctionne en permanence en deux langues, ce qui facilite l'interaction avec les clients.

De même, la BID, par le biais de l'alliance « Source d'innovation »¹⁰¹, a mis en œuvre des projets pilotes qui appliquent des *technologies de gestion intelligente des déchets* pour améliorer la gestion des déchets solides ménagers. L'un de ces projets est mis en œuvre avec le *Consortium intermunicipal de la vallée moyenne de l'Itajaí* (CIMVI) au Brésil. Le projet vise à améliorer la communication avec les utilisateurs finaux ainsi

que la collecte et l'analyse des données afin de générer des indicateurs de gestion et de faciliter la prise de décision. Le centre de tri des déchets du CIMVI au Brésil a intégré la technologie *Greyparrot*, qui utilise la vision artificielle et l'intelligence artificielle pour analyser les déchets recyclables. Ce système automatise l'audit et l'analyse de 100 % des déchets traités, identifiant 89 classes de déchets dans 13 catégories, dont plus de 35 types de plastiques rigides et flexibles.

La technologie fournit des données en temps réel sur la composition des déchets, et ces informations sont présentées sur un tableau de bord avec des informations pertinentes sur les types et les quantités de déchets. Cet effort de numérisation permet à la CIMVI d'accéder à des données fiables et opportunes, ce qui améliore la prise de décision et la communication avec les parties prenantes et, en fin de compte, ses services de gestion des déchets.



101 Source d'innovation est une alliance du groupe de la BID avec des partenaires externes qui promeut le développement et l'adoption de solutions innovantes dans le secteur de l'eau et de l'assainissement de base en Amérique latine et dans les Caraïbes, dans le but de mettre en place des services intelligents, inclusifs et durables. Source d'innovation : <Site web <https://www.iadb.org/es/quienes-somos/topicos/agua-y-saneamiento/iniciativas/fuente-de-innovacion>>

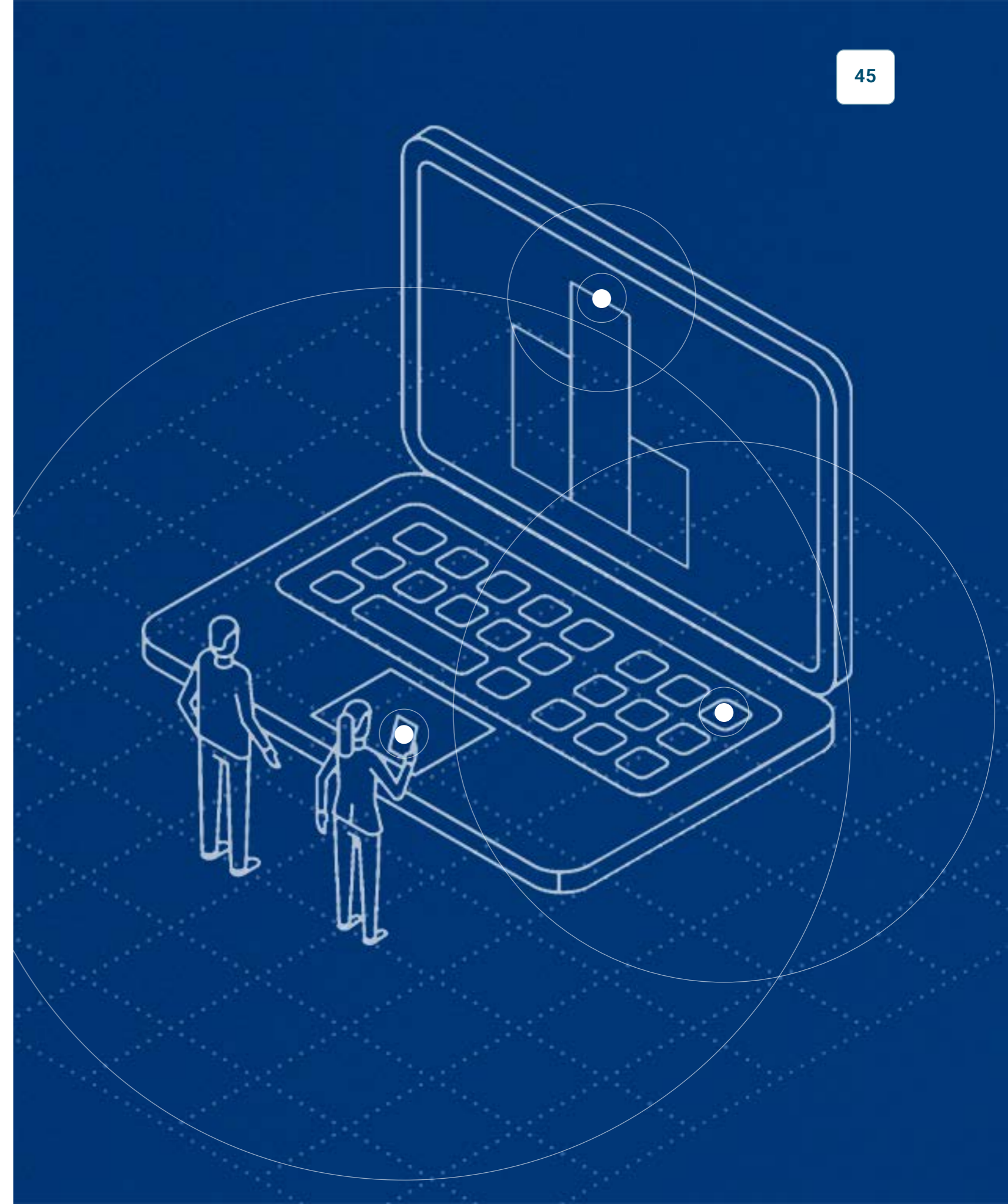


CONSIDÉRATIONS RELATIVES À L'ADOPTION DE L'IA DANS LES SECTEURS DES INFRASTRUCTURES

4.1

Méthodologie pour le développement agile de solutions basées sur l'IA

Comme indiqué au chapitre 3, les solutions basées sur l'IA ont le potentiel de générer de la valeur et d'avoir un impact significatif sur la performance des secteurs d'infrastructure tels que l'énergie, les transports, l'eau, l'assainissement et les déchets solides. Elles représentent notamment un outil permettant de renforcer la planification et la conception, la construction, la gestion des actifs et la maintenance, d'optimiser l'efficacité opérationnelle et d'améliorer l'engagement des usagers.



L'intégration de l'IA peut devenir un facteur de transformation, impliquant la modification des processus, des systèmes, des relations entre les domaines et, dans certains cas, l'adoption de nouveaux modèles opérationnels et commerciaux. Il est donc important que les organismes d'infrastructure mettent en œuvre des méthodologies de développement et d'innovation en matière d'IA qui soient solides, alignées sur leurs objectifs et conformes aux meilleures pratiques. Le développement et la mise en œuvre réussis de telles solutions impliquent l'adoption de considérations techniques, juridiques, éthiques, mathématiques, managériales, culturelles, technologiques et de gestion de projet. Cela nécessite une compréhension holistique du problème et de la solution, ce qui requiert la mise en œuvre de méthodologies flexibles qui intègrent efficacement ces considérations. En outre, l'utilisation de modèles d'IA implique généralement l'intégration de stratégies de gestion du changement. En ce sens, l'adoption de solutions d'IA nécessite une gouvernance responsable, notamment en matière de communication, de transparence, d'inclusion, d'équité, de sécurité de l'information et des systèmes, de fiabilité des résultats et de responsabilité.

L'expérience de la BID dans la promotion et le développement de solutions basées sur l'IA dans les secteurs de l'infrastructure a conduit à la conclusion que l'approche de développement

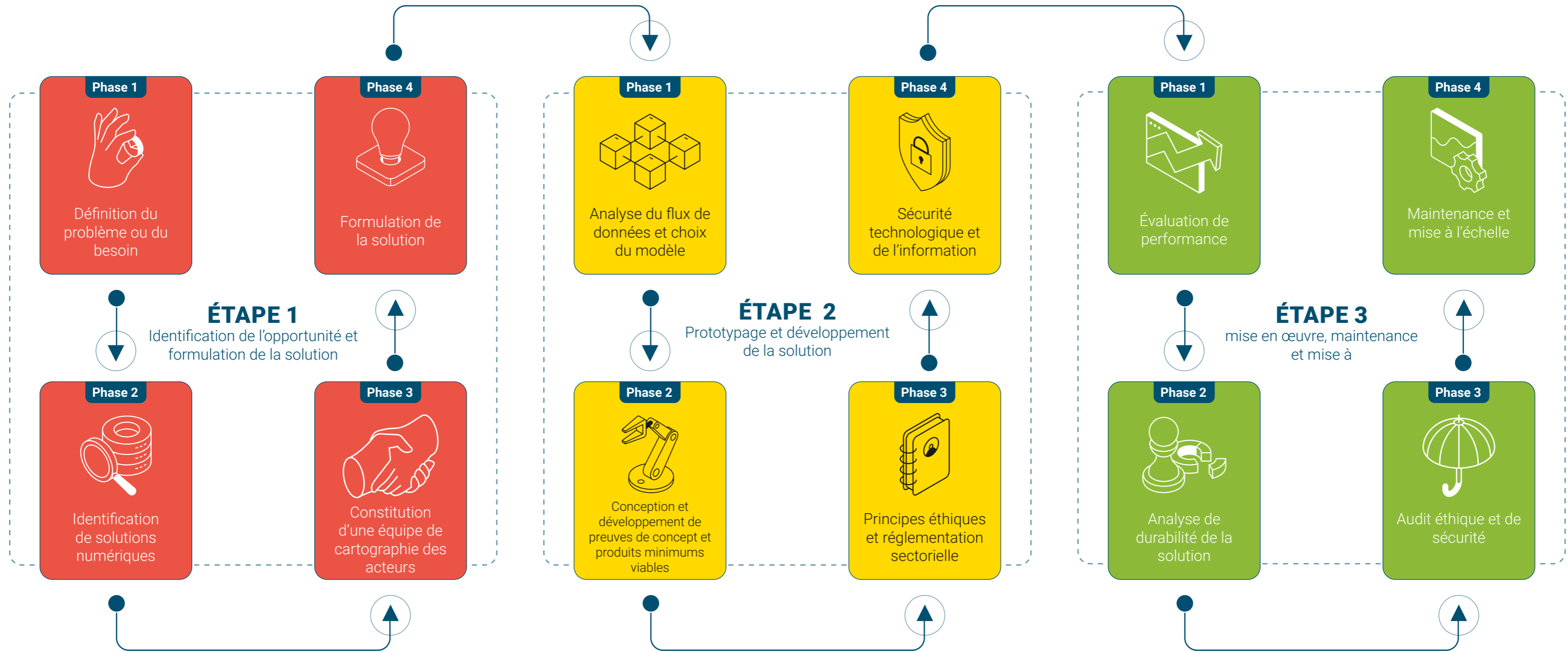
et d'innovation agile¹⁰², qui est couramment utilisée dans l'entrepreneuriat et les processus d'innovation technologique, est également pertinente pour le développement et l'adoption de ce type de solutions dans ces secteurs. Comme son nom l'indique, cette approche se concentre sur la flexibilité des processus, l'adaptabilité, l'expérimentation et le retour d'information continu de la part de l'utilisateur ou du client. En outre, elle envisage des itérations continues tout au long de la chaîne de production du système, ce qui permet d'apporter des modifications opportunes à la structuration du modèle. À cette fin, elle inclut généralement le développement de prototypes et de projets pilotes qui permettent d'expérimenter des versions fonctionnelles du produit. Cette caractéristique confère de la souplesse au processus, puisqu'une solution différente peut être reformulée à n'importe quel stade du développement à la suite d'une expérimentation réelle par les usagers (Minatta et al., 2022).

¹⁰² Le terme agile fait référence à un ensemble de cadres et de principes qui codifient une méthode de développement de logiciels. Ce concept décrit des projets qui privilégient la simplicité, la collaboration et l'interaction entre l'équipe et le client, avec des livrables fréquents, et la création d'équipes auto-organisées et adaptatives qui reflètent la satisfaction du client et lui donnent la priorité. Cette méthodologie se caractérise par son caractère itératif et diffère de la méthode traditionnelle par de multiples aspects. Le terme agile est actuellement utilisé pour désigner diverses pratiques de développement et d'innovation, et est même utilisé dans des domaines de connaissance autres que le développement de logiciels. Sources : (i) Agile Alliance, What is Agile ? Disponible à l'adresse : <https://www.agilealliance.org/agile101/>. (ii) Dyba T., Dingsoyr (2009). Que savons-nous du développement agile de logiciels ? IEEE Software.

L'approche agile permet aux organisations qui gèrent des infrastructures critiques d'itérer sur leurs modèles et leurs systèmes, d'intégrer continuellement des retours d'information et de nouvelles idées, et de procéder à des ajustements en temps réel. Cela est essentiel pour garantir la continuité opérationnelle, améliorer la sécurité et veiller à ce que les infrastructures puissent s'adapter rapidement à de nouvelles demandes ou à des risques émergents. En outre, en utilisant des prototypes et des projets pilotes dans le processus de développement, les organisations identifient et atténuent les défaillances potentielles avant qu'elles n'aient un impact sur l'ensemble du système.

Compte tenu de ce qui précède, l'approche *agile* du développement et de l'innovation comporte généralement trois (3) étapes principales, à savoir : i) l'identification de l'opportunité et l'approche de la solution ; ii) le prototypage et le développement de la solution ; et iii) la mise en œuvre, la maintenance et la mise à l'échelle de la solution (**figure 10**).

Figure 10. Schéma de l'approche de l'innovation et du développement agile



Source : Élaboration propre

Comme le montre la **figure 10**, le système est itératif d'une étape à l'autre et, à chaque étape, un cycle constant d'améliorations est maintenu. Cela représente la flexibilité et l'adaptabilité du modèle, car des changements peuvent être introduits à n'importe quel moment du cycle sans affecter de manière significative son développement

Voici un ensemble de considérations clés que la BID recommande aux formulateurs et aux exécutants de solutions d'IA dans les secteurs de l'infrastructure de prendre en compte tout au long du processus d'élaboration et de mise en œuvre de ces solutions. Ces considérations ont été identifiées à partir de l'examen des cas et des pratiques internationales, ainsi que de l'expérience et des enseignements tirés par la BID dans le cadre de son soutien aux pays de la région pour l'adoption de ces technologies. Ces considérations sont fondamentales pour garantir que l'intégration de l'IA se fait de manière efficace, qu'elle est alignée sur les objectifs stratégiques et que les avantages pour les infrastructures critiques sont maximisés.

Étape 1. Identification de l'opportunité et de l'approche de la solution

La première étape du schéma de *développement et d'innovation agile* est l'**identification de l'opportunité et l'énoncé de la solution**. Elle vise à définir et à circonscrire le problème, ainsi qu'à établir les éléments de décision pour la mise en œuvre d'une solution d'IA. Elle comprend généralement quatre (4) phases principales.

Étape 1, Phase 1

Définir le problème ou le besoin :

L'organisation formule un problème spécifique à résoudre ou identifie un besoin tel que le renforcement de la prise de décision ou l'innovation en matière de produits, de services ou de processus.

Une bonne définition du problème présente généralement les caractéristiques suivantes : elle doit être claire, concise et se référer à une situation qui peut être résolue. Pour cela, il est essentiel d'identifier : quelles sont ses causes et ses conséquences ; pourquoi est-il important de le résoudre ; que se passe-t-il en l'absence d'intervention ; quelles sont les parties prenantes concernées ; quels sont les indicateurs qui

confirment l'existence du problème ; pourquoi le problème n'a-t-il pas encore été résolu ? Pour définir le problème, il est essentiel de rassembler autant d'informations et de preuves que possible, afin que la formulation soit basée sur des faits et des données concrets, et non sur des hypothèses¹⁰³.

Étape 1, Phase 2

Identification des solutions numériques possibles :

Il s'agit de définir les solutions alternatives qui seraient les plus appropriées pour résoudre le problème identifié et de déterminer la pertinence de l'utilisation de l'IA dans la solution. Il s'agit d'un filtre permettant d'éviter le risque de développer des projets d'IA fondés sur la technologie elle-même et non sur le problème à résoudre (Pombo et al., 2020).

Pour analyser l'opportunité et la nécessité de mettre en œuvre une solution basée sur l'IA, il est important de comprendre le problème avant de réfléchir à la manière de le résoudre. Dans de nombreux cas, les groupes de travail commencent par la relation de cause à effet inverse. C'est-à-

¹⁰³ Département des infrastructures (INE). *Guide de développement de produits numériques*. [diapositives PowerPoint]. Banque interaméricaine de développement (BID).

dire qu'ils choisissent la solution d'IA qu'ils veulent mettre en œuvre et décident ensuite où l'appliquer. D'après l'expérience de la BID, en particulier dans les secteurs de l'infrastructure, les projets réussis sont ceux qui ont commencé par identifier un problème, l'ont circonscrit de manière à ne pas perdre de vue l'objectif à atteindre, puis ont décidé des outils nécessaires pour le résoudre¹⁰⁴. Au cours de cette phase, il est donc utile de se poser les questions suivantes : pourquoi une solution numérique est-elle nécessaire pour résoudre le problème, quels sont les aspects différentiels d'un produit numérique par rapport à une solution non numérique, et quels sont les avantages d'un produit numérique par rapport à une solution non numérique.

Analyse des méthodes de résolution existantes

Il faut tout d'abord comprendre les méthodes de solution possibles et leur faisabilité, puis trouver les fondements théoriques et empiriques des premières approches d'une solution possible. En ce sens, il est conseillé de procéder à une étude de marché des

méthodes de solution existantes et des solutions actuelles. Cela implique une analyse des tendances technologiques et des cas d'utilisation disponibles. En outre, dans le cadre de l'analyse des méthodes de solution possibles, la complexité du développement (faisabilité technique), les coûts associés à chaque option et les types de compétences et de capacités nécessaires à la mise en œuvre sont généralement pris en compte.

Il se peut que des méthodes de solutions basées sur l'IA similaires à celles envisagées dans le cas présent aient été adoptées dans le même secteur ou dans d'autres secteurs. Dans ce cas, ces méthodes, ainsi que les enseignements tirés de leur développement et de leur mise en œuvre, peuvent être utiles pour la conception de la nouvelle solution. Dans ce cadre, les bases de code partagées permettent de gagner du temps et d'intégrer les meilleures pratiques des projets précédents. Les applications développées par la BID dans les secteurs de l'infrastructure¹⁰⁵, qui disposent de référentiels publics afin de pouvoir être utilisées par les formulateurs et les exécutants de solutions, en sont un exemple : *BA Obras*, *Caminos de la Villa*, *VíaSegura*, *Ciclo de Movilidad*, *Distancia2*, *Energizados*, *Pavimenta2* et *Congestiómetro*, pour n'en citer que quelques-unes.

L'exploitation de solutions précédemment développées par des start-ups ou des partenaires technologiques peut être une stratégie utile et efficace pour résoudre des problèmes similaires. La mise en relation de l'expérience de ces entreprises par le biais de processus d'innovation ouverte, d'alliances ou d'échanges de connaissances permet d'explorer de nouvelles idées et solutions possibles¹⁰⁶. Pour maximiser l'impact de ces collaborations, il est essentiel de définir des critères de décision objectifs afin de sélectionner les solutions existantes qui présentent le plus grand potentiel et qui correspondent aux objectifs de l'organisation.

En outre, cette stratégie offre la possibilité de développer des solutions locales adaptées aux besoins particuliers de la région et conformes aux normes internationales. Cela favorise non seulement la transparence, l'équité et la responsabilité dans la mise en œuvre de l'IA, mais renforce également les écosystèmes régionaux. Des initiatives telles que fAIR LAC+, menées par le groupe de la BID, développent des cadres, des outils et des bonnes pratiques. fAIR LAC+ offre des conseils, des formations et des outils pour aider les pays et les entrepreneurs à adopter l'IA de manière éthique et efficace. Des outils tels que

104 Ibid.

105 Pour plus d'informations : <<https://code.iadb.org/es/herramientas>>

106 Département des infrastructures (INE). *Guide de développement de produits numériques*. [diapositives PowerPoint]. Banque interaméricaine de développement (BID).

fAlr LAC 3S et fAlr Venture aident à construire un portefeuille de solutions régionales et des écosystèmes solides.

Étape 1, Phase 3

Constitution d'une équipe et cartographie des parties prenantes :

Au cours de cette première étape, il est conseillé de définir une gestion de projet et une équipe interdisciplinaire capable d'intégrer des connaissances techniques, technologiques, juridiques et commerciales pour la réussite du développement et de la mise en œuvre de la solution. Il est également conseillé d'identifier les parties prenantes et les alliés stratégiques potentiels

L'identification des acteurs est pertinente dans la mesure où elle contribue au dimensionnement et à la délimitation du problème et de la solution possible. Elle permet également de connaître en temps utile leurs motivations et leurs intérêts, ainsi que l'influence qu'ils peuvent avoir sur le produit à concevoir et à mettre en œuvre. En particulier, il est important d'identifier les acteurs qui bénéficieront de la solution de l'AI, ainsi que ceux qui devront modifier leur fonctionnement ou leur comportement une fois la solution adoptée¹⁰⁷. Il

est également important d'identifier les alliés stratégiques potentiels et les sponsors du projet, afin d'évaluer la faisabilité des alliances respectives ou du soutien éventuel pour contribuer à la réussite de sa mise en œuvre.

Par exemple, dans les projets de transport, tels que la mise en œuvre d'un système de gestion du trafic basé sur l'IA, l'équipe interdisciplinaire doit comprendre des experts en urbanisme, en technologie des transports et en réglementation de la mobilité, ainsi que des opérateurs et des utilisateurs finaux, afin de garantir que la solution est correctement intégrée à l'infrastructure existante et qu'elle répond aux besoins spécifiques de l'environnement urbain.

D'autre part, dans un projet énergétique, tel que l'optimisation du réseau électrique à l'aide de l'IA, il est essentiel d'impliquer des spécialistes du réseau électrique, de la cybersécurité, des régulateurs du secteur de l'énergie et des experts en développement durable. L'interaction avec les différentes parties prenantes est essentielle, car les projets énergétiques sont souvent confrontés à des défis uniques liés à la stabilité du réseau, à la conformité réglementaire et à l'acceptation des nouvelles technologies par le public.

Étape 1, Phase 4

Approche de la solution :

Il est également important d'analyser les alternatives possibles et d'examiner les critères permettant de choisir la solution la plus appropriée. Les éléments d'évaluation comprennent l'analyse des solutions existantes, l'examen des données disponibles et des modèles possibles à développer, l'analyse des besoins en outils technologiques, l'identification des compétences et des capacités, et la formulation de considérations éthiques, de sécurité de l'information et de réglementation sectorielle.

L'analyse des alternatives et l'évaluation des critères sont essentielles dans les secteurs de l'infrastructure en raison de la complexité et de l'impact à long terme des projets. Dans ce contexte, la sélection de la solution la plus appropriée implique la prise en compte de multiples facteurs, tels que l'efficacité opérationnelle, la durabilité et la résilience.

L'évaluation des outils technologiques est cruciale pour garantir l'adaptabilité de l'infrastructure aux innovations futures. Les considérations éthiques et de sécurité, ainsi que le

107 Ibid.

respect des réglementations sectorielles, sont indispensables pour minimiser les risques et garantir le succès à long terme des projets.

Type de données et modèles possibles à développer

Dans cette phase, il est essentiel d'identifier et d'analyser les caractéristiques des données à utiliser, telles que leur origine et leur présentation, c'est-à-dire si elles sont structurées¹⁰⁸, semi-structurées¹⁰⁹ ou non structurées¹¹⁰, s'il s'agit de données ouvertes, personnelles ou réservées. Il faut également tenir compte du volume des données¹¹¹, de leur représentativité de leur qualité¹¹², de la variabilité de leurs catégories, de la relation entre les variables, de la dimensionnalité, de l'équilibre

108 Ce type de données présente des aspects définis tels que les attributs, la longueur, la taille et est stocké dans des bases de données relationnelles, sous forme de tableur ou de tableau (Vélez et al., 2022).

109 Il s'agit de données étiquetées qui n'ont pas de structure formelle, comme celles présentées dans une base de données (Vélez et al., 2022).

110 Les données qui n'ont pas de structure formelle et dont le stockage est possible dans des documents texte ou pdf, des vidéos, des images, des chats sur les médias sociaux et des courriels, entre autres (Vélez et al., 2022).

111 La quantité de données nécessaires varie en fonction du type de modèle à mettre en œuvre, de la complexité du problème et du nombre de paramètres requis (Vélez et al., 2022)

112 S'ils sont incomplets, désorganisés, sans métadonnées et avec de sérieux indices d'erreurs (Vélez et al., 2022) ...

des catégories¹¹³, de la source et de la périodicité de la mise à jour et de la manière dont elles sont extraites ou saisies. Il est également important d'évaluer le niveau de sensibilité des informations disponibles ; par exemple, comme mentionné dans la phase relative aux considérations éthiques, à la confidentialité des informations et à la sécurité informatique, il est important de déterminer si les données d'entrée sont de nature privée ou ont des implications éthiques, car dans ces cas, il peut être nécessaire, au cours des phases de développement, d'appliquer des transformations pour protéger la vie privée ou atténuer les biais éventuels ou les risques éthiques. Ainsi, à ce stade, le type d'information est catégorisé afin d'évaluer les risques et de déterminer ainsi le traitement approprié des données en termes de sécurité et de volume d'information.

L'identification et l'analyse des caractéristiques des données à utiliser est une étape préalable fondamentale pour la mise en œuvre de l'étape de prototypage et de développement de solutions, qui est décrite à la section 4.1.2. Comme indiqué dans la description de cette étape, un élément central pour le choix du modèle à développer est l'analyse et la mise en œuvre

113 En particulier dans les problèmes de classification, il est important que les différentes classes ou catégories d'une variable soient équilibrées afin qu'aucun biais ne soit reproduit lors de l'apprentissage (Vélez et al., 2022).

du flux de données du projet, qui consiste en une série d'étapes articulées par lesquelles les données sont extraites, traitées et transformées depuis leur forme brute jusqu'à un état optimal pour entraîner et évaluer un modèle.

Identifier et comprendre la solution

Sur la base de l'analyse des méthodes de résolution existantes et de l'identification des données à utiliser et des modèles possibles à développer, le type de solution le plus approprié est identifié, ainsi que ses différentes composantes. Pour définir la solution idéale en fonction du problème ou du besoin déterminé, les différentes méthodes de solution identifiées sont évaluées sur la base de critères tels que l'efficacité à résoudre le problème, la faisabilité technique et financière, l'efficacité opérationnelle, les implications en matière d'approvisionnement, la nécessité de partenariats ou de développements *internes*, l'horizon temporel requis et les incidences sur la durabilité et la résilience, entre autres.

En outre, une fois la solution identifiée, il est conseillé de développer une compréhension approfondie de sa relation avec la stratégie de l'entreprise, de sa relation avec le fonctionnement de l'organisation, des réglementations pertinentes qui doivent être prises en compte, de ses avantages par rapport à d'autres types de solutions, des

aspects pertinents du contexte - politique, social, infrastructurel - et de ses objectifs et résultats escomptés, entre autres aspects.

Outils technologiques

Au cours de cette phase, il convient également d'examiner les exigences qui seront nécessaires en termes d'outils technologiques pour le développement et la mise en œuvre de la solution identifiée.

L'infrastructure de données pour le développement de solutions d'IA est divisée en deux fonctionnalités : le stockage et le traitement. Ces deux concepts interagissent dans (i) l'infrastructure de données, (ii) l'environnement de développement de modèles d'IA et (iii) l'infrastructure technologique de soutien.

L'infrastructure de données est liée à la manière dont les informations sont organisées, c'est-à-dire si elles sont structurées dans des tables relationnelles¹¹⁴ ou non

114 Les bases de données relationnelles sont des bases de données qui stockent des informations dans des tables, appelées relations, où chaque table est une collection de données organisées en lignes (enregistrements) et en colonnes (attributs). Qu'est-ce qu'une base de données relationnelle (système de gestion de base de données relationnelle) ? Extrait de <<https://www.oracle.com/co/database/what-is-a-relational-database/>>

relationnelles¹¹⁵. De même, cette infrastructure se compose également du modèle d'ingénierie des données adopté, soit ETL (Extract, Transform and Load)¹¹⁶ soit ELT (Extract, Load and Transform)¹¹⁷, et de l'infrastructure de stockage des données, qui peut consister en un entrepôt de données¹¹⁸, un lac de données¹¹⁹ ou une combinaison des deux, data lakehouse¹²⁰.

115 Ce système de base de données ne suit pas un schéma rigide, au lieu de lignes et de colonnes, il utilise différents modèles de stockage et de récupération des données, ce qui lui permet d'améliorer son évolutivité par rapport aux bases de données relationnelles. Qu'est-ce que NoSQL ? Extrait de <<https://aws.amazon.com/es/nosql/>>

116 Il s'agit de combiner des données provenant de différentes sources et d'appliquer des règles commerciales, des validations et des statistiques pour les nettoyer et les trier afin de les stocker dans un référentiel centralisé. AWS - Qu'est-ce que l'extraction, la transformation et le chargement (ETL) ? Extrait de <<https://aws.amazon.com/es/what-is/etl/>>

117 Selon AWS, « l'approche ELT charge les données telles quelles et les transforme ultérieurement, en fonction du cas d'utilisation et des exigences analytiques ». Extrait de <<https://aws.amazon.com/es/compare/the-difference-between-etl-and-elt/>>

118 Selon AWS, un entrepôt de données « est un dépôt central d'informations qui peuvent être analysées pour prendre des décisions mieux informées ». Extrait de <<https://aws.amazon.com/es/what-is/data-warehouse/>>

119 Il désigne un référentiel centralisé dédié au stockage d'informations structurées, semi-structurées et non structurées, quelle que soit leur ampleur, sans qu'il soit nécessaire de les transformer au préalable selon un schéma prédéfini. Qu'est-ce qu'un lac de données ? Extrait de <<https://aws.amazon.com/what-is/data-lake/>>

120 Il s'agit d'un mariage entre l'entrepôt de données et le lac de données, en ce sens qu'il combine la capacité de stockage d'informations brutes avec les avantages du modèle d'entrepôt de données en matière de gestion et de contrôle des données structurées. Source : Google. Qu'est-ce qu'un data lakehouse ? Extrait de <<https://cloud.google.com/discover/what-is-a-data-lakehouse#:~:text=data%20management%20features-,What%20is%20a%20lakehouse%3F,organized%20sets%20of%20structured%20data.>>

En ce qui concerne l'environnement de développement des modèles d'IA, des décisions doivent généralement être prises concernant la puissance de traitement et la vitesse à laquelle les modèles seront entraînés. Ainsi, dans les projets d'infrastructure où des images sont utilisées, il est généralement envisagé de disposer d'unités de traitement graphique (GPU)¹²¹ afin de soutenir les sessions d'entraînement du ou des modèles d'IA en cours de développement. Le développement des GPU a permis des avancées significatives dans les modèles d'apprentissage automatique, principalement en termes de vitesse de traitement par rapport aux CPU traditionnels, d'efficacité énergétique car ils offrent de meilleures performances par watt par rapport aux CPU et la possibilité de mettre en œuvre un traitement parallèle car leur architecture est conçue pour effectuer plusieurs tâches simultanément¹²².

121 Le GPU (Graphics Processing Unit) est un processeur spécialisé dans le graphisme et le rendu d'images. Cependant, grâce à sa puissance de traitement élevée, il a été utilisé pour effectuer des calculs mathématiques intensifs et des traitements parallèles, facilitant ainsi le travail de calcul pour l'entraînement de modèles complexes d'apprentissage automatique. Qu'est-ce qu'un GPU ? Extrait de <<https://www.intel.com/content/www/us/en/products/docs/processors/what-is-a-gpu.html#:~:text=What%20does%20GPU%20stand%20for,video%20editing%2C%20and%20gaming%20applications.>>

122 NVIDIA. Why GPUs are great for AI (décembre 2023). Extrait de <<https://blogs.nvidia.com/blog/why-gpus-are-great-for-ai/>> & Qu'est-ce qu'un GPU ? Extrait de <<https://www.intel.com/content/www/us/en/products/docs/processors/what-is-a-gpu.html#:~:text=What%20does%20GPU%20stand%20for,video%20editing%2C%20and%20gaming%20applications.>>

En outre, il est essentiel de prendre en compte l'infrastructure de soutien technologique, qui consiste en un lieu physique ou virtuel où se dérouleront le stockage et le traitement des données. Il est essentiel de définir si cet espace sera construit dans le Cloud, qu'il soit privé, public ou hybride, ou s'il sera hébergé sur une infrastructure locale (serveurs). Ce choix aura un impact sur le temps de développement, les coûts, la sécurité et les compétences de l'équipe.

À cet égard, il existe deux options principales : l'utilisation de services d'informatique dans le Cloud ou l'utilisation d'une solution basée sur une infrastructure locale, également appelée solution *sur site*. L'informatique dans le Cloud (cloud computing) correspond à la distribution de ressources informatiques évolutives et virtualisées à la demande sur Internet, sur la base d'un paiement à l'utilisation. Ces services, qui reposent généralement sur des serveurs répartis dans le monde entier, sont basés sur le partage de ressources physiques sous-jacentes, qui permettent de fournir une capacité de stockage, une puissance de traitement, la gestion et l'accès à l'information, l'exécution d'applications ou la fourniture de contenus ou de services, d'une manière rapide et flexible¹²³.

123 Qu'est-ce que l'informatique dans le Cloud ? Extrait de <https://azure.microsoft.com/es-es/resources/cloud-computing-dictionary/what-is-the-cloud> & Qu'est-ce

Tout comme il existe différentes façons de développer l'informatique dans le Cloud, il existe également différents modèles commerciaux pour sous-traiter ses services. Les options les plus courantes sont les suivantes : Infrastructure en tant que service (IaaS), Plateforme en tant que service (PaaS) et Logiciel en tant que service (SaaS)¹²⁴. Le modèle IaaS consiste en un service d'infrastructure, c'est-à-dire l'exploitation de machines virtuelles, de capacités de stockage, de traitement et de mise en réseau, que les clients peuvent configurer en fonction de leurs besoins. Le modèle PaaS se concentre sur l'accès à l'environnement nécessaire au développement, à la gestion et au lancement d'applications sur la base de l'utilisation de l'infrastructure de soutien correspondante. Enfin, le modèle SaaS consiste en un service d'utilisation de solutions finales en fonction des besoins des clients sans qu'ils aient à gérer le back-office et la maintenance, ni l'infrastructure technologique qui les soutient (Banque mondiale, 2022 ; García & Iglesias, 2022).

que l'informatique dans le Cloud ? Extrait de <<https://aws.amazon.com/es/what-is-cloud-computing/>>

124 IBM. Que sont IaaS, PaaS et SaaS ? Extrait de <<https://www.ibm.com/topics/iaas-paas-saas#:~:text=IaaS%2C%20PaaS%20and%20SaaS%20are,type%20of%20cloud%20service%20offerings.>>>

Pour les projets liés à l'énergie, aux transports, à l'eau, à l'assainissement et aux déchets solides, le développement de solutions d'IA dans le Cloud présente certains avantages¹²⁵ :

- **Accessibilité** : stockage et accès à l'information à partir de n'importe quel terminal et emplacement géographique.
- **Évolutivité et flexibilité**. L'informatique dans le Cloud permet d'augmenter le trafic et le nombre d'utilisateurs avec une relative facilité, ainsi que de réduire l'échelle, ce qui en fait une infrastructure qui s'adapte à la taille de l'application.
- **Agilité pour le développement des produits**. Cela permet de mener des expériences sur le trafic - en augmentant ou en diminuant l'utilisation de l'application - et sur les fonctionnalités de la solution.
- **Réduction des coûts**. Une bonne gestion et une bonne planification des ressources de stockage, de traitement et d'exécution des applications dans le Cloud permettent de réduire considérablement les coûts par rapport à une

125 Ibid.

solution basée sur un serveur local. En effet, vous ne payez que pour ce que vous utilisez réellement, évitant ainsi les coûts associés à une infrastructure inactive. Un autre aspect à prendre en compte est la durabilité environnementale de la solution à mettre en œuvre. Selon les calculs de Microsoft Cloud, l'informatique dans le Cloud peut être plus économe en énergie - entre 22 et 93 % - que les solutions sur site¹²⁶. Ainsi, au début de l'année 2024, Google Cloud a déclaré que 100 % de sa demande annuelle d'électricité était satisfaite à partir de sources renouvelables, tandis que Microsoft Azure a déclaré être neutre en carbone depuis 2012¹²⁷.

- **Capacité de stockage des données** : L'informatique dématérialisée offre une capacité de stockage pratiquement illimitée, adaptable aux besoins de l'application. Contrairement à l'infrastructure sur site, où l'espace peut être limité et coûteux à étendre, le Cloud permet au stockage d'évoluer facilement et à la demande,

ce qui facilite la gestion de grands volumes de données sans se soucier de l'infrastructure sous-jacente. Cela est particulièrement important pour l'efficacité et la précision des solutions d'IA, car dans ces cas, le développement et l'entraînement des modèles rendent nécessaire le traitement de volumes massifs de données.

Le modèle *sur site* fait référence au fait que l'infrastructure et les ressources où les applications sont déployées appartiennent à l'organisation et sont situées dans ses locaux¹²⁸. Cela permet un contrôle total du matériel, c'est-à-dire que l'organisation est responsable du serveur, de l'assemblage, du stockage, du refroidissement de l'équipement, de l'onduleur¹²⁹, de la gestion de l'accès et de la protection des données, entre autres¹³⁰. Cette solution est généralement utilisée pour traiter des données sensibles bénéficiant d'une protection particulière, car dans

certains cas, la réglementation interdit l'hébergement de ces données en dehors du pays¹³¹. Cependant, il est important de garder à l'esprit que, bien qu'il y ait un contrôle direct de l'infrastructure, le modèle *sur site* nécessite une structure constante d'exploitation et de maintenance et a une limitation de capacité, puisque la croissance requiert l'achat de serveurs supplémentaires, ce qui implique plus d'espace, plus de consommation d'énergie et de besoin de refroidissement.

Une autre décision technologique pertinente consiste à déterminer si la solution d'IA est développée en interne ou confiée à un tiers. À cet égard, la première option (développement en interne) offre un meilleur contrôle et une plus grande adaptabilité en fonction des besoins particuliers du projet et implique généralement des coûts moins élevés ; toutefois, elle exige que l'organisation dispose des connaissances et des compétences nécessaires. D'autre part, le développement externe peut éviter à l'organisation d'avoir à incorporer ou à développer des connaissances et des compétences qu'elle ne possède pas. Toutefois, le coût du développement externe est généralement plus élevé et, en tout état de cause, il nécessitera une équipe interne ayant des

126 Sustainability with on-prem and cloud simulation (2022, octobre). Extrait de <<https://softwaresim.com/blog/sustainability-with-on-prem-and-cloud-simulation/>>

127 Ruche. Qui a le Cloud le plus vert ? Les technologies de l'informatique dans le Cloud les plus durables en 2024. (2024, février). Extrait de <<https://www.hivenet.com/post/who-has-the-greenest-cloud-the-most-sustainable-cloud-tech-in-2024>>

128 Portail TIC (local) (décembre 2023). Extrait de <<https://www.ticportal.es/glosario-tic/on-premise>>

129 UPS (Uninterruptible Power Supply) ou alimentation sans coupure est un dispositif qui fournit une alimentation de secours aux équipements électriques lorsque l'alimentation principale est défaillante. USAID. Uninterruptible Power Supplies. Extrait de <<https://www.usaid.gov/energy/powering-health/system-components/uninterruptible-power-supplies>>

130 Portail TIC (local) (décembre 2023). Extrait de <<https://www.ticportal.es/glosario-tic/on-premise>>

131 Ibid.

responsabilités telles que la gestion du projet, l'acquisition d'informations, la conception d'une stratégie d'intégration des systèmes appropriée et la mise à jour ultérieure du modèle.

Enfin, lors de la définition des outils technologiques nécessaires à l'élaboration de la solution fondée sur l'IA, d'autres considérations pertinentes doivent être prises en compte concernant le niveau de préparation de l'organisation à l'utilisation et à l'exploitation de ces outils. Ces considérations incluent : (i) le niveau de maturité de l'entreprise et des processus pour l'adoption ou l'utilisation des technologies, (ii) les risques associés à leur adoption, y compris les aspects éthiques et juridiques, (iii) les obstacles existants à l'adoption, et (iv) les normes ou réglementations liées à ces technologies qui doivent être prises en compte pour le développement et la mise en œuvre de la solution.

Identification des compétences et des capacités requises

Comme indiqué dans la description de la phase 3 de cette étape, il est souhaitable que l'organisation constitue une équipe interdisciplinaire dotée des compétences et des capacités nécessaires pour intégrer les connaissances techniques, technologiques, commerciales et juridiques dans le processus afin d'assurer la réussite du développement et de la mise en œuvre

de la solution. Une fois que la solution à mettre en œuvre a été identifiée, les compétences techniques spécifiques requises pour construire et appliquer les modèles peuvent être déterminées

Bien que la construction des modèles soit parfois externalisée, leur utilisation et leur maintenance incombent au personnel interne qui, s'il n'est pas formé, peut sous-utiliser le potentiel de la solution, voire ne pas l'utiliser, ce qui compromet la durabilité du modèle. L'expérience de la BID en matière de développement de solutions d'IA dans les infrastructures souligne l'importance d'inclure dans l'équipe des professionnels ayant des connaissances dans les domaines de la science des données, de l'apprentissage automatique et des technologies de l'information, ainsi que d'incorporer des professionnels ayant une connaissance de l'entreprise. Cela permettra de vérifier, dès la phase de conception, que le modèle répond aux besoins de l'organisation, et de recevoir un retour d'information sur les fonctionnalités et les résultats du modèle dans le contexte sectoriel où il est développé.

Considérations éthiques, protection de la vie privée et sécurité de l'information

Il est conseillé d'établir une matrice des risques associés à la mise en œuvre de la future solution qui intègre les risques éthiques, les risques de réputation,

réglementaires et ESG (environnementaux, sociaux et de gouvernance), ainsi que leur impact possible et le plan d'atténuation. De même, comme indiqué précédemment, il est important de déterminer si les données d'entrée du modèle sont des données personnelles afin d'appliquer un certain type de transformation, comme l'anonymisation, pour protéger leur vie privée

Bien que ce ne soit pas le cas dans la plupart des développements de l'IA dans les secteurs des infrastructures, il est important d'analyser si les informations d'apprentissage du modèle comprennent des variables sensibles telles que, par exemple, la nationalité, le sexe ou l'appartenance ethnique. Si de telles variables existent, il n'est peut-être pas approprié de les supprimer simplement du modèle, car il peut y avoir d'autres variables corrélées avec elles dans la base de données qui maintiennent les biais existants (Mehrabi *et al.*, 2022). Dans ces cas, il est d'usage d'utiliser des méthodologies de traitement spéciales pour ces types de variables, afin d'atténuer les éventuels biais identifiés¹³². Il est également utile

¹³² Il s'agit notamment : i) des techniques de confidentialité différentielle telles que l'anonymisation des données (Ponomareva *et al.*, 2023) ; ii) des ajustements de la fonction de perte, le rééchantillonnage ou la pondération des données ; et

d'utiliser les indicateurs relatifs à l'équité algorithmique, décrits à la section 4.1.3, comme référence.

En termes de sécurité, il est recommandé d'évaluer les vulnérabilités qui pourraient survenir au cours des activités de développement. Comme il s'agit d'un stade précoce, où le prototypage n'a pas encore commencé, cet exercice est utile pour internaliser les mesures de cybersécurité à mettre en œuvre.

Étape 2. Prototypage et développement de solutions

Le **prototypage et le développement de la solution** cèdent la place à l'expérimentation par le biais de tests fonctionnels du produit qui permettent l'apprentissage et l'interaction avec le monde réel et les usagers. Cette étape est un élément central de l'approche *Agile du développement et de l'innovation*, car c'est par le biais d'essais et d'erreurs que la solution finale est façonnée et renforcée.

iii) le *débiaisage adversaire*, qui consiste à former un modèle de telle sorte qu'un adversaire (un autre modèle) ne puisse pas prédire l'attribut sensible à partir des représentations apprises. Mahmoudian, Haniyeh. Using Adversarial Debiasing to Reduce Model Bias (2020, avril). Extrait de <<https://towardsdatascience.com/reducing-bias-from-models-built-on-the-adult-dataset-using-adversarial-debiasing-330f2ef3a3b4>>

Étape 2, Phase 1

Analyse du flux de données et choix du modèle :

Analyse des flux de données

Dans cette phase, une fois la solution proposée, l'analyse du flux de données du projet est un élément central pour le choix du modèle à développer. Ce flux consiste en une série d'étapes articulées au cours desquelles les données sont extraites, traitées et transformées depuis leur forme brute jusqu'à un état optimal pour la formation et l'évaluation du modèle. La mise en œuvre de ce flux vise à préparer les données pour la formation et la mise en production du modèle. Dans le processus de gestion des données, les différentes tâches d'identification, de collecte, de nettoyage, de formation et d'évaluation des données interagissent, ce que l'on appelle le flux de données ou pipeline. **La Figure 11** présente le pipeline avec ses principales phases.

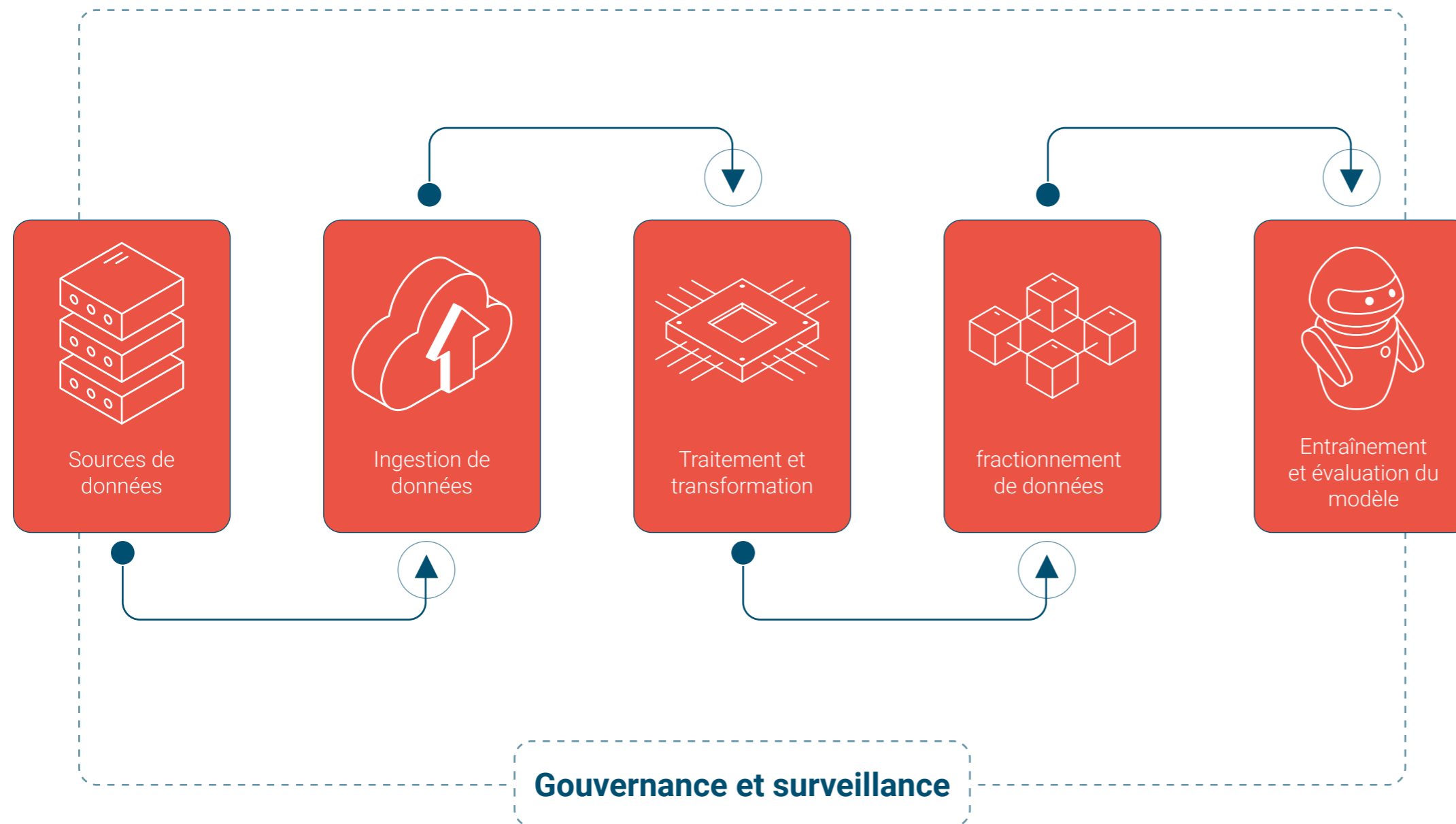
Dans les projets relatifs à l'énergie, à l'eau, aux déchets solides et aux transports, la **collecte de données** est cruciale pour alimenter les modèles d'IA. Diverses technologies sont utilisées, comme les capteurs IoT qui surveillent la consommation d'énergie, les niveaux d'eau et

les flux de circulation en temps réel, ainsi que les systèmes de gestion des infrastructures qui enregistrent des données historiques sur les modèles météorologiques, le comportement des usagers et la maintenance. En outre, des drones et des satellites sont utilisés pour capturer des images et des données géospatiales.

Le processus connu sous le nom d'**ingestion de données** consiste à collecter des données et à les transférer dans une base de données unique et centralisée où elles peuvent être consultées, stockées et analysées¹³³. La collecte des données peut se faire par différents mécanismes : (i) les données générées par les systèmes d'information internes, (ii) les données acquises à partir de sources externes, (iii) les données obtenues à partir de sources publiques en libre accès, et (iv) une combinaison de ce qui précède. En général, il est également décidé à ce stade si l'entité adopte un modèle de type ETL ou ELT. L'infrastructure de stockage et de gestion des données est également déterminée, par exemple s'il s'agit d'un entrepôt de données, d'un lac de données ou d'un lakehouse de données

133 Astera : Qu'est-ce que l'ingestion de données ? Extrait de <<https://www.astera.com/es/type/blog/data-ingestion/#:~:text=La%20ingesti%C3%B3n%20de%20datos%20es,lotes%20o%20en%20tiempo%20real.>> & Cognizat. L'ingestion de données. Extrait de <<https://www.cognizant.com/es/es/glossary/data-ingestion>>

Figure 11. Pipeline de données



Source : Adaptation de l'auteur d'après : *Un guide des pipelines de données (et comment en concevoir un à partir de zéro)*. Extrait de <<https://www.striim.com/blog/guide-to-data-pipelines/>>

Lors **du traitement et de la transformation** des informations, les anomalies, les doublons, les données aberrantes ou manquantes, les problèmes d'échelle (standardisation et normalisation) sont généralement identifiés, et des combinaisons variables, le lissage des données, la création de variables dichotomiques et des analyses descriptives, univariées, bivariées et multivariées sont effectuées, ainsi que leur représentation par le biais de modèles de visualisation¹³⁴. Les activités liées au nettoyage de l'information sont prises en compte, ce qui inclut la détection et l'imputation des données manquantes, la standardisation des variables, l'unification des noms de colonnes et le traitement des données atypiques¹³⁵. L'anonymisation¹³⁶ ou la pseudonymisation¹³⁷ des informations

¹³⁴ Zhong, S. Maîtriser l'analyse exploratoire des données (AED) : tout ce que vous devez savoir (avril 2024). Extrait de <<https://medium.com/data-and-beyond/mastering-exploratory-data-analysis-eda-everything-you-need-to-know-7e3b48d63a95>>

¹³⁵ Patel, H. Le Feature Engineering expliqué. Extrait de <<https://builtin.com/articles/feature-engineering#:~:text=Apr%2029%2C%202024,Feature%20engineering%20is%20the%20process%20of%20selecting%2C%20manipulating%20and%20transforming,used%20in%20a%20predictive%20model.>>

¹³⁶ L'anonymisation des informations est le traitement des données personnelles de manière à ce qu'elles ne puissent pas être attribuées à des individus spécifiques. Source : Union européenne : Union européenne. Agence espagnole de protection des données (2020). *10 malentendus liés à l'anonymisation*.

¹³⁷ La pseudonymisation des informations est le traitement des données personnelles de telle manière qu'elles ne puissent pas être attribuées à des individus spécifiques sans l'utilisation d'informations supplémentaires. Source : Union européenne (2016). Règlement général sur la protection des données (RGPD). Article 4.

peut également être réalisée afin de respecter les règles et normes en matière de protection de la vie privée, le cas échéant.

Comme indiqué au chapitre 2, un problème constant dans les modèles de classification est le déséquilibre entre les classes. Cela se produit lorsqu'une classe a beaucoup plus de données qu'une autre, ce qui peut conduire à ce que le modèle soit performant dans l'ensemble, mais peu performant dans la prédiction de la classe minoritaire, qui a le moins de données. Dans ce cas, l'évaluation du modèle ne prend en compte que les performances de la classe majoritaire (Avalos et al., 2021). Certaines solutions à ce problème consistent à appliquer un sous-échantillonnage de la classe dominante -en ajustant les cas vers le haut pour éviter les erreurs de calibrage-, la duplication de la classe minoritaire ou la modification des poids de pondération de chaque classe pour équilibrer l'influence de chaque classe, entre autres solutions (Ávalos et al., 2021).

Choix du modèle

Au cours de cette phase, la **formation et l'évaluation des modèles** sont généralement effectuées afin de choisir celui qui répond le mieux aux objectifs du projet. On commence par un modèle de base et on augmente la complexité

jusqu'à ce que le modèle optimal soit identifié. Au cours de ce processus, des facteurs tels que le type de problème, la disponibilité des données, les exigences technologiques, les contraintes de temps et les limites budgétaires sont pris en compte.

Une bonne pratique consiste à commencer par le modèle le plus simple et à augmenter progressivement sa complexité. Cependant, un modèle plus complexe réduit la compréhension humaine des processus de prise de décision, une capacité connue sous le nom d'**explicabilité**¹³⁸. Cependant, dans diverses applications d'intelligence artificielle, les modèles complexes tels que les réseaux neuronaux sont souvent beaucoup plus performants¹³⁹. Il est donc dans l'intérêt de l'équipe de se concentrer sur les objectifs de performance et sur le processus d'évaluation des solutions décrit ci-dessous.

Un autre élément à prendre en compte lors du choix d'un modèle est la **nature du problème**. Comme mentionné au chapitre 2, les problèmes traités par les modèles

d'apprentissage automatique peuvent être regroupés en trois catégories principales, selon Rebala et al. (2019) : i) la classification, qui cherche à identifier la ou les catégories auxquelles appartient chaque élément analysé ; ii) le clustering, qui cherche à trouver des caractéristiques similaires parmi les éléments afin de les regrouper ; et iii) la prédiction, qui consiste à utiliser des informations historiques pour prévoir le comportement futur de la variable cible. Ainsi, pour la première catégorie, des algorithmes tels que les machines à vecteurs de support (SVM), les arbres de décision, les forêts aléatoires, les réseaux neuronaux et les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) peuvent être utilisés. Pour la deuxième catégorie, des algorithmes tels que K-means, K-medoids, DBSCAN, Hierarchical Clustering et Gaussian Mixture Models (GMM) peuvent être utilisés. Pour les problèmes de prédiction, les algorithmes de régression logistique, de régression polynomiale, de forêt aléatoire, de LSTM et de Xgboost (Extreme Gradient Boosting) sont utilisés, entre autres¹⁴⁰.

Le type, la quantité et la qualité des informations disponibles sont des facteurs tout aussi importants dans la sélection du

138 Hosni, Y. Brief Guide for Machine Learning Model Selection (2021, décembre). Extrait de <<https://medium.com/@yousefhosni/brief-guide-for-machine-learning-model-selection-a19a82f8bdcd>>.

139 Ibid.

140 Rebala (2019), McMillan & Varga (2022), Betanzos (2020), Smola & Vishwanathan (2008), Nevala (2027), McKinsey Analytics (2018).

modèle à développer. En ce sens, il est important de quantifier le volume d'informations disponibles. Cela implique de connaître la manière dont il est stocké, le mécanisme d'accès et les processus pour l'obtenir. Il est également important d'analyser si les données sont structurées ou non structurées et si elles sont qualitatives ou quantitatives ¹⁴¹.

Un critère supplémentaire pour le choix du modèle est la capacité de calcul nécessaire pour entraîner le modèle. Ce critère est connu sous le nom de **temps et capacité de calcul**. Il s'agit de la quantité de ressources requises, ainsi que du temps nécessaire pour entrer dans le modèle¹⁴². Par exemple, il peut être plus rapide et plus facile d'entraîner un modèle de régression logistique qu'un modèle de réseau neuronal à cinq (5) couches. La complexité du modèle est directement proportionnelle aux ressources de traitement nécessaires pour l'entraîner.

D'autre part, les **indicateurs de performance et les mesures d'équité** sont deux éléments importants pour choisir le meilleur

modèle possible. Le premier type d'indicateurs renseigne sur la manière dont le modèle interprète les données qui l'alimentent et donc sur la qualité de la réponse au problème qu'il produit ¹⁴³. Le second type d'indicateurs évalue l'absence de biais au niveau du groupe et de l'individu.

Pour la **mise en œuvre du modèle sélectionné**, les données à utiliser pour la formation du modèle sont définies. Bien qu'il n'y ait pas de règle spécifique concernant cette répartition, en général 80% des données sont utilisées pour l'entraînement et 20% pour la validation. Dans la mesure du possible, l'idéal est de tester le modèle avec des informations externes afin de connaître son niveau de généralisation.

Le type, la quantité et la qualité des informations disponibles sont des facteurs tout aussi importants dans la sélection du modèle à développer. En ce sens, il est important de quantifier le volume d'informations disponibles. Cela implique de connaître la forme sous laquelle il est stocké, le mécanisme d'accès et les processus pour l'obtenir. Il est également important d'analyser si les données sont structurées ou non

structurées et si elles sont qualitatives ou quantitatives¹⁴⁴. En d'autres termes, il s'agit de réaliser les phases 1, 2 et 3 du *pipeline de données* décrit dans la figure 11.

Étape 2, Phase 2

Conception et développement de la preuve du concept et du produit minimum

Une fois que les validations initiales ont été effectuées et que les doutes sur le fonctionnement de la solution possible ont été levés, il est d'usage de passer à la phase de prototypage. Ceux-ci sont destinés à représenter la manière dont le produit pourrait fonctionner et sont généralement testés avec les usagers sur les aspects de la fonctionnalité et de la facilité d'utilisation afin que le retour d'information permette d'effectuer des itérations pour améliorer la robustesse du produit¹⁴⁵. Dans ce cadre, la preuve de concept est un exercice qui valide la faisabilité technique de l'idée, afin de démontrer d'un point de vue technique que la proposition est réalisable ou qu'elle dispose au moins d'un soutien théorique

141 Hosni, Y. Brief Guide for Machine Learning Model Selection (décembre 2021). Consulté sur <<https://medium.com/@yousefhosni/brief-guide-for-machine-learning-model-selection-a19a82f8bdcd>> Op.cit.

142 Hosni, Y. Guide succinct pour la sélection de modèles d'apprentissage automatique. Op.cit.

143 Btd. 20 key criteria for optimal machine learning model selection (novembre, 2023). Extrait de <<https://medium.com/@baotramduong/machine-learning-criteria-for-model-selection-bca4b9742405>>.

144 Hosni, Y. Brief Guide for Machine Learning Model Selection (décembre 2021). Consulté sur <<https://medium.com/@yousefhosni/brief-guide-for-machine-learning-model-selection-a19a82f8bdcd>> Op.cit.

145 Ibid.

ou empirique¹⁴⁶. Cet exercice permet de savoir assez rapidement quels aspects de la solution doivent être revus ou modifiés. Ces tests sont effectués dans un environnement contrôlé, avec l'appui de ressources techniques ou administratives si nécessaire¹⁴⁷.

Les exemples de PoC dans les projets d'infrastructures critiques comprennent ceux qui peuvent être mis en œuvre pour le développement d'initiatives telles que la surveillance en temps réel des réseaux intelligents pour gérer la consommation d'énergie et détecter les défaillances précoces, l'optimisation de la distribution d'eau potable grâce à des capteurs dans le réseau pour identifier les fuites, et la maintenance prédictive des infrastructures de transport grâce à des drones qui inspectent et préviennent l'usure. Ils peuvent également couvrir la cybersécurité dans les réseaux de contrôle, en utilisant des plateformes de surveillance pour détecter les menaces, et la gestion intelligente des déchets dans les villes, en utilisant des conteneurs équipés de capteurs pour optimiser les itinéraires de collecte. Ces projets pilotes permettent de tester la faisabilité de technologies innovantes

avant qu'elles ne soient mises en œuvre à grande échelle. À cet égard, la BID a réalisé quelques preuves de concept dans le domaine de l'infrastructure, telles que celles liées au gabarit des véhicules, à l'utilisation de la technologie de pointe, à l'utilisation d'images satellites pour définir la praticabilité d'une route, à l'utilisation d'images satellites pour calculer la production d'énergie distribuée à l'aide de panneaux solaires. Certaines de ces idées ont donné des résultats satisfaisants, tandis que d'autres ont rencontré des difficultés pour les transformer en un produit minimum viable (MVP).

Une fois la faisabilité technique évaluée sur la base des PoC, on passe à la phase de prototypage, au cours de laquelle des versions fonctionnelles spécifiques sont parfois testées, comme la plateforme usager, pour tester l'expérience usager (UX) et/ou la conception du service, afin d'identifier en temps utile les fonctionnalités clés dont les usagers et les autres parties prenantes auront besoin ou qu'ils préféreront.¹⁴⁸ Dans ce processus, un aspect fondamental est que les membres de l'équipe qui développe le modèle, ainsi que les autres membres du domaine d'activité impliqués dans ce développement,

connaissent clairement leur rôle dans le projet. Par exemple, il est souhaitable que le propriétaire du produit (PO) soit impliqué dans toutes les étapes du processus, car cela garantira que le cycle de développement reste en phase avec les exigences réelles des utilisateurs finaux.

La phase suivante de la construction de la solution est le développement de ce que l'on appelle le MVP. Dans cette phase, une version basique mais fonctionnelle et stable du produit est développée, dans ce cas, un modèle entraîné avec des données réelles, afin de tester des hypothèses et de tester les résultats par rapport à la performance du modèle, et aussi par rapport à la réponse qu'il donne aux attentes et aux besoins des usagers. Un point à souligner dans le processus de développement du MVP est son utilité à adapter la solution aux changements de l'environnement, car ce produit valide des hypothèses relativement rapidement et efficacement, et permet ainsi de développer des produits fonctionnels qui itèrent en permanence sur la base de la connaissance du marché obtenue grâce à l'exposition aux usagers. Il est également important de vérifier que les outils, les images et les contenus utilisés dans ce produit sont conformes à toutes les licences respectives et de vérifier s'ils ont des coûts associés qui doivent être pris en compte.

146 Département des infrastructures (INE). *Guide de développement de produits numériques*. [diapositives PowerPoint]. Banque interaméricaine de développement (BID).

147 Preuve de concept (POC). Op.cit.

148 Département des infrastructures (INE). *Guide de développement de produits numériques*. [diapositives PowerPoint]. Banque interaméricaine de développement (BID).

Enfin, dans le cas où le MVP est développé par un prestataire externe, il convient de vérifier la livraison de tous les composants connexes tels que les wireframes, les éléments d'interface usager, les systèmes de conception et les flux détaillés. De même, le cas échéant, l'accès et le contrôle des données, du code source et des modèles utilisés doivent être vérifiés.

Phase 2, Phase 3

Principes éthiques et réglementation sectorielle :

Les principes de conception associés à la transparence, à la responsabilité et à la prise en compte des questions éthiques pertinentes devraient être pris en considération pendant la phase de prototypage et de développement de la solution. Cela permet de développer des solutions d'IA dans les cadres de gestion des risques existants¹⁴⁹ et de promouvoir une plus grande confiance dans leur utilisation.

De même, les systèmes d'IA interagissent avec l'environnement, de sorte que leurs processus doivent tenir compte de la conformité aux

réglementations sectorielles. En ce sens, cette étape consiste à analyser les réglementations sectorielles applicables, les aspects juridiques pertinents des systèmes technologiques à utiliser, les réglementations existantes en matière de protection de la vie privée et des données, ainsi que les réglementations spécifiques relatives à l'IA, le cas échéant.

Comme nous l'avons mentionné, l'un des risques associés au développement de modèles d'IA est qu'ils puissent reproduire des biais existants dans la société et que leurs résultats puissent ainsi affecter des groupes spécifiques de la population. Les biais algorithmiques peuvent constituer une forme de biais¹⁵⁰. Ces biais comprennent les biais de traitement, de confirmation et d'exclusion. Les biais de traitement font référence aux distorsions qui peuvent être introduites dans les données avant d'être utilisées pour entraîner le modèle. Les biais de confirmation se produisent lorsque les solutions d'IA corroborent des stéréotypes ou

des croyances préalables, et les biais d'exclusion décrivent ce qui se passe lorsque certains groupes de population sont systématiquement exclus de l'ensemble d'entraînement¹⁵¹.

Dans ce contexte, le contrôle éthique se fait par l'identification et l'atténuation des préjugés, ainsi que par l'application de principes comportementaux. Le principe de *transparence* dans les solutions d'IA implique la capacité de comprendre comment et pourquoi un modèle d'IA prend certaines décisions. Il faut également tenir compte du principe de *responsabilité*, qui renvoie à la capacité d'attribuer les actions et les décisions d'une solution basée sur l'IA à un décideur spécifique, qui est responsable des effets possibles de ces biais et qui intègre des mesures d'atténuation.

Un autre aspect à souligner est lié au traitement des informations personnelles ou réservées dans les cas où ce traitement est applicable. À cet égard, lorsque des informations présentant ces caractéristiques sont disponibles, un exercice d'anonymisation¹⁵²

149 Département des infrastructures (INE). *Guide de développement de produits numériques*. [diapositives PowerPoint]. Banque interaméricaine de développement (BID).

150 Il s'agit d'erreurs systématiques et répétables dans un système d'IA « qui créent des résultats injustes, par exemple en privilégiant un groupe arbitraire d'utilisateurs par rapport à d'autres ». Awan, A. A. What is algorithmic bias (avril 2024). Extrait de <<https://www.datacamp.com/es/blog/what-is-algorithmic-bias>>

151 Awan, A. A. What is algorithmic bias (avril 2024). Extrait de <<https://www.datacamp.com/es/blog/what-is-algorithmic-bias>>

152 Le processus d'anonymisation des données crée un nouvel ensemble de données unique. Quelle que soit l'analyse qui en est faite, il n'est pas possible d'identifier les caractéristiques personnelles de l'observation. Agence espagnole de protection des données (AEPD). Anonymisation et pseudonymisation (octobre 2021).

ou de pseudonymisation¹⁵³ peut être réalisé pour entraîner le modèle sans enfreindre les réglementations existantes en matière de données à caractère personnel. Un exemple de ce type de considération est le traitement des informations utilisées pour le développement et la mise en œuvre de l'outil Distancia2, une plateforme technologique développée par la BID pour les villes, qui a été mise en œuvre dans 46 villes de la région ALC pendant la pandémie, et dont l'objectif était de contribuer à atténuer le risque de contagion dans les zones de grandes agglomérations. Cette solution utilise des images vidéo enregistrées par des caméras installées dans les villes et, grâce à des algorithmes d'intelligence artificielle, estime la distance entre les personnes à des fins d'analyse et de génération d'alertes de santé publique. Lors de la conception et du développement de cet outil, il a été exigé qu'il n'utilise pas d'informations privées sur les individus, ni qu'il analyse des traits particuliers ou des caractéristiques uniques des individus. Le modèle mis en œuvre se limite donc à

la détection de personnes de manière anonyme et à l'estimation de la distance qui les sépare¹⁵⁴.

Phase 2, Phase 4

Sécurité de l'information et des technologies :

Les modèles d'IA sont confrontés à un certain nombre de défis en matière de sécurité. Les risques de sécurité comprennent, par exemple, la génération de données d'entrée malveillantes ou des fuites de sécurité dans les cadres utilisés pour la production des modèles¹⁵⁵. Pour prévenir de telles attaques ou vulnérabilités, il est recommandé d'adopter l'approche de *la sécurité dès la conception*, qui intègre des mesures de sécurité préventives *dès la conception du modèle*¹⁵⁶.

Les secteurs d'infrastructure comprennent des actifs critiques avec des niveaux élevés d'interdépendance, ce qui les rend vulnérables aux cyberattaques qui peuvent déclencher

des crises systémiques. En ce sens, les organisations qui mettent en œuvre des solutions d'IA dans leurs processus doivent comprendre la pertinence de la cybersécurité en tant qu'élément fondamental.

À cet égard, il est essentiel d'incorporer une approche de sécurité dès la conception qui intègre la cybersécurité tout au long de la chaîne de production du modèle. Cette approche garantit un projet sécurisé, des protocoles de confidentialité des données, une architecture sécurisée, une sensibilisation et une formation à la vulnérabilité, ainsi que des tests de sécurité continus¹⁵⁷. En ce qui concerne ce dernier point, une pratique courante consiste à effectuer des tests de pénétration, de fuzzing et d'attaques adverses sur des modèles d'essai et aux stades de la préproduction et de la production du modèle¹⁵⁸.

Extrait de <<https://www.aepd.es/prensa-y-comunicacion/blog/anonimizacion-y-seudonimizacion>>

153 Au cours du processus de pseudonymisation, deux ensembles de données sont créés, les données pseudo-anonymisées et les données permettant d'inverser ce processus, qui doivent être conformes à toutes les réglementations pertinentes. Agence espagnole de protection des données (AEPD). Anonymisation et pseudonymisation (octobre 2021). Extrait de <<https://www.aepd.es/prensa-y-comunicacion/blog/anonimizacion-y-seudonimizacion>>

154 Source : BID : BID. Distancia2. Extrait de <<https://fairlac.iadb.org/piloto/distancia2>>

155 Risques de l'intelligence artificielle en matière de cybersécurité. Extrait de <<https://globalt4e.com/riesgos-de-la-inteligencia-artificial-en-ciberseguridad/>>

156 Ibid.

157 Centre national de cybersécurité. L'IA et la cybersécurité : ce qu'il faut savoir. Extrait de <https://www.ncsc.gov.uk/guidance/ai-and-cyber-security-what-you-need-to-know#section_5>

158 Centre national de cybersécurité. Lignes directrices pour le développement de systèmes d'IA de sécurité. Extrait de <<https://www.ncsc.gov.uk/collection/guidelines-secure-ai-system-development>>

Étape 3. Mise en œuvre, suivi et évaluation de la solution

La **mise en œuvre, la maintenance et la mise à l'échelle de la solution** comprennent généralement quatre (4) phases, à savoir : i) l'évaluation des performances ; ii) la durabilité de la solution ; iii) l'audit d'éthique et de sécurité ; et iv) la mise à jour du modèle.

Étape 3, Phase 1

Évaluation des performances

Au cours de cette phase, les performances du modèle d'IA développé sont analysées. Pour ce faire, un ensemble de paramètres est généralement défini et mis en œuvre pour évaluer les performances de la solution et promouvoir la confiance dans ses résultats. Ces mesures permettent d'évaluer l'efficacité d'un modèle dans l'exécution de sa tâche spécifique et dans l'obtention des résultats escomptés. Ces indicateurs servent plusieurs objectifs, notamment la mesure de la précision, l'ajustement des hyperparamètres, la facilitation de l'interprétation et l'identification de l'ajustement excessif ou insuffisant, entre autres.

Les indicateurs d'évaluation dépendent à la fois des caractéristiques des données utilisées et du type de problème à résoudre. Ainsi, les indicateurs de performance les plus

couramment utilisés pour les problèmes de classification¹⁵⁹ sont, par exemple, l'exactitude¹⁶⁰, la précision¹⁶¹, la sensibilité¹⁶², le score F1¹⁶³, le ROC-AUC et le PR-AUC, ainsi que la matrice de confusion¹⁶⁴. Les mesures les plus courantes pour les

159 Halder, N. Decoding Machine Learning Success : Evaluating Performance Metrics with Python (février 2024). Extrait de <<https://medium.com/gitconnected/decoding-machine-learning-success-evaluating-performance-metrics-with-python-2f98a452bbc4>>

160 **Exactitude**: il s'agit de la « proportion d'observations correctement prédites par rapport au total ». Il s'agit d'un indicateur intuitif qui fournit une mesure simple de l'efficacité du modèle. Toutefois, en cas de déséquilibre dans les données, il peut être trompeur (Halder, 2024).

161 **Précision** : correspond à la « proportion d'observations positives correctement prédites par rapport au nombre total d'observations positives prédites ». Il s'agit d'une mesure très utile lorsque le coût d'un faux positif n'est pas faible (Halder, 2024).

162 **Sensibilité (Recall)** : il s'agit de la « proportion d'observations positives correctement prédites par rapport à toutes les vraies observations de classe ». Il s'agit d'une mesure très utile lorsque le coût associé à l'obtention d'un faux négatif est élevé (Halder, 2024).

163 **Score F1** : correspond à la moyenne pondérée des indicateurs de *précision* et de *recall*. Cette métrique est appropriée lorsqu'il y a un équilibre entre les deux indicateurs, en particulier dans les catégories déséquilibrées (Halder, 2024).

164 La **matrice de confusion** est une représentation tabulaire des catégories prédites et réelles permettant au chercheur d'identifier assez facilement les types d'erreurs commises par le modèle. Dans ce type de matrice, les composantes suivantes peuvent être identifiées : les vrais positifs (TP), qui sont les cas correctement identifiés comme positifs ; les vrais négatifs (TN), qui sont les cas correctement identifiés comme négatifs ; les faux positifs (FP), qui sont les cas négatifs incorrectement identifiés comme positifs ; les faux négatifs (FN), qui sont les cas positifs incorrectement identifiés comme négatifs. En termes généraux, les lignes représentent les catégories ou classes réelles, les colonnes représentent les classes prédites par le modèle, la diagonale principale montre les prédictions correctes et les éléments en dehors de la diagonale se réfèrent aux erreurs. Pour plus d'informations, voir <<https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/>

problèmes de régression¹⁶⁵ Les mesures les plus courantes pour les problèmes de régression sont les suivantes : *Erreur absolue moyenne (MAE)*¹⁶⁶, *Erreur quadratique moyenne (MSE)*¹⁶⁷, *Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)*¹⁶⁸, *Coefficient de détermination (R^2)*¹⁶⁹, *Erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE)*¹⁷⁰ et *Coefficient de détermination ajusté (R^2)*¹⁷¹.

confusion-matrix#:~:text=A%20confusion%20matrix%20represents%20the,by%20model%20as%20other%20class.>.

165 Halder N. Decoding Machine Learning Success : Evaluating Performance Metrics with Python. Op.cit.

166 **Erreur absolue moyenne (MAE)** : La « moyenne des différences absolues entre les valeurs prédites et les valeurs réelles ». Cette mesure donne une idée de la déviation des prédictions (Halder, 2024).

167 **Erreur quadratique moyenne (EQM)** : correspond à la moyenne des différences quadratiques entre les valeurs prédites et les valeurs réelles. L'EQM pénalise davantage les erreurs plus importantes que l'EAM, ce qui peut être un avantage ou un inconvénient selon le cas (Halder, 2024).

168 **Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)** : il s'agit de la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne ou MSE, qui permet d'avoir un indicateur sur la même échelle que les valeurs originales (Halder, 2024).

169 **R^2 Coefficient de détermination (R^2)** : Représente la proportion de la variance de la cible ou de la variable dépendante qui est expliquée par les prédictors ou les variables indépendantes. Il correspond à la qualité de l'ajustement de ces prédictions (Halder, 2024).

170 **Erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE)** : mesure la moyenne des erreurs absolues entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles, exprimée en pourcentage des valeurs réelles.

171 **R^2 ajustado) Coefficient de détermination ajusté (R^2)** : R^2 Correspond à un ajustement en fonction du nombre de prédictors dans le modèle. Source : Investopedia : Investopedia. Extrait de <<https://www.investopedia.com/ask/answers/012615/whats-difference-between-rsquared-and-adjusted-rsquared>>.

Il n'est pas habituel d'utiliser un seul paramètre pour déterminer l'efficacité d'un modèle d'IA, bien que la performance minimale attendue soit une précision de plus de 50 %¹⁷². Lors de l'évaluation des performances d'un modèle, on considère généralement sa fonction de coût, qui mesure la distance entre les résultats du modèle et la réalité. L'objectif est généralement de minimiser cette distance, ce qui se fait habituellement à l'aide d'un algorithme connu sous le nom de *descente de gradient*. Il est conseillé d'optimiser le modèle à partir de points aléatoires dans les données et d'ajuster le taux d'apprentissage du modèle pendant la formation pour s'assurer que les résultats obtenus sont cohérents¹⁷³.

asp#:~:text=Adjusted%20R%2Dsquared%20is%20a,model%20by%20less%20than%20expected>

172 Comprendre les fonctions de coût dans l'apprentissage automatique : types et applications (2023). Extrait de <<https://medium.com/@anishnama20/understanding-cost-functions-in-machine-learning-types-and-applications-cd7d8cc4b47d>> & Machine learning fundamentals (i) : Cost functions and gradient descent. (2017, novembre). Consulté sur <https://towardsdatascience.com/machine-learning-fundamentals-via-linear-regression-41a5d11f5220> & Gradient Descent for Dummies. (2021, mai). Extrait de <https://raed-asdi.medium.com/gradient-descent-for-dummies-1eda90f269b> & pour plus d'informations, voir <<https://www.sciencedirect-com.ezproxy.uniandes.edu.co/topics/engineering/gradient-descent>>.

173 Ibid.

Ainsi, en fonction du type de problème résolu par le modèle, des mesures de performance sont sélectionnées pour identifier les forces et les faiblesses des algorithmes utilisés. De même, il est recommandé d'utiliser plus d'un indicateur afin d'obtenir une évaluation plus solide et plus détaillée du modèle.

Étape 3, Phase 2

Stratégie de durabilité de la solution :

Cette phase fait référence à l'ensemble des mesures qui doivent être prises pour que la solution, une fois élaborée, soit utilisée et mise à jour en permanence au sein de l'organisation. En ce sens, un facteur clé de succès dans la mise en œuvre de l'IA est la volonté institutionnelle de garantir la durabilité de la solution, c'est-à-dire la capacité d'adopter la solution, de l'intégrer dans les processus existants et de garantir les ressources humaines, technologiques et financières nécessaires à son utilisation continue. Dans certains cas, cela peut nécessiter un changement de culture institutionnelle en ce qui concerne le développement et l'adoption d'innovations technologiques.

Dans cette phase, il est conseillé de mettre en œuvre une initiative de communication sur l'existence de l'outil, son fonctionnement et les résultats qu'il génère. Dans le même ordre d'idées, il convient d'évaluer et de communiquer le retour sur

investissement lié à l'adoption de la solution, afin de fournir un retour d'information sur le processus de développement et de mise en œuvre, et de promouvoir l'adoption et la continuité. Il peut également être important pour les secteurs de l'entreprise d'internaliser le fait que l'IA contribue à réduire les coûts d'investissement et d'exploitation ; de cette manière, les coûts du projet peuvent être considérés comme un investissement, et les flux futurs peuvent être assurés de disposer d'un budget adéquat pour sa maintenance et son amélioration continue.

Dans le même ordre d'idées, il convient de créer ou de renforcer une culture de l'expérimentation et de l'apprentissage continu, afin de favoriser l'innovation agile au sein de l'organisation et d'assurer la durabilité de l'adoption de la solution. Des expériences contrôlées, associées à un retour d'information direct de la part des usagers, permettent une itération plus rapide et, en fin de compte, des résultats plus percutants¹⁷⁴. Les erreurs commises à la fin du projet sont plus coûteuses que le développement de petites expériences, non seulement en termes de temps et de ressources, mais aussi en termes de motivation de l'équipe. À cet égard, la mise

174 Département des infrastructures (INE). *Guide de développement de produits numériques*. [diapositives PowerPoint]. Banque interaméricaine de développement (BID).

en œuvre d'un programme de transfert de connaissances est essentielle pour que le projet puisse continuer à itérer, pour que le modèle puisse continuer à être ajusté au cours de ses différentes étapes et pour que les différents domaines liés au problème puissent s'approprier la solution. La formation de l'équipe favorisera la meilleure utilisation du projet et son utilisation continue, ainsi que ses mises à jour respectives.

Étape 3, Phase 3

Audit d'éthique et de sécurité :

Cette composante se concentre sur l'évaluation *ex post* de la solution afin d'identifier les éventuelles vulnérabilités de la sécurité de l'information et de s'assurer que les résultats ne perpétuent pas les stéréotypes sociaux susceptibles d'être discriminatoires pour certains groupes de population. L'existence de systèmes automatisés de prise de décision pose des problèmes éthiques et moraux lorsqu'il s'agit de définir les règles qu'un tel système doit suivre ; par conséquent, il est nécessaire de disposer de mécanismes de contrôle adéquats tels que l'audit algorithmique (Villagrán, 2022). Bien que la plupart des modèles utilisés dans le secteur des infrastructures ne soient généralement pas entraînés avec des données sensibles, c'est une bonne pratique que de réaliser des audits éthiques et de sécurité, principalement dans les cas

où des alertes possibles concernant des biais ou le traitement d'informations sensibles sont identifiées.

L'un des mécanismes de contrôle et de respect des normes éthiques définies dans la conception même du modèle concerne « l'équité entre les groupes », c'est-à-dire l'identification des groupes de population susceptibles d'être lésés par les résultats du modèle¹⁷⁵. Ce concept, selon les meilleures pratiques, est quantifié par des mesures de disparité qui cherchent à examiner et à comparer le comportement des groupes à travers différents indicateurs de performance par le biais de ratios ou de différences. De même, il existe des mesures générales de biais de groupe¹⁷⁶, telles que la parité démographique (DP)¹⁷⁷, l'égalité des chances (EO)¹⁷⁸ ou la parité

statistique (SP)¹⁷⁹, et des mesures individuelles¹⁸⁰ telles que les indicateurs d'égalité des chances (EOdds)¹⁸¹ et l'étalonnage, entre autres¹⁸².

Enfin, dans les processus d'audit algorithmique, il est conseillé, en plus de documenter les procédures et d'enregistrer les personnes qui y participent, d'adopter des protocoles d'intervention dans le modèle lorsque les évaluations de l'équité algorithmique ne sont pas réussies (Pombo et al. 2020 ; Torres et al., 2021 ; Villagrán, 2022).

175 Microsoft. Modèle de performance et d'équité (février 2024). Extrait de <<https://learn.microsoft.com/es-es/azure/machine-learning/concept-fairness-ml?view=azureml-api-2>>

176 Gomedé, E. Fairness Metrics in Machine Learning (septembre 2023). Extrait de <<https://medium.com/the-modern-scientist/fairness-metrics-in-machine-learning-8c3777b48a9c>>

177 Il teste « si la probabilité d'une prédiction positive est égale dans tous les groupes démographiques » (Gomedé, 2023).

178 Elle détermine si le taux de vrais positifs est équivalent dans tous les groupes, ce qui permet de réduire le nombre de faux négatifs (Gomedé, 2023).

179 Elle garantit une répartition équitable des résultats positifs escomptés entre les groupes (Gomedé, 2023).

180 Mesures d'équité dans l'apprentissage automatique. Op.cit.

181 Il garantit que dans tous les groupes, les taux de vrais positifs sont équivalents aux taux de faux positifs (Gomedé, 2023).

182 Cet indicateur évalue si les probabilités prédites reflètent correctement la probabilité qu'un événement se produise. Un modèle mal calibré ayant tendance à reproduire des décisions biaisées, le calibrage est un élément à prendre en compte (Gomedé, 2023).

Étape 3, Phase 4

Maintenance, mise à jour et extension de la solution :

Cette phase concerne les activités liées aux développements ultérieurs, aux mises à jour et à la maintenance du modèle, en fonction des besoins existants. La mise à l'échelle du modèle peut renforcer son impact sur l'organisation. D'autre part, les changements dans l'environnement, les usagers et les données qui alimentent le modèle entraînent la nécessité de réviser le modèle, d'ajuster ses paramètres ou de se recycler à l'aide de nouvelles informations.

Le modèle développé et mis en œuvre au fil du temps peut perdre de sa précision en raison de changements structurels sur le marché ou dans la société. De légers changements peuvent également survenir dans le comportement des variables qui l'alimentent, dans ses propriétés statistiques et même dans les canaux de capture de l'information, ce qui rend nécessaire son réentraînement avec de nouvelles informations¹⁸³.

183 Comprendre la dérive des données et la dérive des modèles : détection de la dérive en python. Extrait de <<https://www.datacamp.com/tutorial/understanding-data-drift-model-drift>>

Ce phénomène est connu sous le nom de « *dérive du modèle* », car une dégradation des performances du modèle d'apprentissage automatique déployé peut être constatée¹⁸⁴. Pour être conscient de ce phénomène, il est important de disposer d'un processus continu de contrôle de la qualité et de surveillance des performances du modèle afin de détecter les écarts par rapport aux indicateurs obtenus au début de la phase de production¹⁸⁵ et de permettre l'incorporation de nouvelles données d'entrée afin d'anticiper les changements dans l'environnement.

De même, il est important de documenter les modifications apportées au modèle et à l'interface avec laquelle l'utilisateur interagit, le cas échéant. En ce sens, le contrôle des versions permet la collaboration entre les différents développeurs, facilite la traçabilité des modifications, permet de naviguer avec une relative agilité entre les versions pour récupérer

184 Nicoomanesh A. (2024). Model drift : Identifying and Monitoring for Model Drift in Machine Learning Engineering and Production. Extrait de <<https://medium.com/@anicomanesh/model-drift-identifying-and-monitoring-for-model-drift-in-machine-learning-engineering-and-0f74b2aa2fb0>>.

185 Ibid.

une partie d'une solution du passé, contribue à la résolution des conflits entre des modifications simultanées du code et favorise l'audit algorithmique, entre autres.

Enfin, dans les projets impliquant l'apprentissage automatique, l'évolutivité est comprise comme la capacité du système à intégrer des augmentations significatives des volumes de données, à accroître son efficacité et son efficacité, ainsi qu'à prendre en charge des charges de travail plus importantes sans affecter ses performances¹⁸⁶. En ce sens, l'évolutivité d'une solution d'IA implique différentes dimensions, notamment les données, le modèle et l'infrastructure¹⁸⁷. Ainsi, en ce qui concerne la dimension informationnelle, au fur et à mesure que l'application évolue, la quantité d'informations augmente, de sorte que davantage de données sont impliquées dans le processus de réentraînement, de validation et de test des nouvelles versions du modèle¹⁸⁸. À son tour,

186 Censius. ML Scalability. Extrait de <<https://censius.ai/wiki/ml-scalability#:~:text=Machine%20learning%20scalability%20refers%20to,users%20residing%20at%20global%20locations.>> & OpenTeams. Scalable Infrastructure for MLOps : Ensuring High Performance and Efficiency (2023, juin). Extrait de <<https://www.openteams.com/scalable-infrastructure-for-mlops-ensuring-high-performance-and-efficiency/>>

187 Ibid.

188 Ibid.

le modèle peut également varier en taille et en complexité, et donc requérir une plus grande capacité de calcul. Il en résulte la nécessité d'une infrastructure évolutive pour répondre aux nouveaux besoins de stockage - de plus en plus d'informations - et de traitement - des modèles plus complexes avec davantage de paramètres¹⁸⁹ - qui peuvent survenir. L'évolutivité de la solution peut être obtenue par des actions telles que la mise en œuvre d'un système de surveillance des performances qui alerte lorsque le modèle devient obsolète, l'utilisation de l'informatique dans le Cloud pour pouvoir faire évoluer les plateformes technologiques en temps voulu, l'utilisation du traitement parallèle¹⁹⁰ ou l'exécution de tâches dans des conteneurs de type Docker¹⁹¹ pour rendre l'exploitation des modèles plus efficace¹⁹².

189 Ibid.

190 Pour plus d'informations, voir : Traitement parallèle. Extrait de <https://www.techtarget.com/searchdatacenter/definition/parallel-processing#:~:text=Parallel%20processing%20is%20a%20method,time%20to%20run%20a%20program.>>

191 Qu'est-ce que Docker ? Extrait de <https://aws.amazon.com/es/docker/>>

192 Censius. ML Scalability. <Extrait de <https://censius.ai/wiki/ml-scalability#:~:text=Machine%20learning%20scalability%20refers%20to,users%20residing%20at%20global%20locations.>> & OpenTeams. Scalable Infrastructure for MLOps : Ensuring High Performance and Efficiency (2023, juin). Extrait du site <https://www.openteams.com/scalable-infrastructure-for-mlops-ensuring-high-performance-and-efficiency/>>

4.2

Principes recommandés pour le développement de solutions d'IA

Enfin, et conformément aux considérations présentées dans la section précédente, compte tenu des avantages de l'approche de développement et d'innovation agile pour la mise en œuvre de solutions d'IA dans les secteurs d'infrastructure, il est recommandé de tenir compte d'un ensemble de neuf (9) principes tout au long du processus de développement et de mise en œuvre de la solution, comme décrit ci-dessous.

- Comprendre le problème et la pertinence de l'IA pour le résoudre** : Ce principe repose sur le fait qu'il est souhaitable de comprendre le problème avant de réfléchir à la manière de le résoudre. En ce sens, il souligne l'importance de définir et de circonscrire le problème ou le besoin à résoudre, de sorte que le problème défini soit clair, concis, fondé sur des preuves et qu'il se rapporte à une situation susceptible d'être résolue. Une fois le problème identifié et compris, lors de l'identification des alternatives, il sera d'une importance vitale d'évaluer la pertinence de l'utilisation de l'IA dans la solution, sur la base des avantages, des coûts et des implications de l'utilisation de cette technologie pour l'organisation. En

ce sens, les projets d'IA devraient se concentrer sur la solution du problème spécifique à résoudre, plutôt que sur la technologie elle-même.

- Conception et développement centrés sur l'utilisateur** : ce principe repose sur le fait que l'utilisateur est la force convergente dans le développement de la solution. Cela implique de connaître les caractéristiques des personnes ou des entités qui vont utiliser le modèle, leurs principales utilisations, leurs motivations, les processus dans lesquels les résultats du modèle vont interagir, entre autres. Pour ce faire, il est nécessaire d'interagir avec l'utilisateur dans le cadre de la création du produit, afin d'identifier ses besoins, ses motivations et ses attentes en matière d'utilisation.
- Développement agile** : il s'agit de la capacité à créer des produits de manière dynamique et itérative, et à adapter les produits en réponse au changement. Ce principe comprend une série de cadres¹⁹³ et de méthodologies¹⁹⁴ qui permettent au développement de produits par

193 En voici quelques exemples : Scrum, Kanban et Extreme Programming (Agile Alliance).

194 Exemples : la programmation en binôme, le développement piloté par les tests et la planification des sprints (Agile Alliance).

l'itération, l'expérience et la collaboration de s'adapter relativement facilement aux changements de l'utilisateur, du marché et même de l'entreprise en charge du produit ou du service¹⁹⁵.

- **Exploiter les données** : Ce principe va au-delà de l'utilisation de l'information dans les processus ; il exige une transformation de l'organisation¹⁹⁶ pour penser, gérer et communiquer ses processus de production en maximisant l'information disponible. Pour ce faire, il est essentiel de disposer d'informations de qualité¹⁹⁷, c'est-à-dire complètes, cohérentes et véridiques, faute de quoi les résultats du modèle manqueront de fiabilité et de robustesse.

- **Utilisation de normes ouvertes et innovation** : Ce principe repose sur la création de connaissances au sein de la communauté. Il repose sur l'hypothèse qu'une approche ouverte du développement et de l'innovation maximise les ressources et l'impact des solutions mises en œuvre¹⁹⁸.

- **Utilisation de modèles fondateurs à usage libre** : Comme indiqué, les modèles fondateurs (FM), également connus sous le nom de modèles pré-entraînés ou à usage général, sont des réseaux neuronaux d'apprentissage profond entraînés avec de grandes quantités de données et composés d'un nombre important de paramètres, qui exécutent différentes tâches générales telles que la génération de textes et d'images, la compréhension de différentes langues humaines et la tenue de conversations en langage naturel, entre autres¹⁹⁹. Certains avantages de l'utilisation de ce type de modèles²⁰⁰ dans le cadre

du développement de son propre système sont liés à la réduction du temps de développement, à l'optimisation des ressources, à l'adaptabilité par le biais d'un *réglage fin*, à l'extensibilité horizontale et verticale et à la croissance de la communauté, entre autres²⁰¹.

- **Pertinence de l'éthique, de la vie privée et de la sécurité** : Ce principe renvoie à trois concepts principaux. Le premier concerne l'application de principes éthiques dans la conception et la structuration des modèles d'IA. Le deuxième concept concerne la confidentialité des données. À cet égard, une bonne conception de modèle doit garantir que les données des usagers sont traitées en toute sécurité et que leur vie privée est respectée, afin d'éviter toute utilisation abusive ou tout accès non autorisé. Enfin, le troisième concept est celui de la sécurité des systèmes. Il s'agit d'atténuer les cyber-risques qui

195 Agile Alliance, What is Agile ? Extrait de <[https://learn.microsoft.com/es-es/devops/plan/what-is-agile-development](https://www.agilealliance.org/agile101/#:~:text=Agile%20is%20the%20ability%20to,an%20uncertain%20and%20turbulent%20environment.> & Microsoft.What is Agile development (October, 2023). Extrait de <

196 Pour cela, il est important, dans un premier temps, d'identifier le niveau de maturité de l'organisation en termes d'analyse de données, étant donné que la mise en œuvre du projet doit être progressive.

197 Les problèmes de qualité des données peuvent être dus à de multiples facteurs tels que des erreurs humaines, techniques ou de collecte de données.

198 D'une part, il y a les plateformes open source telles que Qgis ou R. Mais d'autre part, il existe des projets déjà mis en œuvre qui décident de partager leur référentiel, y compris les bibliothèques utilisées et le code source, comme le fait par exemple la BID par le biais de « Code for Development ».

199 Qu'est-ce qu'un modèle de base ? Extrait de <<https://aws.amazon.com/es/what-is/foundation-models/>>

200 En voici quelques exemples : BERT - Représentations bidirectionnelles de codeurs à partir de transformateurs (<https://github.com/google-research/bert>)

; GPT - Transformateur génératif pré-entraîné (<https://github.com/openai/gpt-2>) ; RoBERTa - Approche relative à un BERT optimisé de manière robuste (<https://github.com/facebookresearch/fairseq/tree/main/examples/roberta>) ; T5 - Transformateur de transfert de texte à texte (<https://github.com/google-research/text-to-text-transfer-transformer>) ; XLNet (<https://github.com/zihangdai/xlnet>) ; et YOLO - Vous ne regardez qu'une fois (<https://github.com/ultralytics/yolov5>).

201 3 façons d'adapter un modèle de fondation à vos besoins spécifiques. Extrait de <<https://kili-technology.com/large-language-models-llms/three-ways-to-adapt-an-llm-model-to-suit-your-ml-needs>>

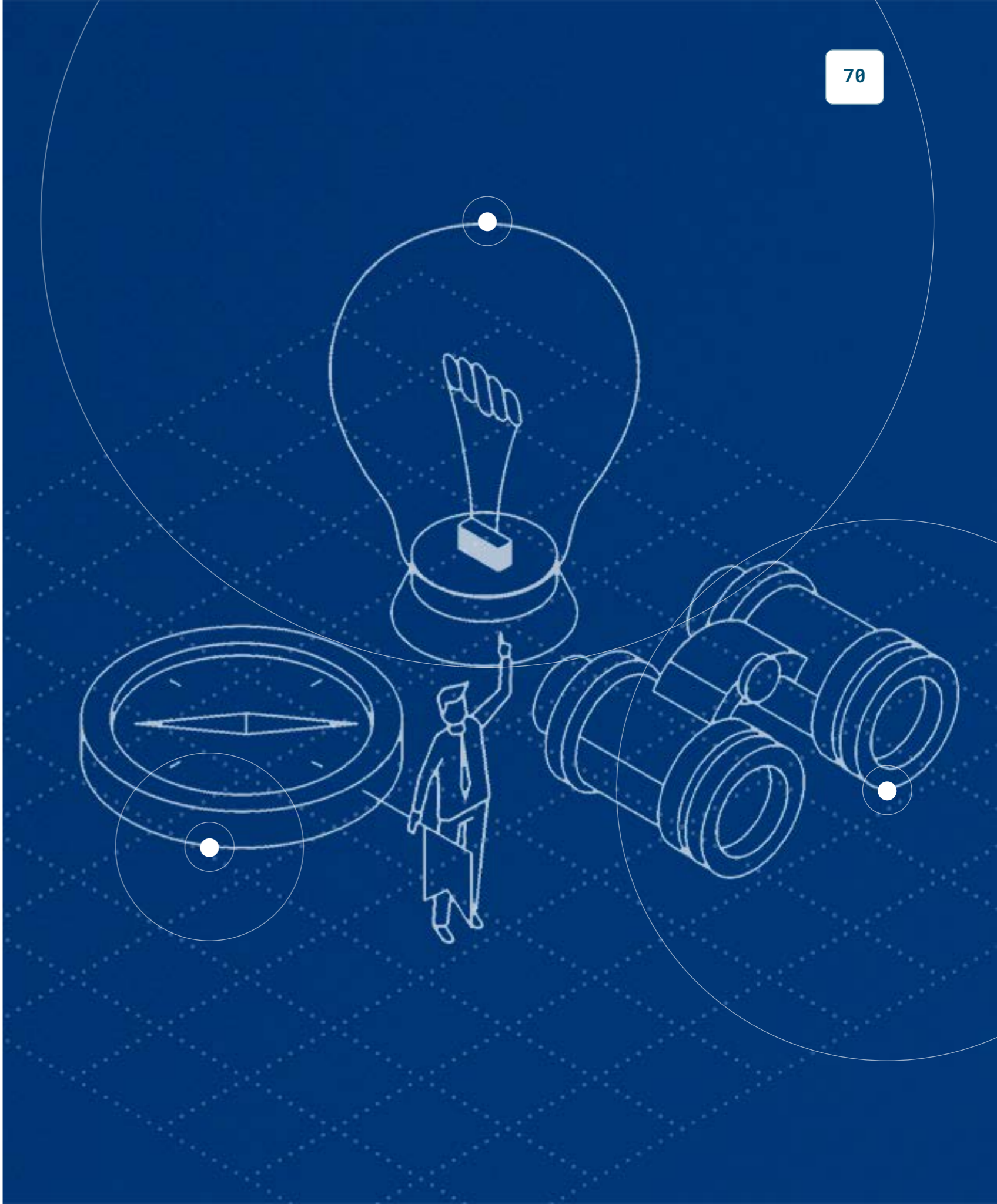
surviennent lorsque des modèles d'IA sont appliqués à des infrastructures critiques, notamment dans les secteurs de l'électricité, des transports, de l'eau et de l'assainissement.

- **Évolutivité** : Ce principe est prospectif et consiste en la conception et la mise en œuvre d'un système capable d'évoluer en fonction des besoins. L'évolutivité du système doit être fonction d'aspects tels que la quantité de données dont le modèle a besoin, la capacité de traitement et de stockage, ainsi que le type et la fréquence des interactions avec les usagers.
- **Durabilité** : Enfin, ce principe souligne l'importance que les solutions d'IA mises en œuvre soient effectivement adoptées dans les organisations, qu'elles génèrent des impacts pertinents sur celles-ci, et que les ressources soient garanties pour qu'elles puissent continuer à être utilisées à moyen et à long terme.



CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS

L'intelligence artificielle s'impose comme une technologie à usage général, comparable à des jalons historiques tels que la machine à vapeur, l'électricité, l'informatique et Internet, grâce à sa capacité à transformer en profondeur de multiples secteurs et dimensions de la société. Son développement et son adoption offrent d'importantes possibilités de transformation numérique dans des secteurs d'infrastructure clés tels que l'énergie, les transports, l'eau et l'assainissement, et les déchets solides. Ces secteurs, qui sont des systèmes complexes organisés en réseaux, avec de multiples acteurs et une forte intensité de capital physique et de données, présentent un grand potentiel leur permettant de bénéficier de l'impact transformateur de cette technologie. Compte tenu des opportunités offertes par l'IA dans les secteurs des infrastructures, il est donc pertinent pour les organisations de mettre en œuvre des méthodologies de développement et d'innovation robustes, cohérentes avec leurs objectifs et conformes aux meilleures pratiques.



La BID a appuyé les gouvernements et les organisations dans les domaines de l'infrastructure à concevoir, prototyper, développer et déployer des solutions d'IA qui ont contribué à améliorer la performance des processus, l'intégration régionale et la qualité des services aux citoyens. Le département de l'infrastructure et de l'énergie de la BID a dirigé l'utilisation de l'IA, en accompagnant ses clients dans le pilotage et l'adoption de solutions développées par des entités publiques et le secteur privé. À son tour, avec le IDB Lab, il a encouragé la création de solutions innovantes par le secteur entrepreneurial de la région, l'objectif étant d'améliorer la fourniture de services publics et de créer des opportunités de développement

Compte tenu de l'examen des pratiques internationales et des considérations présentées tout au long du document, un ensemble de recommandations pour le développement et la mise en œuvre réussis de solutions basées sur l'IA dans les secteurs de l'infrastructure en Amérique latine et dans les Caraïbes est présenté ci-dessous. Ces recommandations s'adressent à ceux qui conçoivent et mettent en œuvre ces solutions, aux décideurs politiques de la région et aux entrepreneurs ou équipes qui innovent dans ce domaine.

Recommandations générales

- Lors de la mise en œuvre de solutions numériques dans les secteurs de l'infrastructure, il convient de se concentrer sur le problème à résoudre plutôt que sur la technologie elle-même. Pour ce faire, définir et limiter le problème ou le besoin afin qu'il soit clair, concis, fondé sur des preuves et qu'il se réfère à une situation qui peut être résolue. Une fois le problème identifié et compris, évaluer la pertinence de l'utilisation de l'IA dans la solution, sur la base des avantages, des coûts et des implications de l'utilisation de cette technologie pour l'organisation. Il est ainsi recommandé de concentrer l'application de l'IA dans ces solutions sur les cas ou les composants pour lesquels son utilisation est pertinente, utile et faisable d'un point de vue opérationnel, financier et juridique.
- Mettre en œuvre des méthodologies agiles de développement de l'IA et d'innovation pour permettre des itérations rapides, des ajustements continus et une adaptation souple aux changements et aux améliorations des modèles, des processus et des exigences des usagers.
- Incorporer des tests de concept, des prototypes et des projets pilotes dans la méthodologie de développement

afin de tester et d'affiner la solution avant sa mise en œuvre à grande échelle. Cela permettra d'identifier et d'incorporer des technologies et des fonctionnalités spécifiques en fonction des besoins et des exigences.

- Développer des cadres organisationnels qui permettent l'adoption de solutions technologiques basées sur l'IA. Le succès du développement et de la mise en œuvre dépendra dans une large mesure de l'engagement et du soutien de la direction générale, de l'existence de « champions » internes pour conduire le processus et de la consolidation d'une culture ouverte à l'innovation, au changement, à l'expérimentation et au travail d'équipe. De même, la participation et l'engagement de l'ensemble de l'équipe opérationnelle sont essentiels pour garantir l'utilisation durable et l'exploitation continue de l'outil au fil du temps.
- Diagnostiquer l'état des capacités du personnel à comprendre les opportunités et les risques de l'IA, à gérer les données et à participer au développement et à la mise en œuvre de solutions basées sur l'IA. Sur la base de ces diagnostics, concevoir et mettre en œuvre des programmes de formation et de transfert de connaissances pertinents.

- Examiner la faisabilité financière de l'adoption de solutions basées sur l'IA, en tenant compte des coûts associés, notamment en termes d'entraînement des modèles et de traitement des données, ainsi que de l'évolution possible de ces coûts en fonction de la phase du projet. Considérer également les coûts associés à la mise en œuvre des projets d'IA, y compris ceux liés à la gestion du changement, au développement des compétences et à la viabilité à long terme des modèles.
- Identifier et définir le retour sur investissement (ROI) de l'adoption de solutions basées sur l'IA pour justifier leur mise en œuvre. Il s'agit d'évaluer les avantages tangibles et intangibles, tels que la réduction des coûts opérationnels, l'augmentation de l'efficacité, l'amélioration de la prise de décision et l'optimisation des processus. En établissant des indicateurs de réussite mesurables liés aux objectifs stratégiques, on s'assure que les solutions technologiques apportent une valeur réelle et durable sur le long terme, ce qui facilite l'évolutivité et l'acceptation.
- Accorder une attention particulière aux questions d'éthique, de respect de la vie privée et de sécurité dès les premières étapes de la conception de solutions basées sur l'IA. Il s'agit d'intégrer des principes éthiques tels que la transparence,

l'équité et la responsabilité dans le développement des modèles afin de s'assurer que les solutions ne perpétuent pas les préjugés ou les discriminations à l'encontre de certains groupes. En outre, il sera nécessaire de garantir la protection des données personnelles, de se conformer aux réglementations en vigueur en matière de protection de la vie privée et de mettre en place des mécanismes de sécurité solides qui minimisent les risques de fuites ou d'accès non autorisé. La mise en œuvre de ces mesures dès le départ permet non seulement de renforcer la confiance dans la technologie, mais aussi de protéger l'organisation contre d'éventuels risques juridiques et de réputation à long terme.

- Documenter et diffuser les enseignements tirés et les études de cas réussies afin de promouvoir la compréhension de l'IA par le secteur public et de convaincre davantage de décideurs politiques des possibilités offertes par cette technologie.
- Examiner les expériences d'autres régions dans la mise en œuvre de solutions d'IA dans les secteurs d'infrastructure, dans le but de disposer de connaissances et de contributions pour renforcer la planification et l'exécution de politiques et de projets visant à promouvoir l'adoption de l'IA.

Recommandations au stade de l'identification des opportunités et de la planification des solutions

- Définir les données nécessaires si elles ne le sont pas déjà, identifier les sources disponibles - capteurs, compteurs intelligents, caméras vidéo, systèmes SCADA, réseaux de transport ou de distribution, entre autres - et établir une architecture de données et des schémas de gouvernance optimaux. Ces éléments garantissent une collecte et une gestion appropriées des données essentielles, telles que les flux de trafic, la consommation d'eau ou d'énergie et l'état des infrastructures. Accorder une attention particulière à la qualité, à la sécurité et à la disponibilité des données au cours du développement et de la mise en œuvre est essentiel pour réaliser des opérations efficaces et durables, optimiser la prise de décision et se conformer aux réglementations sectorielles. Il convient également de différencier dès le départ l'utilisation de données provenant de systèmes et de réseaux sans incidence sur la protection des données des usagers et d'autres personnes, pour lesquelles la protection des données et la cybersécurité sont essentielles.
- Identifier et évaluer dès la conception les besoins en outils technologiques et en infrastructures de données pour le

développement de solutions d'IA, en particulier en ce qui concerne les capacités de stockage et de traitement. À cet égard, il convient d'éviter les dépendances exclusives à l'égard de fournisseurs spécifiques et de tenir compte de la valeur offerte par les services d'informatique dans le Cloud en raison de leur efficacité, de leur flexibilité, de leur souplesse et de leur évolutivité.

- Évaluer et identifier le cadre opérationnel optimal pour le développement de la solution d'IA. Le développement *en interne* implique des coûts moindres et l'apprentissage reste au sein de l'organisation. D'autre part, l'embauche d'équipes externes permet d'intégrer en temps utile les connaissances techniques et l'expérience requises pour le développement de la solution, et de raccourcir les délais de développement. Travailler avec des consultants internes permet une collaboration étroite et personnalisée, tandis que la mise en relation d'entreprises spécialisées peut apporter l'avantage d'un accès à une équipe diversifiée et polyvalente.
- Envisager la possibilité de collaborer avec des *startups* technologiques représente une option intéressante pour le développement de solutions basées sur l'IA pour les secteurs de l'infrastructure. Dans la région ALC, il existe un écosystème croissant de *startups* spécialisées dans

l'eau, les déchets solides, les transports et l'énergie qui proposent des solutions innovantes adaptées aux défis locaux. Travailler avec ces startups peut apporter de l'agilité, des perspectives nouvelles et des technologies de pointe, ainsi que faciliter la mise en œuvre de solutions plus personnalisées et plus flexibles. Cette collaboration réduit les délais de développement, tout en favorisant la croissance de l'écosystème entrepreneurial régional.

- Envisager, pour la composition des équipes, des professionnels disposant des compétences nécessaires à la réussite du développement et de la mise en œuvre de la solution. Dans ce cadre, évaluer l'existence de compétences en science des données, en *apprentissage automatique* et en conception et gestion d'architectures technologiques. De même, incorporer des professionnels connaissant l'entreprise, qui peuvent valider, dès la phase de conception, que le modèle répond aux besoins de l'organisation, et fournir un retour d'information précieux sur les fonctionnalités et les résultats dans le contexte spécifique du secteur.
- Identifier les parties prenantes qui joueront un rôle dans l'adoption réussie de la solution. Dans ce cadre, il est utile de mettre en relation les partenaires ou sponsors potentiels qui peuvent contribuer à assurer la viabilité de

l'adoption. Les autorités locales et les régulateurs sont également des acteurs importants pour promouvoir l'adoption de ces solutions et en accroître l'impact.

- Examiner dès le départ les risques éthiques, de réputation et réglementaires, entre autres, associés au développement et à l'adoption de la solution, évaluer leur impact potentiel et établir un plan pour les atténuer. En cas d'utilisation d'informations sensibles, évaluer la mise en œuvre des méthodologies de traitement spécial de ce type de variables et des indicateurs d'équité algorithmique indiqués au chapitre 4.

Recommandations au stade du prototypage et de l'élaboration de solutions

- Analyser le flux de données du projet pour s'assurer que les données sont appropriées, propres et prêtes à être utilisées pour l'entraînement et la production d'un modèle d'IA ou d'*apprentissage automatique*. Ce processus permet d'identifier les problèmes potentiels liés aux sources de données, de s'assurer qu'elles sont intégrées efficacement et d'optimiser les étapes de traitement et de transformation des données. En outre, en structurant correctement le flux de données, la qualité du modèle est

améliorée, les erreurs sont minimisées, et le temps et les coûts associés aux corrections ultérieures sont réduits, ce qui augmente la probabilité de réussite de la mise en œuvre de la solution.

- Évaluer la représentativité de la population dans les ensembles de données et déterminer si le consentement est nécessaire pour le traitement. Dans les cas où les données sont insuffisantes, évaluer l'adoption de techniques telles que l'augmentation des données pour entraîner efficacement les modèles d'IA.
- Tenir compte des critères proposés pour la sélection des modèles - la nature du problème, le type et la qualité des informations, la capacité de calcul, les indicateurs de performance et la capacité d'explication, entre autres. Commencer par des modèles simples et augmenter leur complexité si nécessaire. Cela facilitera la conception, le développement et l'expérimentation, permettra d'intégrer des ajustements au fur et à mesure de l'obtention d'informations sur les performances et du retour d'information des usagers, et évitera de gaspiller des ressources informatiques.
- Comprendre l'importance du développement de la preuve de concept, des prototypes et du produit minimum viable, en tant

qu'espaces d'expérimentation, d'apprentissage et de retour d'information pour l'amélioration continue de la solution.

- Mettre l'accent sur le développement d'interfaces conviviales, qui facilitent l'utilisation des applications par les membres de l'organisation, y compris, le cas échéant, par le personnel non spécialisé.
- Mettre en œuvre un contrôle éthique permanent et des processus de sécurité de l'information dès la conception. Il s'agit de contrôler en permanence l'utilisation des données, du respect de la vie privée des usagers et de prévenir les éventuels biais dans les modèles. En outre, mettre en place des mesures de sécurité solides pour protéger les informations sensibles contre les cyber-attaques ou les accès non autorisés.

Recommandations pour la mise en œuvre, la maintenance et l'extension de la solution

- Définir et mettre en œuvre des indicateurs de performance tels que ceux décrits au chapitre 4 pour évaluer la performance de la solution, ainsi que l'efficacité du modèle dans l'exécution de sa tâche spécifique et l'obtention des résultats escomptés.

- Réaliser des audits algorithmiques qui fournissent des informations pertinentes pour s'assurer que les modèles fonctionnent comme prévu et qu'ils ne génèrent pas de résultats ayant des implications éthiques indésirables. À cet égard, la validation des modèles devrait inclure des mécanismes de réponse pour les cas où les résultats ne sont pas conformes aux attentes.
- Souligner l'importance de l'explicabilité et de la transparence des modèles. La capacité à expliquer comment les modèles fonctionnent et sur quelle base ils prennent des décisions est essentielle pour la responsabilité et la confiance dans les solutions d'IA. Cet aspect est particulièrement important dans le secteur public, en raison de l'utilisation des ressources de l'État, des exigences en matière de responsabilité et des implications des solutions mises en œuvre sur le bien-être de la population.
- Mettre en œuvre des stratégies de communication sur l'existence de l'outil, son fonctionnement et les résultats qu'il génère pour l'organisation.
- Évaluer et communiquer le retour sur investissement lié à l'adoption des solutions, afin de fournir un retour d'information sur le processus de développement et de mise

en œuvre, et de promouvoir l'adoption et la continuité de ces solutions. Dans le même ordre d'idées, il est important que les secteurs de l'entreprise internalisent le fait que l'IA est d'une grande aide pour évaluer les hypothèses de marché et réduire les coûts d'investissement ou d'exploitation. Cela garantira des flux futurs qui permettront de disposer d'un budget adéquat pour sa maintenance et son amélioration continue.

- Consolider une culture de l'expérimentation et de l'apprentissage continu qui permette l'innovation dans tous les domaines de l'organisation et qui contribue à garantir la durabilité de l'adoption de la solution. À cet égard, la mise en œuvre d'un programme de transfert de connaissances est essentielle pour que le projet continue à itérer, pour que le modèle continue à être ajusté dans ses différentes étapes et pour que les différents domaines liés au problème s'approprient la solution.
- Disposer d'un processus continu de contrôle de la qualité et de la performance du modèle pour détecter les écarts dans les résultats, et permettre l'incorporation de nouvelles données d'entrée afin d'anticiper les changements dans l'environnement.
- Conserver une documentation sur les modifications apportées au modèle et à l'interface usager, afin

d'assurer un suivi clair des modifications et de faciliter la collaboration entre les équipes. Cela garantit un suivi clair des modifications, facilite la collaboration entre les équipes et permet d'identifier rapidement l'impact des ajustements sur les performances du système et l'expérience de l'utilisateur. Pour garantir une documentation efficace, il est recommandé d'utiliser des outils de contrôle de version pour enregistrer et suivre chaque modification apportée au code. En outre, des plateformes collaboratives peuvent être utilisées pour créer une base de connaissances centralisée où les équipes peuvent décrire en détail les mises à jour, les améliorations et les justifications des changements. À cet égard, il est important de structurer la documentation en sections claires, comprenant les dates, les versions et les descriptions techniques, afin que tout membre de l'équipe puisse facilement consulter et comprendre l'historique des changements.

- Assurer une flexibilité technique et organisationnelle qui permette d'adapter les solutions aux changements de l'environnement, ainsi qu'aux nouvelles réglementations applicables.
- Mettre en œuvre des actions pour permettre l'évolutivité de la solution, telles que la mise en place d'un système

de contrôle des performances pour alerter lorsque le modèle devient obsolète, l'utilisation de l'informatique dans le Cloud pour faire évoluer les plateformes en temps voulu, et l'utilisation d'options technologiques pour rendre l'exploitation des modèles plus efficace.

Les organisations des secteurs des infrastructures critiques en ALC ont une occasion unique de faire progresser l'adoption de l'intelligence artificielle comme moyen d'accélérer leur transformation numérique et d'obtenir de meilleurs résultats en matière d'efficacité opérationnelle, de productivité, de satisfaction des usagers, de durabilité et de contribution au développement économique et social des pays. Pour obtenir ces avantages, il est essentiel que les décideurs comprennent parfaitement le potentiel et les implications de l'IA, ainsi que les opportunités offertes par les cas d'utilisation dans le monde réel et les solutions aux problèmes existants. En outre, ces dirigeants devraient se familiariser avec les méthodologies recommandées pour le développement et l'innovation en matière d'IA, et prendre en compte les questions clés identifiées pour le développement et l'adoption de solutions d'IA.



ANNEXES

Annexe 1.

Examen des cadres réglementaires en matière d'IA dans la région ALC

Le cadre réglementaire applicable est un élément important à prendre en compte pour la mise en œuvre réussie de solutions basées sur l'IA dans les secteurs de l'infrastructure. Cette annexe présente un examen des cadres réglementaires de l'ALC liés au développement et à l'adoption de ces technologies. Plus précisément, une analyse comparative est effectuée sur les principaux éléments des réglementations relatives à la protection des données dans la région, ainsi que sur les développements spécifiques que les pays ont mis en œuvre en termes de réglementations et de lignes directrices pour le développement et l'adoption de l'IA.



En adoptant des règles et des réglementations en matière d'IA, chaque pays peut influencer le niveau de développement de ces technologies au niveau national (TMG, 2020). En effet, les cadres réglementaires déterminent les opportunités potentielles qu'une adoption précoce et opportune de l'IA peut apporter aux individus, aux entreprises et à la société, ainsi que les risques associés à la protection de la vie privée et à d'éventuelles pratiques discriminatoires, entre autres. En outre, les cadres réglementaires peuvent donner la priorité à la mise en œuvre de certains des principes considérés comme fondamentaux pour l'IA, tels que l'équité, la protection de la vie privée, la responsabilité et la transparence.

L'objectif de cette annexe est de présenter un examen des cadres réglementaires sur l'IA et la protection des données dans onze pays de la région, en ce qui concerne les aspects qui peuvent avoir des implications pour le développement de solutions basées sur cette technologie dans les secteurs des infrastructures. Les pays analysés sont les suivants : Argentine, Brésil, Chili, Colombie, Costa Rica, Équateur, Mexique, Panama, Pérou, République dominicaine et Uruguay. Comme indiqué dans cette section, la plupart des développements réglementaires liés à l'IA dans les pays de la région ont été mis en œuvre principalement dans le domaine de la protection de la vie privée et des données. Par

ailleurs, certains gouvernements ont abordé les implications éthiques de l'utilisation de cette technologie en formulant des principes, des lignes directrices ou des recommandations, plutôt qu'en adoptant des réglementations spécifiques. En outre, une pratique courante de politique publique dans la région est la formulation de plans ou de stratégies nationaux visant à développer les facteurs favorables à l'adoption de cette technologie au sein des gouvernements et des différents secteurs économiques.

Cadres réglementaires pour la protection des données dans l'IA

Les régimes de protection des données des pays constituent un domaine de réglementation essentiel pour le développement et la mise en œuvre de solutions basées sur l'IA. Ces régimes définissent les règles relatives à la génération, à l'accès, à la collecte, à la gestion, au stockage et au traitement des données (TMG, 2020), qui constituent l'apport fondamental pour les développements basés sur l'IA. **Le tableau 1** présente un résumé des principaux éléments des cadres réglementaires existants en matière de protection des données dans les onze pays de la région analysés. Parmi les éléments pris en compte, qui peuvent être déterminants pour le développement de solutions basées sur l'IA, figurent

l'existence d'exigences concernant le consentement des personnes concernées, l'enregistrement dans des bases de données, le traitement des données pour le compte de tiers, l'évaluation de l'impact sur la vie privée, les restrictions sur le transfert international de données et les exigences en matière de localisation des données.

Tableau 1. Cadres réglementaires en matière de protection des données en Amérique latine

Pays	Principale loi sur la protection des données	Consentement de la personne concernée	Enregistrement de la base de données	Traitement des données pour le compte de tiers	Obligations en matière d'évaluation de l'impact sur la vie privée	Restrictions sur le transfert international de données	Exigences en matière de localisation des données
Argentine	Loi 25.326 de 2000	Oui	Oui	Oui	Non	Liste des pays	Secteur financier, comptable et du travail
Brésil	Loi 13.709 de 2018	Oui	Non	Oui	Oui	Liste des pays	Informations nationales, publiques et financières
Chili	Loi 19.628 de 1999 Loi 20.575 de 2012	Oui	Oui	Oui	Non	NE	Secteur bancaire
Colombie	Loi 1581 de 2012	Oui	Oui	Oui	Non	Liste des pays	Secteur de la défense
Costa Rica	Loi 8.968 de 2011 Règlement 37.554-JP de 2013 de la loi	Oui	Oui	Oui	Oui	Non	NE

Pays	Principale loi sur la protection des données	Consentement de la personne concernée	Enregistrement de la base de données	Traitement des données pour le compte de tiers	Obligations en matière d'évaluation de l'impact sur la vie privée	Restrictions sur le transfert international de données	Exigences en matière de localisation des données
Équateur	Loi organique de 2021	Oui	Oui	Oui	Oui	Liste des pays	Données sensibles relatives à l'État et à la sécurité nationale (Fintech Act)
Mexique	Nouvelle loi fédérale DOF 05-07-2010	Oui	Non	Oui	Oui	NE	En cas de sécurité nationale et d'information du public
Panama	Loi 81 de 2019	Oui	Non	Oui	Oui	Liste des pays	NE
Pérou	Loi 29.733 de 2011	Oui	Oui	Oui	Non	Liste des pays	Non
République dominicaine	Loi 172 de 2013	Oui	Non	Oui	Non	Liste des pays	NE
Uruguay	Loi 18.331 de 2008	Oui	Oui	Oui	Oui	Liste des pays	Pour les risques liés à l'administration centrale et aux réglementations sectorielles telles que les banques

Source : EY (2023), IAPP Research and Insights (2024), & Centro LATAM Digital (2022), Baker McKenzie - mise à jour entre décembre 2023 et janvier 2024, Asamblea Nacional República del Ecuador (2022).

NE : Non

Comme on peut le constater, les onze pays examinés ont tous mis en place des régimes de protection des données par le biais de lois nationales. Les premiers pays à mettre en place de tels régimes ont été le Chili et l'Argentine en 1999 et 2000, tandis que l'Équateur est le pays le plus récent à avoir mis en place un tel régime en 2021. Dans tous ces pays, les régimes exigent le consentement de la personne concernée comme mesure de protection des données. Toutefois, il existe des circonstances dans lesquelles le consentement n'est pas requis dans ces pays. Certaines d'entre elles sont liées au fait que les données sont accessibles au public, anonymes ou que leur traitement obéit à des exigences légales, entre autres (EY, 2023).

D'autre part, sept des onze pays analysés exigent l'enregistrement des bases de données auprès de l'autorité compétente, ainsi que la présentation régulière des rapports correspondants (EY, 2023). Les pays qui imposent cette obligation sont l'Argentine, le Chili, la Colombie, le Costa Rica, l'Équateur, le Pérou et l'Uruguay. Dans le cas du Chili, cet enregistrement est requis pour les informations collectées par les entités publiques.

Un autre aspect analysé dans le cadre réglementaire de la protection des données est l'autorisation du traitement des données pour le compte de tiers. Dans les onze pays analysés,

ce type de traitement est autorisé. Dans certains pays, comme l'Argentine et le Costa Rica, des aspects tels que la finalité et le respect de certaines conditions sont fondamentaux, tandis que dans d'autres, comme l'Équateur, l'étendue du traitement doit être déterminée par contrat (EY, 2023).

En outre, les cadres réglementaires relatifs à la protection des données prévoient l'obligation de mettre en œuvre des exercices *d'évaluation de l'impact sur la vie privée*. Cette obligation exige du responsable du traitement des données ou de son contrôleur qu'il procède à une évaluation de la protection des données en fonction des risques associés à des aspects tels que les droits et les libertés (Commission européenne, 2012). Cette obligation existe dans six des onze pays de la région analysée : le Brésil, le Costa Rica, l'Équateur, le Mexique, le Panama et l'Uruguay.

Enfin, les cadres réglementaires de la région en matière de protection des données incluent des considérations sur le transfert international des données et, dans certains cas, il existe certaines exigences en matière de localisation des données sur les territoires nationaux. Au moins huit pays de la région ont intégré des restrictions sur le transfert international de données, en vertu desquelles ces transferts ne peuvent être effectués que vers des pays ayant des niveaux de protection

des données similaires ou supérieurs (EY, 2023), et ont défini des listes de pays vers lesquels les données peuvent être transférées. D'autres pays, comme le Costa Rica, n'imposent pas de telles restrictions, tandis que le Chili et le Mexique ne les précisent pas. En revanche, dans des pays comme l'Argentine, le Brésil, le Chili, la Colombie, l'Équateur, le Mexique et l'Uruguay, il existe des exigences en matière de localisation des données dans des secteurs spécifiques tels que les secteurs financiers et de la défense, ou en ce qui concerne les données de l'État. Au Pérou, il n'y a pas de telles restrictions, tandis qu'au Costa Rica, au Panama et en République dominicaine, les lois ne spécifient pas de telles restrictions.

Cadres réglementaires sur l'IA

Le deuxième cadre réglementaire examiné est celui de l'IA dans la région²⁰². En particulier, un examen est présenté sur les progrès réalisés par les pays en matière de normes ou de lignes directrices de l'IA dans les domaines de l'éthique, de la protection des données, de la transparence, ainsi que des politiques ou des normes spécifiques de l'IA. **Le tableau 2** présente les résultats de l'examen pour les neuf pays où

202 Révision propre basée sur Accessnow (2024), OCDE-CAF (2022) et TMG (2020).

des progrès spécifiques en matière de normes ou de lignes directrices sur l'IA ont été identifiés. L'existence de telles normes ou lignes directrices témoigne du niveau d'effort déployé pour trouver un équilibre entre l'innovation qu'apporte l'IA et les risques qui y sont associés (IAPP Research and Insights, 2024).

Comme on peut le constater, dans six des neuf pays sélectionnés, des normes ou des lignes directrices relatives aux aspects éthiques de l'IA ont été identifiées. C'est le cas en Argentine, au Chili, en Colombie, au Costa Rica, au Mexique et au Pérou. Dans chacun de ces pays, il existe des lignes directrices ou des normes axées sur les aspects éthiques. Il existe également des documents consacrés aux aspects éthiques, tels que la *formulation éthique des projets de science des données* au Chili et le *cadre éthique pour l'IA* en Colombie, ainsi qu'un document produit par des agences publiques, INTEL et la BID sur l'importance d'avoir des lignes directrices éthiques en matière d'IA au Costa Rica, et un décret avec une section sur l'utilisation éthique de l'IA au Pérou. D'autres guides comportent des sections sur les éléments éthiques à prendre en considération, les propositions éthiques ou les exigences éthiques pour les appels d'offres dans des pays tels que l'Argentine, le Chili, la Colombie et le Mexique.

En outre, dans six pays, des règles ou des lignes directrices spécifiques en matière de protection des données pour les solutions d'IA ont été identifiées, qui s'ajoutent à celles mentionnées dans les cadres réglementaires pour la protection des données dans l'IA (**tableau 1**). Les pays disposant de tels documents sont les suivants : Argentine, Brésil, Chili, Colombie, Mexique et Uruguay. Dans le cas de l'Argentine, du Brésil, du Chili et du Mexique, ces documents sont des annexes à une norme, des sections spécifiques contenant des lignes directrices et des suggestions dans des documents officiels ou des publications des entités responsables. D'autres types de documents publiés par des pays comme le Brésil, la Colombie, le Mexique et l'Uruguay comprennent des processus participatifs, des documents produits par la société civile et des *bacs à sable* associés à la protection des données.

Par ailleurs, l'existence de normes ou de lignes directrices en matière de transparence pour les solutions d'IA a été identifiée dans trois pays de la région : l'Argentine, le Chili et la Colombie. Dans ces cas, seul l'Argentine a trouvé un document spécifique pour le programme de transparence, tandis qu'au Chili, ces lignes directrices font partie des lignes directrices générales et qu'en Colombie, la référence aux aspects de transparence fait partie d'une section d'une feuille de route sur l'IA.

Enfin, l'existence de politiques ou de normes spécifiques en matière d'IA a été identifiée dans huit pays de la région. Plus précisément, au Brésil, au Chili et au Pérou, les stratégies d'AI ont été élevées au rang de normes - ordonnance au Brésil, décret au Chili, loi au Pérou - tandis que dans les autres pays, ces stratégies et feuilles de route sont inscrites dans des documents politiques.

Tableau 2. Cadres réglementaires de l'IA en Amérique latine

Pays	Normes ou lignes directrices sur les solutions d'intelligence artificielle dans les domaines suivants			
	Aspects éthiques	Protection des données	Transparence	Politiques ou normes spécifiques à l'IA
Argentine	<i>Recommandations pour une IA fiable</i> (Bureau du chef d'état-major et secrétariat pour l'innovation publique, 2023)	<i>Programme pour la transparence et la protection des données personnelles dans l'utilisation de l'AI - annexe à la résolution</i> (Agence pour l'accès à l'information publique, 2023)		<i>Plan national pour l'intelligence artificielle</i> (Présidence de la Nation, 2019)
Brésil	ND	<i>Analyse préliminaire du projet de loi 2338</i> (ANDP ¹ , 2023) <i>Consultation publique sur l'enceinte réglementaire de l'IA</i> (ANDP ¹ y CAF, 2023)	ND	<i>Stratégie nationale d'AI</i> (Ordonnance, 2021)
Chili	<i>Formulation éthique des projets de science des données</i> (Digital Government Division Chile, Universidad Adolfo Ibáñez et IDB Lab, 2022). <i>Bases Type d'appel d'offres pour les projets d'IA avec des exigences éthiques</i> (Dirección de Compras y Contratación Pública - ChileCompra, 2023).	<i>Lignes directrices pour l'utilisation des outils d'IA dans le secteur public</i> (Secrétariat général du ministère de la présidence et ministère de la science, de la technologie, de la connaissance et de l'innovation, 2023).		<i>Politique nationale en matière d'IA</i> (Décret, 2021)

Normes ou lignes directrices sur les solutions d'intelligence artificielle dans les domaines suivants				
Pays	Aspects éthiques	Protection des données	Transparence	Politiques ou normes spécifiques à l'IA
Colombia	Cadre éthique pour l'IA (Gouvernement de la Colombie, CAF et BID, 2021)	Le respect de la vie privée dans les projets d'intelligence artificielle (SIC ² , gouvernement colombien et Consejería Presidencial para asuntos económicos y transformación digital, 2020).	Feuille de route pour le développement et la mise en œuvre de l'IA (Minciencias, 2024)	Politique nationale pour la transformation numérique et l'intelligence artificielle - Document CONPES (DNP, 2019)
	Feuille de route pour le développement et la mise en œuvre de l'IA (Minciencias, 2024)			
Costa Rica	Soutien à une utilisation responsable et éthique de l'IA (MICITT, CINDE, BID et INTEL, 2021)	ND	ND	ND
Mexique	Initiative pour une réglementation éthique IA PAN - en cours (Ignace de Loyola, 2023)	Recommandations pour le traitement des données personnelles Utilisation de l'AI (NACI ³ , 2022)	ND	Stratégie IA-MX (Coordination nationale de la stratégie numérique, 2018).
	Programme national mexicain pour l'intelligence (Coalition IA2030MX, 2020)			

Pays	Normes ou lignes directrices sur les solutions d'intelligence artificielle dans les domaines suivants				
	Aspects éthiques	Protection des données	Transparence	Politiques ou normes spécifiques à l'IA	
Pérou	<i>Stratégie nationale en matière d'IA</i> (Secrétariat du gouvernement et de la transformation numérique et présidence du Conseil des ministres, 2021)	ND	ND	<i>Loi promouvant l'utilisation de l'IA pour le développement</i> (Loi, 2023)	
	<i>Cadre de confiance numérique - Utilisation éthique des technologies et des</i> (Décret, 2020)				
République dominicaine	ND	ND	ND	<i>Stratégie nationale en matière d'IA</i> (OGTIC, Direction exécutive du Cabinet pour l'innovation et le développement numérique, 2023).	
Uruguay	ND	<i>Stratégies en matière d'IA et de données</i> - participation du public au processus (AGESIC, CAF et UNESCO, 2023-2024)		<i>Stratégie d'IA pour l'administration numérique</i> (AGESIC, Présidence, 2019)	

Source : Accessnow (2024), OCDE-CAF (2022) et TMG (2020) ; Accessnow (2024), OCDE-CAF (2022) et TMG (2020).

Note : Ne comprend pas les projets de loi.

¹ ANDP : Autorité nationale brésilienne de protection des données.

² SIC : Superintendencia de Industria y Comercio de Colombia.

³ INAI : Institut national mexicain pour la transparence, l'accès à l'information et la protection des données personnelles.

Recommandations politiques

Les décideurs politiques de l'ALC ont un rôle important à jouer dans la consolidation des cadres politiques et réglementaires qui permettent et encouragent l'adoption de l'IA dans les secteurs d'infrastructure. Les cinq lignes d'action suivantes permettent aux gouvernements de la région de progresser dans la consolidation de ces cadres habilitants. Ces lignes d'action sont basées sur l'examen des expériences internationales, des entretiens avec des experts dans le développement et la mise en œuvre de ce type de solutions, et l'examen comparatif des cadres réglementaires de l'IA dans la région ALC, dont les principaux résultats sont présentés dans l'annexe.

Des cadres réglementaires modernes, efficaces et stables sur les données et l'IA.

Les cadres réglementaires des pays en matière de protection des données et d'IA façonnent des environnements politiques qui peuvent soit favoriser, soit freiner le développement et l'adoption de cette technologie dans les secteurs économiques, y compris les infrastructures. D'une manière générale, ces cadres sont considérés comme des catalyseurs lorsqu'ils favorisent simultanément la réalisation d'objectifs politiques différents et apparemment contradictoires, tels que la protection

de la vie privée et la sécurité des informations sensibles, ainsi que l'avancement de l'innovation technologique en tant que facteur de compétitivité, de productivité et de transformation numérique. Des cadres réglementaires solides permettent de trouver un équilibre dans lequel ces deux objectifs peuvent être atteints simultanément et, de cette manière, incitent les sociétés à évoluer vers de meilleurs États-providence.

En ce qui concerne les régimes de protection des données, qui existent dans la plupart des pays de la région, il est important que les pays progressent dans la modernisation de ces régimes sans ajouter de restrictions supplémentaires au traitement des données qui ne sont pas étayées par des preuves, et des exigences de localisation des données au-delà des cas sensibles ou de sécurité nationale, qui peuvent créer des obstacles à l'adoption de services dans le Cloud pour le développement et la mise en œuvre de solutions d'IA dans les secteurs économiques, y compris l'infrastructure.

De même, dans la mesure où l'adoption généralisée de l'IA dans les secteurs économiques est un phénomène relativement récent, les gouvernements devraient développer des espaces d'apprentissage et d'expérimentation sur les implications réglementaires de cette adoption, avant de définir des cadres législatifs ou réglementaires spécifiques et rigides

qui pourraient constituer des obstacles à cette adoption. En ce sens, une approche initiale *non contraignante* basée sur la formulation de lignes directrices et de directives pour la mise en œuvre responsable de cette technologie est une bonne pratique, comme l'ont fait la plupart des pays de la région. Une autre pratique à envisager est la mise en place de « *bacs à sable* » réglementaires pour l'adoption de l'IA - comme cela a été fait dans de nombreux cas au niveau international pour le secteur financier - dans des secteurs hautement réglementés, parmi lesquels certains secteurs d'infrastructure pourraient être envisagés.

Cadres réglementaires sectoriels favorisant l'innovation

Dans le même ordre d'idées, afin de faire progresser l'adoption de l'IA dans les secteurs des infrastructures, il est souhaitable que les cadres réglementaires sectoriels de ces secteurs ne comportent pas d'éléments susceptibles de restreindre ou de décourager l'innovation visant des objectifs tels que l'amélioration de l'efficacité et de la productivité, ou l'intégration de nouveaux modèles d'entreprise. Par exemple, dans les secteurs où les services publics sont présents (énergie, eau et assainissement), des réglementations tarifaires rigides peuvent décourager la mise en œuvre d'initiatives visant à réduire les coûts. Dans le secteur des transports, les

réglementations traditionnelles peuvent créer des obstacles à l'intégration de nouvelles modalités de service, telles que celles basées sur des plateformes technologiques. En ce sens, il est conseillé aux décideurs politiques de ces secteurs de consolider des cadres politiques flexibles qui reconnaissent l'innovation technologique comme un facteur de développement sectoriel.

Politiques efficaces en matière de capital humain et de renforcement des capacités sectorielles

Comme indiqué tout au long du document, le renforcement des capacités est un facteur clé de l'adoption de l'IA dans les secteurs d'infrastructure de la région. D'une part, certaines organisations dans des secteurs traditionnels tels que le transport ou l'eau et l'assainissement ont traditionnellement adopté tardivement les innovations technologiques, de sorte que la mise en œuvre de solutions basées sur l'IA pose des défis culturels et de capacité technique pour le développement et la mise en œuvre de ce type de solutions. D'autre part, en général, les organisations des secteurs de l'infrastructure auront besoin de nouvelles capacités, de nouveaux ensembles de compétences et de changements culturels pour être en mesure d'adopter et de tirer parti des possibilités offertes par une technologie émergente dont l'utilisation s'est récemment

généralisée, telle que l'IA. En ce sens, il est essentiel que les gouvernements mettent en œuvre des politiques efficaces de développement du capital humain et des compétences qui contribuent à combler les écarts entre les pays pour l'adoption de cette technologie. À cette fin, le soutien à l'enseignement supérieur, les partenariats public-privé dans le domaine du développement des compétences et les programmes nationaux visant à préparer la main-d'œuvre à l'adoption de l'IA peuvent avoir un impact significatif dans ces secteurs.

Promotion des écosystèmes d'innovation technologique

L'adoption de l'IA dans des secteurs économiques tels que les infrastructures est également favorisée par les écosystèmes locaux d'innovation technologique, composés de différents acteurs tels que les entrepreneurs, les entreprises technologiques, le secteur privé, le monde universitaire et les pouvoirs publics, et par leurs relations réciproques, qui accélèrent la dynamique d'innovation à l'origine du développement de solutions technologiques basées sur l'IA pour ces secteurs. Les gouvernements ont un rôle important à jouer dans la promotion de ces écosystèmes en définissant et en mettant en œuvre des politiques publiques qui tiennent compte des facteurs déterminants du développement de ces écosystèmes, dans des domaines tels que la réglementation,

le financement, le capital humain, l'infrastructure technologique et le commerce, entre autres.

En outre, en tant qu'acheteur de technologie, l'État a un rôle à jouer dans la stimulation de l'innovation technologique par la mise en œuvre de nouvelles formes de marchés publics, tels que les programmes de marchés publics innovants ; ces programmes peuvent également être étendus aux sociétés de *services publics* (*utilities*) avec une participation au capital de l'État.

Communiquer les opportunités, les meilleures pratiques et les réussites

Enfin, les gouvernements de la région encouragent l'adoption de l'IA dans des secteurs, y compris les infrastructures, par le biais de politiques et d'initiatives qui communiquent et informent les acteurs économiques sur les possibilités existantes d'améliorer la productivité, la compétitivité et le bien-être grâce à l'adoption de l'IA, ainsi que sur les meilleures pratiques et les exemples de réussite dans les pays et à l'échelle internationale. De même, l'existence de cadres réglementaires modernes sur la sécurité numérique et de lignes directrices sur l'utilisation responsable de l'IA et les aspects éthiques connexes pourrait contribuer à consolider la confiance de ces acteurs et des citoyens dans l'utilisation et l'adoption de cette technologie.

Annexe 2.

Méthodologie des entretiens

Type d'entretiens	Objectif et champ d'application	Durée de l'entretien	Support	Profil des personnes interrogées	Nombre d'entretiens	Date des entretiens
Semi-structuré ²⁰³ . Le guide <i>d'entretien</i> présenté ci-dessous a été suivi. Des questions supplémentaires ont également été posées en fonction des particularités de chaque entretien et du profil de chaque personne interrogée.	Connaître le point de vue des personnes interrogées sur le potentiel de l'IA pour les secteurs d'infrastructure, ainsi que les principales considérations et recommandations pour l'adoption réussie de cette technologie dans ces secteurs en Amérique latine et dans les Caraïbes. En outre, tirer les leçons de l'expérience des personnes interrogées dans des cas spécifiques de développement de ces solutions.	30 – 60 minutes	Virtuel en présence de fonctionnaires de la BID.	Membres des équipes techniques de la BID, clients et parties prenantes externes ayant une expérience dans le développement et la mise en œuvre de technologies émergentes et de solutions d'IA.	17	Mars et avril 2024

203 Longhurst, R. (2003). « Interviews semi-structurées et groupes de discussion ». *Méthodes clés en géographie*.

Guide d'entretien

**Informations sur
le cas analysé**

- Quel est le problème ou le besoin que la solution cherche à résoudre, et comment s'est déroulé le processus de compréhension et de diagnostic de ce problème ou de ce besoin ?
- En quoi consiste la solution mise en œuvre et quels sont ses principaux objectifs et caractéristiques ?
- Quel(s) type(s) de modèle(s) d'IA a (ont) été mis en œuvre dans l'élaboration de la solution et avec quel type de données ? Comment les décisions ont-elles été prises quant au choix du (des) modèle(s) et des données à utiliser ?
- Quels sont les avantages/inconvénients du modèle d'IA utilisé en termes de caractéristiques (par exemple, facilité d'utilisation, évolutivité, testabilité, interprétabilité, adaptabilité, précision/performance, sécurité) ?
- Décrivez brièvement le processus d'élaboration et de mise en œuvre de la solution.
- Quelles sont les parties prenantes internes et externes de la BID qui ont été impliquées dans le développement et la mise en œuvre de la solution, et comment s'est déroulée l'interaction avec/entre elles ?
- Quels sont les progrès ou les résultats obtenus à ce jour dans la mise en œuvre de cette solution ? Quel est le degré d'appropriation de cette solution par les bénéficiaires ?
- Quels défis ou difficultés l'équipe a-t-elle rencontrés lors de l'élaboration et de la mise en œuvre de la solution et comment les a-t-elle abordés/résolus ?
- Quels sont les principaux enseignements tirés de l'élaboration et de la mise en œuvre de cette solution, qui pourraient être utiles pour renforcer les processus d'élaboration et de mise en œuvre de solutions d'IA dans ce secteur à l'avenir ?

**Comprendre le potentiel de
l'IA dans les infrastructures**

- Selon vous, quels sont les principaux avantages et opportunités que l'adoption de l'IA peut apporter aux secteurs de l'infrastructure dans la région ALC ?
- Outre la solution évoquée ci-dessus, connaissez-vous d'autres développements ou solutions d'IA dans le secteur (des transports, de l'énergie, de l'eau ou de l'assainissement) à l'échelle mondiale ou dans la région ALC qui présentent un potentiel élevé ?

Guide d'entretien

**Considérations relatives
à l'adoption de l'IA dans
les infrastructures**

- D'après votre expérience, quels sont les principaux facteurs de réussite pour le développement et l'adoption de solutions d'IA dans le secteur (des transports, de l'énergie, de l'eau ou de l'assainissement) en Amérique latine et dans les Caraïbes ?
- D'après votre expérience, quelles sont les principales parties prenantes à prendre en compte dans le développement et l'adoption de solutions d'IA dans le secteur (des transports, de l'énergie, de l'eau ou de l'assainissement) en Amérique latine et dans les Caraïbes, et comment les impliquer efficacement dans ces processus ?

Questions supplémentaires facultatives :

- D'après votre expérience, quelles sont les principales considérations éthiques à prendre en compte pour le développement et l'adoption de solutions d'IA dans le secteur (des transports, de l'énergie, de l'eau ou de l'assainissement) en Amérique latine et dans les Caraïbes ?
- D'après votre expérience, quelles sont les principales considérations juridiques, réglementaires ou institutionnelles à prendre en compte pour le développement et l'adoption de solutions d'IA dans le secteur (des transports, de l'énergie, de l'eau ou de l'assainissement) en Amérique latine et dans les Caraïbes ?
- D'après votre expérience, quelles sont les principales considérations techniques, de traitement des données et de sécurité qui doivent être prises en compte pour le développement et l'adoption de solutions d'IA dans le secteur des transports, de l'énergie, de l'eau ou de l'assainissement en Amérique latine et dans les Caraïbes ?
- D'après votre expérience, quelles sont les principales considérations en matière de renforcement des capacités qui doivent être prises en compte pour le développement et l'adoption de solutions d'IA dans le secteur (des transports, de l'énergie, de l'eau ou de l'assainissement) en Amérique latine et dans les Caraïbes ?

**Recommandations pour
les décideurs politiques**

- Quels sont, selon vous, les principaux goulets d'étranglement auxquels les pays d'Amérique latine et des Caraïbes doivent s'attaquer pour développer et mettre en œuvre avec succès des projets d'IA dans les secteurs d'infrastructure ?
- Quelles sont les principales recommandations que vous feriez aux décideurs politiques de la région pour favoriser le développement et la mise en œuvre réussis de projets d'IA dans les secteurs d'infrastructure ?

Références

- Abdalla, A. N., Nazir, M. S., Tao, H., Cao, S., Ji, R., Jiang, M. et Yao, L. (2021). Intégration du système de stockage de l'énergie et des sources d'énergie renouvelables basée sur l'intelligence artificielle : une vue d'ensemble. *Journal of Energy Storage*, 40, 102811. <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.102811>
- Accessnow (2024). Radiographie réglementaire : où, quoi et comment l'intelligence artificielle est réglementée en Amérique latine.
- Ahmad, T., Zhu, H., Zhang, D., Tariq, R., Bassam, A., Ullah, F., AlGhamdi, A. S., & Alshamrani, S. S. (2022). Systèmes énergétiques et intelligence artificielle : applications de l'industrie 4.0. *Energy Reports*, 8, 334-361. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2021.11.256>
- Alarcón, A. (2018). Pertes électriques : trois tendances technologiques qui peuvent aider à résoudre le problème. Blogs de la BID. Disponible à l'adresse : <https://blog.iadb.org/energia/es/perdidas-electricas-tres-tendencias-tecnologicas-que-pueden-ayudar-a-resolver-el-problema/>
- Alvarez, O., Díaz Echeverría, A., Pérez, N.A., Sánchez Campos, A., & Bordiu Garcia-Ovies, C. Feuille de route pour la transformation numérique du secteur de l'énergie en Amérique latine et dans les Caraïbes. Note technique IDB-TN-02833. Banque interaméricaine de développement (BID). <http://dx.doi.org/10.18235/0005215>
- Arch, A., Cortijo, R., Romero, E., Canga, E., Furrer, P., Woodhouse, S., Dulle, H. et Koller, T. (2020). La révolution numérique de l'hydroélectricité dans les pays d'Amérique latine. Note technique n° IDB-TN-01761. Banque interaméricaine de développement (BID). <http://dx.doi.org/10.18235/0001989>
- Assemblée nationale de la République de l'Équateur (2022). Loi organique pour le développement, la régulation et le contrôle des services financiers technologiques (loi Fintech).
- Ávalos, R. S., González, F. et Ortiz, T. (2021). Utilisation responsable de l'IA pour les politiques publiques : Manuel de science des données. *Publications de la BID*. <https://doi.org/10.18235/0002876>
- Banque mondiale (2020). *L'intelligence artificielle dans le secteur public*. <https://documents1.worldbank.org/curated/en/746721616045333426/pdf/Artificial-Intelligence-in-the-Public-Sector-Summary-Note.pdf>
- Baker McKenzie (2024). Global Data Privacy and Cybersecurity Handbook (mis à jour entre décembre 2023 et janvier 2024). <https://resourcehub.bakermckenzie.com/en/resources/global-data-privacy-and-cybersecurity-handbook/comparison?j=1dd6a01b-0da5-46a1-b9a1-59a294a80f85&n=Global+Data+Privacy+and+Cybersecurity+Handbook>
- Banerjee, S., Kabir, Md. M., Khadem, N. K. et Chavis, C. (2020). Optimal locations for bikeshare stations : A new GIS based spatial approach. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, 4, 100101. <https://doi.org/10.1016/j.trip.2020.100101>
- Barrero, V. et Bou, O. (2020). Préparation à la cybersécurité dans le secteur de l'électricité en Amérique latine : diagnostic, recommandations et guide de bonnes pratiques. Banque interaméricaine de développement (BID). <http://dx.doi.org/10.18235/0002344>
- Basani, M. (2023). Le pouvoir du ChatGPT pour développer des politiques publiques innovantes. IADB Blogs. Disponible à l'adresse : <https://blogs.iadb.org/agua/es/aprovechar-el-poder-de-chatbot-para-elaborar-politicas-publicas-innovadoras/>
- Basani, M. (2023). Technologies intelligentes de gestion des déchets solides : où en sommes-nous et où allons-nous ? IADB Blogs. Disponible à l'adresse : <https://blogs.iadb.org/agua/es/tecnologias-inteligentes-de-residuos-solidos-donde-estamos-y-hacia-donde-vamos/>
- Bedi, J. et Toshniwal, D. (2019). Cadre d'apprentissage profond pour prévoir la demande d'électricité. *Applied Energy*, 238, 1312-1326. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.01.113>
- Bengio, Y., LeCun, Y. et Hinton G. (2021). Deep Learning for AI. *Communications of the ACM*, 64(7), 58-65. <http://dx.doi.org/10.1145/3448250>
- BID - Code de développement (n.d.). Trampas Barceló. <https://code.iadb.org/es/herramientas/trampas-barcelo>
- BID (2021). Audit algorithmique du robot Laura : étude du système Laura pour prédire le risque de détérioration clinique. Banque interaméricaine de développement (BID). <http://dx.doi.org/10.18235/0003919>
- BID (2024). Transformation numérique de la gestion des déchets solides : innovation en matière de collecte des déchets, intelligence économique et technologies numériques pour faire évoluer la gestion des déchets vers la circularité en Amérique latine et dans les Caraïbes.
- BID pour l'ALC. Acuadata. Extrait de : <<https://fairlac.iadb.org/piloto/acuadata>>. Entretiens avec le personnel d'EPMAPS et de la BID.
- BID pour l'ALC. Pavimenta2. Extrait de : <<https://fairlac.iadb.org/piloto/pavimenta2>>
- BID pour l'ALC. Viasegura <<https://fairlac.iadb.org/piloto/viasegura>>
- BID. (2022, 17 mars). ViaSegura : solutions numériques pour la sécurité routière. [Vidéo]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=zTKE1yqwriI>
- BID. (2023, 28 avril). ViaSegura : La technologie pour sauver des vies [Vidéo]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=pUnPVxPqhY4>,
- BID. (2023, 18 août). Pavimenta2 : la technologie ultime pour les routes d'Amérique latine et des Caraïbes [Vidéo]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=cuOw4OPIKgl>
- BID. (2023, 24 février). Webinaire L'intelligence artificielle pour créer et diffuser les politiques publiques [Vidéo]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=zB1P9p9pR00> (40:21, 46:17 et 50:28).

27. BID. Energizados, un outil pour automatiser la détection de la fraude électrique. <https://blogs.iadb.org/energia/es/energizados-la-deteccion-de-fraudes-electricos/>
28. BID. Energised. <<https://fairlac.iadb.org/piloto/energizados>>
29. BID. Pavimenta2 : Accélérer la transformation numérique du secteur des transports en Amérique latine et dans les Caraïbes (2022, septembre). Consulté à l'adresse suivante : <<https://blogs.iadb.org/transporte/es/pavimentados-acelerando-la-transformacion-digital-del-sector-transporte-en-america-latina-y-el-caribe/>>
30. BID. Pavimenta2 : l'infrastructure numérique au service du patrimoine routier (août 2023). Extrait de : <<https://blogs.iadb.org/transporte/es/pavimenta2-infraestructura-digital-al-servicio-de-los-activos-viales/>>
31. BID. Pavé. Extrait de : <<https://code.iadb.org/es/herramientas/pavimentados>>
32. BID. ViaSegura - Résumé. <[https://recursos.irap.org/Key-documents/Resumen_ejecutivo_ViaSegura.pdf?_gl=1*19gnjtl*_ga*MTA2Njc3NDI5MC4xNzEwODY3Mjc1*_ga_HK6PSM29PR*MTcxMDg2NzI3NC4xLjEuMTcxMDg2NzZmNS4wLjAuMA...>](https://recursos.irap.org/Key-documents/Resumen_ejecutivo_ViaSegura.pdf?_gl=1*19gnjtl*_ga*MTA2Njc3NDI5MC4xNzEwODY3Mjc1*_ga_HK6PSM29PR*MTcxMDg2NzI3NC4xLjEuMTcxMDg2NzZmNS4wLjAuMA...)
33. DIS. Viassegura <<https://code.iadb.org/es/herramientas/viassegura>>
34. BID. ViaSegura : L'intelligence artificielle au service de la sécurité routière - Brochure <[https://recursos.irap.org/Key-documents/ViaSegura_iRAP.pdf?_gl=1*19gnjtl*_ga*MTA2Njc3NDI5MC4xNzEwODY3Mjc1*_ga_HK6PSM29PR*MTcxMDg2NzI3NC4xLjEuMTcxMDg2NzZmNS4wLjAuMA...>](https://recursos.irap.org/Key-documents/ViaSegura_iRAP.pdf?_gl=1*19gnjtl*_ga*MTA2Njc3NDI5MC4xNzEwODY3Mjc1*_ga_HK6PSM29PR*MTcxMDg2NzI3NC4xLjEuMTcxMDg2NzZmNS4wLjAuMA...)
35. Boukerche, A., Tao, Y. et Sun, P. (2020). Artificial intelligence-based vehicular traffic flow prediction methods for supporting intelligent transportation systems (Méthodes de prédiction des flux de trafic véhiculaire basées sur l'intelligence artificielle pour soutenir les systèmes de transport intelligents). *Computer Networks*, 182, 107484. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2020.107484>
36. Bowles, C., Chen, L., Guerrero, R., Bentley, P., Gunn, R., Hammers, A., Dickie, D. A., Hernández, M. V., Wardlaw, J., & Rueckert, D. (2018). GAN Augmentation: Augmenting Training Data using Generative Adversarial Networks. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.10863>
37. Brynjolfsson, E., Li, D. et Raymond, L. R. (2023). *Generative AI at Work* (Document de travail 31161). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w31161>
38. Brzezinski, I. A. (2023). Intégrer des solutions innovantes dans les services d'eau et d'assainissement : leçons tirées de projets pilotes d'innovation en Amérique latine et dans les Caraïbes. *Publications de la BID*. <https://doi.org/10.18235/0005236>
39. Buda, M., Maki, A. et Mazurowski, M. A. (2018). Une étude systématique du problème de déséquilibre de classe dans les réseaux neuronaux convolutifs. *Neural Networks*, 106, 249-259. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2018.07.011>.
40. Calatayud, A., Benítez, C., Leaño, J.M., Agosta, R., Blas, F., Goytia, C., Guilera, S., Riobó Patino, A., Navas Duk, C., Freytes, C., & Rodríguez Tourón, F. (2020). Véhicules autonomes : une revue de la littérature sur leur impact sur la mobilité dans les villes de la région. Note technique IDB-TN-1929. Banque interaméricaine de développement (BID). <http://dx.doi.org/10.18235/0002491>
41. Calatayud, A., Benítez, C., Leaño, J.M., Agosta, R., Blas, F., Goytia, C., Guilera, S., Riobó Patino A., Navas Duk, C., Freytes, C., & Rodríguez Tourón, F. (2020). Véhicules autonomes : résultats de l'enquête Delphi sur leur impact et leur adoption dans les villes d'Amérique latine et des Caraïbes. Note technique IDB-TN-1930. Banque interaméricaine de développement (BID). <http://dx.doi.org/10.18235/0002486>
42. Calatayud, A., Katz, R. (2019). Chaîne d'approvisionnement 4.0 : meilleures pratiques internationales et feuille de route pour l'Amérique latine. Banque interaméricaine de développement (BID). <http://dx.doi.org/10.18235/0002486>
43. Calatayud, A., Katz, R. et Riobó, A. (2022). Piloter la transformation numérique des transports en Amérique latine et dans les Caraïbes. *Publications de la BID*. <https://doi.org/10.18235/0004233>
44. Calatayud A., Riobó A., Irigoyen J., Basani M., Unzueta A., Katz R. (2022). *Stratégie de transformation numérique pour le secteur de l'infrastructure et de l'énergie 2021-2025*. Document de travail n° IDB-DP-00935. Banque interaméricaine de développement (BID).
45. Calatayud A., Rivas M., Camacho J., Beltrán C., Ansaldo M., Café E. (2023). *Transport 2050 : The road to decarbonisation and climate resilience in Latin America and the Caribbean* (Transport 2050 : la voie de la décarbonisation et de la résilience climatique en Amérique latine et dans les Caraïbes). Banque interaméricaine de développement.
46. Calatayud, A., Sánchez González, S., Bedoya Maya, F., Giraldez Zúñiga, F. et Márquez, J. M. (2021). *Congestion urbaine en Amérique latine et dans les Caraïbes : Caractéristiques, coûts et atténuation*. Banque interaméricaine de développement. <https://doi.org/10.18235/0003149>
47. Castelli, M., Groznik, A. et Popovič, A. (2020). Préviation des prix de l'électricité : une approche d'apprentissage automatique. *Algorithms*, 13(5), 119. <https://doi.org/10.3390/a13050119>
48. Centre numérique LATAM (2022). Politique de concurrence et protection des données personnelles : perspectives pour l'Amérique latine.
49. Cevallos, A., Latorre, L., Alicandro, G., Wanner, Z., Cerrato, I., Zarate, J. D., Alvarez, J., Villacreses, K., Pfeifer, M., Gutierrez, M., Villanueva, V., Rivera-Fournier, A., Riobó, A., Pombo, C., Puerto, F., & Rodríguez Breuning, J. (2023). Rapport technique : Generative AI. *Publications de la BID*. <https://doi.org/10.18235/0005105>
50. Chan, W. C., Wan Ibrahim, W. H., Lo, M. C., Suaidi, M. K. et Ha, S. T. (2020). Sustainability of Public Transportation: An Examination of User Behavior to Real-Time GPS Tracking Application. *Sustainability*, 12(22), 9541. <https://doi.org/10.3390/su12229541>
51. Chen, H., Chen, A., Xu, L., Xie, H., Qiao, H., Lin, Q. et Cai, K. (2020). A deep learning CNN architecture applied in smart near-infrared analysis of water pollution for agricultural irrigation resources. *Agricultural Water Management*, 240, 106303. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106303>

52. Chen, P., Wang, B., Wu, Y., Wang, Q., Huang, Z. et Wang, C. (2023). Urban river water quality monitoring based on self-optimizing machine learning method using multi-source remote sensing data (Surveillance de la qualité de l'eau des rivières urbaines basée sur une méthode d'apprentissage automatique utilisant des données de télédétection multi-sources). *Indicateurs écologiques*, 146, 109750. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.109750>
53. Chung S., Zhang Y. (2023). Applications de l'intelligence artificielle dans les systèmes de distribution électrique : Post-Pandemic Progress and Prospect. *Appl. Sci.* 2023, 13(12), 6937.
54. Commission économique pour l'Amérique latine et les Caraïbes - CEPALC (2011). Caractérisation du déficit d'infrastructures économiques en Amérique latine et dans les Caraïbes.
55. Commission européenne (2012). Proposition de règlement du Parlement européen et du Conseil relatif à la protection des personnes physiques à l'égard du traitement des données à caractère personnel et à la libre circulation de ces données (règlement général sur la protection des données). <https://eur-lex.europa.eu/LexUriServ/LexUriServ.do?uri=COM:2012:0011:FIN:ES:PDF>
56. Bureau consultatif présidentiel pour les affaires économiques et la transformation numérique (2020). *Projets, procédures et services de transformation numérique pour les citoyens*.
57. Daigger G.T., Voutchkov, N., Lall U., & Sarni, W. (2019). L'avenir de l'eau : une collection d'essais sur les technologies « disruptives » susceptibles de transformer le secteur de l'eau au cours des prochaines années. Document de travail n° IDB-DP-657. Banque interaméricaine de développement (BID). <http://dx>.
58. Del Real, A. J., Dorado, F. et Durán, J. (2020). Préviation de la demande d'énergie à l'aide de l'apprentissage profond : applications pour le réseau français. *Energies*, 13(9), 2242. <https://doi.org/10.3390/en13092242>
59. Deloitte (2023). AI around the world - Case Study: Digital twin gives San Diego options in tackling traffic congestion. <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/industry/public-sector/global-government-ai-case-studies.html/%20-%20digital-twin-gives-san-diego.html/#digital-twin-gives-san-diego>
60. Deloitte (2023). AI around the world - Case Study: Dubai Electricity and Water Authority chatbot answers customer queries on many platforms. <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/industry/public-sector/global-government-ai-case-studies.html/#dubai-electricity-and-water-authority>
61. Deloitte (2023). L'IA dans le monde - Étude de cas : Transports Canada utilise l'IA pour identifier les cargaisons à risque. <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/industry/public-sector/global-government-ai-case-studies.html/transport-canad-uses-ai-to>
62. Deloitte (2023). AI around the world - Case Study : US cities use analytics to deploy snowplows and garbage trucks efficiently (L'IA dans le monde - Étude de cas : les villes américaines utilisent l'analyse pour déployer efficacement les chasse-neiges et les camions à ordures). <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/industry/public-sector/global-government-ai-case-studies.html/us-cities-use-analytics-to>
63. Deloitte AI Institute (2023). The AI Dossier. <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/deloitte-analytics/us-ai-dossier-full-report.pdf>
64. Deloitte - AI Institute (2021). Le dossier de l'IA.
65. Desai, R., Jadhav, A., Sawant, S. et Thakur, N. (2021). *Accident Detection Using ML and AI Techniques (Détection d'accidents à l'aide de techniques de ML et d'IA)*.
66. Dyba T., Dingsoyr (2009). Que savons-nous du développement agile de logiciels ? IEEE Software.
67. Engelhardt, S., McClelland, J. et Collet, S. (n.d.). What Generative AI Can Do for Utilities. <https://www.sap.com/insights/viewpoints/what-generative-ai-can-do-for-utilities.html>
68. Eno Center for Transportation (2023). Comprendre l'IA et les transports. <https://enotrans.org/wp-content/uploads/2023/08/Ai-and-Transportation.pdf>
69. EY (2023). Protection des données personnelles dans la région LATAM - Guide de référence rapide.
70. Fan, M., Hu, J., Cao, R., Ruan, W. et Wei, X. (2018). Une revue sur la conception expérimentale pour l'élimination des polluants dans le traitement de l'eau avec l'aide de l'intelligence artificielle. *Chemosphere*, 200, 330-343. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2018.02.111>
71. Féry, G. (2022). *The Digital Journey of Water and Sanitation Utilities in Latin America and The Caribbean : What is at Stake and How to Begin (Le voyage numérique des services d'eau et d'assainissement en Amérique latine et dans les Caraïbes : quels sont les enjeux et comment commencer)*. Document de travail No. IDB-DP-00972. Banque interaméricaine de développement (BID).
72. Forum économique mondial - WEF (2012). *L'infrastructure stratégique : les étapes pour prioriser et fournir l'infrastructure de manière efficace et efficiente*. Préparé en collaboration avec PwC
73. Fuller, A., Fan, Z., Day, C. et Barlow, C. (2020). Jumeau numérique : technologies habilitantes, défis et recherche ouverte. *IEEE Access*, 8, 108952-108971. *IEEE Access*. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2998358>
74. Fondation Bunge et Born (2021). Détection automatisée des décharges à ciel ouvert : intelligence artificielle, satellites et politiques publiques. https://www.fundacionbyb.org/_files/ugd/2aae47_03757f467e384554b8d88ffd26c60af3.pdf
75. Fundación Bunge y Born (n.d.). Detección De Basurales Y Microbasurales A Cielo Abierto. <https://www.fundacionbyb.org/basurales>
76. Galo, J., Di Martino, E., Velásquez Bermúdez, J. M. et Delgadillo Gomez, A. (2023). *Technologies d'intelligence artificielle (IA) dans la maintenance des actifs du secteur de l'électricité*. Banque interaméricaine de développement. <https://doi.org/10.18235/000490>
77. Gámiz E., Argelíj A. L'avenir de l'analyse dans les réseaux électriques : les jumeaux numériques. *eSmarcity.es*. Disponible à l'adresse : <https://www.esmarcity.es/comunicaciones/comunicacion-futuro-analitica-redes-electricas-digital-twins>

78. García A., Iglesias E. (2018). *Cloud computing : opportunités et défis pour le développement économique durable en Amérique latine et dans les Caraïbes*. Banque interaméricaine de développement.
79. García De Soto, B., Bumbacher, A., Deublein, M. et Adey, B. T. (2018). Prédiction des accidents de la circulation routière à l'aide de modèles de réseaux neuronaux artificiels. *Infrastructure Asset Management*, 5(4), 132-144. <https://doi.org/10.1680/jinam.17.00028>.
80. Ghenai, C., Husein, L. A., Al Nahlawi, M., Hamid, A. K. et Bettayeb, M. (2022). Recent trends of digital twin technologies in the energy sector : A comprehensive review (Tendances récentes des technologies de jumelage numérique dans le secteur de l'énergie : un examen approfondi). *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 54, 102837. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2022.102837>
81. Giraldo, M.C., Ríos, C., Alarcón, A., Snyder, V., Echevarría, C., Riobo, A., Hallack, M. et Irigoyen, J.L. (2022). Energized : the benefits of a tool based on machine learning methodologies to facilitate the detection of electrical theft (Énergisé : les avantages d'un outil basé sur des méthodologies d'apprentissage automatique pour faciliter la détection du vol d'électricité). Note technique IDB-TN-2444. Banque interaméricaine de développement (BID). <http://dx.doi.org/10.1016/j.seta.2022.102837>
82. Gomedé, E. Fairness Metrics in Machine Learning (2023). Extrait de <<https://medium.com/the-modern-scientist/fairness-metrics-in-machine-learning-8c3777b48a9c>>
83. Grady, S. A., Hussaini, M. Y. et Abdullah, M. M. (2005). Placement of wind turbines using genetic algorithms (Placement des éoliennes à l'aide d'algorithmes génétiques). *Renewable Energy*, 30(2), 259-270. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2004.05.007>
84. Granada, I., Pinto, A.M., & Castro, B. (2018). Des pilotes d'innovation dans les transports publics sans coût pour les pays ? Oui, c'est possible. IADB Blogs. Disponible à l'adresse : <https://blogs.iadb.org/transporte/es/inovacion-en-el-transporte-publico-sin-costo-alguna-para-los-paises-si-es-posible/>
85. Granata, F., Papirio, S., Esposito, G., Gargano, R., & De Marinis, G. (2017). Algorithmes d'apprentissage automatique pour la prévision des indicateurs de qualité des eaux usées. *Water*, 9(2), 105. <https://doi.org/10.3390/w9020105>
86. Greyparrot AI (2024). Extrait de : <https://www.greyparrot.ai/how-it-works>
87. Greyparrot AI (2024b). Extrait de : <https://www.greyparrot.ai>
88. Greyparrot AI & CIMVI (Consórcio Intermunicipal do Médio Vale do Itajaí). Intelligence des déchets Veiller à ce que les emballages ne deviennent jamais des déchets.
89. Gschwender, A., Munizaga, M. et Simonetti, C. (2016). Utilisation des cartes à puce et des données GPS pour la politique et la planification : le cas de Transantiago. *Research in Transportation Economics*, 59, 242-249. <https://doi.org/10.1016/j.retrec.2016.05.004>
90. Guerra, P. (2023). L'intelligence artificielle : vers une économie circulaire et une efficacité dans la gestion des déchets. Blogs de la JID. Disponible à l'adresse : <https://blogs.iadb.org/agua/es/inteligencia-artificial-ha-una-economia-circular-y-la-eficiencia-en-la-gestion-de-residuos/>
91. Guerra, P. (2023). La révolution numérique est arrivée pour transformer la façon dont nous voyons et gérons nos déchets. Blogs de la JID. Disponible à l'adresse : <https://blogs.iadb.org/agua/es/innovacion-tecnologica-en-la-gestion-de-residuos-solidos-la-revolucion-digital-que-ha-llegado-para-transformar-el-modo-en-que-vemos-y-manejamos-nuestros-residuos/>
92. Guresen, E. et Kayakutlu, G. (2011). Définition des réseaux neuronaux artificiels et comparaison avec d'autres réseaux. *Procedia Computer Science*, 3, 426-433. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2010.12.071>
93. Gutiérrez Puebla, J., Benítez, C., García Palomares, J. C., Romanillos Arroyo, G., Rubinstein, E., Leaño, J. M., Ribeiro, K. M., Scholl, L., Moya Gómez, B. et Condeço Melhorado, A. (2020). *Comment appliquer le Big Data à la planification des transports : l'utilisation des données GPS dans l'analyse de la mobilité urbaine*. Banque interaméricaine de développement. <https://doi.org/10.18235/0002487>
94. Gutiérrez Puebla, J., Benítez, C., Leaño, J. M., García Palomares, J.C., Melhorado, A., Mojica, C., Schnoll, L., Adler, V., Vera, F., Moya Gómez, B., Romanillos, G. (2019). *Comment appliquer le Big Data à la planification des transports urbains : l'utilisation des données de téléphonie mobile dans l'analyse de la mobilité*. Document de travail n° IDB-TN-1773. Banque interaméricaine de développement (BID).
95. Gutiérrez, M.C., Pérez Jaramillo, D. et Riobó, A. (2019). Véhicules autonomes : potentiel et risques pour l'Amérique latine et les Caraïbes. Banque interaméricaine de développement (BID). <http://dx.doi.org/10.18235/0001686>
96. Halder, N. Decoding Machine Learning Success: Evaluating Performance Metrics with Python (2024). Extrait de <<https://medium.com/gitconnected/decoding-machine-learning-success-evaluating-performance-metrics-with-python-2f98a452bbc4>>
97. Hammid, A. T., Sulaiman, M. H. B., & Abdalla, A. N. (2018). Prédiction de la production d'électricité d'une petite centrale hydroélectrique dans le barrage du lac Himreen (HLD) à l'aide d'un réseau neuronal artificiel. *Alexandria Engineering Journal*, 57(1), 211-221. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2016.12.011>. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2016.12.011>
98. Heidarpanah, M., Hooshyaripor, F. et Fazeli, M. (2023). Daily electricity price forecasting using artificial intelligence models in the Iranian electricity market. *Energy*, 263, 126011. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.126011>
99. Heymann F., Quest H., Lopez Garcia T., Ballif C., Galus M. (2024). Reviewing 40 years of artificial intelligence applied to power systems - A taxonomic perspective. *Energy and AI* 15 (2024) 101322.
100. Hermosilla, M., Alarcón, N. G., Pombo, C., Ávalos, R. S., Denis, G. et Aracena, C. (2021). Utilisation responsable de l'IA pour les politiques publiques : un manuel pour la formulation de projets. Publications de la BID. <https://doi.org/10.18235/0003631>
101. Hong J., Chu Z. et Wang Q. (2011). Transport infrastructure and regional economic growth : evidence from China. *Transportation* 38, 737-752.

102. Hsu, J.-Y., Wang, Y.-F., Lin, K.-C., Chen, M.-Y. et Hsu, J. H.-Y. (2020). Wind Turbine Fault Diagnosis and Predictive Maintenance Through Statistical Process Control and Machine Learning. *IEEE Access*, 8, 23427-23439. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2968615>
103. IAPP Research and Insights (2024). Observatoire mondial du droit et des politiques en matière d'IA.
104. IEEE-USA (2017). Recherche, développement et réglementation de l'intelligence artificielle. Déclaration de position de l'IEEE-USA.
105. Index latino-américain d'intelligence artificielle (n.d). Indice latino-américain d'intelligence artificielle. <https://indicelatam.cl>
106. Infosys BPM. (2024). Cas d'utilisation de l'IA pour le secteur de l'énergie et des services publics. <https://www.infosysbpm.com/blogs/energy-utilities/ai-powered-use-cases-energy-utilities-sector.html>
107. Fonds monétaire international (FMI). (2016). Perspectives économiques régionales. Hémisphère occidental. Gérer les transitions et les risques. Chapitre 5 : Infrastructures en Amérique latine et dans les Caraïbes.
108. iRAP. ViaSegura. <<https://irap.org/es/rap-tools/light-ratings/viasegura/>>
109. Irigoyen J., Mayorga N. (2024). Infrastructures critiques en Amérique latine et dans les Caraïbes : des technologies qui changent la donne. Blogs de la BID. Disponible à l'adresse : <https://blogs.iadb.org/energia/es/infraestructura-critica-en-america-latina-y-el-caribe-tecnologias-que-estan-cambiando-el-juego>
110. Irigoyen J., Tulande, N., & Daza, E. (2023). L'intelligence artificielle, catalyseur d'un secteur compétitif. IADB Blogs. Disponible à l'adresse : <https://blogs.iadb.org/energia/es/inteligencia-artificial-habilitador-para-un-sector-competitivo/>
111. IWA (2020). Digital Water : Artificial Intelligence Solutions for the Water Sector (Eau numérique : solutions d'intelligence artificielle pour le secteur de l'eau). https://iwa-network.wp-content/uploads/2020/08/IWA/_2020_Artificial_Intelligence_SCREEN.pdf
112. Jevinger, Å., Zhao, C., Persson, J. A. et Davidsson, P. (2024). Artificial intelligence for improving public transport: A mapping study. *Public Transport*, 16(1), 99-158. <https://doi.org/10.1007/s12469-023-00334-7>
113. Jiwattanakulpaisarn P., Noland R. et Graham D. (2012). Marginal productivity of expanding highway capacity. *Journal of Transport Economics and Policy*. 46 (3), 33-347.
114. Johannesen, N. J., Kolhe, M. et Goodwin, M. (2019). Évaluation relative des outils de régression pour la prévision de la demande d'énergie électrique dans les zones urbaines. *Journal of Cleaner Production*, 218, 555-564. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.01.108>
115. Jordon, J., Szpruch, L., Houssiau, F., Bottarelli, M., Cherubin, G., Maple, C., Cohen, S. N., & Weller, A. (2022). Synthetic Data-What, why and how? (arXiv:2205.03257). arXiv. <http://arxiv.org/abs/2205.03257>
116. Kuhlmann, A., Mehlum, E. et Moore, J. (2021). Exploiter l'intelligence artificielle pour accélérer la transition énergétique. Forum économique mondial. https://www3.weforum.org/docs/WEF_Harnessing_AI_ro_accelerate_the_Energy_Transition_2021.pdf
117. Kumar, K. et Saini, R. (2021). Application de l'intelligence artificielle pour l'optimisation de la production d'énergie hydroélectrique. *EAI Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent Systems*, 8(28), 170560. <https://doi.org/10.4108/eai.6-8-2021.170560>
118. Laplante, P. et Amaba, B. (2021). L'intelligence artificielle dans les systèmes d'infrastructures critiques. *Computer*, 54(10). <https://doi.org/10.1109?MC.2021.3055892>
119. Latorre, L., Rego, E., Leo, L. D. et Gutiérrez, M. (2024). Rapport technologique : Digital twins. Publications de la BID. <https://doi.org/10.18235/0013166>
120. Laubshtein, Y. (2023). Protecting water and sanitation infrastructure from cyber threats : A cybersecurity study for Latin America and the Caribbean (Protéger les infrastructures d'eau et d'assainissement contre les cybermenaces : une étude de cybersécurité pour l'Amérique latine et les Caraïbes). Banque interaméricaine de développement (BID). <http://dx.doi.org/10.18235/0004876>
121. Lehe, L. (2019). Downtown congestion pricing in practice. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 100, 200-223. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.01.020>. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.01.020>.
122. Lekidis, A., Anastasiadis, A. G. et Vokas, G. A. (2022). Electricity infrastructure inspection using AI and edge platform-based UAVs. *Energy Reports*, 8, 1394-1411. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.07.115>.
123. Levy, A., Yépez-García, A., Hallack, M., Snyder, V. et Ji, Y. (2018). Document cadre sur le secteur de l'énergie. BID
124. Li, F. (2023). Les mondes que je vois : Curiosité, explorations et découvertes à l'aube de l'IA.
125. Li, Y. (2023). The State of Art in transformer fault diagnosis with artificial intelligence and dissolved gas analysis : A review of literature (L'état de l'art dans le diagnostic des défauts des transformateurs avec l'intelligence artificielle et l'analyse des gaz dissous).
126. Li T., Li L., Wang S., Dehghanian P. (2020). Intelligence artificielle pour l'identification de la topologie en temps réel dans les systèmes de distribution d'électricité. George Washington University.
127. Liu, X., Miao, X., Jiang, H. et Chen, J. (2020). Examen de l'analyse des données dans l'inspection visuelle des lignes électriques avec une discussion approfondie de la technologie d'apprentissage profond. *Annual Reviews in Control*, 50, 253-277. <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2020.09.002>
128. Lopez Conde, M. et Twinn, I. (2019). Comment l'intelligence artificielle rend les transports plus sûrs, plus propres, plus fiables et plus efficaces dans les marchés émergents. EMCompass. <https://www.ifc.org/content/dam/ifc/doc/mgrt/encopass-note-75-ai-making-transport-safer-in-emerging-markets.pdf>

129. Lu, Y., Shen, M., Wang, H., Wang, X., Van Rechem, C. et Wei, W. (2024). *Machine Learning for Synthetic Data Generation: A Review*. <https://arxiv.org/html/2302.04062v6>
130. Luu, T.T., Le, H., Vu, M., Nguyen, B. (2023). AI application for solid waste sorting in GlobalSouth. <https://sdgs.un.org/sites/default/files/2023-05/A41%20-%20Thien-An%20Tran%20Luu%20-%20AI%20Application%20for%20Solid%20Waste%20in%20the%20global%20south.pdf>
131. Manners-Bell, J. (2019). L'avenir de la logistique. Note technique IDB-TN-1658. Banque interaméricaine de développement (BID). <http://dx.doi.org/10.18235/0001729>
132. Maroju, R. G., Choudhari, S. G., Shaikh, M. K., Borkar, S. K. et Mendhe, H. (2023). Application of Artificial Intelligence in the Management of Drinking Water : A Narrative Review (Application de l'intelligence artificielle dans la gestion de l'eau potable : une revue narrative). *Cureus*, 15(11), e49344. <https://doi.org/10.7759/cureus.49344>
133. McKinsey Analytics (2018). *Guide de l'IA à l'usage des dirigeants*.
134. McKinsey & Company (2023). The AI-enabled utility: Rewiring to win in the energy transition.
135. McMillan, L., Varga, L. (2022). A review of the use of artificial intelligence methods in infrastructure systems (Examen de l'utilisation des méthodes d'intelligence artificielle dans les systèmes d'infrastructure). *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Volume 116. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S952197622004626>
136. Mehrabi, N., Morstatter, F., Saxena, N., Lerman, K. et Galstyan, A. (2022). *A Survey on Bias and Fairness in Machine Learning*. *ACM Computing Surveys*, 54(6), 1-35 <https://doi.org/10.1145/3457607>
137. Microsoft - Streebo Inc (2024). Utility Chatbot - Solution de chatbot IA pour les entreprises du secteur de l'énergie et des services publics alimentée par Microsoft Copilot et GPT. <https://appssource.microsoft.com/en-us/product/web-apps/streeboinc1674035040438.utility-chatbot?tab=overview>
138. Minatta A., Basani, M. (2022). L'écosystème de l'innovation dans le secteur de l'eau, de l'assainissement et des déchets solides en Amérique latine et dans les Caraïbes : Survey and linkage model. Note technique n° IDB-TN-2565. Banque interaméricaine de développement (BID).
139. Minatta A., & Basani, M. (2023). *Comment la réglementation peut-elle favoriser l'innovation ? Une réglementation favorable à l'innovation dans le secteur de l'eau, de l'assainissement et des déchets solides en Amérique latine et dans les Caraïbes*. Note technique n° IDB-TN-2689. Banque interaméricaine de développement (BID).
140. Minatta A., Basani, M. et Shaki G. (2022). *Gestion de l'innovation des fournisseurs de services d'eau, d'assainissement et de déchets solides en Amérique latine et dans les Caraïbes : Innovation Lab*. Note technique n° IDB-TN-02513. Banque interaméricaine de développement (BID).
141. Minatta, A. et Basani, M. (2020). Innovation dans le domaine de l'eau, de l'assainissement et des déchets solides : Diagnostic, perspectives et opportunités pour l'Amérique latine et les Caraïbes. Note technique n° IDB-TN-01974. Banque interaméricaine de développement (BID). <http://dx.doi.org/10.18235/0002514>
142. MODESHIFT (2023). Quel est l'avenir de l'intelligence artificielle dans les transports ? <https://www.modeshift.com/what-is-the-future-of-artificial-intelligence-ai-in-transportation/>
143. Mohammad, A. et Mahjabeen, F. (2023). Révolutionner l'énergie solaire : l'impact de l'intelligence artificielle sur les systèmes photovoltaïques. 2(1).
144. Mohri, M., Rostamizadeh, A. et Talwalkar, A. (2018). *Foundations of Machine Learning*, deuxième édition. MIT Press.
145. Molero G., Poveda Reyes S., Kumar A., García-Jimenez E., Chiara M., Santarremigia F. (2021). *Solutions informatiques basées sur les réseaux bayésiens pour hiérarchiser et prédire les facteurs influençant l'équité entre les sexes dans le système de transport : quatre cas d'utilisation*. *Sustainability* 2021 13 (20)
146. Moszoro M. (2021). *The Direct Employment Impact of Public Investment (L'impact direct de l'investissement public sur l'emploi)*. Document de travail du FMI, WP/21/131.
147. Mounce, S. R., Boxall, J. B. et Machell, J. (2010). Development and Verification of an Online Artificial Intelligence System for Detection of Bursts and Other Abnormal Flows. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 136(3), 309-318. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000030](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000030)
148. Navia Díaz, M. d. R., Bohórquez, J. F., Aguilera, J. C., Orejarena, S. S., Manosalva Castaneda, O. L., Corzo, C. M., Rodríguez, S., Romero Burgos, M. F. (2024). Change management in the drinking water and sanitation sector in Colombia (Gestion du changement dans le secteur de l'eau potable et de l'assainissement en Colombie). <https://publications.iadb.org/es/la-gestion-del-cambio-en-el-sector-de-agua-potable-y-saneamiento-de-colombia>
149. Nestor, S. (2023). L'IA dans le secteur des infrastructures : que nous réserve l'avenir ? *Infrastructure magazine*. <https://infrastructuremagazine.com/au/2023/09/05/ai-in-the-infrastructure-sector-what-does-the-future-hold/>
150. Nevala K. (2017). *L'abécédaire de l'apprentissage automatique*. SAS Best Practices.
151. Nolan, B. (2023). L'IA fait le travail de 250 personnes dans une entreprise d'énergie et satisfait les clients mieux que les travailleurs qualifiés, déclare le PDG. <https://www.businessinsider.com/ai-work-automation-octopus-energu-greg-jackson-2023-5>
152. Nova, K. (2023). Systèmes de gestion de l'eau basés sur l'IA : Une analyse des composants du système et des interdépendances pour la conservation de l'eau.
153. NVIDIA (2022). Top AI use cases for utilities companies. <https://resources.nvidia.com/en-us-energu-utilities/top-ai-usecases?xs=327369>
154. OCDE (2019). *L'intelligence artificielle dans la société*. OCDE. <https://doi.org/10.1787/eedfee77-en>

155. OCDE (2019). Vue d'ensemble des principes de l'OCDE en matière d'IA. <https://oecd.ai/en/ai-principles>
156. OCDE (2023). *AI language models: Technological, socio-economic and policy considerations* (OECD Digital Economy Papers 352 ; OECD Digital Economy Papers, Vol. 352). <https://doi.org/10.1787/13d38f92-en>
157. OCDE (2023). Perspectives économiques pour l'Amérique latine 2023. Investir pour le développement durable. Résumé.
158. OCDE-CAF (2022). L'utilisation stratégique et responsable de l'intelligence artificielle dans le secteur public d'Amérique latine et des Caraïbes. Examens de la gouvernance publique de l'OCDE, Éditions OCDE, Paris, <https://doi.org/10.1787/1f334543-en>.
159. Patterson, J. et Gibson, A. (2017). *Apprentissage profond : une approche de praticien*. O'Reilly Media, Inc.
160. Pieterse, W., Baptista, D., Rosas-Shady, D. et Franco, A. (2023). La transformation numérique des services publics de l'emploi en Amérique latine et dans les Caraïbes. Publications de la BID. <https://doi.org/10.18235/0005084>
161. Pirika (s.d.). Takanome: Litter Distribution Research. <https://corp.pirika.org/en/service/takanome/>
162. Pombo, C., Cabrol, M., Alarcón, N. G., & Ávalos, R. S. (2020). fAIr LAC: Ethical and Responsible Adoption of Artificial Intelligence in Latin America and the Caribbean. Publications de la BID. <https://doi.org/10.18235/0002169>
163. Pombo C., Gupta R., Stankovich M. (2018). Services sociaux pour les citoyens numériques : opportunités pour l'Amérique latine et les Caraïbes. Banque interaméricaine de développement - BID.
164. Ponomareva N., Hazimeth H., Kurakin A., Xu Z., Denison C., McMahan H., Vassilvitskii S., Chien S., Thakurta A. (2023). *How to DP-fy ML: A practical guide to machine learning with differential privacy*, Journal of Artificial Intelligence Research 77 (2023).
165. Pourdaryaei, A., Mohammadi, M., Mubarak, H., Abdellatif, A., Karimi, M., Gryazina, E. et Terzija, V. (2024). A new framework for electricity price forecasting via multi-head self-attention and CNN-based techniques in the competitive electricity market. *Expert Systems with Applications*, 235, 121207. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121207>.
166. Pourdaryaei, A., Mokhlis, H., Illias, H. A., Kaboli, S. Hr. A., Ahmad, S. et Ang, S. P. (2019). ANN hybride et algorithme de recherche coopérative artificielle pour prévoir le prix de l'électricité à court terme dans le marché de l'électricité déréglementé. *IEEE Access*, 7, 125369-125386. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2938842>
167. Rebala, G., Ravi, A. et Churiwala, S. (2019). *Introduction à l'apprentissage automatique*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-15729-6>
168. Rennie, G., Hartnett, K., Reyes, V., Siegert, D. et Sandoval, D. (2020). *Analyse des lacunes et des possibilités d'innovation dans le secteur de l'énergie en Amérique latine et dans les Caraïbes*. BID
169. Rendón Rodríguez, J. R., Hernández, E. et Del Río, H. (2020). Nouvelle génération de modèles de transport grâce à l'utilisation du big data : le cas de San Salvador. Banque interaméricaine de développement. <https://doi.org/10.18235/0002130>
170. Rodrigues, F., Markou, I. et Pereira, F. C. (2019). Combinaison de séries temporelles et de données textuelles pour la prédiction de la demande de taxi dans les zones événementielles : une approche d'apprentissage profond. *Information Fusion*, 49, 120-129. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2018.07.007>
171. Romanillos, G., Moya-Gómez, B., Zaltz-Austwick, M., & Lamíquiz-Daudén, P. J. (2018). Le pouls de la ville cycliste : Visualisation des itinéraires GPS du système de vélo en libre-service de Madrid et du flux de cyclistes. *Journal of Maps*, 14(1), 34-43. <https://doi.org/10.1080/17445647.2018.1438932>
172. Runge, J. et Zmeureanu, R. (2021). Une revue des techniques d'apprentissage profond pour la prévision de la consommation d'énergie dans les bâtiments. *Energies*, 14(3), 608. <https://doi.org/10.3390/en14030608>
173. Sameen, M. et Pradhan, B. (2017). Prédiction de la gravité des accidents de la circulation avec des réseaux neuronaux récurrents. *Applied Sciences*, 7(6), 476. <https://doi.org/10.3390/app7060476>
174. Santos, D., Saias, J., Quaresma, P. et Nogueira, V. B. (2021). Machine Learning Approaches to Traffic Accident Analysis and Hotspot Prediction. *Computers*, 10(12), 157. <https://doi.org/10.3390/computers10120157>
175. Sarni, W., Sheehan, J. et Cox, T. (2023). *The Digital Journey of Water and Sanitation Utilities in the Caribbean : Current State and Opportunities (Le parcours numérique des services d'eau et d'assainissement dans les Caraïbes : état actuel et opportunités)*. Document de travail n° IDB-DP-01046. Banque interaméricaine de développement.
176. Schwartz J., Andres L., Dragoiu G. Crisis in Latin America: infrastructure investment, employment and the expectations of stimulus. Policy Research Working Paper Series 5009. Banque mondiale.
177. Sergiienko, B. (2024). Generative AI in the Energy Industry and Utilities: Next-Gen Solutions for a Greener Future. <https://masterofcode.com/blog/generative-ai-in-energy-and-utilities>
178. Senthil kumar, A. R., Goyal, M. K., Ojha, C. S. P., Singh, R. D., & Swamee, P. K. (2013). Application of artificial neural network, fuzzy logic and decision tree algorithms for modelling of streamflow at Kasol in India (Application du réseau neuronal artificiel, de la logique floue et des algorithmes d'arbre de décision pour la modélisation du débit à Kasol en Inde). *Water Science and Technology*, 68(12), 2521-2526. <https://doi.org/10.2166/wst.2013.491>
179. Sharma, A., Kosasih, E., Zhang, J., Brintrup, A. et Calinescu, A. (2022). Digital Twins : State of the art theory and practice, challenges, and open research questions. *Journal of Industrial Information Integration*, 30, 100383. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2022.100383>

180. Smola A., Vishwanathan S.V.N. *Introduction to Machine Learning*. Cambridge University Press.
181. Stankovich, M., Hasanbeigi, A. et Neftenov, N. (2020). Utilisation des technologies 4RI dans le domaine de l'eau et de l'assainissement en Amérique latine et dans les Caraïbes. Publications de la BID. <https://doi.org/10.18235/0002343>
182. Sutton, R. S. et Barto, A. G. (2018). *Apprentissage par renforcement*, deuxième édition : une introduction. MIT Press.
183. Taylor, L. et Nitschke, G. (2017). Improving Deep Learning using Generic Data Augmentation (arXiv:1708.06020). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1708.06020>
184. Talbott, S. (2024). Comment l'IA éclaire l'industrie de l'énergie. <https://www.salesforce.com/blog/ai-in-energy/>
185. Tempest, O. (2023). Exploiter l'IA pour l'optimisation et la durabilité dans l'industrie de l'eau et des eaux usées. Entretien avec Adam Cartwright, responsable mondial de la stratégie industrielle pour l'industrie de l'eau chez Siemens AG. <https://smartwatermagazine.com/news/siemens/exploring-potential-ai-offers-water-utilities-achieving-their-sustainability-goals>
186. TMG (2020). Examen des politiques et développements latino-américains en matière d'intelligence artificielle. <https://www.tmgtelecom.com/wp-content/uploads/2020/07/TMG-Informe-de-Desarrollo-de-Policas-de-IA.pdf>
187. Torres, C. S. R., Sánchez, C. B. et Narita, T. (2021). Auto-évaluation de l'éthique de l'IA pour les acteurs de l'écosystème entrepreneurial : un guide d'application. *Publications de la BID*. <https://doi.org/10.18235/0003269>
188. Turing, A. (1950). Machinery and Intelligence. *Mind: A Quarterly Review of Psychology and Philosophy*, 59(236), 433-460.
189. UNESCO(2019). Étude préliminaire sur l'éthique de l'intelligence artificielle-Bibliothèque numérique de l'UNESCO. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000367823>
190. UNESCO (2022). Recommandation sur l'éthique de l'intelligence artificielle. Organisation des Nations Unies pour l'éducation, la science et la culture (UNESCO).
191. Vanijirattikhan, R., Khomsay, S., Kitbutrawat, N., Khomsay, K., Supakchukul, U., Udomsuk, S., Suwatthikul, J., Oumtrakul, N. et Anusart, K. (2022). AI-based acoustic leak detection in water distribution systems (Détection acoustique de fuites basée sur l'IA dans les systèmes de distribution d'eau). *Results in Engineering*, 15, 100557. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2022.100557>
192. Valenciaport, F. (2020). Manuel des ports intelligents : Stratégie et feuille de route. Publications de la BID. <https://doi.org/10.18235/0002384>
193. Vasudevan, M., Townsend, H., Dang, Nhi, T., O'Hara, A., Burnier, C., & Ozbay, K. (2020). Identifying Real-World Transportation Applications Using Artificial Intelligence (AI): Summary of Potential Application of AI in Transportation. <https://rosap.ntl.bts.gov/view/dot/50651>
194. Vélez, M. I., Gómez Santamaría, C. et Osorio Sanabria, M. A. (2022). *Concepts fondamentaux et utilisation responsable de l'intelligence artificielle dans le secteur public*. Rapport 2 [document de travail]. CAF. <https://scioteca.caf.com/handle/123456789/1921>
195. Villagrán, M. A. (2022). Audit algorithmique pour les systèmes d'aide à la décision. Publications de la BID. <https://doi.org/10.18235/0004154>
196. AI Viewer (2021). AI Bots in the Utilities Sector : The Solution You Need (Les robots d'IA dans le secteur des services publics : la solution qu'il vous faut). <https://www.visor.ai/blog/ai-bots-in-the-utilities-sector/>
197. Wang, P. (2019). On Defining Artificial Intelligence (Sur la définition de l'intelligence artificielle). *Journal of Artificial General Intelligence*, 10(2), 1-37. <https://doi.org/10.2478/jagi-2019-0002>
198. Wang, J., Mall, S. et Perez, L. (2017). L'efficacité de l'augmentation des données dans la classification d'images à l'aide de l'apprentissage profond.
199. Wipro (2019). 3 façons dont l'IA améliorera l'expérience des clients des services publics. <https://www.wipro.com>
200. Banque mondiale (2022). *Migration des gouvernements vers les écosystèmes en nuage : Options multiples, avantages significatifs, risques gérables*. Banque mondiale, Washington, DC.
201. Yang, Z., Franz, M. L., Zhu, S., Mahmoudi, J., Nasri, A., & Zhang, L. (2018). Analyse de la demande de taxis à Washington, DC, à l'aide de données GPS et d'utilisation du sol. *Journal of Transport Geography*, 66, 35-44. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2017.10.021>
202. Zhang, H., Davigny, A., Colas, F., Poste, Y. et Robyns, B. (2012). Fuzzy logic based energy management strategy for commercial buildings integrating photovoltaic and storage systems (Stratégie de gestion de l'énergie basée sur la logique floue pour les bâtiments commerciaux intégrant des systèmes photovoltaïques et de stockage). *Energy and Buildings*, 54, 196-206. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.07.022>
203. Zhang, Y. et Cheng L. (2023). The role of transport infrastructure in economic growth: empirical evidence in the UK. *Transport Policy* 133 (2023) 2023-233.
204. Zhang, Q., Li, Z., Snowling, S., Siam, A. et El-Dakhakhni, W. (2019). Modèles prédictifs pour la prévision des flux d'eaux usées basés sur l'analyse des séries temporelles et le réseau neuronal artificiel. *Water Science and Technology*, 80(2), 243-253. <https://doi.org/10.2166/wst.2019.263>
205. Zhou, M., Zhang, Y., Wang, J., Xue, T., Dong, Z. et Zhai, W. (2023). Fault Detection of Wastewater Treatment Plants Based on an Improved Kernel Extreme Learning Machine Method. *Water*, 15(11), 2079. <https://doi.org/10.3390/w15112079>

