

ÉNAP

ÉCOLE NATIONALE
D'ADMINISTRATION
PUBLIQUE

enap.ca

**Le déploiement de systèmes d'intelligence artificielle
dans le secteur public :
Défis et stratégies**

Par Christian Boudreau, Ph. D.

Professeur à l'ENAP

Juillet 2024

Table des matières

Introduction	5
1. L'attitude prudente des organisations publiques dans le déploiement de SIA ...	6
2. Des défis technologiques et informationnels.....	8
3. Des défis éthiques et légaux.....	11
4. Des défis organisationnels.....	17
1. L'agent virtuel de Quebec.ca	28
Introduction	28
1.1 Le contexte	28
1.2 Un agent virtuel à entraîner avant sa mise en ligne.....	29
1.3 Des efforts humains soutenus dans une course contre la montre	31
1.4 Du déploiement de l'agent virtuel à son débranchement	33
1.5 Des conditions favorables à la collaboration.....	34
1.6 Des défis de conception dans un contexte informationnel instable.....	36
1.7 Autres enjeux et défis.....	38
1.8 Impacts et retombées du projet.....	39
Conclusion.....	41
2. L'assistant virtuel du 311 de la Ville de Laval.....	43
Introduction	43
2.1 Le contexte	44
2.2 Le développement et l'entraînement de l'outil	46
2.3 Le fonctionnement de l'outil et ses usages	48
2.4 La performance de l'outil.....	50
2.5 L'impact de l'outil sur le travail	51
2.6 La création d'outils de gestion.....	53
Conclusion.....	55
3. Le modèle de prédiction du risque d'incendie du Service de sécurité incendie de Montréal (SIM).....	58
3.1 Le contexte	58
3.2 La conception du modèle de prédiction d'incendie	59

3.3 Le rendement du modèle de prédiction.....	61
3.4 La première année du déploiement du modèle (2020)	62
3.5 Les deuxième et troisième années de déploiement du modèle (2021 et 2022) 63	
3.6 Les retombées du modèle de prédiction d’incendie.....	64
3.7 De possibles améliorations du modèle.....	65
3.8 Les enjeux informationnels et organisationnels.....	66
Conclusion.....	69
4. La valorisation des données au Centre de services scolaire du Val-des-Cerfs	71
Introduction	71
4.1 La conception des premiers modèles de prédiction : 2017-2020	71
4.2 Le projet pilote : 2020 à 2021.....	75
4.3 L’après-projet pilote : 2022 à 2023	79
4.4 Des conditions facilitantes à la valorisation des données.....	81
4.5 Des enjeux de valorisation des données	84
Conclusion.....	87
5. Le Chantier d’intelligence numérique en éducation.....	89
Introduction	89
5.1 L’origine du CIN.....	90
5.2 La GRICS comme partenaire incontournable	91
5.3 Un repositionnement stratégique de la GRICS.....	92
5.4 L’organisation du projet et les activités de soutien	94
5.5 <i>Espace Données</i> comme plateforme de valorisation du CIN	96
5.6 Une culture de données à instaurer et des pratiques de collaboration à pérenniser.....	98
5.7 Des données, des pratiques et des systèmes à harmoniser	101
5.8 Des mesures et règles d’accès aux données à moderniser	103
5.9 Des enjeux professionnels et éthiques à considérer.....	105
Conclusion.....	107
Annexe 1	109
Annexe 2	110
Annexe 3	110

Annexe 4	112
Annexe 5	113
Annexe 6	114
6. Défis et stratégies liés au déploiement de SIA à la lumière d’initiatives dans le secteur public québécois	115
6.1 Défis informationnels et technologiques	115
6.2 Défis éthiques et légaux	121
6.3 Défis organisationnels	127
Conclusion.....	135
Bibliographie	137

Introduction

D'abord déployée au sein des entreprises privées, l'intelligence artificielle (IA) et ses applications se sont graduellement déployées depuis quelques années auprès des organisations publiques œuvrant dans différents secteurs d'activités : santé, éducation, justice, sécurité publique, immigration, environnement, finances, etc. L'accès à d'importantes capacités de calcul et de stockage des données ainsi qu'à des plateformes de développement et des API accessibles dans le nuage¹ permettent aux développeurs de créer, de déployer ou de réutiliser des applications d'IA plus facilement que jamais, parfois sans même savoir coder (DeBrusk, 2018).

Le déploiement de ces applications d'IA, communément appelées systèmes d'intelligence artificielle (SIA), semble inévitable dans le secteur public compte tenu des importants gains d'efficacité, d'efficacité et de qualité et dont ils sont porteurs. Selon Samoili et coll. (2020), les SIA offrent le potentiel d'améliorer l'efficacité interne de l'administration publique, la prise de décision et la qualité de ses services et de ses communications avec les citoyens et autres clientèles.

Les gains potentiels des SIA s'avèrent nombreux. Par exemple, à partir d'une exploitation systématique et approfondie des données, les SIA peuvent éclairer l'élaboration, la mise en œuvre et l'évaluation des politiques et des programmes publics. Grâce à des modèles de prédiction toujours plus performants, les SIA permettent aussi aux organisations publiques et à leurs membres d'anticiper ou de détecter divers problèmes et de les prendre en charge avant qu'ils ne surviennent ou ne se détériorent, comme le décrochage scolaire, les cybermenaces, les problèmes de santé, les épidémies, l'insalubrité, la criminalité, les fraudes, la congestion routière, les défaillances et bris d'équipements, les incendies, les catastrophes naturelles et bien d'autres menaces (Boudreau et Lawarée, 2023; Dwivedi et coll., 2021). De plus, les SIA aident les organisations publiques à aligner les programmes et services en fonction des caractéristiques ou besoins des clientèles et de leur historique d'utilisation (ex. : personnalisation des programmes et services) (Pencheva et coll., 2020). Les SIA constituent aussi un levier d'optimisation des processus internes aux organisations publiques par l'automatisation de certaines tâches administratives à haut volume² (Mehr, 2017; Mikalef et coll., 2023; Thierer et coll., 2017). Ils permettent d'accomplir de nombreuses tâches administratives à une vitesse beaucoup plus grande que ne le permettent les capacités humaines (Purdy et Daugherty, 2016 ; Wirtz, Weyerer et Geyer, 2019). En somme, les SIA peuvent éclairer et orienter la prise de décision (Dwivedi et coll., 2021), accélérer le traitement des demandes et des dossiers

¹ Comme Amazon Web Services (*SageMaker*) et Microsoft Azure (Machine Learning Studio).

² Par exemple, la vérification de l'admissibilité des assurés, la gestion des requêtes courantes, le tri et classement des dossiers, le processus de flux de travail, la traduction de la voix, la transcription de la voix au texte, le remplissage automatique de formulaires et la reconnaissance de l'écriture manuscrite.

(Eggers et coll., 2017), augmenter les compétences ou capacités des employés (Mehr, 2017) et libérer ceux-ci de tâches routinières afin qu'ils accomplissent des activités à plus forte valeur (Dwivedi et coll., 2021; Jacob et Souissi, 2021).

Par ailleurs, les organisations publiques peuvent suppléer à une pénurie de main-d'œuvre et aux difficultés de recrutement et de rétention dans certains secteurs d'activités en recourant, par exemple, à des agents virtuels pour désengorger les centres d'appel (Boudreau, 2022) ou à des systèmes de traitement automatique des requêtes afin de respecter les délais légaux ou réglementaires dans le traitement des demandes (Jacob et Souissi, 2021). Les SIA peuvent aussi contribuer à réduire l'arbitraire des décisions gouvernementales en appliquant uniformément les règles d'affaires et la réglementation en vigueur. En effet, les décisions prises par les SIA peuvent s'avérer plus impartiales que celles prises par des fonctionnaires ou gestionnaires publics et, ainsi, permettre un traitement plus équitable des demandes des citoyens (Wenger et Wilkins, 2009). Alors que les décisions peuvent varier d'un employé à l'autre, selon ses humeurs, ses expériences et ses préjugés (Andersen et Guul, 2019 ; Eren et Mocan, 2018), cette subjectivité tend à disparaître avec l'utilisation des SIA et à laisser place à plus de prévisibilité (Mcknight et coll., 2011 ; Young et coll., 2019).

1. L'attitude prudente des organisations publiques dans le déploiement de SIA

Si les avantages que procurent les SIA pour les organisations publiques sont nombreux, les risques liés à leur déploiement le sont tout autant. Qu'il suffise de mentionner la disparition de certains types d'emplois, la surveillance accrue des employés et l'érosion de leur autonomie et pouvoir décisionnel, la discrimination de certaines clientèles, la menace à la vie privée, la déshumanisation des services, l'opacité et la déresponsabilisation des décisions administratives. Ainsi, les organisations publiques sont confrontées à une double gageure, souvent contradictoire, au moment du déploiement de SIA : d'une part, elles doivent maximiser les avantages des SIA en termes d'efficacité administrative, de qualité des services et d'efficacité des programmes et, d'autre part, elles doivent minimiser les risques et les inconvénients de ces puissants outils intelligents auprès des employés qui les utilisent et des citoyens qui peuvent les subir (Dwivedi et coll., 2021; Kuziemski et Misuraca, 2020). Autrement dit, les organisations publiques doivent non seulement tirer profit des SIA, mais aussi savoir gérer les nombreux enjeux et défis qui accompagnent leur déploiement.

L'importance des enjeux et des défis que soulèvent les SIA peut expliquer les précautions que prennent les organisations publiques qui déploient ces systèmes ainsi que leur retard par rapport aux entreprises privées (Desouza et coll., 2020). Alors que plusieurs

entreprises privées vont privilégier un minimum de régulation et de transparence en matière d'IA, les organisations publiques doivent être prudentes dans le déploiement de SIA compte tenu d'un contexte institutionnel plus contraignant et d'obligations légales plus nombreuses. Selon une étude menée par Daly (2023) sur les initiatives en IA dans l'administration publique fédérale canadienne, les SIA qui ont été déployés jusqu'ici ne visent pas à remplacer les fonctionnaires par une automatisation complète de leurs tâches et décisions.

La technologie est déployée dans une variété de domaines, mais rarement, voire jamais, dans le but de remplacer la prise de décision humaine ... Nous sommes loin jusqu'à présent d'outils d'apprentissage automatique sophistiqués qui passent au crible l'authenticité des mariages, les potentielles fraudes fiscales et la sûreté des installations nucléaires dangereuses. La réalité est plus terre à terre. (Daly, 2023, p. 74)

Pour faciliter leur acceptabilité au sein des employés des organisations publiques, les SIA sont le plus souvent présentés par les autorités comme des outils d'aide à la décision et de soutien opérationnel à certaines tâches, et non comme des dispositifs de remplacement du personnel. Bien que « *l'IA entraîne une transformation dans les routines de travail des agents publics en modifiant ou en éliminant certaines tâches ... elle ne représente pas, pour l'instant, une transformation profonde du milieu de travail* », font valoir Jacob et Souissi (2021, p. 37), à la lumière d'une étude qu'ils ont menée sur des initiatives en IA dans l'administration publique québécoise.

Cette attitude prudente se traduit dans les approches privilégiées par les organisations publiques dans le déploiement de SIA. On y procède le plus souvent de façon incrémentale, en commençant par des expérimentations ou des projets pilotes. Ainsi, plusieurs organisations publiques évaluent les impacts et les risques liés à l'utilisation de SIA avant d'intégrer ces outils aux opérations courantes et au processus décisionnel (Singh, 2017). Plusieurs d'entre elles vont préférer d'abord tester le terrain à petite échelle et se faire la main avec des projets simples qui comportent peu d'impacts et de risques, avant de relever des défis plus audacieux (Desouza et coll., 2020). Cette approche d'expérimentation à petite échelle permet de tester, de corriger et d'aligner les fonctionnalités des SIA et leurs usages sur les besoins des utilisateurs et des clientèles ainsi que de mieux gérer les risques liés à l'utilisation de ces systèmes (Lee, 2023).

Plusieurs défis attendent les organisations publiques qui déploient des SIA. Dans les sections qui suivent, nous présentons les principaux défis qui guettent ces organisations ainsi que différentes stratégies pour relever ces défis. Pour faciliter la lecture, nous avons regroupé nos propos autour des défis suivants : défis technologiques et informationnels, défis éthiques et légaux et défis organisationnels.

2. Des défis technologiques et informationnels

Normalisation et qualité des données

Il peut être tentant pour les organisations publiques d'initier des projets d'IA sur la base de promesses et prouesses technologiques (Lee, 2023). Cependant, le déploiement de SIA ne doit pas être une finalité en soi, mais un moyen d'améliorer le fonctionnement des organisations publiques, la gestion de leurs programmes et la prestation de leurs services. Autrement dit, les organisations doivent aligner leur projet en IA sur les besoins à combler, les problèmes à régler, les décisions à prendre, les tâches à réaliser ou les services à offrir.

Si un bon alignement des SIA sur les besoins de l'organisation et de ses clientèles est nécessaire, ce n'est pas suffisant. Encore faut-il que la performance des SIA soit au rendez-vous. Cette performance dépend, entre autres, de la disponibilité des données à exploiter. Or, cette disponibilité informationnelle semble être de moins en moins un enjeu, compte tenu de la numérisation massive des transactions, des détections (capteurs) et des communications, combinée à la migration des données, des applications et des infrastructures vers des solutions infonuagiques.

Néanmoins, le déploiement de SIA peut soulever d'importants enjeux de normalisation des données et d'intégration des systèmes (Gupta, 2019; Sun et Medaglia, 2019), particulièrement lorsque les données proviennent de sources diverses, aux formats hétérogènes, gérées par des systèmes développés de façon cloisonnée (Dwivedi et coll., 2021). Dans ce contexte, d'importants efforts d'extraction, de nettoyage et de normalisation des données peuvent être nécessaires pour développer et entraîner les SIA. Cela peut refroidir les ardeurs de certaines organisations publiques engagées dans le déploiement de SIA.

Le rendement des SIA dépend aussi de la qualité des données exploitées au moment de leur entraînement ou de leur utilisation (Mehr, 2017; Zuiderwijk et coll., 2021). En effet, les SIA et leurs algorithmes ne peuvent pas être meilleurs que les données qui les entraînent (Kuk et Kuk, 2016; Wirtz, Weyerer et Geyer, 2019). La qualité des données renvoie à divers attributs, dont l'exactitude, l'actualité, l'exhaustivité, la pertinence, l'intelligibilité et la cohérence (Strong, Lee et Wang, 1997). La diversité des sources de données peut, ici aussi, affecter la qualité des données et conduire à des résultats algorithmiques erronés ou inexacts (DeBrusk, 2018). La qualité peut aussi être à risque lorsque les données proviennent d'une multitude de fournisseurs aux pratiques de gestion de l'information variables, parfois discutables (Janssen et coll., 2020).

Les organisations publiques qui souhaitent déployer des SIA doivent éviter d'aller à la pêche aux données. Elles doivent plutôt sélectionner de façon ciblée les données à

exploiter. En effet, avant de sélectionner et d'utiliser des données pour l'entraînement et l'utilisation des SIA, les organisations doivent en évaluer la qualité, tout en étant conscientes que des données parfaites n'existent pas (Janssen et coll., 2020). Elles doivent aussi évaluer le coût d'extraction et de préparation des données (Dwivedi et coll., 2021) ainsi que leurs contributions respectives aux SIA et à la performance de leurs algorithmes. En l'absence de ces vérifications, le déploiement de SIA peut s'avérer une démarche exigeante aux résultats incertains (Janssen et coll., 2020).

Des audits pour vérifier la performance et la conformité des SIA

Durant le développement et l'utilisation des SIA, des audits et autres formes d'évaluation peuvent être menées pour s'assurer que les données exploitées sont de qualité suffisante et que les algorithmes programmés sont efficaces, fiables et équitables (HLEG, 2019; Wirtz et Müller, 2019). Ces audits doivent porter sur toutes les composantes des SIA (intrants/données, algorithmes/programmes et extrants/résultats) et leur fonctionnement (Wirtz et Müller, 2019). Il est suggéré de réaliser les audits et autres évaluations tôt dans le processus de conception afin de corriger le tir, si possible avant de déployer et d'utiliser les SIA (*Ibid.*). Pour donner de la crédibilité aux audits, on suggère de s'en remettre à des entités (ou experts) externes à l'organisation, surtout quand les enjeux sont complexes et les risques élevés.

Généralement, un audit suppose qu'une entité externe vient examiner la manière dont une entreprise développe sa sauce secrète IA, sans compromettre les secrets commerciaux de cette entreprise. (Hempel, 2018, ma traduction)

L'organisation peut aussi s'engager dans un processus interne d'évaluation en confrontant les décisions du SIA à celles de ses agents et en analysant les possibles écarts entre l'outil et les employés (Daly, 2023). Elle peut également évaluer la performance des SIA en mesurant la proportion de faux positifs et de faux négatifs générés par ces systèmes, notamment lors de l'utilisation de modèles de prédiction (Janssen et coll., 2020). À défaut d'évaluer chacune des décisions automatisées, les organisations peuvent procéder par échantillonnage, comme en témoigne l'implantation d'un SIA dans une organisation publique québécoise.

Pendant les premiers mois (d'implantation), des opérations de contrôle de la qualité ont été menées sur un échantillon de 1/10 pour s'assurer que les décisions prises par la machine étaient exactes. Les agents ont alors rapporté les erreurs détectées aux responsables du projet pour que l'équipe informatique puisse effectuer les ajustements nécessaires. (Jacob et Souissi, 2021, p. 20)

Un cadre de gouvernance responsable de l'information

De plus en plus d'organisations publiques se dotent d'un cadre de gouvernance de l'information pour définir les rôles et responsabilités des différents acteurs engagés dans la collecte et l'exploitation des données nécessaires au déploiement de SIA (Janssen et coll., 2020).³ Ce cadre vient aussi préciser les moyens à mettre en place (politiques, règles, évaluations, consultations, sanctions, etc.) pour assurer la qualité des données et la fiabilité des algorithmes et pour répondre aux exigences légales et réglementaires, notamment en matière de protection des renseignements personnels (*Ibid.*). Ainsi, il vise à favoriser la performance des SIA et à minimiser les risques liés à leur exploitation par la mise en place de diverses mesures (Abraham et coll., 2019). Par exemple, le cadre de gouvernance des données doit inclure des mesures de sécurité visant à protéger les renseignements personnels et autres données sensibles exploitées par les SIA, comme l'anonymisation des données et leur destruction, l'authentification des utilisateurs et la différenciation et journalisation des accès. Quant aux entreprises qui conçoivent et développent des SIA, elles doivent réduire au minimum le nombre de failles ou de vulnérabilités que des acteurs malveillants seraient tentés d'exploiter pour mener des cyberattaques sur les organisations publiques qui déploient des SIA et pour extraire des informations sensibles que ces organisations détiennent.

La protection des renseignements personnels est l'une des principales préoccupations des citoyens lors du déploiement des SIA (Dwivedi et coll., 2021; Wirtz, Weyerer et Geyer, 2019). Afin d'éviter de possibles dérives, les organisations publiques doivent justifier la nécessité de collecter des renseignements personnels au regard de finalités précises et légitimes, tout comme elles doivent limiter les accès à ces données sensibles aux seuls utilisateurs autorisés (Janssen et coll., 2020). Ainsi, les accès aux données varieront selon les utilisateurs (ex. : développeurs, employés, gestionnaires, équipes TI, citoyens) et les usages.

Les organisations doivent aussi se doter de règles entourant la gestion du consentement auprès des personnes concernées par la collecte et l'exploitation de données personnelles dans un contexte d'IA (Janssen et Kuk, 2016). Ce consentement semble requis quand les données exploitées par les SIA ont été collectées en vertu de finalités initiales qui ne tenaient pas compte de cette exploitation algorithmique. Pour assurer un consentement éclairé, les organisations doivent informer les personnes concernées de la nature des données collectées et exploitées par les SIA ainsi que des usages et des utilisateurs de ces systèmes (Lee, 2023). Enfin, plusieurs auteurs suggèrent d'incorporer

³ Au Québec, il s'agit même d'une obligation légale depuis l'entrée en vigueur des nouvelles dispositions de la loi 25 en septembre 2023.

des mesures de sécurité dans les différentes étapes de conception des SIA (*Privacy by design*) afin de prévenir les atteintes à la vie privée (Dwivedi et coll., 2021 ; Lee, 2023).

3. Des défis éthiques et légaux

Des biais algorithmiques et humains

Bien que les SIA puissent être plus neutres que les humains dans leurs consignes ou décisions, ces systèmes automatisés n'éliminent jamais totalement les biais (Dwivedi et coll., 2021). Les données qui alimentent les SIA sont, elles aussi, sujettes aux biais et propices aux préjugés. « *Nous incorporons involontairement des préjugés dans les SIA en les formant sur des données biaisées ou avec des règles créées par des experts ayant leurs biais et préjugés* » (Uzzi, 2020; ma traduction). L'utilisation par les organisations publiques de SIA biaisés peut perpétuer, voire accentuer, des inégalités sociales, notamment en pénalisant injustement des individus et des clientèles vulnérables, souligne Eubanks (2018). Par exemple, l'utilisation de données socio-démographiques dans les SIA, comme l'origine ethnique, le sexe, l'éducation et le salaire, peut entraîner un traitement administratif injuste d'une frange de la population historiquement défavorisée qui possède ces caractéristiques au potentiel discriminatoire (Gaozhao et coll., 2023; Janssen et Kuk, 2016; Young et coll., 2019). Le fait d'appartenir à un groupe jugé statistiquement à risque peut constituer un critère de profilage et de discrimination qui, dans un traitement automatisé, tend à faire abstraction des caractéristiques, des antécédents ou des expériences des individus concernés (Boyd et Wilson 2017; Gualdi et Cordellia 2021). Un tel traitement automatisé et décontextualisé des données peut donc perpétuer et amplifier des pratiques administratives discriminatoires vis-à-vis certaines clientèles qui peuvent affecter leur admissibilité à des programmes et aides gouvernementales (p. ex., aide aux logements) (Eubanks, 2018), l'obtention de droits ou de privilèges (p. ex., demande de visa) (Molnar et Gill, 2018) ou la sévérité de leur peine (p. ex., sentence selon le risque de récidive) (Angwin et coll., 2016).

Ces traitements biaisés peuvent aussi conduire à un resserrement des mesures de contrôle exercées par les autorités (p. ex., enquêtes et inspections) envers des clientèles vulnérables ou défavorisées (Eubanks, 2018). Ces biais peuvent découler d'une sous-représentation de certains groupes dans les données ayant servi à l'entraînement des SIA et, ainsi, affecter le rendement de l'outil (Manyika, Silberg et Presten 2019). C'est le cas de la reconnaissance faciale, utilisée notamment par les services de l'ordre, qui s'avère moins efficace quand il s'agit d'analyser et d'identifier le visage de minorités visibles (Margetts et Dorobantu, 2019).

Les décisions humaines prises au moment de la conception et de la programmation des algorithmes peuvent, elles aussi, être sujettes à des biais. En effet, les développeurs ne sont pas à l'abri de préjugés et d'idées préconçues qui influencent leurs décisions dans la

sélection, la pondération et le traitement des données (Béranger et Chassang, 2022; Janssen et Kuk, 2016; Wirtz, Weyerer et Geyer, 2019). Les biais peuvent donc provenir non seulement des données d'entraînement, mais aussi des algorithmes qui ont été programmés.

Quant aux utilisateurs des SIA, ils ne sont pas toujours de bons juges pour prévenir les biais algorithmiques. En effet, ces utilisateurs peuvent endosser les décisions ou consignes des SIA sans les questionner et les confronter à d'autres sources d'information, particulièrement quand les résultats algorithmiques corroborent leurs stéréotypes et préjugés (Alon-Barkat et Busuioc, 2023). La déférence ou complaisance envers les SIA (*automation bias*) tend à s'accroître lorsque les utilisateurs sont exposés à des algorithmes performants et opaques qui accélèrent la prise de décision ou automatisent des tâches routinières (*Ibid.*). Le traitement automatisé de données peut aussi bénéficier d'une aura de scientificité et d'objectivité qui réfrène l'esprit critique et la contestation de ses utilisateurs (Liu et coll, 2019).

Des stratégies pour combattre les biais

Différentes stratégies sont proposées dans la littérature pour réduire les biais algorithmiques. Une de ces stratégies consiste à ne pas inclure dans les SIA des données socialement sensibles (ex. : sexe, race, adresse résidentielle, état de santé) ainsi que des décisions antérieures qui ont pu entraîner de la discrimination et autres préjudices envers des clientèles (Janssen et coll., 2020). Les organisations peuvent aussi réaliser une évaluation d'impact avant de déployer un SIA afin de minimiser les biais et autres impacts négatifs liés à l'utilisation de l'outil et de maximiser ses avantages. Ces évaluations doivent être proportionnées aux risques que posent les systèmes d'IA (HLEG, 2019).

Comme autre stratégie, les organisations peuvent recourir à des audits non seulement pour assurer la qualité des données et la fiabilité des algorithmes, tel que vu précédemment, mais aussi pour vérifier dans quelle mesure les composantes des SIA sont exemptes de biais (HLEG, 2019; Wirtz et Müller, 2019). Certains auteurs vont jusqu'à proposer des mécanismes de certification attestant que les SIA développés par les entreprises pour les organisations publiques sont exemptes de biais et qu'ils répondent aux normes de l'industrie en matière d'IA⁴. Ces mécanismes d'audit et de certification peuvent mettre en confiance les utilisateurs et rassurer la population quant à un déploiement éthique et fiable des SIA (Hempel 2018).

Enfin, plusieurs auteurs recommandent l'adoption d'une approche inclusive au moment de la conception des SIA pour prévenir les biais et autres défaillances algorithmiques. Par exemple, les organisations engagées dans la conception et l'utilisation de SIA peuvent

⁴ Par exemple, ISO/IEC JTC 1/SC 42.

impliquer des experts aux compétences multidisciplinaires ainsi que des représentants de diverses parties prenantes, dont des membres de groupes pouvant faire l'objet de discrimination (Gaozhao et coll, 2023). La collaboration des humains à la conception, l'exploitation et l'évaluation de ces outils (*human in the loop*) apparaît comme une condition essentielle pour un déploiement responsable des SIA, particulièrement dans un contexte d'apprentissage automatique où les machines peuvent apprendre par elles-mêmes. Nous reviendrons plus loin sur les défis d'une collaboration inclusive dans le déploiement des SIA.

L'accès aux algorithmes et aux données

Le déploiement de SIA soulève aussi des enjeux de transparence. Par exemple, plusieurs fournisseurs de SIA exigent des clauses de non-divulgence et de secret commercial dans leurs contrats avec les organisations publiques (Liu et coll., 2019). Cette pratique rend plus complexe la détection de biais et la contestation de la décision par les organisations publiques et leurs utilisateurs qui se voient refuser l'accès aux algorithmes programmés et aux données exploitées. Les organisations se trouvent à externaliser, dans une certaine mesure, la prise de décisions sans nécessairement avoir la capacité de questionner la validité de ces décisions et autres consignes automatisées (*Ibid.*). Les clauses de non-divulgence et de secret commercial peuvent aussi rendre difficiles le travail d'un vérificateur ou évaluateur externe qui se verrait refuser l'accès aux données et aux algorithmes pour réaliser son audit ou toute autre évaluation.

Bien qu'il existe des outils permettant de procéder à des audits sans divulguer pleinement le code source d'un SIA (Joshua A. Kroll et al., 2017), un accès complet au code et aux données est préférable pour bien évaluer les biais et autres faiblesses de l'outil. À ce propos, des chercheurs recommandent que les SIA déployés dans le secteur public soient accessibles à des vérificateurs indépendants pour mener des audits, particulièrement lorsque les décisions automatisées ont un impact sur l'accès à des programmes et services destinés aux citoyens (HLEG, 2019, 2019). D'autres auteurs vont plus loin dans leurs recommandations et suggèrent un accès public par défaut aux codes sources des SIA pour que différents acteurs de la société civile puissent les examiner, les tester et contribuer à leur développement (Margetts et Dorobantu, 2019). Mentionnons que plusieurs grandes entreprises technologiques publient en code ouvert (*open source*) certains de leurs produits vedettes en IA (Thierer et coll., 2017). Selon Janssen et ses coll. (2020), cette transparence algorithmique doit être menée avec certaines précautions pour ne pas révéler de vulnérabilités dans les SIA qui pourraient être exploitées par des pirates informatiques.

Le phénomène de la boîte noire

L'accès aux codes et aux données des SIA ne règle pas entièrement l'enjeu de la transparence. Avec l'apprentissage automatique et, plus particulièrement, l'apprentissage profond qui rendent les SIA de plus en plus opaques, l'enjeu de la transparence se transpose aussi dans le phénomène de la boîte noire (Alexopoulos et coll., 2019; DeBrusk, 2018; Sun et Medaglia, 2019; Thierer et coll., 2017). D'abord popularisé par le professeur en droit, Frank Pasquale, dans son livre *The Black Box Society* (2016), ce phénomène a suscité de nombreux débats parmi les décideurs, les praticiens et les chercheurs (Liu et coll., 2019). Le phénomène de la boîte noire en IA renvoie à l'incapacité de bien comprendre et d'expliquer clairement le fonctionnement des SIA, leurs résultats et leurs failles (Sun et Medaglia, 2019). « *Grâce au machine learning et au deep learning ... les systèmes développés s'éloignent des instructions de départ du concepteur* » (Renondin de Hauteclouque, 2022) et deviennent de plus en plus opaques pour le concepteur et les utilisateurs. Comme les règles décisionnelles peuvent désormais émerger automatiquement et de façon autonome, il arrive que plus personne, pas même les programmeurs, ne peuvent ni expliquer de manière adéquate pourquoi et comment certaines décisions sont prises (Liu et coll., 2019), ni prévoir le comportement futur de ces outils (Dwivedi et coll., 2021; Wirtz, Weyerer et Sturm, 2020 ; Janssen et Kuk, 2016). Ainsi, les SIA peuvent développer leurs propres algorithmes et faire des recommandations qui échappent au contrôle des développeurs, des décideurs et des opérateurs (Gualdi et Cordellia, 2021).

L'opacité et la perte de contrôle des SIA peuvent aussi être dues à l'énorme quantité de données que les SIA peuvent traiter à une vitesse bien supérieure à celle des êtres humains (Wirtz, Weyerer et Sturm, 2020). Et même si les développeurs, les utilisateurs et les auditeurs savent ce qui entre (données) et ce qui sort (décisions/résultats) des SIA, le traitement des données (algorithmes), lui, devient de plus en plus autonome et invisible à leurs yeux avec l'apprentissage profond (Janssen & Kuk 2016; Dwivedi et coll., 2021).

Les enjeux de l'explicabilité et de l'imputabilité

Le problème de la boîte noire renvoie aussi à un problème d'explicabilité, soit la difficulté de bien expliquer et de justifier des décisions administratives automatisées auprès de citoyens, directement ou indirectement affectés par ces décisions. Le manque d'explicabilité peut nuire non seulement à la capacité de contestation des personnes concernées, mais aussi à leur confiance face aux SIA. Cette non-explicabilité peut être d'autant plus problématique que les décisions automatisées ont un impact sur la vie des personnes concernées.

À l'inverse, des auteurs soulignent une possible tension, voire une relation inverse, entre la transparence des SIA et leur performance, ce qui oblige les concepteurs à faire certains

compromis (Dwivedi et coll., 2021). Dans le domaine de la santé, par exemple, la performance des SIA semble primer sur leur explicabilité pour autant que les résultats de ces systèmes automatisés contribuent à améliorer la santé des usagers aux yeux des cliniciens (Dwivedi et coll., 2021; Sun et Medaglia, 2019). Les développeurs peuvent donc être justifiés d'accroître la performance d'un SIA au détriment de son explicabilité, notamment quand les risques sont limités et les avantages évidents. Les mesures de transparence et de contrôle doivent donc être ajustées en fonction des risques liés à l'utilisation des SIA pour éviter d'adopter une approche mur à mur uniformisée (Thierer et coll., 2017). Les organisations publiques et leur direction doivent aussi identifier les types de décisions et d'opérations qui ne doivent pas être totalement déléguées à un système automatisé compte tenu des risques qui y sont associés (IEEE, 2019).

Le phénomène de la boîte noire rend aussi plus opaque la responsabilité d'une décision entièrement automatisée d'un SIA. À qui la faute quand ça tourne mal : le développeur, le décideur, l'opérateur ou autre utilisateur ? (Wirtz, Weyerer et Geyer, 2019) L'enjeu de l'imputabilité et ses défis tendent à se corser quand il y a plusieurs partenaires et qu'une diversité de systèmes et de sources de données alimentent les SIA (Dwivedi et coll., 2021; IEEE, 2019). Doit-on parler d'une responsabilité partagée dans cet assemblage sociotechnique complexe qui vient brouiller les frontières de la responsabilité (Gualdi et Cordellia, 2021)? Qu'en est-il des SIA, issus de l'apprentissage profond, qui se montrent de plus en plus autonomes et invisibles aux yeux de leurs concepteurs et utilisateurs? Il peut être difficile de savoir non seulement ce qui ne va pas quand ça va mal, mais aussi qui en est responsable (Dwivedi et coll., 2021 ; Sun et Medaglia, 2019; Yeung, 2022). Ainsi, des résultats entièrement automatisés à partir de traitements complexes peuvent soustraire les fonctionnaires et autres utilisateurs de toute responsabilité décisionnelle et rendre difficiles les possibles recours des citoyens face aux réponses négatives de ces systèmes (Wihlborg, Larsson et Hedström, 2016). À la limite, aucun humain serait tenu responsable d'un comportement erratique de SIA autonomes et opaques (Matthias, 2004). Cette perte de contrôle et d'imputabilité tend à nourrir la méfiance que les SIA peuvent susciter auprès de la population qui souhaite voir la présence d'humains compétents et responsables dans le déploiement des SIA, en particulier au moment de la décision (Schmager et coll., 2023).

Reconnaissance des droits des personnes concernées

Si les citoyens voient habituellement d'un bon œil l'utilisation de SIA dans la gestion des services publics généraux (p. ex., transports collectifs, politiques publiques et surveillance des infrastructures), ils souhaitent avoir leur mot à dire quand l'utilisation de SIA vise des services publics spécifiques dont les décisions peuvent être lourdes de conséquences à leur égard (p. ex., admissibilité à un programme ou service et obtention d'un droit), affirment Gesk et Leyer (2022). Pour certains auteurs, les organisations publiques

devraient offrir aux citoyens le choix entre les SIA et les employés dans le traitement et la prestation de services publics les concernant directement (voir, entre autres, Baeroc et coll., 2020; Shibl et coll., 2013). Offrir aux personnes concernées des mécanismes volontaires d'adhésion (opt-in) et de retrait (opt-out) serait une façon de rassurer la population et de prévenir certains risques liés aux décisions fondées strictement sur un traitement automatisé (Liu et coll., 2019).

À ce propos, le *Règlement Général sur la Protection des Données* (RGPD) de l'Union européenne, adopté en 2016, reconnaît différents droits aux personnes concernées par l'automatisation des traitements et des décisions. Par exemple, le RGPD soutient que la personne concernée doit être informée de « *l'existence d'une prise de décision automatisée... et des informations utiles concernant la logique sous-jacente, ainsi que l'importance et les conséquences prévues de ce traitement pour la personne concernée* » (Article 14). Dans cette foulée, le RGPD reconnaît à la personne concernée

... le droit de ne pas faire l'objet d'une décision fondée uniquement sur un traitement automatisé, y compris le profilage, qui produit des effets juridiques le concernant ou l'affecte de manière significative de manière similaire, dans certaines conditions. (Article 22)

Le RGPD consacre également le droit à la contestation.

La personne concernée a le droit de s'opposer à tout moment, pour des raisons tenant à sa situation particulière, à un traitement des données à caractère personnel la concernant fondé sur l'article 6, paragraphe 1, point e) ou f), y compris un profilage fondé sur ces dispositions ». (Article 21)

Enfin, le règlement prévoit le droit à l'effacement et à l'oubli.

La personne concernée a le droit d'obtenir du responsable du traitement l'effacement, dans les meilleurs délais, de données à caractère personnel la concernant et le responsable du traitement a l'obligation d'effacer ces données à caractère personnel dans les meilleurs délais ... [notamment quand] les données à caractère personnel ne sont plus nécessaires au regard des finalités pour lesquelles elles ont été collectées ou traitées d'une autre manière. (Article 17)

Au-delà de ces droits, les audits et autres vérifications ou contrôle de la performance des SIA ont toujours leur utilité, surtout quand ces systèmes comportent des risques pouvant nuire aux citoyens (Dwivedi et coll., 2021 ; Gaozhao et coll., 2023; Janssen et coll., 2020; Zuiderwijk et coll., 2021). Ces suivis et vérifications doivent être menés par des experts, équipés d'outils, de techniques et de connaissances appropriées, qui pourront évaluer à la fois la performance et les risques des SIA (Janssen et coll., 2020). Pour faciliter le suivi

et le contrôle des SIA, des auteurs suggèrent que les organisations se dotent de mécanismes de transparence qui permettent aux personnes autorisées et compétentes (p. ex., auditeurs) d'avoir accès, en tout temps, aux données, aux algorithmes et aux décisions automatisées ainsi qu'à l'identité des utilisateurs, à leurs usages et aux différentes mesures de sécurité et de contrôle mises en place (Rossi, 2016; Janssen et coll., 2020).

En somme, les organisations publiques doivent s'assurer que les personnes concernées par les SIA disposent de droits, notamment vis-à-vis de l'exploitation de leurs données. Elles doivent aussi se doter de règles et de mécanismes de transparence, d'évaluation et de contrôle qui, intégrées à la conception et au fonctionnement des SIA, s'assurent du respect des principes éthiques (équité, transparence, explicabilité et imputabilité) et de l'efficacité des outils pour le bénéfice des organisations et de leurs clientèles.

4. Des défis organisationnels

Impact des SIA sur l'organisation du travail

Les SIA permettent d'améliorer le fonctionnement des organisations publiques, l'efficacité de leurs programmes et la qualité de leurs services grâce à l'automatisation de certaines tâches et au traitement automatisé de certaines décisions. Il importe de mesurer ces gains d'efficacité, d'efficacité et de qualité pour s'assurer de l'utilisation appropriée des SIA et gagner la confiance des utilisateurs et des clientèles (Lee, 2023).

Cependant, les SIA, aussi performants soient-ils, posent d'importants défis quant à leur impact sur l'organisation du travail. Bien qu'il soit encore un peu tôt pour évaluer les impacts potentiels des SIA sur le fonctionnement des organisations publiques, plusieurs auteurs anticipent d'importantes transformations dans l'organisation du travail. Par exemple, au fur et à mesure que ces outils automatiseront des activités répétitives, prévisibles et à haut volume, les employés se verront libérer de certaines tâches fastidieuses et chronophages. En effet, des applications d'IA, telles que la reconnaissance vocale, la traduction automatique, la synthèse vocale, la vision par ordinateur, l'apprentissage automatique, la robotique et le traitement du langage naturel, offrent la possibilité de libérer des ressources humaines et des capacités cognitives par une automatisation de certaines tâches routinières ou répétitives (Eggers et coll., 2017).

Cette automatisation permet aux organisations publiques de réaffecter leurs employés à des tâches à valeur ajoutée dans lesquelles ils réussissent mieux que les machines, comme la résolution de problèmes ou le traitement de dossiers complexes qui nécessitent de la réflexion, de l'arbitrage, de l'interprétation, de l'empathie ou de la créativité (Dwivedi et coll., 2021 ; Jacob et Souissi, 2021; Wirtz et Müller, 2019). Ces tâches cognitives complexes peuvent faire appel à des connaissances tacites ou expérientielles,

à un jugement situationnel, à une réflexion éthique, à des habiletés sociales et politiques et bien d'autres connaissances ou compétences difficiles à programmer et à automatiser (Aoki, 2020; Wirtz, Weyerer et Sturm, 2020; Wirtz et Müller, 2019).

Bien que la machine semble supérieure à l'humain pour réaliser certaines tâches administratives, l'humain demeure supérieur à la machine et indispensable pour accomplir des tâches complexes qui se prêtent plus difficilement à l'automatisation. Ainsi, différentes tâches humaines auront tendance à disparaître au profit des SIA (p. ex., saisie de données, classement manuel de documents, authentification des individus, réponse à des requêtes courantes), alors que d'autres émergeront et proliféreront, notamment pour soutenir le déploiement des SIA (p. ex., sélection et nettoyage des données d'entraînement, conception d'algorithmes, validation des décisions automatisées et audits).

Impact des SIA sur le marché de l'emploi

Le marché de l'emploi est aussi appelé à se transformer à l'ère des SIA. D'une part, le déploiement de SIA à grande échelle est susceptible d'entraîner des pertes d'emplois dans des secteurs propices à l'automatisation du travail, comme les activités de soutien administratif, le service à la clientèle ou le transport (Mehr, 2017; Thierer et coll., 2017). Considérant la propension des SIA à remplacer le travail répétitif et peu qualifié, les premiers emplois à disparaître sous l'effet de l'automatisation seront les emplois moins bien rémunérés qui nécessitent peu de formation (Brynjolfsson, 2017). D'autre part, de nouveaux profils d'emplois spécialisés et en forte demande font leur apparition, en particulier dans le domaine de l'IA, comme ingénieur en apprentissage automatique ou en robotique, scientifique de données et éthicien de l'IA (Wirtz, Weyerer et Geyer, 2019).

Il faut dire que l'apport des humains demeure indispensable dans le déploiement de SIA au sein des organisations publiques, aussi bien au moment de l'extraction et de la préparation des données d'entraînement que lors de la conception, le soutien, le suivi et l'évaluation des SIA (Dwivedi et coll., 2019). Bien que chaque révolution technologique ait rendu obsolètes son lot d'emplois, l'histoire est aussi marquée de périodes de destruction créatrice (Miller et Atkinson, 2013). Pendant que des professions deviennent caduques, de nouvelles professions font leur apparition qui nécessitent le plus souvent des qualifications supérieures aux précédentes (Thierer et coll., 2017).

Un des principaux défis auquel sont confrontées les organisations publiques dans le déploiement de SIA réside dans le recrutement d'experts en IA, en analytique avancées et, plus globalement, en informatique (Medaglia et coll., 2023 ; Wirtz, Weyerer et Geyer, 2019). La compétition entre les organisations, tant publiques que privées, pour attirer et retenir ces talents est très relevée. Les organisations publiques, quant à elles, rivalisent difficilement avec les grosses entreprises, en particulier les multinationales, sur le plan

des salaires et du cheminement de carrière (Neumann et coll., 2022). Les organisations publiques ont aussi la réputation d'être moins innovantes, moins tolérantes à la prise de risques et, par conséquent, moins attrayantes que les entreprises privées pour ces experts techniques friands de défis technologiques (*Ibid.*). À ce propos, diverses contraintes administratives et légales viennent alourdir le processus d'acquisition et d'innovation technologiques au sein des organisations publiques. Selon Jacob et Souissi (2021), la pénurie de main-d'œuvre spécialisée en IA :

...amène les organisations (publiques) à former des équipes restreintes, parfois constituées d'un seul expert en IA qui travaille à temps plein et qui est responsable, à lui seul, de l'ensemble du projet. (p. 17)

Jacob et Souissi (2021) précisent que les organisations publiques sont confrontées non seulement à un défi d'attraction et de recrutement d'experts en IA, mais aussi à des problèmes de rétention au sein des équipes techniques engagées dans le déploiement de SIA.

Il y a souvent beaucoup de roulement de personnel dans les équipes d'informaticiens et de développeurs de solutions (de sorte) que les organisations peinent à préserver l'expertise technique acquise avec le développement des projets ... [L]e roulement du personnel combiné à la perte d'expertise à l'interne risque de nuire à la mobilisation du personnel qui demeure dans l'équipe et qui doit composer avec ces aléas (p. 17-18)⁵.

Diverses options s'offrent aux organisations publiques confrontées à cette pénurie de spécialistes en IA et aux difficultés de recrutement et de rétention de ce personnel qualifié. Une première option consiste à se tourner vers des firmes qui détiennent et offrent ces expertises pointues et à conclure avec elles des ententes contractuelles pour bénéficier de services de consultants. Cependant, cette option peut entraîner d'importants coûts récurrents pour les organisations publiques au moment de l'entretien et de l'évolution des SIA (Desouza et coll., 2020). Elle peut aussi conduire à une externalisation de certaines décisions stratégiques, devant relever des organisations publiques, vers les entreprises qui fournissent des experts et qui développent des SIA (Liu

⁵ Par exemple, dans une des organisations étudiées par Jacob et Souissi, « *le scientifique de données, considéré comme le fer de lance du projet, a quitté l'organisation avant même la phase d'implantation. D'après les entrevues, son départ est une perte pour l'organisation qui doit assurer le transfert des connaissances et former un autre membre de l'équipe qui sera chargé d'entretenir la nouvelle solution et d'assurer la continuité du projet. Selon l'un des participants, avec ce départ, l'organisation perd l'expertise technique développée dans ce projet et risque de rencontrer des problèmes relatifs à l'entretien et à la mise à jour de l'outil* ». (2021, p. 17)

et coll., 2019). Comme deuxième option, les organisations publiques peuvent rehausser leurs compétences à l'interne, soit en embauchant des experts en IA, soit en offrant à leurs employés des formations sur l'exploitation et la valorisation des données dans un contexte d'IA (Dwivedi et coll., 2021 ; Wirtz et Müller, 2019 ; Wirtz, Weyerer et Geyer, 2019). Ainsi, les organisations peuvent diminuer leur dépendance aux firmes et garder à l'interne l'exécution de certaines activités stratégiques dans le déploiement des SIA, comme la gestion de projet, la collecte et l'exploitation des données sensibles, la prise en compte des règles d'affaires et la révision ou interprétation des décisions ou résultats automatisés. Comme troisième option, les organisations publiques peuvent mettre en commun leurs expertises et autres ressources (p. ex., infrastructures technologiques, applications et données) nécessaires au déploiement de SIA afin d'en faire profiter d'autres organisations, quitte à partager les dépenses de ces ressources mutualisées.

Des outils de soutien opérationnel et d'aide à la décision

Le déploiement de SIA dans les organisations publiques peut soulever des inquiétudes auprès des employés, y compris les gestionnaires, qui voient dans cette automatisation du travail une perte d'autonomie décisionnelle et un désaveu à l'égard de leur jugement ou, pire encore, une perte d'emploi. Pour gagner l'adhésion des utilisateurs et pour obtenir de meilleurs résultats, plusieurs auteurs suggèrent de positionner les SIA comme des outils de soutien opérationnel et d'aide à la décision qui augmentent la capacité des employés à accomplir leur travail et à prendre des décisions (Alon-Barkat et Busuioc, 2023; Davenport et Kirby, 2016; Dwivedi et coll., 2021; Kumar, 2017; Mehr, 2017). Selon Alon-Barkat et Busuioc (2023), les SIA ont surtout servi, jusqu'ici, d'outils d'aide à la décision dans de nombreux contextes bureaucratiques et non comme des outils de remplacement du personnel.

Le fait de combiner le jugement de l'humain et les décisions automatisées peut conduire à de meilleurs résultats, notamment quand les utilisateurs ont accès à de l'information dont les SIA ne tiennent pas compte (Fildes et coll., 2006; Kolkman, 2020). Les SIA peuvent, quant à eux, apporter plus de prévisibilité et de précision au processus décisionnel (Daly, 2023), surtout quand les données à exploiter sont nombreuses. Il semble d'ailleurs avantageux pour les organisations publiques et rassurant pour les employés d'inscrire le déploiement des SIA dans le prolongement des capacités humaines plutôt dans la substitution de ces capacités.

L'IA fonctionne mieux en collaboration avec les humains. Tout effort visant à intégrer l'IA au sein du gouvernement doit être envisagé comme un moyen d'augmenter le travail humain et non de réduire les effectifs.
(Mehr, 2017, p. 14, ma traduction)

Les organisations publiques ont donc intérêt à déployer les SIA comme un complément au travail de leurs employés à qui il revient de prendre la décision finale. Qui plus est, les SIA ne doivent pas être laissés seules dans la prise de décisions, *a fortiori* quand les décisions peuvent être lourdes de conséquences pour les citoyens (Alon-Barkat et Busuioc, 2023). En principe, les employés et autres utilisateurs de SIA doivent demeurer aux commandes, à tout le moins pour valider une décision automatisée (Eggers et coll., 2017; Dwivedi et coll., 2021),

... tout en bénéficiant de l'aide apportée par l'analyse et le traitement automatique des données, dans une logique de complémentarité machine et intervention humaine. (Jacob et coll, 2021, p. 36).

Plus qu'un simple exécutant, les employés et autres utilisateurs sont donc appelés à jouer le rôle de médiateur qui valide, interprète et, au besoin, nuance les décisions automatisées des SIA au regard de leurs expériences, de leurs compétences et de l'information complémentaire à laquelle ils ont accès (Janssen et coll., 2020).

Une autonomie décisionnelle davantage encadrée

Si les décisions finales doivent idéalement relever d'humain, les décisions humaines peuvent être influencées par les résultats des SIA en fonction de la performance de leurs algorithmes, de leur opacité et de l'aura de fiabilité et de scientificité dont les SIA peuvent bénéficier. Selon plusieurs auteurs, les SIA déployés dans les organisations publiques ont le potentiel d'encadrer de façon plus serrée le jugement et l'autonomie des employés qui les utilisent au fur et à mesure que ces outils se perfectionnent, déplaçant graduellement le lieu d'autorité et du pouvoir discrétionnaire des employés vers des systèmes automatisés (Aoki, 2020 ; Bullock, 2019 ; Chen et coll. 2023; Gualdi et Cordellia, 2021). Au fur et à mesure que l'utilisation de SIA devient une pratique courante et que les décisions algorithmiques se complexifient, les utilisateurs de ces outils sont de moins en moins portés à questionner ces décisions automatisées (IEEE, 2019, p. 32). Manifestant au départ une certaine réticence, les employés peuvent s'habituer à l'utilisation d'un SIA au point d'en devenir dépendant sur le plan décisionnel. Selon Chen et ses coll. (2023, p. 11), cette érosion du pouvoir discrétionnaire par l'automatisation des décisions semble affecter particulièrement les employés de l'État qui offrent des services directs à la population (street-level bureaucrats)⁶ et qui prennent des décisions pouvant avoir un impact significatif sur la vie des gens.

⁶ Dans cette large catégorie d'emplois, on retrouve des professeurs, des infirmières, des médecins, des travailleurs sociaux, des policiers, des sapeurs-pompiers, des éboueurs, des agents aux renseignements, des conseillers en emploi et bien d'autres travailleurs rémunérés par l'État et qui interagissent directement avec des citoyens.

Ainsi, l'essor des SIA dans les organisations publiques peut se traduire non seulement par une augmentation des capacités cognitives des employés qui les utilisent, mais aussi par une réduction de leur autonomie décisionnelle (Bullock, 2019). La question de savoir si les SIA ont (et auront) une influence restrictive ou favorable sur le pouvoir discrétionnaire des employés fait l'objet de débats dans la communauté scientifique. Alors que certains chercheurs prétendent que les SIA ne peuvent rivaliser avec le jugement d'un expert dans la prise en charge de problèmes complexes, d'autres soutiennent que de moins en moins de tâches cognitives complexes sont à l'abri d'un traitement automatisé avec le perfectionnement des SIA, en particulier des systèmes experts et de l'IA générative.

Bien qu'il soit difficile pour l'instant de trancher ce débat, on peut soutenir, à l'instar de Bullock (2019), que les SIA ont le potentiel d'être à la fois habilitants (ex. augmentation des capacités cognitives) et contraignants (ex. réduction du pouvoir discrétionnaire) pour les employés qui les utilisent. Enfin, plusieurs auteurs s'entendent sur l'importance de s'assurer que les employés disposent d'une capacité et liberté d'intervention dans les décisions des SIA, ne serait-ce que pour valider ou contester une décision automatisée qui pourrait affecter la vie d'un citoyen.

Détermination des tâches et des décisions à automatiser

Les autorités de l'organisation ont la responsabilité de déterminer les tâches à automatiser avant de procéder au déploiement de SIA. Il peut être opportun de cibler d'abord les tâches routinières ou répétitives qui, en plus d'être plus faciles à programmer et à automatiser, sont chronophages et fastidieuses pour l'organisation et pour les employés qui les accomplissent (Eggers, Fishman et Kishani, 2017). Ainsi, d'importants gains d'efficacité peuvent être obtenus rapidement sans que les autorités rencontrent de la résistance des employés qui se voient confier des tâches plus valorisantes.

Les autorités de l'organisation doivent aussi déterminer le niveau d'automatisation des tâches et des décisions ainsi que les circonstances où le jugement des employés est souhaitable, voire requis (Dwivedi et coll., 2021). Selon Bullock (2019) et Janssen et Kuk (2016), plus les tâches à accomplir sont complexes et incertaines (p. ex., demande d'immigration), plus les autorités doivent être prudentes dans l'automatisation des décisions et s'en remettre au jugement final des employés. À l'inverse, plus les tâches sont simples, claires et prévisibles (p. ex., traitement d'un rapport d'impôt), plus elles sont propices à l'automatisation, les SIA pouvant s'avérer ici hautement plus performants que les humains tant sur le plan de la rapidité d'exécution que de la fiabilité et cohérence des décisions (Nagtegaal, 2021).

Ainsi, les autorités publiques peuvent décider d'automatiser entièrement le traitement des demandes citoyennes qui reposent sur l'application de règles simples, claires et connues, de surcroît quand les décisions entraînent peu de préjudices auprès des

clientèles concernées (Daly, 2023). Dans un souci de prudence, les organisations publiques peuvent aussi décider de réviser l'ensemble des demandes refusées. C'est cette option qui a été retenue par l'une des organisations publiques québécoises, étudiées par Jacob et Souissi (2021), qui a déployé un SIA pour traiter certaines demandes.

[P]our s'assurer de préserver la qualité des services, l'organisation a décidé que les demandes refusées par la machine seraient systématiquement traitées manuellement par des agents, avant de rendre la décision finale d'accepter ou de refuser la demande des requérants. (p. 20)

Le fait de ne réviser que les réponses négatives n'est pas sans risque. Selon Daly (2023), cette pratique peut conduire au resserrement des contrôles administratifs à l'égard des personnes ayant reçu une réponse négative. Quoi qu'il en soit, les autorités doivent gérer l'impact de cette automatisation par les SIA sur l'organisation du travail, sur le rendement des employés et sur la vigilance de ces derniers quant à la performance des décisions automatisées (Dwivedi, et coll., 2021). Les autorités doivent aussi s'assurer de minimiser les préjudices potentiels des SIA envers les citoyens et autres clientèles concernées, tout en maximisant la performance de ces outils par la mise en place de mécanismes de détection et de signalement des défaillances, notamment basés sur la collaboration des employés ou des clientèles concernées.

Une collaboration soutenue des employés

Le déploiement de SIA dans les organisations publiques n'est pas que l'affaire de firmes externes et d'équipes TI œuvrant dans l'organisation. C'est aussi l'affaire des employés, y compris les gestionnaires, qui ont ou auront à les utiliser. Pour plusieurs auteurs, la collaboration de ces utilisateurs internes dans la conception, la configuration et l'utilisation des SIA est essentielle au bon fonctionnement de ces systèmes. « *Garder les utilisateurs dans le coup (human in the loop) est une garantie contre les échecs algorithmiques* », soutiennent Alon-Barkat et Busuioc (2023, p. 166, ma traduction). Cette collaboration permet d'adapter les SIA aux besoins des utilisateurs en tenant compte de leurs méthodes de travail, de leurs compétences et de leurs attentes ou préoccupations. Comme « *les humains sont les utilisateurs des systèmes d'IA, il est normal que ces systèmes soient conçus avec les besoins des humains à l'esprit* » (Eggers et coll., 2017, p. 13, ma traduction).

La collaboration d'employés dans la conception de SIA s'avère particulièrement significative au moment de l'entraînement des algorithmes. Par exemple, cette collaboration peut être requise pour annoter ou classer les données d'entraînement (p. ex., apprentissage automatique supervisé), pour inclure les règles d'affaires dans la programmation des algorithmes (p. ex., systèmes experts) ou pour valider et corriger les

réponses des SIA. « *Les SIA apprennent à la fois des données et des interactions humaines, les deux étant nécessaires pour un déploiement réussi* » (Desouza et coll., 2020, p. 206, ma traduction).

La collaboration d'employés dans l'entraînement des SIA peut être particulièrement exigeante, mais nécessaire lorsque ces systèmes doivent être créés de toute pièce⁷. Elle peut aussi être requise pour configurer les SIA et ajuster les paramètres d'utilisation de ces outils aux routines de travail des employés⁸. Les employés peuvent également être impliqués dans la détection de biais et autres types d'erreurs commis par les SIA au moment de leur utilisation. Comme l'indique Rahwan (2018), il est plus facile de détecter les erreurs et d'évaluer la performance des SIA à partir de l'examen des résultats produits par ces outils qu'à partir d'une analyse interne des algorithmes. Ayant une bonne connaissance des règles d'affaires et des compétences métiers, les employés sont en effet bien placés pour tester les SIA et évaluer la fiabilité ou exactitude des résultats, que ce soit au moment de l'entraînement ou en cours d'usage.

Par ailleurs, l'implication d'employés dans la conception de SIA tend à favoriser l'adoption de ces systèmes par d'autres employés qui auront à les utiliser dans l'organisation. Les premiers utilisateurs ou testeurs à l'interne peuvent jouer le rôle d'ambassadeurs crédibles auprès d'autres utilisateurs de l'organisation, comme en font foi les propos de Jacob et Souissi (2021).

Les employés ayant participé aux différentes étapes du développement d'un projet d'IA peuvent jouer un rôle important dans les phases ultérieures d'implantation des technologies en faisant le pont entre l'équipe du projet et le reste des employés du service ou de l'organisation. Grâce à leur connaissance fine du projet et des préoccupations de leurs collègues, ils peuvent être mobilisés pour présenter le projet et répondre de manière rassurante aux questions du personnel. Leur discours est susceptible d'être perçu comme étant plus crédible et plus convaincant que celui de la direction. (p. 34)

Cette collaboration des employés apparaît d'autant plus nécessaire que beaucoup d'entre eux perçoivent les SIA comme une menace à leur jugement et à leur autonomie décisionnelle, voire à leur emploi. Les employés n'aiment pas se faire comparer à des machines et, encore moins, se faire remplacer par celles-ci. Les employés ont aussi tendance à résister aux SIA quand le déploiement de ces outils bouleverse leurs routines de travail (Jacob et Souissi, 2021; Neumann et coll, 2022). La collaboration d'employés dans l'ensemble des étapes de déploiement d'un SIA, de la conception de l'outil à la prise

⁷ Comme ce fut le cas de l'agent virtuel de Quebec.ca que nous présenterons dans le chapitre 1 de cet ouvrage.

⁸ Voir l'assistant virtuel du 311 de la Ville de Laval que nous présenterons dans le chapitre 2.

de décision, aide à gagner la confiance et l'adhésion de ces utilisateurs internes en ajustant l'outil à leurs routines de travail et en leur offrant la possibilité de valider ou d'interpréter les décisions et autres résultats automatisés (Wirtz, Weyerer et Sturm, 2020). La collaboration d'employés dans la décision semble aussi avoir un effet rassurant sur la population qui y voit une façon de prévenir ou corriger des traitements automatisés injustes ou erronés (Aoki 2021; Schmager et coll., 2023).

Une collaboration inclusive des citoyens

Le déploiement de SIA doit aussi être l'affaire de citoyens concernés par les décisions automatisées (Mehr, 2017). Bien que la collaboration de citoyens ne puisse pas être aussi soutenue que celle des employés (Chen et coll., 2023), elle n'en demeure pas moins utile pour améliorer la performance des SIA. Plus la collaboration citoyenne est inclusive et diversifiée (p. ex., sexe, culture, âge, revenu, scolarité), plus elle se montre efficace pour réduire les biais et préjugés présents dans les données et les algorithmiques (Santamicone, 2019).

La diversité des acteurs engagés dans le déploiement des SIA s'adresse non seulement aux citoyens, mais aussi experts. En plus de faire appel à des scientifiques de données, des statisticiens, des ingénieurs et des juristes, les entreprises qui développent des SIA et les organisations publiques qui les déploient ont aussi intérêt à « *inclure dans leurs équipes différents experts issus de la psychologie, des sciences sociales et de la philosophie s'ils veulent obtenir des résultats nettement meilleurs* » (Santamicone, 2019).

À l'instar des employés, les citoyens peuvent être mis à contribution pour évaluer la performance des SIA. En effet, les citoyens peuvent exercer un contrôle sur la qualité des décisions automatisées les concernant en signalant des erreurs, par exemple en s'adressant au service à la clientèle qui pourra les rapporter aux équipes responsables des secteurs d'affaires pour validation et aux équipes techniques qui apporteront les corrections appropriées au système (Jacob et Souissi, 2021, p. 20).

Malgré des compétences techniques limitées et une connaissance partielle des règles d'affaires, les citoyens peuvent aussi s'impliquer dans la collecte et l'exploitation de données personnelles les concernant (Janssen et Kuk, 2016). Par exemple, ils peuvent intervenir dans la curation des données en se voyant offrir la possibilité d'inclure ou d'exclure des SIA leurs données personnelles ou, à tout le moins, d'autoriser les personnes qui y auront accès en fonction des usages ou exploitations (*Ibid.*).

Une collaboration des parties prenantes

Bien que nécessaire, la collaboration des employés et des citoyens peut s'avérer insuffisante pour gérer efficacement le déploiement de SIA quand les enjeux liés à

l'utilisation de ces outils sont complexes et les impacts importants sur le plan sociétal. La prise en compte de ces enjeux et impacts peut, en effet, dépasser la compréhension des utilisateurs et des citoyens ainsi que leurs contributions respectives. Pour Rahwan (2018), la collaboration d'humains dans le déploiement de SIA (*Human-in-the-loop*) doit alors être appuyée d'une collaboration plus large d'acteurs de la société concernés par ce déploiement (*Society-in-the-loop*). Pour ce faire, les organisations publiques et leur gouvernement doivent mobiliser des écosystèmes constitués d'une multitude de parties prenantes provenant de la société civile, d'entreprises privées, d'universités, de centres de recherche et bien d'autres acteurs de la société, afin de les aider à gérer de façon plus globale les risques et les impacts liés au déploiement des SIA (IEEE, 2019 ; Rahwan, 2018 ; Thierer et coll., 2017).

Cette collaboration de parties prenantes permet aux organisations publiques de combler leur manque d'expertise dans le déploiement de SIA. Elle permet aussi d'accéder à des applications en IA développées par des entreprises privées avec lesquelles elles ne peuvent rivaliser en matière d'innovations technologiques. Les organisations publiques peuvent également inclure dans leur écosystème des centres de recherche ou réseaux de chercheurs qui les accompagnent dans l'analyse des risques et des impacts de leur SIA ainsi que dans l'élaboration de normes et de mesures pour encadrer de façon responsable le déploiement de ces systèmes (Butcher et Beridze, 2019). Enfin, les organisations publiques ont intérêt à collaborer entre elles et à mettre en commun leurs ressources (expertises, données, infrastructures, applications, etc.) et leurs expériences dans le déploiement de SIA, afin de s'entraider et de réaliser des économies d'échelle dans un contexte de rareté de ressources (Lee, 2023).

Le recours à une gouvernance collaborative, basée sur une participation volontaire d'une multitude de partenaires, est la stratégie gouvernementale la plus souvent évoquée par les chercheurs lorsqu'il est question de mobiliser un écosystème d'acteurs dans le déploiement de SIA (Chen et coll., 2023, p. 8). L'instauration d'une gouvernance collaborative permet aux autorités publiques de repérer et de considérer un large éventail de bénéfices et de risques liés à l'utilisation des SIA en fonction des parties prenantes impliquées et d'élaborer des stratégies visant à maximiser les bénéfices et à diminuer les risques (Thierer et coll., 2017). Une gouvernance collaborative tend aussi à favoriser le débat d'idées, dans un climat respectueux et constructif, afin d'amener les parties prenantes à faire des compromis et à trouver des terrains d'entente socialement acceptables malgré des intérêts parfois **différents, voire** divergents (Liu et coll., 2019 ; Sun et Medaglia 2019). Rahwan (2019) compare ces terrains d'entente à un contrat social auquel les partenaires adhèrent volontairement.

Les discussions sur les risques, les bénéfices et les normes associés aux SIA, puis les compromis et ententes qui en ressortent, ne doivent pas être l'apanage d'un cercle restreint d'experts du domaine de l'IA, précise Rahwan (2019). Des citoyens ordinaires,

susceptibles de bénéficier de ces technologies ou de les subir, doivent aussi participer aux discussions sur le déploiement des SIA ou, à tout le moins, être consultés afin de donner une plus grande légitimité sociale à la démarche.

C'est notamment dans l'optique de partager des expériences en IA en contexte public québécois que s'inscrit le présent ouvrage. Plus précisément, l'ouvrage présente cinq initiatives dans le domaine de l'IA, toutes menées par des organisations publiques au Québec. Prenant la forme d'études de cas, quatre des cinq initiatives examinées portent sur le déploiement de SIA, à savoir l'agent virtuel de Quebec.ca du gouvernement du Québec (Chapitre 1), l'assistant virtuel au service 311 de la Ville de Laval (Chapitre 2), le modèle de prédiction du risque d'incendie du Service de sécurité incendie de Montréal (Chapitre 3) et le modèle de prédiction du décrochage scolaire du Centre de services scolaire du Val-des-Cerfs (Chapitre 4). La cinquième initiative à l'étude porte sur un chantier de valorisation des données dans le domaine de l'éducation, sous la direction du ministère de l'Éducation (Chapitre 5). Chacune de ces initiatives met en évidence les principaux événements qui en ont marqué le déroulement, l'impact des SIA (ou autres outils de valorisation des données) sur les organisations qui les ont déployés et les défis rencontrés lors du déploiement. Pour produire ces 5 études de cas, une quarantaine d'entrevues semi-directifs auprès d'acteurs clés (ex. : développeurs, chargés de projet, gestionnaires et professionnels) ont été réalisés, retranscrits intégralement puis codés à l'aide de l'outil d'analyse qualitative MaxQda. Quant au dernier chapitre de l'ouvrage (Chapitre 6), les auteurs mettent en lumière les principaux défis (technologiques/informationnels, éthiques/légaux et organisationnels) rencontrés lors du déploiement de SIA dans le cadre des cinq initiatives québécoises étudiées tout en proposant des stratégies permettant aux organisations publiques de relever ces défis.

1. L'agent virtuel de Quebec.ca

Introduction

La COVID-19 a été l'occasion pour plusieurs organisations publiques du Québec, comme ailleurs, d'innover non seulement en matière de télétravail, mais aussi dans la numérisation de leurs services. L'agent virtuel de Quebec.ca est le résultat d'une de ces innovations technologiques. Considéré comme le premier projet d'intelligence artificielle (IA) au Québec dédié aux services publics, l'agent virtuel de Quebec.ca est un assistant conversationnel (*chatbot*) qui a permis aux citoyens de trouver des réponses à leurs questions en relation avec la COVID-19 dans le site officiel du gouvernement du Québec.

Cette étude vise à présenter le cas de l'agent virtuel de Quebec.ca dans ses phases de déploiement, de sa conception à son utilisation. Tout en relatant l'histoire du cas, notre étude montre les conditions, les défis et les retombées qui accompagnent la conception et l'utilisation d'un agent virtuel gouvernemental dans un contexte de pandémie. Les résultats de l'étude s'appuient principalement sur de l'information recueillie lors d'entrevues semi-dirigées menés aux mois de février et de mars 2022 auprès de six répondants, dont 2 représentants du ministère de la Santé et des Services sociaux (MSSS)⁹, trois représentants du Secrétariat à la communication gouvernementale (SCG) du ministère du Conseil exécutif¹⁰ et d'un représentant de l'entreprise privée Botpress qui a obtenu le contrat du développement informatique de l'outil¹¹.

1.1 Le contexte

Le projet d'un agent virtuel en contexte pandémique a été initié par le ministère de la Santé et des Services sociaux (MSSS), en particulier par la Direction de l'intelligence artificielle et de la valorisation des données, afin de désengorger les lignes téléphoniques d'Info-Santé (811) et de Services Québec. Ces lignes téléphoniques ont été particulièrement surchargées lors de la première année de la pandémie de COVID-19, ponctuée de points de presse quotidiens du gouvernement Legault. Au tout début de la pandémie, le 11 mars 2020, « *la ligne Info-Santé a reçu 16 840 appels, alors que la moyenne est de 6 000 par jour* ». (Radio-Canada, 2020)

⁹Dave Roussy, directeur général adjoint de la cybersécurité et de l'intelligence artificielle au moment de l'entretien, et Sébastien Blais, directeur de l'intelligence artificielle et de la valorisation des données au MSSS au moment de l'entretien.

¹⁰Martin Boucher, directeur général des communications numériques gouvernementales au SCG, Karine Gagnon, cheffe de projet à la Direction des communications numériques au SGT et Guillaume Garcia, chef de contenu et chargé de projets numériques à la Direction des communications numériques du SGT.

¹¹Sylvain Perron, co-fondateur et dirigeant de Botpress.

Après avoir consulté des experts reconnus en IA pour les guider dans l'octroi d'un contrat visant à développer un agent virtuel, les autorités du MSSS ont décidé d'approcher, au mois de mars 2020, deux entreprises québécoises. Agissant à la fois comme maître d'œuvre et contributeur financier du projet, le MSSS a accordé à ces entreprises deux semaines pour élaborer une preuve de concept autour d'un agent virtuel pouvant éventuellement répondre aux questions des citoyens sur la COVID-19 et sur les mesures gouvernementales. *« Elles (entreprises) sont arrivées après 2 semaines avec quelque chose d'assez solide. On y a vu du potentiel ».* (Représentant du MSSS) C'est la firme québécoise Botpress qui a obtenu le contrat pour développer l'agent virtuel. Constitué en 2016, Botpress est une firme spécialisée dans la conception sur mesure d'assistants conversationnels (chabots) pour les entreprises et les organismes gouvernementaux.

Notre mission est d'offrir aux entreprises la possibilité de créer et d'automatiser des conversations... Si on peut faire de quoi pour aider le Québec, on va le faire... pour aider le citoyen et améliorer notre solution.
(Représentant de Botpress)

Afin d'alimenter l'agent virtuel en contenu, le MSSS s'est tourné vers la principale source d'information sur la COVID-19 au gouvernement du Québec, la plateforme Quebec.ca : *« On s'est dit que Quebec.ca serait le meilleur endroit... pour connecter l'agent virtuel ».* (Représentant du MSSS) Le Directeur de projet du MSSS, Sébastien Blais, invitait alors le Secrétariat à la communication gouvernementale (SCG) du ministère du Conseil exécutif, en particulier le responsable de la plateforme Quebec.ca, Martin Boucher¹², à être l'un des trois partenaires du projet. Martin Boucher a accepté d'y participer et d'engager des membres de son équipe à la conception et au déploiement de l'agent virtuel de Quebec.ca (ci-après « agent virtuel »). *« On voulait mettre la main à la pâte et faire notre part. On y voyait aussi comme une opportunité d'apprentissage... On voulait démystifier c'était quoi l'IA... sans trop d'attente »*, précise-t-il.

1.2 Un agent virtuel à entraîner avant sa mise en ligne

À la fin du mois de mars 2020, les trois partenaires du projet (MSSS, SCG et Botpress) se sont engagés dans la conception de l'agent virtuel afin de le mettre en ligne dans le site Quebec.ca. Plus précisément, *« il a fallu entraîner l'agent... et ses algorithmes ».* (Représentant du MSSS) Pour entraîner l'agent virtuel, l'équipe du SCG et celle du MSSS ont créé des questions qu'elles lui ont soumises. Au départ, les questions posées à l'agent virtuel témoignaient d'une bonne maîtrise du français. *« Les questions étaient posées par*

¹²Martin Boucher occupe le poste de Directeur général des communications numériques gouvernementales au Secrétariat à la communication gouvernementale du ministère du Conseil exécutif.

des gens très éduqués. Il n’y avait pas de faute. C’était très propre comme question... Le citoyen n’écrit pas toujours comme ça ». (Représentant du SCG) Pour refléter un niveau de langage plus représentatif de la population en général, des questions soumises à l’agent virtuel ont aussi été puisées à même les commentaires formulés dans les médias sociaux (par exemple, dans Facebook) et dans les bas de pages de certains sites Web gouvernementaux. *« Je suis venu rajouter une couche de questions réelles... bourrées de fautes, écrits tout croche... Ça nous a permis de ratisser un peu plus large dans la population »* (Représentant du SCG). Les partenaires du projet, y compris Botpress, ont ensuite fourni les premières séries de réponses aux questions à partir du contenu du site Quebec.ca. Les questions et leurs réponses ont été consignées dans *« un fichier Excel qui servait de cerveau à l’agent virtuel... et qui venait nourrir le chatbot au moment de sa programmation »*. (Représentant du SCG) L’entraînement de l’agent virtuel en période de pré-déploiement (de la fin mars et à la mi-juin 2020) s’est donc effectué principalement de façon manuelle. Plus concrètement :

Botpress a commencé avec un gros fichier Excel dans lequel ils ont mis la base de données, si on veut, et par la suite ça été transféré et programmé dans l’agent virtuel... Botpress avait séparé le fichier en grands thèmes. Il y avait la section reliée à la santé, une autre sur l’éducation, une autre sur les entreprises, bref, il y avait 6 onglets, je crois. Les questions étaient là aussi. C’était mon équipe (au SGT) qui venait dire, par exemple : « Cette réponse-là ne correspond pas à ce contenu-là. Voici le bloc de contenu qui devrait plutôt être là. » (Représentant du SCG)

Les opérations menées dans le cadre de l’entraînement de l’agent virtuel n’étaient pas que de nature humaine et manuelle. Botpress a aussi déployé un robot qui détectait automatiquement tout nouveau contenu ou autres modifications apportées dans le site Quebec.ca (par exemple, le déplacement ou la suppression d’une page), de manière à pouvoir générer de nouvelles associations entre les questions et les réponses qui tenaient compte des récents changements dans le site Web.

Environ à chaque cinq minutes, on (chez Botpress) recevait des alertes : « Telle section ou paragraphe a changé, cette section a été supprimée, ça, ça a été rajouté ou déplacé. » On savait exactement quand et comment modifier les réponses aux questions du chatbot. En fait, les réponses du chatbot étaient directement liées au contenu du site... Le gouvernement ne nous disait pas c’était quoi les changements au début. C’est notre robot qui les détectait, puis après ça, notre gestionnaire de contenu mettait à jour le chatbot une heure ou deux après. (Représentant de Botpress)

Quant à la qualité des réponses de l'agent virtuel, elle a été évaluée par les équipes du SCG et du MSSS à partir du fichier Excel qui, rappelons-le, permettait d'associer les questions posées à l'agent virtuel et les réponses données par celui-ci. Ces tests de qualité visaient non seulement à mesurer l'adéquation des réponses fournies par l'agent virtuel, mais aussi à suggérer à l'agent les bonnes réponses lorsqu'il se trompait ou quand il n'en trouvait aucune afin de l'entraîner et d'améliorer son rendement.

Dans le fichier Excel... on indiquait si la réponse que le chatbot donnait était correcte avec la question qui avait été posée... Quand il ne trouvait pas les réponses, on lui disait c'était quoi les bonnes réponses. C'est ça l'entraînement. Tu corriges... Et au fur et à mesure de son apprentissage, il répondait de mieux en mieux... C'est comme ça qu'on a progressé dans l'apprentissage du robot. (Représentant du SCG)

Au fil de son entraînement en période de pré-déploiement, l'agent virtuel a gagné en autonomie et en efficacité, que ce soit dans la compréhension des questions posées ou dans la sélection des réponses offertes. Avant de déployer l'agent virtuel à grande échelle, les responsables du MSSS se sont assurés que l'outil était suffisamment efficace dans ses réponses. Le MSSS avait fixé à environ 80 % le taux des bonnes réponses à atteindre par l'agent virtuel, avant de le mettre en ligne et de le rendre accessible à la population québécoise. « *On ne pouvait pas se permettre de donner de mauvaises informations (ou de ne pas répondre) dans un contexte pandémique* ». (Représentant du MSSS) Ce taux a été atteint après un peu moins de trois mois d'entraînement. Une version de l'agent virtuel a été mise en ligne, le 17 juin 2020, dans la page d'accueil de Quebec.ca.

On a alors jugé qu'il était rendu assez bon pour l'amener sur la page principale de Quebec.ca. Au départ, il était caché dans des pages de garde... On voulait s'assurer que les réponses étaient bonnes... à au moins 80 %. (Représentant du MSSS)

1.3 Des efforts humains soutenus dans une course contre la montre

De l'avis de plusieurs participants, concevoir un agent virtuel sur mesure pour le grand public en l'espace de quelques mois constitue un véritable tour de force.

Un agent comme ça prend normalement plusieurs mois, voire des années à développer. Je connais des banques québécoises... qui n'ont toujours pas de chatbot sur leur site... après des années de développement. (Représentant du Botpress)

Les défis de développement technologique étaient d'autant plus grands que Botpress a dû adapter sa solution initiale pour répondre, d'une part, aux besoins d'un large public

(et non au besoin d'une organisation précise, comme une banque ou une compagnie d'assurances) et, d'autre part, aux normes gouvernementales en matière de sécurité¹³, d'identification visuelle¹⁴ et d'accessibilité Web¹⁵.

Au départ, notre solution ne pouvait pas permettre un développement rapide... On a été obligé de combler les limites technologiques avec un mix de staff et d'innovations... pour augmenter notre solution... pour créer un jeu d'entraînement représentatif de tous les types de questions qu'on pouvait recevoir du grand public... Il a aussi fallu adapter la solution, parce qu'elle ne respectait pas les normes gouvernementales... d'accessibilité Web. En plus, il fallait respecter le branding, le look and feel du gouvernement du Québec... (Enfin), il a fallu passer les tests de sécurité... sur une infrastructure infonuagique... Tout ceci était nouveau pour nous. (Représentant du Botpress)

Botpress a dû aussi, pour la première fois, héberger sur ses serveurs l'agent virtuel d'un client, souligne un représentant de l'entreprise : « *C'était nouveau pour nous à ce moment-là d'héberger pour un de nos clients notre propre solution qui, normalement, est déployée et gérée par nos clients* ». Même son de son de cloche du côté d'un représentant du MSSS.

On a retranché les gens de Botpress vers des choses qu'ils n'avaient jamais faites. Ils sont habitués d'installer sur des serveurs de compagnies. Ce sont des chatbots internes que développe Botpress. Là, on était dans le grand public avec des volumes de fou.

Lors de la période de pré-déploiement, une trentaine de personnes ont été mobilisées de manière soutenue, dont une vingtaine provenant du MSSS, pour entraîner l'agent virtuel. Les autorités gouvernementales tenaient à ce que l'agent virtuel soit déployé le plus rapidement possible, pour aider les citoyens du Québec à trouver des réponses à leurs questions face à un début de pandémie inquiétant, dans un contexte de services téléphoniques surchargés. L'urgence d'agir requérait donc de mettre les bouchées doubles pour accélérer le développement de l'outil. « *On avait des appels conférences à minuit le soir. C'était fou raide... On était comme en mission* ». (Représentant de Botpress) « *On avait des suivis serrés, sept jours sur sept, à chaque matin vers 8h00... Je travaillais environ 100 heures par semaine durant cette période* », ajoute un représentant du MSSS.

L'intensité des tâches manuelles pour entraîner l'agent virtuel a diminué après la mise en ligne de l'outil, en juin 2020. Cependant, d'importants efforts humains dans l'entraînement de l'agent étaient encore nécessaires après son déploiement, parce que

¹³ Notamment dans un contexte d'infonuagique.

¹⁴ Normes graphiques du Programme d'identification visuelle du gouvernement du Québec.

¹⁵ Web Content Accessibility du W3C.

l'information gouvernementale entourant la COVID-19 et les mesures sanitaires changeaient constamment. Chez Botpress :

On avait quelqu'un en arrière, un humain qui lisait les questions des gens... et leurs appréciations (des réponses)... via un pouce par en haut ou un pouce par en bas... Les gens ne se gênent pas de peser sur le pouce en bas... C'est le pouce par en bas qui nous intéresse le plus, parce que c'est ce qui nous permet d'améliorer le modèle... Il y avait encore du travail manuel pour annoter les questions que le chatbot n'a pas compris (sic) dans le but d'améliorer les réponses automatiques. (Représentant de Botpress)

Afin d'accélérer le traitement de l'information et l'entraînement de l'agent virtuel, Botpress a dû programmer un système qui permettait de regrouper (*clustering*) les questions posées à l'agent virtuel. « *Comme c'était trop lent pour le staff qu'on avait, il a fallu développer des algorithmes en arrière pour faire du clustering... il a fallu faire ça en parallèle, en même temps* ». (Représentant de Botpress)

1.4 Du déploiement de l'agent virtuel à son débranchement

Les Québécois ont été nombreux à utiliser l'agent virtuel pour trouver des réponses à leurs questions sur la COVID-19. Selon *Google Analytics*, les citoyens québécois ont posé plus de 2 millions de questions à l'agent virtuel entre juin 2020 et octobre 2021. « *Dès que le PM annonçait quelque chose de nouveau, dans les 15 minutes qui suivaient, ça éclatait* ». (Représentant du MSSS) Le fait d'avoir inséré l'agent dans la page d'accueil du site Web Quebec.ca expliquerait en partie la popularité de l'outil : « *Les gens ont sauté dessus, plus à cause de l'emplacement dans le site de Quebec.ca qu'à cause de l'agent virtuel comme tel* ». (Représentant du SGC) Malgré des statistiques d'utilisation encourageantes, l'agent virtuel a été débranché du site Quebec.ca en novembre 2021. Des répondants invoquent des enjeux financiers et contractuels pour justifier ce débranchement.

On l'a débranché tout simplement parce qu'on a atteint la limite que nous permettait la loi de faire des contrats gré à gré... Même si on était en urgence sanitaire, on n'aurait pas été capable de justifier un prolongement de ce contrat-là. Il aurait fallu que l'on passe en appel d'offres ouvert. Et là, c'est cher. Avec l'analyse qu'on en a faite, on ne trouvait pas qu'il y avait des coûts-bénéfices assez significatifs. (Représentant du SGC)

D'après certains représentants du SGC, il semble plus avantageux d'investir dans le perfectionnement du moteur de recherche de Quebec.ca que de poursuivre la conception d'un agent virtuel dédié à la COVID-19 et dont le gouvernement ne serait pas le propriétaire.

Perfectionner notre moteur de recherche serait un meilleur investissement que de poursuivre l'aventure... D'autant plus que notre moteur de recherche est gratuit, en logiciel libre, et il est déjà branché... L'entreprise ne nous cédera pas les droits de son robot... C'est son fonds de commerce... Nous, on ne voyait vraiment pas la valeur ajoutée de continuer. (Représentant du SGC)

1.5 Des conditions favorables à la collaboration

La collaboration entre les partenaires et leurs représentant serait l'une des raisons qui expliquerait la mise en ligne rapide de l'agent virtuel, après un peu moins de trois mois d'entraînement. Certes, le contexte d'urgence sanitaire a incité les partenaires à collaborer entre eux et à faire leur part sans compter dans le combat mené contre la COVID-19. Cependant, cette volonté de collaborer au projet tend aussi à s'appuyer sur des relations de confiance qui se sont tissées entre les partenaires gouvernementaux et l'entreprise. Le fait que l'entreprise soit située au Québec et que ses dirigeants et ses employés parlent français a permis de créer des liens de réciprocité fondés sur une compréhension commune du problème et sur l'urgence d'agir, comme en témoignent les propos d'un représentant du SCG :

Avec Botpress, tu as un service très personnalisé qui est typique à ton produit à toi. Aussi, on y parle français. Des fois, ça peut être compliqué. Ce n'est pas tout le monde qui a un bon anglais. Il faut qu'on essaie de se faire comprendre... De plus, j'ai trouvé intéressant de travailler avec une firme de la région, parce que ses membres vivaient la même chose que nous... Quand le premier ministre vous dit : « Vous ne sortez plus de chez-vous. » Eux-autres (chez Botpress), ils ne pouvaient pas sortir non plus. Il y avait vraiment une compréhension. Et je les ai trouvés super fins. (Représentant du SCG)

D'après un représentant de Botpress, l'entreprise québécoise se distingue des grandes entreprises œuvrant sur le marché des agents virtuels, comme Microsoft, Google ou Amazon, à cause de ses relations de proximité dans la conception de l'outil.

Google ne va pas t'accompagner et t'aider à développer ton chatbot ; ils sont très gros et très loin... Ça nous donne un avantage d'être plus petits. On travaille plus proche, puis on peut innover plus rapidement. (Représentant de Botpress)

Plusieurs répondants tiennent d'ailleurs en haute estime l'un des dirigeants de Botpress, Sylvain Perron, à cause de son important engagement, voire son dévouement, envers le projet. « *Sylvain... en plus d'être un méchant bon gars, il a travaillé comme une bête ; je n'ai jamais vu ça ! Il voulait que ça marche. Il nous a rendu de fiers services* ». (Représentant du MSSS) Quant à la firme, sa réputation dans la conception d'agents virtuels n'est plus à faire, aux dires d'un des répondants : « *Botpress est un des numéros un dans les chatbots au monde... En plus, l'entreprise est installée à Québec sur le chemin Ste-Foy* ». (Représentant du MSSS) Les liens de confiance entre les partenaires gouvernementaux et l'entreprise semblaient réciproques, comme l'illustre les propos d'un représentant de Botpress :

J'ai vraiment, vraiment, vraiment été impressionné par le gouvernement... Les gens ont souvent des idées préconçues sur la vitesse à laquelle le gouvernement opère, puis les compétences... Moi, j'ai jamais vu du monde travailler aussi fort, aussi acharnés, bouger aussi rapidement... C'était probablement une des jobs que j'ai faite qui était le plus le fun.

Ce projet de conception informatique a aussi démontré qu'il était possible de collaborer efficacement, même lorsque les équipes responsables des contenus (SCG) et les équipes responsables des technologies de l'information (MSSS et Botpress) provenaient d'organisations distinctes. Bien qu'il s'agisse d'un projet d'intelligence artificielle, les partenaires ont réalisé que la gestion des contenus était tout aussi importante que la programmation, lors de la conception de l'agent virtuel, comme en font foi les nombreux efforts humains consacrés à l'entraînement de l'outil. Ainsi, le respect mutuel et la reconnaissance des compétences respectives des partenaires, conjugués aux relations d'interdépendance, ont facilité la collaboration interorganisationnelle.

Un projet de ce type-là est souvent associé aux TI. Autant nous (au SCG) que l'équipe TI du MSSS, on s'est rendu compte qu'on était interdépendants pas mal plus qu'on pensait au départ. C'est souvent perçu comme une patente technologique, mais il y a aussi de l'apprentissage par des humains... Une des retombées, c'est qu'on a réalisé à quel point il fallait collaborer étroitement dans ce genre d'initiative avec les TI du MSSS... J'appelle ça « une mobilisation équilibrée ». Dans beaucoup d'initiatives numériques, la mobilisation est déséquilibrée, parce que concentrée aux TI. (Représentant du SCG)

Enfin, le fait que l'agent virtuel ait utilisé la plateforme Quebec.ca, source officielle du gouvernement du Québec, a mis en confiance les partenaires du projet. Même si les réponses de l'agent virtuel n'étaient pas toujours exactes ou précises, la fiabilité des contenus diffusés était au rendez-vous. D'après la majorité des répondants, Quebec.ca

est perçu comme une source d'informations gouvernementales fiable et à jour sur la COVID-19, ses conséquences et les mesures gouvernementales qui en découlent. En connectant l'agent virtuel au site Quebec.ca, le gouvernement s'évitait ainsi certains risques, comme la diffusion d'informations inexactes, qui auraient pu engager sa responsabilité et miner la crédibilité de l'outil.

Il fallait brancher leur moteur (Botpress) sur nos contenus (Quebec.ca)... et s'assurer que l'agent ne répond pas autre chose que ce qui est dans ces contenus... qu'il ne déroge pas du contenu officiel du gouvernement du Québec... Il fallait faire attention à ce que l'agent réponde, parce qu'il engage le gouvernement. (Représentant du SCG)

Dans ses réponses, l'agent virtuel s'est donc collé au contenu du site Quebec.ca, allant jusqu'à respecter le plus possible son libellé.

On ne peut pas se permettre d'avoir une liberté artistique dans les réponses... Des fois, on collait 2 phrases ensemble... On se permettait de rajouter une virgule, mais pas plus que ça... Il fallait que ce soit avec le ton du gouvernement. (Représentant de Botpress)

Cependant, le site Quebec.ca n'était pas en mesure d'offrir toutes les réponses aux questions posées :

Des questions citoyennes n'étaient pas répondues par la source officielle Quebec.ca, particulièrement les questions plus spécifiques... Les réponses provenaient des conférences de presse, des réseaux sociaux, des médias ou d'un appel (services téléphoniques). (Représentant du MSSS)

Quant à la capacité à collaborer des partenaires, elle a été soutenue par une gestion de projet souple et propice à un développement rapide. En effet, les premiers mois du projet ont été ponctués de nombreuses rencontres de travail, réunissant, sur une base quotidienne, des représentants qui avaient manifesté la volonté de mettre en commun leurs expertises pour entraîner l'agent virtuel, dans le but d'obtenir une mise en ligne le plus rapidement possible. C'est d'ailleurs au cours de ces rencontres qu'« on s'est rendu compte qu'on était interdépendants plus qu'on pensait », souligne un représentant du SCG.

1.6 Des défis de conception dans un contexte informationnel instable

La stabilité de l'information à gérer par l'agent virtuel peut avoir une incidence sur la rapidité de conception de l'outil. En effet, comme l'ont fait remarquer plusieurs

répondants, il est plus facile de concevoir un agent virtuel quand les données à traiter sont prévisibles et structurées que lorsque celles-ci sont instables et non structurées.

C'est beaucoup plus facile de faire un chatbot sur du contenu prévisible que sur du contenu qui change presque à tous les jours. Et c'était ça l'enjeu... Si tu es une quincaillerie et que tu vends des pelles, c'est assez facile de mettre à jour ton chatbot qui va pointer vers la bonne page... Quand tu es un gouvernement avec des centaines de milliers de pages, avec de l'information peu structurée qui évolue au quotidien... c'est autre chose. (Représentant du SCG)

La stabilité de l'information à gérer peut aussi avoir une incidence sur le rendement de l'agent virtuel, comme en témoigne l'impact du contexte informationnel de ce projet sur la conception de cet agent. Au fur et à mesure que la pandémie progressait, l'information sur la COVID-19 changeait et augmentait au gré des nouvelles mesures sanitaires annoncées quotidiennement.

L'information changeait très rapidement... À chaque jour, il y avait un point de presse où Legault annonçait de nouvelles mesures. Donc, il fallait adapter le contenu... Le modèle typique de ChatBot ne fonctionnait pas pour nous. Il fallait constamment réentraîner... La majorité du budget qu'on avait, c'était pour payer des employés à lire les questions, les mettre dans des paniers, puis créer des plus gros paniers... C'était dur de rattraper l'information qui changeait super rapidement dans le bon temps et dans le bon budget. (Représentant de Botpress)

Quant aux questions posées à l'agent virtuel, leur nombre a explosé, signalent des répondants. Aux prises avec des contenus volumineux en constant changement, avec des questions toujours plus nombreuses et avec des effectifs réduits, l'agent virtuel a vu sa performance diminuer.

Au début, lors des premiers mois, il n'y avait pas beaucoup de contenus... Le travail de pré-mise en ligne a pu être optimisé, et le robot a été super performant... On était nombreux à optimiser les réponses... Mais, dès que les sujets se sont mis à changer rapidement et qu'il n'y avait plus qu'une personne du côté de Botpress en charge de faire l'arrimage et que nous on le faisait à temps perdu, la performance a chuté rapidement. (Représentant du SCG)

Cette baisse du rendement de l'agent virtuel s'est notamment traduite par des réponses moins précises.

Au début, on répondait précisément... Puis, le nombre de questions a explosé... Répondre précisément... pointer vers une réponse concise, c'était plus possible... Ce qu'on a décidé de faire à la place... c'est de rediriger principalement vers des pages... Au niveau de l'expérience, c'est un peu comme un engin de recherche... Le chatbot comprend plus de choses, mais en même temps, il est moins utile, parce qu'il répond moins précisément. (Représentant de Botpress)

Même dans des secteurs d'activités reconnus pour leur prévisibilité informationnelle, les efforts d'entraînement nécessaires à la conception d'un agent virtuel efficace peuvent être exigeants au point de retarder, voire compromettre, son lancement.

Les compagnies d'assurances et les banques expérimentent depuis quelques années des chatbots... Mais, très peu ont réussi à en développer un qui fonctionne bien, principalement parce que c'est beaucoup trop de temps d'entraînement. (Représentant de Botpress)

1.7 Autres enjeux et défis

La langue utilisée peut aussi poser d'importants défis pouvant affecter le rendement de l'outil. Comme nous l'avons mentionné, les gens ordinaires qui écrivent dans le Web peuvent faire de nombreuses fautes, tant sur le plan orthographique que sémantique, au point de rendre hasardeux le traitement des questions et des réponses par l'agent virtuel. « *Sur les sites Web, il y a très peu d'erreurs orthographiques... Par contre, quand quelqu'un chatte, les fautes d'orthographe sont au rendez-vous* ». (Représentant du SCG) Bien qu'il existe des engins de correction orthographique de langue française pour faciliter le traitement de la question, ces engins proviennent généralement de la France. D'après un représentant de Botpress, « *Le québécois, c'est très différent du français de France. Comme on avait un engin de correction orthographique qui venait de la France, il a fallu lui aussi l'adapter* ». Par ailleurs, il est beaucoup plus facile de concevoir des agents virtuels en anglais qu'en français, précise-t-il : « *Les algorithmes en anglais sont vraiment beaucoup plus performants qu'en français* ».

Le fait que ce projet ait été mené au Québec a obligé Botpress à concevoir un agent virtuel capable d'interagir aussi bien avec un contenu français qu'un contenu anglais. Or, « *gérer deux langues en même temps, c'est très compliqué... et ça double le temps de développement du chatbot* », selon un représentant de la firme. La gestion des deux langues soulève notamment des enjeux de traduction. Chez Botpress, « *comme on n'était pas staffé en gestionnaires de contenu anglophone, on a utilisé des algorithmes de traduction automatique pour se créer un jeu d'entraînement anglophone qui, des fois, produisaient des erreurs* ». (Représentant de Botpress) Plus précisément, « *Botpress a*

utilisé le traducteur « Linguee » pour faire la traduction simultanée du français vers l'anglais ». (Représentant du MSSS) La firme a aussi noté un problème de synchronicité entre le site anglais et le site français de Quebec.ca, ce qui complexifiait la gestion des deux langues et l'indexation des contenus par l'agent virtuel.

Parfois, le site en anglais et le site en français étaient différents ; ils ne sont pas pareils quand on compare les paragraphes. Donc, ça fait qu'il y avait un petit problème de synchronicité du contenu français et du contenu anglais. (Représentant de Botpress)

Par ailleurs, plusieurs répondants signalent que les citoyens n'ont pas tous les mêmes capacités quand il s'agit d'utiliser un agent virtuel ou un moteur de recherche. Alors que certains citoyens se sont montrés concis et précis dans leurs requêtes auprès de l'agent virtuel de Quebec.ca, d'autres ont eu tendance à écrire de longs textes qui ressemblaient plus à des récits de vie qu'à des questions.

Les gens qui connaissent Google... sont habitués de taper dans un moteur de recherche et d'écrire de manière concise. Puis ils savent c'est quoi un chatbot. Mais là, on avait aussi dans le projet des gens qui disaient : « Salut, je m'appelle Ginette, je suis une femme monoparentale. Je suis séparée. J'habite au Saguenay et mon mari est en Abitibi. J'ai reçu une dose, mon nez coule. Est-ce que je peux aller voir mes enfants ». (Représentant de Botpress)

La présence de longs commentaires imprécis peut limiter la capacité de l'agent virtuel à traiter le message et à sélectionner la bonne réponse.

Parfois, des gens nous racontaient leur vie, leur histoire, pour finir par : « Ma question... » Le chatbot ne trouvait aucun mot-clé là-dedans... Les gens étaient tout seuls à la maison ; ils se vidaient le cœur... Ces romans, ce n'était pas juste du côté du chatbot. On les voyait aussi dans les commentaires de bas de page... et dans nos réseaux sociaux. (Représentant du SCG)

1.8 Impacts et retombées du projet

Rappelons que la conception et le déploiement d'un agent virtuel avaient, entre autres, pour objectif de désengorger les services téléphoniques (Services Québec et Info-Santé 811) aux prises avec une forte augmentation des appels. Les Québécois semblent avoir été nombreux à utiliser l'agent virtuel, avec des « périodes de pointes parfois étourdissantes », souligne un représentant du MSSS. Or, l'impact de l'agent virtuel sur l'achalandage des services téléphoniques n'a pas pu être démontré.

Est-ce que ça a diminué les appels à Services Québec ? Est-ce que ça a diminué les messages sur nos médias sociaux ? Ça, c'est dur à calculer... Mais, je sais que les gens l'ont utilisé. (Représentant du SCG)

Quand on compare les appels téléphoniques et les requêtes auprès de l'agent virtuel, « les courbes se suivent, de sorte qu'on n'est pas capable de bien isoler les effets du chabot sur le nombre d'appels ». (Représentant du MSSS) Un représentant du SCG parvient à la même conclusion après avoir observé une accalmie, tant du côté des appels téléphoniques que des requêtes auprès de l'agent virtuel, peu de temps après la mise en ligne de l'outil.

Il y eut une baisse à l'été 2020, c'était la fin de la première vague... Les cas étaient en baisse, donc les appels et la fréquentation de Quebec.ca l'étaient aussi. C'était une baisse généralisée de toute l'activité gouvernementale en lien avec les citoyens... C'était une co-occurrence et non un lien de cause à effet. (Représentant du SCG)

Par ailleurs, les utilisateurs ne semblent pas avoir développé un attachement particulier envers l'agent virtuel. « Quand on l'a retiré, on n'a pas eu de plaintes », affirme un représentant du SCG. « On a eu zéro remarque de citoyens... Personne ne s'en est rendu compte », renchérit un autre représentant du SCG.

Alors que le gouvernement a décidé de ne pas poursuivre la conception de l'agent virtuel après un an et quelques mois d'utilisation, Botpress a vu dans le projet gouvernemental une occasion d'améliorer sa solution tout en réduisant considérablement les efforts humains nécessaires à l'entraînement d'agents virtuels.

On en a mis pas mal plus de ressources que ce qu'on avait prévu dans le budget... En même temps, ça nous a permis d'améliorer notre solution... de développer en parallèle un nouvel engin qui, aujourd'hui, nécessite... beaucoup moins d'entraînement manuel, puis qui répond avec des réponses qui sont vraiment plus naturelles... basées sur la compréhension des connaissances... Au lieu de régurgiter des réponses prémâchées, l'engin est capable de collecter l'information à différents endroits sur le site Web, puis de former sa propre réponse. (Représentant de Botpress)

Le projet d'agent virtuel Quebec.ca aura donc servi de banc d'essai pour l'entreprise. Sans ce projet, l'entreprise n'aurait pas développé son plus récent produit vedette, *OpenBook*, souligne un de ses représentants.

On vient d'annoncer un nouveau produit [OpenBook]... dont l'innovation a émergé du cas du gouvernement du Québec... Sans la COVID-19, je ne pense pas qu'on aurait développé ce produit.

Enfin, ce nouvel engin se veut plus accessible que le précédent, précise-t-il.

Avec la nouvelle solution... plus besoin d'avoir des data scientists pour pouvoir faire ce genre d'entraînement... presque n'importe qui peut développer et gérer du contenu.

Conclusion

Cette étude de cas montre que la conception d'agents virtuels exige d'importants efforts humains lorsqu'il s'agit d'entraîner l'outil. Bien que la détection des nouveaux contenus et autres changements dans le site Web Quebec.ca ait été prise en charge par un robot, l'entraînement de l'agent virtuel a été principalement réalisé de façon manuelle, notamment en matière de gestion des contenus (par exemple, la sélection, la formulation et l'évaluation des réponses). L'entraînement manuel s'est poursuivi bien au-delà de la mise en ligne de l'outil, en raison d'un contexte informationnel instable. Quant à l'instabilité informationnelle, elle semble avoir eu un effet non seulement sur l'effort de développement requis en termes d'intensité et de durée, mais aussi sur l'efficacité de l'agent virtuel et, plus particulièrement, sur la précision de ses réponses.

Nous avons constaté que la conception d'un agent virtuel sur mesure pour le grand public en l'espace de quelques mois représente un véritable tour de force. Le défi à relever était d'autant plus grand que Botpress a dû adapter sa solution pour répondre à diverses exigences gouvernementales (sécurité, accessibilité et identité visuelle), tout en hébergeant pour la première fois la solution du client. Quant aux trois partenaires du projet (MSSS, SCG et Botpress), ils n'ont pas ménagé leurs efforts de collaboration dans le développement de l'outil, en particulier lors de la période du pré-déploiement (de mars à juin 2020). La crise sanitaire commandait une réponse rapide ainsi qu'une mise en commun d'expertises complémentaires. Comme l'ont fait remarquer Emerson et Nabatchi (2015), une crise provoque un sentiment d'urgence qui devient un terrain fertile pour la collaboration interorganisationnelle.

Le contexte d'urgence sanitaire a incité les partenaires à collaborer entre eux sans compter. Cette volonté de collaborer s'appuie aussi sur des relations de confiance tissées au fil de rencontres quotidiennes. De plus, le fait que l'entreprise soit québécoise, que ses dirigeants et employés parlent français et qu'ils soient accessibles a favorisé des relations de confiance ainsi qu'une compréhension commune du problème.

Malgré des statistiques d'utilisation encourageantes, l'agent virtuel a été débranché du site Quebec.ca, en novembre 2021, notamment en raison d'un changement dans les conditions contractuelles et financières. Alors que le contrat de gré à gré a permis le développement rapide et flexible d'une solution technologique, le recours à un appel d'offres ouvert a fait craindre un alourdissement du processus de gestion de projet, de

l'acquisition de la solution à son déploiement, en passant par sa conception. Enfin, le fait que le gouvernement ne soit pas propriétaire de la solution technologique semble incommoder certains représentants gouvernementaux, qui considèrent plus avantageux d'investir dans le perfectionnement du moteur de recherche gouvernemental.

L'agent virtuel de Quebec.ca doit être considéré comme une première expérimentation à grande échelle d'un agent virtuel au gouvernement du Québec qui, bien que terminée, a permis de tirer des leçons intéressantes. En voici quelques-unes :

- Considérant qu'une partie du développement de l'agent virtuel puisse être externalisée auprès d'une entreprise – ce qui est généralement le cas –, les organismes doivent disposer de ressources internes pour assurer efficacement à la fois le pilotage du projet (par exemple, le MSSS) et la gestion des contenus et des connaissances (par exemple, le SCG);
- La conception et l'entraînement d'un agent virtuel peuvent être menés rondement lorsque les ressources nécessaires (compétences et information) sont disponibles et que les règles contractuelles facilitent une gestion agile ;
- L'entraînement d'un agent virtuel peut nécessiter d'importants efforts humains qui peuvent se prolonger au-delà du déploiement de l'outil, particulièrement quand l'information est instable;
- La gestion des contenus peut être tout aussi importante, sinon plus, que la programmation, dans le cadre de la création d'un agent virtuel;
- La conception d'un agent virtuel performant exige une gestion souple et soutenue des contenus et des connaissances métiers (domaines d'affaires) afin que cet agent se démarque avantageusement des moteurs de recherche couramment utilisés par les internautes;
- Plusieurs usagers devront adapter leurs habitudes et acquérir de nouvelles habiletés, en particulier les citoyens plus ou moins à l'aise avec les modes de communication numériques (moteurs de recherche, messageries, courriels, visioconférences, etc.).

Bien qu'il semble encore trop tôt pour statuer précisément sur le rendement des agents virtuels en administration publique, il faut s'attendre à ce que les organismes publics se montrent de plus en plus enclins à recourir à ces robots conversationnels en ligne dans un contexte de numérisation de leurs services et de difficultés de recrutement. Il faut aussi s'attendre à ce que les organismes publics ne soient pas que de simples utilisateurs dans la conception et le déploiement d'agents virtuels. Ils seront aussi appelés à contribuer activement à l'entraînement de l'outil avant (et après) sa mise en ligne, notamment en l'alimentant de données de qualité et de connaissances ou d'instructions appropriées. C'est pourquoi nous croyons que cette étude peut être d'intérêt pour les organisations qui souhaiteraient se lancer dans la conception et l'utilisation d'un agent virtuel en administration publique et en savoir un peu plus sur les enjeux et les défis qui accompagnent une pareille aventure.

2. L'assistant virtuel du 311 de la Ville de Laval

Introduction

Pour une ville de la taille de Laval, la gestion de ses appels peut devenir une tâche considérable. En moyenne, 645 appels par jour sont traités, et en tenant compte des demandes en personne et des courriels, les opérateurs 311 répondent à plus de 250 000 demandes par année. (Microsoft, 2021)

Au cours des dernières années, la Ville de Laval a déployé divers projets numériques pour améliorer l'expérience des citoyens qui la contactent par divers moyens de communication et pour diverses raisons. Le projet de numérisation de la prestation le plus connu est certainement le projet « Requêtes citoyennes », entamé il y a environ 5 ans, qui a remporté différents prix. Ce projet a mené à la création d'un système de gestion de la relation client (CRM) qui permet l'acheminement automatisé des requêtes citoyennes vers les services de deuxième ligne. La Ville de Laval a aussi déployé une application Web intégrée en mode infonuagique, Mon dossier, qui permet aux citoyens de sélectionner une requête, sans avoir à passer par la première ligne (par exemple, le service 311), et de suivre le cheminement de sa requête (statut d'avancement).

Plus récemment, des agents de service du 311 de la Ville ont expérimenté un assistant virtuel qui fait la transcription de la voix au texte des conversations téléphoniques logées au 311. Cet assistant permet aussi la création d'un résumé de l'appel, puis sa transmission dans le système de gestion de la relation client issu du projet de Requêtes citoyennes (ci-après système Requêtes Citoyennes). L'assistant virtuel du 311 est le premier outil d'intelligence artificielle utilisé par la Ville de Laval dans le cadre de sa prestation de services.

Cette étude de cas porte sur le développement et l'utilisation de l'assistant virtuel du 311 de la Ville de Laval (ci-après « assistant virtuel »). Tout en relatant l'histoire du cas, l'étude montre les avantages, les enjeux et les défis qui accompagnent le développement et l'utilisation de l'assistant virtuel. Les résultats de l'étude s'appuient principalement sur des entretiens semi-dirigés menés aux mois de mars et d'avril 2022 auprès de huit répondants, dont deux experts de la Division Stratégie, Innovation et Performance (DSIP)¹⁶, deux gestionnaires du service 311¹⁷ et quatre agents du service 311¹⁸.

¹⁶ Patrick Taillon, analyste en technologies de l'information et Pascal Dionne, conseiller principal, Innovation et ville intelligente.

¹⁷ Christine Lacroix, cheffe de division du service des relations avec le citoyen et Awais Qureshi, responsable des relations avec les citoyens.

¹⁸ Mélanie Villeneuve-Larocque, Véronique Chaput, Nathalie Major et Kerwin Clerveaux.

2.1 Le contexte

À la Ville de Laval, la première personne à s'intéresser aux possibilités de développement des systèmes d'intelligence artificielle a été un analyste en technologies de l'information, rattaché à la Direction des technologies d'information. Au début, cet expert passionné de l'IA s'est amusé à utiliser et à tester différents systèmes d'intelligence artificielle durant ses temps libres.

Il y a 4 ans (2018), il n'y avait pas d'intelligence artificielle à Ville de Laval... On n'en parlait même pas. C'est là que j'ai commencé à faire des projets le soir, le midi, puis les fins de semaine... Les tests que je m'amusais à faire ont fini par attirer l'attention de la Direction des TI¹⁹.

En 2018, le directeur de l'époque décide de libérer cet expert pour qu'il se consacre presque exclusivement à la recherche et au développement d'un système d'intelligence artificielle. En 2019, l'analyste en technologies de l'information (ci-après « analyste ») propose à sa direction différents projets de développement en intelligence artificielle. Parmi les projets technologiques proposés, la Direction opte pour le développement d'un agent virtuel pour le 311 de type conversationnel, avec l'ambition d'automatiser certaines tâches routinières des agents du 311. Après quelques expérimentations et à la suite de discussions avec des experts du domaine, l'analyste réalise que « *comprendre une conversation, c'est quelque chose d'excessivement complexe pour la machine* ». On craint aussi l'impact d'un agent conversationnel sur les systèmes et les processus en place. « *On voulait un outil qui n'avait pas d'impact sur les opérations du 311, de sorte que si le système tombe, il continue à travailler* », précise-t-il. Soucieux de donner une valeur ajoutée aux citoyens et d'aider les employés dans leur travail, la Direction des TI se tourne vers un assistant virtuel, qui réalise la transcription de la voix au texte de la conversation entre l'agent du 311 (ci-après agent) et le citoyen. Ainsi, par cet outil, on vise à accompagner les agents dans leurs tâches et non à les remplacer.

Plutôt que de travailler pour remplacer l'humain, on a travaillé pour augmenter les capacités de l'être humain avec l'utilisation de l'intelligence artificielle... On décide à ce moment-là d'aller vers un outil de transcription de la voix au texte. (Expert de la DSIP)

L'analyste envisage alors la possibilité de générer de façon automatique un résumé, à partir de la transcription de la conversation entre l'agent et le citoyen, qui serait ensuite transférée dans le système Requêtes Citoyennes. Bien que la fonction « résumé » soit offerte dans la solution technologique retenue (*Azure Services Cognitive de Microsoft*), elle ne se révèle pas suffisamment performante dans le cadre d'une longue conversation.

¹⁹ Depuis, nommée « Services de l'innovation et des technologies ».

« Si tu prends une conversation de quinze minutes et que tu demandes à l'assistant [virtuel] de générer un résumé, ça ne fonctionne pas », précise l'analyste. On ne rejette pas pour autant l'idée de produire un résumé en format texte au moment de la conversion téléphonique. En effet, on compte offrir à l'agent la possibilité de créer son propre résumé à partir de la transcription en texte de sa voix au moyen d'éléments déclencheurs, comme nous le verrons plus loin.

Avant de déployer l'assistant virtuel auprès des agents du 311, on décide d'expérimenter l'outil de transcription de la voix au texte dans le cadre d'une consultation publique menée par la Ville de Laval auprès de ses citoyens, en décembre 2020. Durant la consultation, le public a accès sur le Web, non seulement à l'image et à la voix des personnes présentes, mais aussi à « *une transcription en temps réel de ce que les citoyens disaient et de ce que les conseillers municipaux disaient ... C'était une première* » (Expert de la DSIP), du moins à la Ville de Laval. Par cet outil, on souhaitait rejoindre les personnes ayant des limitations fonctionnelles, en particulier celles présentant des incapacités auditives, en leur donnant accès aux propos tenus lors de leur consultation. De l'avis d'un expert de la DSIP qui a suivi de près l'expérimentation, « *La transcription était pratiquement parfaite... Si c'est bon pour le service des communications, c'est bon pour le 311.* »

Fort de cette expérience concluante, une gestionnaire du 311 accepte d'expérimenter l'assistant virtuel et son outil de transcription auprès d'agents de son centre d'appel téléphonique, à l'hiver 2021. Quant au choix technologique, le recours à une plateforme infonuagique propriétaire s'est imposé, compte tenu de la facilité de déploiement d'une telle solution et la mise à jour de ses versions.

Le choix le plus simple, c'est de consommer des services existants de traduction de la voix au texte... sur le cloud... Dès que je décroche le téléphone, je commence à consommer le service à l'autre bout, puis, quand je raccroche, j'arrête de payer à l'autre bout. Donc, je paye juste pour ce que j'utilise... [Comme] on consomme le service qu'eux-autres mettent à jour... on est sûr qu'on a toujours la dernière version. (Expert de la DSIP)

C'est aussi un choix qui s'inscrit dans le virage infonuagique que la Ville a entrepris il y a quelques années et qui s'est accentué depuis. Au regard de ces orientations technologiques, la Ville de Laval avait l'embarras du choix. À l'époque, « *la transcription de la voix au texte fonctionnait déjà très bien... autant avec Microsoft, avec Google et Amazon* ». (Expert de la DSIP) La Ville de Laval a retenu la solution infonuagique *Services cognitifs Azure de Microsoft* pour diverses raisons. D'abord, la Ville profitait d'une entente existante avec *Microsoft*. De plus, « *les outils étaient déjà en place [et] ils répondaient aux besoins. Ça nous mettait en confiance d'aller dans cette direction-là* ».

(Expert de la DSIP) Enfin, on justifie ce choix par des motifs d'interopérabilité et d'intégration des systèmes.

Il serait simple de créer un très haut niveau d'interopérabilité entre Azure et notre environnement Microsoft 365, explique M. Taillon. Puisque la grande partie de notre infrastructure est déjà dans le nuage Microsoft, développer une solution utilisant les fonctionnalités d'Azure AI serait beaucoup plus simple, car elle serait placée au même endroit. (Microsoft, 2021).

Pour l'instant, l'assistant virtuel, connecté à la plateforme Azure, n'est pas intégré au système Requêtes Citoyennes dans Microsoft Dynamics 365, de sorte que les agents doivent copier et coller dans le système Requêtes Citoyennes le résumé qu'ils ont produit au moyen de l'assistant virtuel.

2.2 Le développement et l'entraînement de l'outil

Deux agents du 311 ont participé activement aux premières phases d'expérimentation et de développement de l'assistant virtuel. « *Les 2 agents avec qui on avait commencé au début, on les a laissé juste pratiquer. On leur a juste dit de l'utiliser et de prendre des notes. Il n'y avait pas de coaching.* » (Expert de la DSIP) Initialement, l'assistant virtuel offrait des fonctionnalités rudimentaires et peu adaptées au travail de l'agent.

Au début... c'était très décourageant... Il y avait juste un résumé. Donc, quand on parlait le robot, il captait toute la fin de l'appel, donc ce n'était pas nécessaire... il fallait aussi changer la langue. On avait juste l'option « répondre, raccrocher »... J'ai presque abandonné. (Agent du 311)

Des activités de développement et de configuration de l'assistant virtuel étaient donc nécessaires pour adapter l'outil au travail quotidien des agents du 311, notamment lorsque ceux-ci répondaient au téléphone et produisaient le résumé transmis dans le système Requêtes Citoyennes au service approprié. Les activités de développement de l'assistant virtuel, dont l'ajout de fonctionnalités, ont été principalement réalisées par l'analyste, avec l'étroite collaboration des deux agents du 311, qui « *étaient capables rapidement de nous dire : ça de l'allure ou ça n'a pas d'allure* ». (Expert de la DSIP) Outre l'ajout de fonctionnalités, l'analyste a dû entraîner l'assistant virtuel pour y ajouter des mots couramment utilisés par les agents, qui étaient absents de son vocabulaire ou incompris par l'outil et qui occasionnaient des erreurs de transcription. C'est le cas de certains mots techniques qui font appel au domaine d'affaires de la Ville.

Il y a des mots que nous, on dit souvent... Un exemple, un « bonhomme à eau », c'est un boîtier pour fermer et ouvrir l'eau chez le citoyen. Mais,

lui [l'assistant virtuel], il ne le comprend pas. Il met HALO. Il ne sait pas c'est quoi un bonhomme à eau. Mais on peut l'entraîner et lui dire : « Quand tu entends bonhomme halo, écrit bonhomme à eau. » (Agent du service 311)

« Assermentation » est autre exemple de mot inconnu ou non reconnu par l'assistant virtuel et qui a aussi nécessité de l'entraînement.

L'assistant virtuel ne le [assermentation] reconnaissait jamais... Il mettait un autre mot à la place... Quand je dis « assermentation », puis t'entends « concentration », écrit « assermentation »... Puis, cet apprentissage-là, on le pousse dans la base de données pour que la prochaine fois, quand quelqu'un dit « assermentation »... il le reconnaît. (Expert de la DSIP)

Comme le souligne un autre répondant :

On a les outils pour entraîner le modèle et le spécialiser en fonction de notre contexte d'affaires... On peut le personnaliser. On vient rajouter une connaissance... C'est comme un nouvel employé qui vient travailler chez vous. Il ne connaît pas votre domaine d'affaires, vous lui apprenez ces termes-là. (Expert de la DSIP)

L'assistant virtuel a dû aussi être entraîné pour reconnaître le nom d'un de ses agents.

J'avais une agente qui l'utilisait, elle disait : « Mon nom est Mélanie. ». Le robot ne voulait pas entendre « Mon nom est Mélanie. ». Il entendait « Mon nom est Danny. »... À chaque fois que l'agente va dire « Mon nom est Mélanie. », puis que le robot entend « Mon nom est Danny. », on va lui dire : « Écrit « Mon nom est Mélanie. » (Gestionnaire du 311)

Bien que le module de transcription de l'assistant ne soit pas parfait après des mois d'entraînement et de développement, il semble suffisamment performant pour que des agents du 311 l'utilisent avec aisance lors de leurs conversations téléphoniques.

C'est sûr que ce n'est pas encore à 100 %, mais depuis 2020, je vous dirais : « On a fait quand même un grand pas vers l'amélioration de la transcription des conversations... On ne s'attendait pas que ça soit un outil qui va écrire à 100 %. (Gestionnaire du 311)

Depuis le début de l'automne 2021, quatre agents utilisent sur une base régulière l'assistant virtuel. Voyons maintenant comment fonctionne l'assistant virtuel et quels en sont les principaux usages.

2.3 Le fonctionnement de l'outil et ses usages

L'assistant virtuel démarre automatiquement dès que l'agent prend l'appel. La transcription en texte de la conversation entre le citoyen et l'agent s'affiche alors intégralement et en direct sur l'écran de l'agent. L'assistant virtuel fait aussi la diarisation de la conversation entre les deux interlocuteurs, c'est-à-dire qu'il sépare les propos du citoyen de ceux de l'agent. Ainsi, l'agent voit, d'un côté de son écran, ce que le citoyen lui dit, et de l'autre, ce qu'il dit au citoyen, sous la forme d'un texte qui défile. L'agent peut choisir la langue parlée du citoyen ainsi que la sienne. De nombreuses langues parlées lui sont offertes²⁰. Le citoyen, comme l'agent, peut techniquement parler la langue de son choix et se faire comprendre par l'assistant virtuel²¹. L'assistant virtuel offre aussi à l'agent la possibilité de traduire dans une autre langue la transcription de la conversation.

L'assistant virtuel permet aussi à l'agent de créer un résumé, à la lumière de sa conversation avec le citoyen, toujours à l'aide d'un module de transcription de la voix en texte. C'est la principale fonctionnalité de l'assistant virtuel dans un contexte de prise en charge des requêtes citoyennes. Ce résumé, qui doit être en français, sert à vérifier que l'agent a bien compris la raison de l'appel du citoyen, afin de pouvoir répondre à sa requête. Il sert aussi à produire une demande de service, en particulier un billet qui sera transmis au service de deuxième ligne approprié par le système Requêtes Citoyennes. Pour créer un résumé, l'agent n'a qu'à prononcer un des mots clés préprogrammés dans l'assistant virtuel²², au moment opportun, qui déclenche automatiquement le début du résumé. Une fois le mécanisme déclenché, l'agent dicte le résumé. La transcription du résumé s'affiche alors dans une section spécifique de l'interface de l'agent. Par exemple, lors d'une conversation avec un citoyen :

Quand l'agent dit « Le citoyen mentionne que la collecte n'a pas été faite sur sa rue et que c'est la 3^e fois dans le dernier mois que la situation se produit. Elle aimerait savoir pourquoi le recyclage n'est pas ramassé, alors qu'avant c'était toujours fait. », parce qu'il a dit « citoyen mentionne », notre petit robot l'écrit dans le résumé ... et c'est ça que l'agent va mettre dans sa requête. (Gestionnaire du 311)

Le fait de prononcer à haute voix le résumé permet à l'agent de vérifier auprès du citoyen que la demande a été bien comprise par celui-ci. L'agent n'a qu'à cesser de parler un court instant pour terminer le résumé et sa transcription. Puis, « *quand il raccroche, le résumé*

²⁰ Azure Services Cognitive de Microsoft offre un répertoire de plus de 100 langues qui ne cesse de grossir.

²¹ Cependant, les agents doivent répondre en français ou en anglais aux citoyens. Bien que la transcription des autres langues que le français ou l'anglais soient possibles avec l'assistant virtuel, elles ne sont pas encore utilisées si un citoyen parle une autre langue.

²² Dont les mots clés déclencheurs suivants : « Citoyen », « Citoyen mentionne » ou « En résumé ».

est copié dans la mémoire de son ordinateur... déjà prêt à être envoyé... Tout ce qu'il a besoin de faire, c'est du copier-coller [CTRL-V] » (Gestionnaire du 311) dans le système Requêtes citoyennes. L'agent peut aussi éditer la transcription de son résumé et y apporter les corrections ou ajustements nécessaires, avant d'acheminer la requête vers un autre service. Mentionnons que ce ne sont pas tous les appels des citoyens au 311 qui nécessitent un transfert vers un service de 2^e ligne : « L'agent répond à plus de 50 % aux demandes des citoyens » sans qu'il y ait de transfert. (Gestionnaire du 311) Comme l'assistant virtuel enregistre les appels et leur transcription, incluant le résumé, il devient possible pour l'agent d'accéder à l'historique de ses conversations avec les citoyens (audio et texte) et à ses requêtes (texte). « Si j'ai eu un appel puis y'a quelque chose, je suis pas sûr, je peux aller regarder dans l'historique des appels. Je peux même aller l'écouter ». (Agent du 311)

En plus de la transcription de la voix au texte, l'assistant virtuel permet de vérifier si l'agent respecte certaines consignes lors de l'appel d'un citoyen, au moyen d'un dispositif qui détecte l'utilisation des mots clés recommandés (éléments déclencheurs). Par exemple, l'assistant virtuel vérifie, en temps réel, si l'agent accueille le citoyen par un « Bonjour », un « Bienvenue » ou un « Bonsoir », s'il se nomme en disant « Bonjour, mon nom est », s'il transmet au citoyen le « Numéro de la requête » ou le « Numéro de la référence », s'il termine l'appel en souhaitant au citoyen « Bonne journée », « Bonne fin de journée », « Bonne soirée » ou « Bonne fin de semaine » et autres consignes de conformité. Au fil de sa conversation avec le citoyen, l'agent voit des cases se cocher dans la section « conformité » de son interface, « *chaque fois qu'il utilise certains de ces mots... Ainsi, l'agent voit s'il est conforme ou non... ça se fait au fur et à mesure... pendant l'appel* ». (Gestionnaire du 311) L'assistant virtuel vient donc encadrer la conversation de l'agent avec le citoyen par l'application d'un protocole normé qui « *... cible des comportements que l'on veut et des comportements que l'on ne veut pas... Par exemple, on veut que ce soit : « Bonjour » et non pas « Salut » qu'on dise* ». (Gestionnaire du 311) Toujours dans une optique de conformité, l'assistant virtuel détecte et surligne en jaune les mots jugés indésirables et qu'on ne souhaite pas voir utiliser par les agents pendant la conversation avec le citoyen. Il ne s'agit pas seulement de mots grossiers, comme « stupide » ou « imbécile », mais aussi des mots ou expressions à connotation négative, comme « désagréable », « malheureusement » ou « calmez-vous ».

L'importance accordée aux éléments de conformité semble varier d'un agent à l'autre. « *Moi, je ne peux pas dire que je surveille tant que ça ma conformité... Il y a encore du travail à faire* ». (Agent du 311) À l'inverse, un autre agent y voit un outil aidant : « *Moi, ça m'aide beaucoup, parce que nous, comme dans les centres d'appels, on a ce qu'il appelle 'le cycle d'appel'. Vous savez il y a des étapes à suivre dans une conversation.* » Enfin, la majorité des agents acceptent d'apporter certains ajustements, afin de se conformer aux consignes. Par exemple, « *Moi, j'ai tendance à dire : 'Je vous souhaite une*

belle journée, je vous souhaite une belle soirée...' La conformité, c'est : 'bonne journée, bonne soirée' ... *Donc ça, je l'ai adapté.* » (Agent du 311)

2.4 La performance de l'outil

Pour l'ensemble des participants, la transcription de la voix au texte de l'assistant virtuel, en particulier au moment de la création du résumé, paraît suffisamment performante pour appuyer l'agent dans son travail de tous les jours. Bien qu'imparfait, le module de transcription de l'assistant virtuel impressionne. « *Moi, je trouve que c'est phénoménal qu'il puisse décoder ce que je dis, correctement... pas loin de cent pour cent correctement.* » (Agent du 311) Un agent qui l'utilise à la maison Alexa soutient que l'assistant virtuel du 311 la comprend mieux que l'assistant conversationnel d'Amazon, lorsqu'elle parle.

Malgré son entraînement, l'assistant virtuel commet encore quelques erreurs d'orthographe dans la transcription du résumé qui peuvent nécessiter des corrections de la part de l'agent. « *Des fois, il mettait un « er », au lieu de mettre un accent aigu, des petits détails... Il y a le 'citoyen mentionne' qui est au pluriel... Mais, ça, c'est des petites affaires.* » (Agent du 311) Comme autre erreur orthographique, l'assistant ne met pas de lettres majuscules au début des noms propres. Par exemple, « *si on dit 'Laval', il ne mettra pas un L majuscule.* » (Agent du 311) L'assistant virtuel peut aussi commettre des erreurs de ponctuation.

Si je fais un temps d'arrêt... ou un moment d'hésitation, le robot pense qu'il doit mettre un point ou un point d'interrogation... En tout cas, moi, pour ma part, c'est peut-être la façon dont moi je m'exprime. Il a tendance à mettre des virgules ou des points. (Agent du 311)

L'accent de l'agent peut aussi affecter l'exactitude de la transcription.

À cause de mon accent [anglais], l'outil ne détecte pas tout le temps les mots que je vais dire... Certaines fois, je dois faire des petites modifications dans le texte... À part de ça, tout fonctionne bien. (Agent du 311)

Il n'en demeure pas moins que la majorité des agents évaluent ces erreurs comme mineures et facilement surmontables. Alors que la transcription de la voix de l'agent semble performante en tant qu'outil de travail, la transcription de la voix du citoyen, elle, peut poser problème, notamment si le citoyen a un fort accent ou qu'il est dans un environnement bruyant.

La portion de l'appelant... c'est la portion qu'on ne contrôle pas... Le citoyen qui appelle avec son cellulaire dans le parc, puis il vente... s'il a un fort accent ou... s'il ne s'exprime pas bien, l'assistant virtuel fait pas de miracles. (Expert de la DSIP)

Mais l'important, pour l'instant, c'est d'obtenir un résumé de qualité, soulignent les répondants, ce qui semble être le cas ici. Quant à la conversation intégrale avec le citoyen et sa transcription, les agents y retournent rarement lors de la préparation du résumé et de la requête. Dans ces conditions, la qualité de la transcription de la conversation apparaît moins essentielle que dans le cas du résumé.

2.5 L'impact de l'outil sur le travail

Avec l'assistant virtuel, l'agent n'est plus tenu de documenter par écrit la requête, comme avant, grâce à des dispositifs technologiques qui lui permettent de dicter un résumé, de le transcrire en format texte, puis de le copier et de le coller dans le système de Requêtes Citoyennes. La préparation de la requête par l'agent peut donc se faire plus rapidement et exiger moins d'efforts. « *Ça va beaucoup plus vite dire une phrase que de l'écrire.* », soutient un agent. « *Il n'y a presque plus de traitement de texte... Je trouve ça vraiment génial.* », renchérit un autre agent. Bien que la préparation de la requête puisse être moins exigeante, l'assistant virtuel ne semble pas pour autant avoir eu un effet significatif sur la durée moyenne des appels, de l'avis de la majorité des répondants.

Ça ne prend pas plus de temps, mais j'ai l'impression que j'en n'ai pas gagné non plus... [Avant] je tapais en même temps que le citoyen me parlait, je tapais ce qu'il me disait. (Agent du 311)

La diminution de la durée de l'appel n'était d'ailleurs pas un objectif poursuivi dans le cadre du projet: « *Ce qu'on voulait, c'était de bonifier l'expérience, la qualité, puis la satisfaction du citoyen et faciliter le travail de l'agent.* » (Gestionnaire du 311) Plus précisément, on souhaite améliorer l'expérience du citoyen par une écoute plus active de l'agent. Étant libéré de la prise de notes, il est plus facile pour l'agent de se concentrer sur la conversation avec le citoyen. Ainsi, l'agent peut « *faire des résumés plus complets... qui va aider l'envoi dans le service [de deuxième ligne], en indiquant ce qu'il a dit aux citoyens* ». (Gestionnaire du 311). Dans la mesure où les requêtes sont plus complètes, les services de 2^e ligne « *ont plus de détails avec quoi travailler. Ça les aide à prioriser la demande... Ça fait aussi en sorte que le taux de réacheminement à notre service a aussi baissé* ». (Gestionnaire du 311)

Quand on s'adresse aux agents, l'impact de l'assistant virtuel sur la qualité de leur résumé et, par extension, des requêtes citoyennes, paraissent moins évidentes. Les requêtes citoyennes ne seraient pas plus complètes depuis l'avènement de l'outil, soutiennent-ils.

« [Avant], on mettait les mêmes types d'informations. On s'assurait que l'information était complète... Avant, on l'écrivait là, maintenant, on le prononce. » (Agent du 311) Si le niveau de détail des requêtes citoyennes transmises à la 2^e ligne semble équivalent aux yeux des agents, les requêtes en information deviennent plus précises, affirme l'un des agents.

Le seul véritable endroit où j'ai un gain ... [c'est] quand on a une requête en I... c'est une information simple. C'est pour ça qu'on appelle ça « une requête en I ». Quand on la ferme, souvent on n'écrivait pas grand-chose. Dans le titre, on écrivait « camp de jour », puis là, on fermait. Si la personne rappelle, l'autre agent... ne sait pas qu'est-ce que je lui ai dit ? Alors que là, je peux rapidement enregistrer : « La citoyenne voulait savoir si elle peut inscrire ses 4 enfants au camp de jour. Quel est le rabais qu'elle va avoir? »... Fait que le prochain agent, il voit qu'elle a déjà appelé pour ça.

Par ailleurs, des répondants soulignent que le fait de prononcer à haute voix le résumé permet de valider la compréhension que l'agent a de la requête du citoyen. « Si on n'a pas bien résumé la conversation, le citoyen va couper l'agent, puis lui dire : 'Non, t'as oublié cette partie-là ? ». (Gestionnaire du 311) Cette pratique semble plaire aux citoyens, qui se sentent écoutés et compris. Quand on demande aux agents comment ils perçoivent l'utilité de l'assistant virtuel dans le cadre de leur travail, tous y voient un avantage et affirment qu'ils ne s'en passeraient plus. Bien que la transcription du résumé ne soit pas parfaite, le recours à l'assistant virtuel leur procure une aide appréciable et appréciée. Rappelons que l'assistant virtuel a beaucoup évolué depuis le prototype développé au début de la phase de tests. Mieux adapté aux besoins des agents, l'outil semble désormais bien s'intégrer à leurs routines de travail. Pour un agent, l'utiliser serait même devenu un réflexe : « Moi, je l'utilise tout le temps. Puis, des fois, quand je ne l'ai pas, je le cherche. » Un autre agent, qui en a été privé pendant quelques jours, admet avoir trouvé l'expérience pénible : « Je suis allé... à notre comptoir [multiservices] au 1333 Chomedey... J'ai fait quelques appels au téléphone sur un poste de travail qui n'avait pas le robot. J'ai trouvé ça difficile. » Un troisième agent soutient qu'il perdrait « un petit compagnon commode », si on lui enlevait l'outil. Quant au quatrième agent, il souhaite, lui aussi, continuer à utiliser l'outil, mais sur une base volontaire : « J'aime pouvoir l'utiliser quand je veux ».

Malgré l'entraînement et le développement de l'assistant virtuel pour l'adapter au travail des agents, ceux-ci ont dû ajuster certaines habitudes de travail pour bien intégrer l'outil dans le fil de la conversation avec le citoyen. Ils ont notamment dû apprendre à insérer dans la conversation les mots déclencheurs du résumé, et ce, le plus naturellement possible. Comme le souligne un agent, « Il faut que ça aille l'air d'un parlé naturel. ». Or, cela ne semble pas toujours aller de soi dans le cours d'une conversation avec le citoyen.

C'est pas toujours évident de dire « En résumé » ou « Le citoyen mentionne » dans la conversation ... C'est à quel moment je place les mots déclencheurs... au début... au milieu... à la fin... ou après l'appel... Le temps que l'agent s'habitue, c'est à peu près 2 à 3 semaines. (Agent du 311)

L'adaptation à l'outil semble d'autant plus exigeante que l'agent peut avoir développé avec le temps des routines de travail bien ancrées. « *Quelqu'un qui commence, ça risque d'être plus facile que quand t'as déjà des habitudes que tu dois changer... Mais, une fois qu'on pogne le tour avec ça, ça va très bien.* » (Agent du 311) En plus d'avoir à insérer naturellement les mots déclencheurs dans le fil de la conversation, des agents ont dû ajuster leur langage pour se faire comprendre par l'assistant virtuel, en particulier le débit de la voix et la diction.

T'as pas le choix de ralentir ton débit, puis d'essayer de parler plus correctement, pour être sûr que le robot l'écrive comme il faut... Si on va trop vite, il risque d'écrire plein de phrases un petit peu tout croche... T'es tout le temps pris pour corriger... Mais si on prend le temps, puis on prend le temps de bien articuler, ça va être beaucoup mieux écrit. (Agent du 311)

Les agents doivent aussi faire attention au choix des mots qu'ils utilisent et éviter de recourir trop souvent au langage courant. « *Si j'utilise des mots qui ne sont pas adéquats, parce qu'on a un langage courant, c'est sûr qu'il y a des choses qu'il ne comprendra pas. En général, il est quand même bon.* » (Agent du 311) Le fait d'ajuster son langage (par exemple, diction, débit de la voix et choix des mots) pour être bien compris par l'assistant virtuel peut amener l'agent à porter une attention particulière à la manière dont il s'exprime en général lors de l'appel d'un citoyen et à s'appliquer pour s'assurer d'être bien compris par celui-ci.

J'ai des agents que ça les a forcés justement à faire attention, à être conscients de la façon dont ils parlent... Si mon robot ne comprend pas, comment est-ce que mon citoyen pourrait bien comprendre ? (Gestionnaire du 311)

2.6 La création d'outils de gestion

Dans nos objectifs, au départ, on avait mis : Réduire la tâche d'écriture pour l'agent, augmenter la satisfaction du citoyen et permettre à l'agent de se concentrer. Ce qu'on avait moins perçu, c'était le gain pour le gestionnaire. (Gestionnaire du 311)

L'une des principales retombées du projet est la création d'outils de gestion permettant au gestionnaire de superviser le travail des agents qui utilisent l'assistant virtuel. À ce propos, l'analyste a créé un tableau de bord qui, à partir de l'information générée par l'assistant virtuel, mesure la conformité des agents quant à l'utilisation des mots clés exigés (éléments déclencheurs) lors d'un appel. Ainsi, en consultant le tableau de bord, le gestionnaire peut savoir, d'un seul coup d'œil, dans quelle mesure les agents respectent le protocole de conformité, comme dire « Bonjour » et « Se nommer » et qu'ils évitent d'utiliser des mots ou expressions indésirables, comme « Malheureusement ». Le tableau de bord permet aussi au gestionnaire d'être plus efficace dans le monitoring des appels et dans l'évaluation de leur conformité. Il peut désormais mieux cibler les appels potentiellement problématiques qui requièrent son intervention, comme il peut rapidement passer en revue de nombreux appels et voir si les éléments de conformité ont été respectés, sans avoir à les écouter. L'outil de gestion permet donc au gestionnaire d'exercer un suivi plus rapide et plus étendu des appels et de leur conformité qu'il ne le faisait auparavant.

En termes de préparation et d'éléments à aller observer pour les gestionnaires, c'est beaucoup plus rapide, et tu en fais un volume beaucoup plus grand. Donc en termes de coaching, tu peux aller beaucoup plus loin. (Gestionnaire du 311)

À défaut d'utiliser le tableau de bord, le gestionnaire doit procéder le plus souvent à la pièce et de façon aléatoire dans l'écoute et l'évaluation des conversations, en espérant ne pas trop échapper d'appels nécessitant des pistes d'amélioration. L'assistant virtuel offre aussi au gestionnaire la possibilité d'effectuer des recherches textuelles sur l'entièreté des propos tenus par les agents et les citoyens lors des appels téléphoniques qui ont été transcrits, puis enregistrés dans le système.

Si vous voulez avoir accès à tous les appels concernant une problématique d'inondation, de poubelle ou d'un nom de rue, dans tel secteur, vous l'avez instantanément... Je peux faire une recherche filtrée par mots clés que l'agent a mentionnés ou que le citoyen a mentionnés. (Expert de la DSIP)

Grâce à ce nouvel outil de suivi, le gestionnaire peut exercer un entraînement (*coaching*) plus personnalisé des agents qu'il supervise, tant du point de vue de la conformité que de la détention des connaissances.

Je peux écouter tous ses appels sur la collecte des ordures, pour voir s'il le fait bien. Est-ce qu'il maîtrise la technique ? Est-ce qu'il comprend bien le sujet ? (Gestionnaire du 311)

Quant à la perception de ces nouveaux outils de gestion par les agents, ceux-ci répondent que leurs conversations font déjà l'objet d'une écoute. En effet, tous les appels sont enregistrés pour fins de formation et de suivi. « *Nos appels, ils les écoutent déjà comme ils veulent, quand ils veulent.* » (Agent du 311) Les agents ont donc l'habitude de voir leur travail surveillé. Un des agents voit même d'un bon œil l'ajout d'outils de gestion numériques pour encadrer son travail, pour autant que cela contribue à améliorer le service au citoyen. « *Quelqu'un qui fait son travail de façon consciencieuse et qui voit les citoyens comme une personne importante* » ne devrait pas se sentir menacé par ces outils, indique-t-il. En revanche, d'autres agents émettent des craintes, dont celle de voir l'organisation tendre vers une micro-gestion des conduites. « *Mettons qu'ils me disent, 'T'as dit « Malheureusement » 50 fois ce mois-ci'... Je me demande, rendu-là, si ce n'est pas un peu de la micro-gestion ?* » Pour faciliter l'adhésion des agents, il importe d'inscrire ces outils de gestion dans une perspective d'entraînement (*coaching*) des agents et d'amélioration des services offerts, précise un gestionnaire.

Conclusion

Dans un contexte de pénurie de main-d'œuvre, l'intelligence artificielle peut être perçue comme une solution visant à remplacer l'humain. Le déploiement d'assistants virtuels conversationnels (chatbot) est sans contredit l'un des exemples les plus souvent invoqués pour illustrer l'automatisation, voire la robotisation du travail des préposés aux renseignements. Il n'est pas étonnant que les agents du 311 de la Ville de Laval, qui ont utilisé l'assistant virtuel, y aient vu au départ une menace à leur emploi. « *Le fait de participer à un projet d'intelligence artificielle, la première chose qu'on m'a demandée : Est-ce que je vais perdre ma job ?* » (Expert de la DSIP) Pour rassurer les agents du 311 et pour faciliter leur adhésion au projet, l'assistant virtuel leur a été présenté comme un outil qui les accompagne et les aide dans leur travail, et non comme un robot qui les remplace. C'est d'ailleurs de cette façon que les agents qui utilisent l'assistant virtuel perçoivent l'outil. « *Ce n'est pas une machine qui nous remplace. C'est une machine qui nous assiste.* » (Agent du 311) Qui plus est, le besoin de parler à un agent ne disparaîtra pas de sitôt. Au contraire, plusieurs citoyens veulent parler à un humain, surtout quand ça va mal, souligne un agent.

Le robot ne va pas sentir les émotions que moi je vais sentir quand le citoyen est désespéré ou fâché... Il y a des gens qui vivent des situations très difficiles... On est un peu psychologues aussi... La personne qui est en panique parce qu'elle ne comprend pas qu'est-ce qui se passe... a besoin d'être informée et... rassurée... Je ne vois pas comment un robot pourrait faire ça. (Agent du 311)

Quant à la fonction de transcription de la voix au texte de la solution technologique retenue, elle s'est révélée suffisamment performante pour que la Ville aille de l'avant dans l'expérimentation de l'assistant virtuel au 311. Cependant, l'outil proposé au départ était rudimentaire et peu adapté aux routines de travail des agents. Ce n'est qu'au terme d'activités soutenues d'entraînement (par exemple, l'introduction de certains mots absents), de développement (par exemple, l'ajout de fonctionnalités) et de paramétrisation (par exemple, l'insertion d'éléments déclencheurs) que l'assistant virtuel a pu obtenir l'appui des agents. D'un outil qui rebutait au départ ses premiers utilisateurs, l'assistant virtuel est devenu, au moment des entretiens, un outil utile dont les agents ne veulent plus se passer.

L'étroite collaboration entre l'analyste (le développeur) et les agents du 311 qui se sont portés volontaires (les utilisateurs) a permis d'améliorer rapidement et sur une base continue l'assistant virtuel et de l'intégrer aux routines de travail de ces agents. « *On passait du temps presque tous les jours ensemble pour regarder ce qui ne marche pas, ce que je voulais qu'il m'ajoute dans le programme.* » (Expert du DSIP) Outre la grande disponibilité du développeur, les agents ont aussi pu profiter du soutien et de l'accompagnement de leur gestionnaire tout au long du projet, ce qui a créé un climat de confiance favorable à l'adhésion.

Malgré des efforts soutenus de développement et d'entraînement de l'assistant virtuel, l'utilisation de l'outil est venue bousculer quelque peu les routines de travail des agents, notamment quand il s'est agi d'insérer dans la conversation avec le citoyen les mots clés qui déclenchent le résumé de la requête. En plus d'avoir à ajuster leurs habitudes de travail, des agents ont dû revoir leur façon de s'exprimer, en particulier leur diction, le débit de leur voix et le choix de leurs mots, pour être bien compris par l'assistant virtuel. Voyant des avantages à utiliser l'assistant virtuel, les agents se sont montrés ouverts à adapter en conséquence leurs façons de faire et leur manière de parler, en particulier lors de la création du résumé. Il y a lieu de croire que, plus les avantages de l'outil sont importants et évidents aux yeux des agents, plus ceux-ci sont disposés à ajuster leurs pratiques pour en tirer profit.

Le déploiement de l'assistant virtuel n'est pas sans soulever certains enjeux organisationnels. Un premier enjeu est lié à l'une des principales retombées du projet, à savoir la réutilisation des données générées par l'assistant virtuel à des fins d'encadrement du travail des agents. Comme nous l'avons vu, l'utilisation d'un assistant virtuel a conduit à la création d'un tableau de bord qui permet au gestionnaire de suivre de façon automatisée, personnalisée et systématique le travail des agents selon différents éléments ou paramètres de conformité. Comme le souhaite la Ville de Laval, le fait d'inscrire l'utilisation de ces outils de gestion dans une perspective de formation (*coaching*) est certainement une approche gagnante qui peut être garante d'une satisfaction citoyenne.

L'intégration de l'assistant virtuel aux systèmes technologiques en place et aux opérations du 311 est un autre enjeu qui a été évoqué par certains répondants. L'innovation technologique tend en effet à bousculer les opérations courantes dans le cadre du soutien technologique et de la prestation des services. Du côté du soutien technologique, une innovation technologique, comme l'assistant virtuel, peut être perçue comme une autre application à supporter dans un environnement numérique où les systèmes ont plus tendance à s'accumuler qu'à se renouveler ou à se substituer. « *On vient bousculer toute la planification qui avait été faite... et la continuité des opérations... les TI ont déjà de la misère à supporter les opérations quotidiennes* » (Expert de la DSIP) ainsi que les nombreux systèmes technologiques existants, parfois vieillissants. Quant à la prestation des services, rappelons que l'assistant n'était toujours pas intégré au système Requêtes Citoyennes au moment des entretiens. Les agents qui utilisent l'assistant virtuel doivent copier et coller leur résumé dans le système Requêtes Citoyennes. Pour l'instant, les responsables de Requêtes Citoyennes semblent privilégier la stabilité de leur application nouvellement développée et repousser à plus tard l'intégration de l'assistant virtuel.

Cette étude montre que l'innovation technologique ne peut pas se réaliser en vase clos dans l'organisation, si l'on veut éviter que l'outil développé ne finisse sur une tablette. Le fait d'avoir impliqué des agents du 311 dans l'expérimentation de l'assistant virtuel peut faciliter un éventuel déploiement de l'outil dans ce service. « *Une fois qu'on a démontré la désirabilité, la faisabilité et la viabilité de l'outil... ça devrait tomber dans les opérations; ce n'est plus de l'innovation* ». (Expert de la DSIP) Autrement dit, au terme d'un processus d'innovation et d'expérimentation concluant, les opérations doivent s'approprier le nouvel outil et en assurer le déploiement, l'entretien et l'évolution. Faciliter le passage de l'innovation aux opérations, voilà un défi qui guette bon nombre de gestionnaires et d'experts qui auront à piloter et à mettre en œuvre des projets de transformation numérique de plus en plus nombreux et à valoriser les données qui en découleront.

3. Le modèle de prédiction du risque d'incendie du Service de sécurité incendie de Montréal (SIM)

3.1 Le contexte

Depuis les fusions municipales de 2002, le Service de sécurité incendie de Montréal (SIM) étend ses interventions à l'agglomération de Montréal, qui comprend la Ville de Montréal et les 15 autres municipalités de l'île de Montréal. Avec ses 66 casernes de pompiers, le SIM est le deuxième plus grand service d'incendie au Canada. Il intervient « *lors de tous types d'urgences, incluant les urgences médicales, les incendies et les mesures d'urgence*²³ ». Le SIM intervient aussi lors d'actions de prévention et d'éducation auprès de la population par l'entremise de ses agents de prévention.

C'est dans une perspective de prévention des incendies que s'inscrit cette étude de cas. Plus précisément, l'étude porte sur la conception et le déploiement d'un modèle de prédiction du risque d'incendie des bâtiments sur le territoire de l'agglomération de Montréal afin de permettre au Service de sécurité incendie de Montréal (SIM) de planifier ses activités de prévention, en particulier l'inspection de bâtiments, en fonction de ce risque.

Les agents de prévention du SIM inspectent annuellement environ 7 500 bâtiments, sur un total de 334 000 bâtiments situés sur son territoire. Ainsi, le SIM dispose d'effectifs lui permettant d'inspecter annuellement environ 2,3 % des bâtiments de l'agglomération de Montréal. Par l'utilisation d'un modèle de prédiction du risque d'incendie, la direction du SIM souhaite optimiser l'utilisation de ses ressources humaines, notamment en orientant le travail d'inspection de ses agents de prévention vers les bâtiments les plus à risque d'incendie. D'autres villes nord-américaines, dont New York, Atlanta et Pittsburgh, utilisent des modèles de prédiction d'incendie pour améliorer l'efficacité des activités d'inspection des bâtiments sur leur territoire.

En plus de retracer l'histoire du premier modèle de prédiction du risque d'incendie au Québec, cette étude montre les bénéfices, les enjeux et les défis qui accompagnent la conception et l'utilisation d'un tel outil. Les résultats de l'étude s'appuient principalement sur des informations recueillies lors d'entretiens semi-dirigés, d'une durée variant entre 60 et 160 minutes, menés aux mois de février et de mars 2022 auprès de quatre représentants du SIM²⁴ et d'un représentant du Service des technologies de l'information

²³ Site Web du SIM, consulté le 1 juillet 2022 : <https://ville.montreal.qc.ca/sim/mission-vision-et-valeurs>.

²⁴ Dave Waterhouse (Chef de division, Planification et ressources informationnelles, au moment de l'entretien), Karine Séguin (Cheffe de section de la division de la Planification et des ressources informationnelles, au moment de l'entretien), Daniel De Vies (Chef de division de la division des Mesures opérationnelles en prévention) et François Poitevin (Conseiller en planification).

de la Ville de Montréal²⁵. Pour garantir l’anonymat de ces répondants, leurs propos cités dans l’article sont identifiés par un chiffre (de répondant 1 à répondant 5), à l’exception de certains propos qui identifient les auteurs avec leur autorisation.

3.2 La conception du modèle de prédiction d’incendie

En 2016, le Centre de Recherche Informatique de Montréal (CRIM²⁶) disposait d’un important budget provenant de diverses sources, dont une subvention de la Ville de Montréal, pour créer un modèle de prédiction dans la gestion des incendies. Différentes options s’offraient au CRIM²⁷. À la suite de discussions avec des représentants du SIM, les chercheurs du CRIM ont opté pour la conception d’un modèle de prédiction d’incendie. Inspiré du modèle de prédiction d’incendie d’Atlanta, appelé *Firebird*, le CRIM a créé, en 2017, une première version du modèle de prédiction d’incendie (ci-après « modèle de prédiction »), en l’adaptant aux besoins du SIM. Contrairement au modèle d’Atlanta, qui s’applique aux bâtiments commerciaux, le modèle de prédiction que voulait créer le CRIM visait l’ensemble des bâtiments de l’agglomération de Montréal.

Pour construire ce modèle de prédiction, le CRIM a demandé au SIM de lui transmettre de nombreuses données sur les interventions et les incidents en matière d’incendie au cours des dix dernières années pour l’agglomération de Montréal. Ces données étaient extraites du principal système opérationnel du SIM, appelé « Sous-Système des Données Opérationnelles (SSDO²⁸) ». « *Ce système, c’est notre bible* ». (Répondant 5) Une fois les données extraites et transmises au CRIM, celui-ci les a analysées afin de repérer les facteurs de risque (ou variables) à insérer dans le modèle, pour prédire une probabilité d’incendie pour chacun des bâtiments de l’agglomération de Montréal.

Une première version du modèle a été créée, en 2017, par les chercheurs du CRIM. Le modèle et ses droits de propriété ont ensuite été transférés au SIM. Est alors entré en scène un scientifique de données de la Ville de Montréal afin de s’approprier et tester le modèle qui a été produit par le CRIM. « *J’ai été appelé à développer un peu plus précisément le modèle de prédiction d’incendie ... j’ai donc pris en main ce modèle développé par le CRIM* ». En s’appropriant le modèle, le scientifique de données a décidé,

²⁵ Patrick Agin, Architecte de solution et Scientifique de données à la Ville de Montréal.

²⁶ Le CRIM est un organisme à but non lucratif dont les activités de recherche et de développement font appel aux technologies de l’information et, plus récemment, à l’intelligence artificielle.

²⁷ Dont un modèle de prédiction du temps de déplacement des pompiers, un modèle de prédiction du temps de réponse des pompiers et un modèle de prédiction du risque d’incendie des bâtiments.

²⁸ Le SSDO recueille des données sur chaque intervention du SIM (p. ex., l’heure d’appel, l’adresse, le type de bâtiment, les unités déployées, le temps de réponse, les dommages matériels, le nombre de citoyens évacués, les signes vitaux des patients, la narration des officiers des interventions, les données d’enquête sur les causes d’incendies, etc.).

de concert avec le SIM, d'apporter des changements au modèle de sorte que « *le modèle initial proposé est devenu un tout autre modèle... On a donc développé ni plus ni moins notre propre modèle* ». Dans la nouvelle mouture du modèle, le scientifique de données a transformé l'architecture du modèle et réduit significativement le nombre de variables à considérer par rapport au modèle initial. Par souci de simplification, le modèle de prédiction est passé d'une vingtaine à quatre variables, précise le scientifique de données.

On a réalisé que certaines variables, présentes au départ, n'étaient pas si utiles... La majorité d'entre elles étaient même superflues... et leur apport marginal. J'en suis arrivé à considérer un ensemble beaucoup plus petit de 4 variables, et cette réduction ne nuisait pas à la performance du modèle, mais le simplifierait considérablement, ce qui est un avantage indéniable en modélisation... On est aussi plus à l'abri des erreurs de modélisation et des problèmes de collecte de données.

Les variables (ou facteurs de risque) retenues dans le nouveau modèle de prédiction ont été les suivantes : le type de bâtiment (par exemple, résidentiel, condo ou autre), la catégorie et la sous-catégorie du bâtiment²⁹ et le nombre d'incidents passés. Une variable se démarquait particulièrement du lot, compte tenu de son influence déterminante dans le modèle. Il s'agissait du nombre d'incidents qui se sont produits au cours des dix dernières années dans un même bâtiment et qui ont nécessité une intervention du SIM.

Les incidents ... c'est plus large que les incendies. On inclut là-dedans une panne d'ascenseur ou un appel pour un petit feu de cuisson ou de la fumée, une alarme d'incendie ou une fuite de gaz. C'est comme des petits signaux qui servent de variables prédictives... Plus ce nombre de signaux est élevé, plus la probabilité d'incendie pour l'année à venir est grande... Je dirais que la plupart des 20 autres variables considérées au départ dans le modèle original se sont avérées un peu superflues... Le nombre d'incidents capte probablement déjà presque toute l'information captée par ces autres variables. (Répondant 1)

S'appuyant sur une régression logistique composée de quatre variables et de nombreuses données sur l'historique des interventions³⁰, le nouveau modèle de prédiction permettait de classer les bâtiments de l'agglomération de Montréal selon leur probabilité d'être victimes d'un incendie dans les 12 prochains mois. Plus concrètement, le modèle

²⁹ Dont les catégories suivantes : résidentiels (11 logements et moins) ; résidentiels (12 logements et plus) ; commerciaux ou semi-commerciaux ; industriels et réseaux d'utilité publique ; publics et gouvernementaux ; terrains vacants et fermes.

³⁰ L'historique des interventions s'échelonne sur 120 mois, soit les dix précédentes années. Étant donné que ces données sont réévaluées à tous les premiers du mois, le modèle de prédiction tient toujours compte des 10 dernières années.

permettait de générer une liste des 344 000 bâtiments (ou adresses) de Montréal ordonnancés selon leur risque d'incendie, les bâtiments les plus à risque apparaissant au haut de la liste et les moins risqués au bas de cette liste. Pour la majorité des répondants, le modèle est apparu comme un outil d'aide à la décision utile dans la planification des inspections par les agents de prévention.

3.3 Le rendement du modèle de prédiction

Avant d'utiliser un modèle de prédiction dans les opérations quotidiennes d'une organisation, il importait de mesurer le rendement du modèle afin de s'assurer qu'il améliorerait la situation. Pour évaluer l'efficacité du modèle de prédiction d'incendie du SIM, une mesure de qualité simple et concrète, appelée « taux de rappel », a été appliquée aux 7 500 bâtiments les plus à risque d'incendie, puis a été évaluée, en janvier 2018, à partir du calcul du pourcentage suivant :

Parmi les bâtiments réellement incendiés en 2018, quel pourcentage se trouve parmi les 7500 plus hautes probabilités fournies par le modèle?... Sur les 1 934 bâtiments incendiés en 2018, 41,9 % (811) auraient fait partie de la liste d'inspection de 7 500 bâtiments établie au 1/1/2018. (Ville de Montréal, 2019)

Ainsi, 41,9 % des incendies survenus en 2018 se seraient retrouvés parmi les 7 500 premiers bâtiments de la liste ordonnée. Rappelons que 7 500 bâtiments représentent la capacité annuelle moyenne d'inspection du SIM, soit 2,3 % des bâtiments sur son territoire. Dans l'hypothèse où les inspections seraient l'unique fruit du hasard, c'est-à-dire le résultat d'une sélection totalement aléatoire, un tel modèle d'inspections « capterait entre 2 et 3 % des bâtiments qui connaîtraient un incendie dans l'année », précise le scientifique de données. Avec un taux de rappel de 41,9 % des 7 500 bâtiments inspectés au cours de l'année, le modèle de prédiction fait bonne impression auprès des responsables du SIM, qui y voient un outil utile pour la planification des inspections. Grâce à cet outil, il apparaît désormais possible d'optimiser le travail d'inspection des agents de prévention en « les dirigeant vers les bâtiments avec le plus haut taux de probabilité d'avoir un incendie ». (Répondant 2)

Pour que cette mesure de qualité soit la plus fiable et objective possible, le scientifique a dû séparer les données qui servaient à l'entraînement du modèle de prédiction (par exemple, les interventions des dix dernières années) et les données qui servaient à l'évaluation de son rendement (par exemple, le nombre d'incendies déclarés au cours des 12 mois suivants) :

Il ne faut jamais contaminer les données d'entraînement en les mêlant aux données sur l'évaluation de la performance du modèle. Il s'agit d'un principe de base en apprentissage machine... Ainsi, les paramètres du modèle retenu vont avoir été estimés sur des données d'une certaine période, et l'estimation de la performance du modèle va avoir été faite sur un autre ensemble de données qui, lui, n'aura jamais été utilisé pour estimer les paramètres.

Quant aux données ayant servi à l'entraînement du modèle de prédiction, elles s'échelonnent sur une période de dix ans, ce qui permet de constater la stabilité dans le temps du modèle de données : « *Il y a une certaine stationnarité dans les données... Ce qui était vrai il y a 5 ou 10 ans est encore vrai aujourd'hui* », ajoute le scientifique de données.

3.4 La première année du déploiement du modèle (2020)

Au début de l'année 2019, le modèle de prédiction est transmis au chef de division du SIM responsable des mesures opérationnelles de la prévention pour l'ensemble de l'agglomération de la Ville de Montréal. Introduit à titre de projet pilote, le modèle est présenté comme une aide à la décision dans le processus de planification des inspections de bâtiments sur l'ensemble de l'agglomération de Montréal. Le modèle de prédiction prend, à ce moment-là, la forme d'un fichier Excel qui classe les bâtiments selon leur probabilité d'incendie dans les douze prochains mois, les bâtiments les plus à risque se situant en haut de la liste. Le chef de division est impressionné par la valeur prédictive du modèle, notamment après avoir consulté la liste des bâtiments ayant les plus hautes probabilités d'incendie.

Le premier bâtiment que le modèle me dit d'aller voir, c'était sur la rue Y... Et je vais voir dans mon historique, c'était notre premier décès de l'année. Là, je me dis : « Wow ! le modèle que je suis en train d'utiliser... il est vraiment bon ! »

Le chef de division présente le modèle à ses sept chefs de section. Le SIM décide de ne pas rendre obligatoire le recours au modèle en cette première année d'expérimentation. Cette décision donne suite aux craintes des agents de voir leurs expériences et leurs connaissances du territoire substituées par l'arrivée du modèle prédictif. Toutefois, l'autonomie qui est accordée à l'agent dans le choix des bâtiments à inspecter semble problématique aux yeux de la majorité des répondants. Pour convaincre les chefs réfractaires d'utiliser le modèle, le chef de division use d'une stratégie de persuasion qui met en lumière l'efficacité du modèle.

Au mois de mars 2020, je rencontre un premier chef qui a eu un décès dans son secteur... Il regarde [le modèle prédictif] et me dit : « Dans mon secteur de caserne, ce serait le premier bâtiment à inspecter durant mon année... Je comprends vraiment que le modèle est bon et je vais le vendre à mes agents. » Celui-là l'a vendu à ses agents... Un mois après, il y a eu un autre décès dans une autre division qui n'avait pas utilisé le modèle prédictif, et j'ai fait la même chose avec le chef.

Bien que le projet pilote ait été prolongé jusqu'en 2020, en raison de la pandémie de COVID-19 qui en a ralenti le déploiement à grande échelle, une majorité de chefs a adhéré au modèle prédictif en cette deuxième année d'expérimentation.

3.5 Les deuxième et troisième années de déploiement du modèle (2021 et 2022)

Après avoir permis l'utilisation du modèle de prédiction sur une base volontaire lors du projet pilote (2019 et 2020), le SIM rend son utilisation obligatoire pour l'ensemble des agents de prévention du territoire de Montréal à partir de 2021. N'ayant pas la capacité d'inspecter tous les bâtiments, le SIM décide de cibler les bâtiments qui ont une probabilité d'incendie égale ou supérieure à 3 %, selon le modèle de prédiction, pour un total d'environ 7 500 bâtiments à inspecter en 2021. « *C'est les premiers 1 500 bâtiments qui sont payants, puis, après ça, la courbe descend* », précise le scientifique de données.

Pour rendre l'utilisation du modèle de prédiction plus convivial aux agents de prévention et à leur chef, les données Excel sur les bâtiments et leurs probabilités d'incendie sont, depuis 2021, intégrées à l'interface de visualisation de données *Qlik Sense*³¹. Cette interface permet aux utilisateurs de présenter sur une carte géographique de la Ville tous les bâtiments selon différents niveaux de probabilité d'incendie, au choix de l'utilisateur. Du point de vue de l'utilisateur, le modèle prédictif passe d'un fichier Excel, dressant une liste ordonnée de données brutes sur les bâtiments, à un outil de visualisation et de géolocalisation dynamique plus propice à la planification des interventions. Par exemple,

[...] afficher les bâtiments ayant 5 % et plus prend une demi-seconde, et je viens de filtrer 4 800 adresses sur les 344 000 de la Ville... Plus les pastilles sont foncées sur la carte, plus les bâtiments ou territoires sont à risque... les gens aiment bien quand tout est mâché. (Répondant 5)

³¹ Qlik Sense est la plateforme d'analytique utilisée par la Ville de Montréal pour produire des tableaux de bord et autres outils de visualisation. Son déploiement s'est terminé en 2021. Depuis, l'utilisation de cet outil de gestion est rendue obligatoire pour les services municipaux qui souhaitent utiliser un tableau de bord.

Après une année complète d'utilisation du modèle de prédiction sur l'ensemble de l'agglomération de Montréal en 2021, le SIM revoit certaines règles de fonctionnement dans la planification des inspections en 2022. Par exemple, le SIM enchâsse et formalise une marge d'autonomie des agents de prévention dans le processus d'inspection des bâtiments. Les agents de prévention peuvent dorénavant choisir les bâtiments à inspecter jusqu'à concurrence de 20 %, s'ils le souhaitent. Cependant, ils doivent justifier leur choix lorsqu'ils dérogent aux indications du modèle de prédiction. Loin d'être futile, cette marge d'autonomie accordée aux agents de prévention peut constituer un complément utile au modèle de prédiction, notamment lorsque les agents tiennent compte de l'impact de l'incendie dans leurs choix d'inspection, ce que le modèle ne permet pas de faire, du moins pour le moment.

Le modèle de prédiction est utilisé non seulement par les agents de prévention, mais aussi par les pompiers lors de leurs visites de bâtiments. Mentionnons que les pompiers de chaque caserne sont appelés à faire des visites d'inspection d'avertisseurs de fumée dans un nombre donné de bâtiments résidentiels dans leur territoire de réponse. Les adresses et les rues à visiter étaient choisies selon un ordonnancement aléatoire jusqu'en 2021. Depuis 2022, les adresses à visiter pour chaque caserne sont générées par le modèle de prédiction, ce qui donne une plus grande valeur à cette tâche aux yeux des pompiers. Ainsi, le processus d'inspection s'en trouve crédibilisé, et la mobilisation des pompiers améliorée. Les pompiers ont désormais l'impression de faire une différence significative par leurs visites d'inspection, affirme un gestionnaire du SIM.

3.6 Les retombées du modèle de prédiction d'incendie

Les principales retombées du modèle de prédiction s'inscrivent dans une volonté d'optimiser l'organisation des services de prévention des incendies, en particulier la planification des inspections des bâtiments. Grâce à l'utilisation du modèle, le travail d'inspection des agents de prévention et, dans une certaine mesure, celui des pompiers se trouvent désormais plus alignés sur les bâtiments les plus à risque d'incendie.

L'utilisation du modèle de prédiction a aussi conduit à une réorganisation territoriale du travail d'inspection des agents de prévention selon le risque d'incendie des bâtiments. Avant le déploiement du modèle de prédiction, « *les inspections étaient gérées selon la structure du territoire* » (Répondant 5). Il faut savoir que le territoire montréalais a été découpé en 6 grandes divisions, à la suite d'une révision de la structure opérationnelle du SIM, en 2017-2018 : « *5 de ces divisions ont 12 casernes et une en avait 6, le centre-ville* ». (Répondant 4) Le modèle de prédiction montre que les bâtiments à risque d'incendie et, par conséquent, les besoins d'inspection sont inégalement répartis d'un territoire à l'autre. Ainsi, certaines divisions contiennent plus de bâtiments à haut taux de probabilités d'incendie que d'autres. Pour que le SIM soit en mesure d'inspecter

annuellement l'ensemble des 7 500 bâtiments montréalais qui affichent une probabilité de 3 % et plus d'incendies, le déplacement d'agents de prévention d'une division à l'autre était devenu nécessaire. Par exemple,

...dans la division Y, les besoins opérationnels, quand on utilise le modèle prédictif, sont de deux agents. Mais, dans le bureau de cette division, on retrouve six agents plus un chef... On rencontre alors les six personnes et leur chef, et on leur dit que deux vont travailler dans cette division et les quatre autres vont aider dans une autre division où j'ai plus de bâtiments à risque d'incendie... Avant le modèle, les six personnes de la division Y restaient sur leur territoire. (Répondant 4)

Ce découpage territorial du travail des agents de prévention est certainement l'une des retombées les plus importantes du modèle.

3.7 De possibles améliorations du modèle

Depuis son déploiement, en 2019, le modèle de prédiction n'a pas évolué. Avant de faire évoluer le modèle de prédiction, « on voulait voir s'il était stable » (Répondant 2). Sa stabilité semble maintenant être démontrée, si l'on en juge par un taux de prédiction d'incendie qui s'est maintenu autour de 42 % en 2020 et en 2021. Pour les répondants, il serait temps de faire évoluer le modèle de prédiction afin de le rendre plus utile et plus performant en y ajoutant d'autres variables, comme l'impact potentiel d'un incendie.

Jusqu'ici, il n'y a pas d'analyse d'impact qui est faite sur les bâtiments. Deux bâtiments de même risque vont être traités également dans la liste, même si l'un des bâtiments est une école et l'autre une résidence familiale. Si les bâtiments ont le même risque, ils vont sortir au même niveau dans la liste... Pourtant, l'impact serait beaucoup plus grand sur une école ou sur un hôpital que sur une maison... L'analyse d'impacts viendrait un peu replacer dans un nouvel ordre les bâtiments, en considérant l'impact possible en termes de vies humaines, en termes de coûts économiques, de coûts environnementaux ou de coûts réputationnels. (Répondant 1)

L'historique des inspections³² est aussi suggéré par certains répondants comme variable pouvant être ajoutée au modèle :

³² Comme c'est le cas des modèles de prédiction du risque d'incendie utilisés à New York, à Atlanta et à Pittsburgh. Ces trois villes ont aussi intégré certaines requêtes au 311 dans leur modèle.

Comme ajout possible pour l'évolution du modèle, s'il y avait une 2^e piste à proposer, ça serait que le modèle prenne en compte dans ses prédictions le fait qu'un bâtiment a été inspecté ou pas dans un passé plus ou moins récent... Bien sûr, ça fait l'hypothèse que l'utilité d'une inspection est mesurable et observable dans nos données... Il reste encore à confirmer une telle chose. (Répondant 1)

Un répondant évoque la météo comme autre variable pouvant être intégrée au modèle³³, compte tenu de son impact sur l'efficacité des interventions.

L'impact opérationnel d'une tempête de neige, c'est trois jours, le temps que toutes les rues soient déneigées. Si c'est pas bien déneigé, j'ai beau avoir un bon camion, s'il y a 8 personnes devant moi, je ne peux pas les pousser. (Répondant 5)

Bien que source d'amélioration, l'ajout de variables nécessite, au préalable, un important travail d'analyse des données du modèle ainsi que certaines vérifications sur leurs disponibilités et leurs formats, affirment des répondants. Il faut s'assurer que la variable qu'on veut ajouter améliore significativement le pouvoir de prédiction du modèle. Il faut aussi que les données associées à cette variable soient accessibles et réutilisables, ce qui ne semble pas aller de soi quant à l'historique des inspections, indique-t-on.

On ne peut pas se permettre de mettre une variable comme ça, à la va vite... Il faut avoir des données du passé qui montrent qu'en utilisant la donnée d'inspection, la performance du modèle est meilleure, ce qui n'est pas du tout évident, parce que ça ne sera pas facile d'obtenir ces données historiques et ce ne sera pas sûr que ce petit gain marginal va s'exprimer dans les données. (Répondant 1)

Enfin, l'un des répondants propose d'augmenter la fréquence d'utilisation du modèle dans la planification des inspections : « *L'idéal serait qu'à chaque semaine, on roule le modèle et on sort la liste* ». Cependant, cela suppose de revoir le cycle de planification des inspections qui, pour l'instant, se fait sur une base annuelle.

3.8 Les enjeux informationnels et organisationnels

Les fusions municipales de 2002 ont contribué non seulement à l'harmonisation des façons de faire du SIM, mais aussi à l'intégration de certaines bases de données opérationnelles à l'ensemble du territoire montréalais.

³³ Les données météorologiques ont été intégrées au modèle de prédiction de New York (*FireCast*).

Au début des fusions, il y a eu vingt-deux systèmes d'incendie à combiner... Des façons de faire, des services, des camions avec des couleurs différentes... pour n'avoir qu'un seul service incendie corporatif avec les mêmes boyaux partout, les mêmes façons de faire, etc. La fusion a aussi permis l'accumulation des données depuis l'an 2002 dans un gros cube d'informations. (Répondant 5)

Pour plusieurs répondants, cette intégration et cette accumulation des données sur les opérations du SIM ont rendu possible, du moins sur le plan technique, le développement et l'entraînement du modèle de prédiction, d'abord par le CRIM, puis par le SIM. Un répondant va jusqu'à situer la fusion municipale de 2002 au jour un de la genèse du modèle de prédiction. Malgré un contexte favorable à l'intégration des systèmes d'information, le SIM semble aux prises avec des enjeux d'accessibilité et d'intégration des données, particulièrement quand il s'agit d'ajouter de nouvelles variables au modèle, dont l'historique des inspections.

Le plus gros du travail, ce serait celui de collecter les données de cette variable qui résident dans d'autres systèmes, puis de faire se croiser les données pour constituer un jeu de données sur lequel on peut ensuite estimer la valeur de telle ou telle variable... C'est ça, bien souvent l'enjeu... Il y aurait plus à gagner, dans un premier temps, à inclure une analyse d'impacts que d'inclure la variable inspection du bâtiment pour la performance du modèle. (Répondant 1)

Certaines données du modèle actuel posent également des défis de normalisation et de synchronisation, notamment quand il s'agit de croiser les bases de données. C'est le cas des adresses physiques des bâtiments.

Les données d'adresses physiques des bâtiments du service d'incendie, c'est dans une base de données, les données des bâtiments de la Ville de Montréal, c'est dans une autre bd... Il y a parfois un manque de normalisation qui fait que c'est difficile de croiser les données entre elles... Non seulement les adresses entrées ne sont pas toujours normalisées, mais les bases de données ne sont pas synchronisées. Ça fait qu'on en échappe. (Répondant 1)

Comme nous l'avons vu, l'utilisation du modèle de prédiction a eu un impact sur le processus de planification des bâtiments à inspecter et, par conséquent, sur le travail des agents de prévention. Alors que certains agents ont vu dans le modèle de prédiction une façon de renouveler avantageusement leurs pratiques à partir d'un outil de visualisation et de géolocalisation, d'autres y ont vu une menace à leur autonomie. En effet, le modèle de prédiction semble avoir rencontré une résistance auprès de certains agents, en

particulier quand il a été question de décloisonner territorialement leur travail d'inspection.

Par ailleurs, le SIM est autonome quand il s'agit de « *faire rouler le modèle* ». (Répondant 1) Cette autonomie s'explique par le fait qu'on y a automatisé la gestion des données du modèle de prédiction, de la collecte à la visualisation, en passant par le traitement des données. « *On a automatisé les traitements pour que tout ça roule en continu... Tout ça se fait automatiquement sans que personne n'intervienne. Le tableau de bord se met à jour tout seul* ». (Répondant 5) Bien que le SIM se serve du modèle une fois par année dans sa planification des inspections, le système dresse automatiquement une liste des probabilités d'incendie à tous les mois.

Alors que le SIM se montre autonome dans l'utilisation du modèle de prédiction, il ne dispose pas à l'interne de l'expertise nécessaire pour le faire évoluer. « *C'est la difficulté que rencontre la majorité des services de la Ville qui utilisent des modèles développés par des gens dans un autre service qui ont une connaissance et qu'eux-mêmes n'ont pas* ». (Répondant 1) Le SIM a dû d'ailleurs faire appel à un scientifique de données rattaché au Service des technologies de l'information de la Ville de Montréal pour parfaire le développement du modèle initié par le CRIM. Or, cette expertise est rare, même à l'échelle de l'agglomération de Montréal. Elle est donc très sollicitée par d'autres services de la Ville.

En ce moment, je suis à peu près tout seul à pouvoir faire ce que je fais là, à la Ville, ce qui est clairement insuffisant... On a perdu beaucoup de monde, notamment en raison de l'attrait du privé... Si je m'en vais de la Ville demain, c'est plus compliqué pour le SIM de faire évoluer le modèle.

En revanche, le fait que le modèle de prédiction soit simple facilite le transfert des connaissances vers un autre expert du domaine, ajoute le scientifique de données : « *Je lui passe le modèle, c'est très simple à expliquer, à transmettre... L'enjeu est toujours là, mais il est diminué par la simplicité du modèle* », soutient le scientifique de données.

Enfin, la diffusion du modèle de prédiction et de son outil de visualisation géolocalisé auprès de la population en général, bien que séduisante au point de vue de la transparence municipale, peut soulever des enjeux dont les conséquences pourraient être supérieures aux bénéfices escomptés. Par exemple, « *on pourrait assister à une dégentrification de certains secteurs... Si le secteur est à risque d'incendie, on n'ira pas acheter là. Puis, ça peut jouer sur les prix et la valeur foncière* ». (Répondant 2) C'est pourquoi le SIM souhaite, pour l'instant, garder à l'interne l'usage du modèle et de son outil de visualisation.

Conclusion

Cette étude démontre que les données sur les opérations d'un service public, en particulier celles du SIM, peuvent être modélisées afin de gérer de façon plus éclairée et optimale l'utilisation des ressources humaines dans ce service. Ainsi, la valorisation des données sur les interventions en matière d'incendie (par exemple, les incidents) a pu contribuer à une meilleure réflexivité organisationnelle du SIM quant à la gestion des inspections des bâtiments en fonction des risques d'incendie. Les données ont donc constitué un intrant essentiel pour développer et entraîner le modèle de prédiction ainsi que pour l'opérationnaliser et en évaluer le rendement.

Quant au rendement du modèle lui-même, c'est-à-dire à sa capacité de prédire une probabilité d'incendie lors des douze prochains mois, il est apparu suffisamment efficace pour y recourir. Un taux de rappel de 42 % pour les 7 500 bâtiments retenus par le modèle témoigne de cette efficacité. En plus d'aligner le travail des agents de prévention sur les bâtiments les plus à risque d'incendie, le modèle de prédiction a contribué à déterritorialiser le travail des agents afin d'assurer une meilleure répartition des ressources sur le territoire de la Ville de Montréal en fonction des risques d'incendie. Il s'agit de l'une des principales retombées du modèle.

Le rendement d'un modèle de prédiction est tributaire non seulement de l'accès aux données et de leur traitement, mais aussi de la qualité des données recueillies et de leur format. Or, la multiplication et le cloisonnement des systèmes d'information à la Ville de Montréal, comme dans beaucoup d'autres administrations publiques (voir aussi Boudreau et Bernier, 2017), rendent l'accès aux données et leur traitement souvent difficiles, voire périlleux, notamment quand il s'agit d'ajouter et d'ajuster de nouvelles variables au modèle.

L'étude montre aussi que le modèle de prédiction du SIM exige toujours le recours à des humains, que ce soit pour développer et entraîner le modèle (par exemple, le choix des variables du modèle par le scientifique de données) pour l'interpréter (par exemple, le choix des bâtiments par les agents de prévention selon l'impact de l'incendie) ou pour l'évaluer. À cet égard, le SIM a jugé utile de préserver une certaine marge d'autonomie de la part des agents de prévention dans le choix des bâtiments à inspecter. Cette marge d'autonomie est considérée comme une façon de pallier les limites du modèle quant à sa capacité prédictive. C'est aussi une façon d'adapter l'organisation du travail des agents de prévention afin qu'ils répondent aux demandes ponctuelles et imprévisibles qui leur sont quotidiennement soumises. Enfin, par la reconnaissance d'une marge d'autonomie, le SIM tend à favoriser l'adhésion des agents de prévention au modèle de prédiction. Reste à voir combien de temps cette marge demeurera avec le perfectionnement du modèle.

Comme il fallait s'y attendre, le recours à un modèle de prédiction qui déterritorialise le travail d'inspection n'a pas suscité l'adhésion instantanée de l'ensemble des agents de prévention, particulièrement celle des agents possédant plusieurs années d'expérience. Diverses stratégies ont alors été utilisées pour favoriser l'adhésion au modèle, dont une première année d'expérimentation volontaire, la démonstration de l'utilité du modèle auprès des chefs de section, statistiques à l'appui, le recours à des outils de visualisation faciles d'utilisation et la possibilité pour les agents de conserver leur bureau, indépendamment de leurs lieux d'inspection. D'autres mesures d'adhésion et d'intéressement seront sûrement à prévoir au fur et à mesure que le modèle de prédiction se perfectionnera et encadrera davantage les pratiques des agents de prévention.

4. La valorisation des données au Centre de services scolaire du Val-des-Cerfs

Introduction

Les modèles de prédiction sont une composante importante de l'intelligence artificielle. Ils permettent de prédire des comportements futurs à partir de l'analyse d'événements du passé. Ces modèles peuvent être utilisés par les organisations pour saisir des occasions d'affaires, notamment à partir de l'analyse de leur environnement et de la détection de pratiques ou de tendances émergentes. Les modèles de prédiction peuvent aussi servir à anticiper et à gérer des problèmes de toutes sortes, comme les crises financières, les crimes contre la personne, les risques de récidive, les cybermenaces, les incendies, les épidémies, les échecs scolaires et les catastrophes naturelles. L'éducation est un secteur propice au déploiement de modèles prédictifs, compte tenu des problèmes potentiels de décrochage, de redoublement ou d'échec scolaire auxquels doivent faire face les intervenants de ce secteur.

La présente étude de cas porte sur un projet de valorisation de données, initié en 2017 par le Centre de services scolaire du Val-des-Cerfs (ci-après CSSVDC) et son directeur général, visant notamment la conception et l'utilisation de modèles de prédiction du risque de décrochage. Tout en relatant l'histoire du projet, l'étude montre les avantages, les conditions facilitantes, les enjeux et les leçons qui accompagnent le déploiement de ces modèles de prédiction. Les résultats de l'étude s'appuient principalement sur des entretiens semi-dirigés menés auprès de deux représentants du CSSVDC³⁴ et de deux experts externes³⁵ engagés dans le projet depuis le début. Ces entretiens ont été réalisés aux mois de décembre 2022 et janvier 2023.

4.1 La conception des premiers modèles de prédiction : 2017-2020

Depuis 2017, le centre de services scolaire du Val-des-Cerfs (ci-après CSSVDC) développe et expérimente, avec le soutien de deux experts externes, des modèles de prédiction pour détecter le plus tôt possible les élèves du secondaire qui présentent des signes annonciateurs d'un éventuel décrochage scolaire. Le directeur général du CSSVDC, Eric Racine, est à l'origine (et le principal instigateur) de ce projet d'expérimentation d'outils

³⁴ Le directeur général, Eric Racine, et le directeur du Développement de solutions d'analytique avancée, Jérémie Alluard.

³⁵ Éric Marcotte et Hugo Juhel. Au début du projet, ils étaient des employés de la firme Raymond Chabot Grant Thornton. Ces deux experts quitteront Raymond Chabot Grant Thornton (RCGT) pour créer leur propre entreprise spécialisée en valorisation de la donnée, d'abord Stratemia, en 2020, puis Science, en 2022.

d'intelligence artificielle. « Ayant été lui-même un décrocheur durant son parcours scolaire, Eric Racine connaît très bien le chemin qu'empruntent celles et ceux qui s'éloignent des bancs d'école. » (CSSVDC, 2022a) La persévérance scolaire a été une préoccupation constante tout au long de la carrière de cet ancien enseignant, devenu tour à tour directeur adjoint d'école, directeur d'école, puis directeur de centre de services scolaire. Cet intérêt s'est notamment traduit par le désir de mieux comprendre les causes du décrochage et d'en repérer les premiers symptômes, en particulier auprès d'élèves qui présentent peu ou pas de signes avant-coureurs. Alors que certains décrocheurs potentiels, aux prises avec des difficultés scolaires apparentes, peuvent être facilement détectés à l'avance par les professeurs et autres intervenants, puis être pris en charge par le milieu scolaire, d'autres décrocheurs potentiels, au parcours moins problématique, peuvent passer sous le radar des enseignants et des directions d'écoles, comme l'explique Eric Racine :

Lorsque je suis arrivé à la direction d'établissement, je ne comprenais pas que j'avais des élèves de secondaire 5 qui fonctionnaient pourtant assez bien... Ils n'avaient aucun échec, ils n'avaient pas beaucoup d'absences. Mais, du jour au lendemain, ils décrochaient et on ne comprenait pas pourquoi... Et peu importe les moyens que j'essayais de mettre en place pour les ramener sur les bancs d'école, dans bien des cas le décrochage s'était cristallisé, puis ils ne revenaient plus... Je les appelais nos élèves beiges... C'est (sic) ceux-là qui se confondent entre la peinture et le mur... Ils ne sont pas sur le radar, ils n'ont jamais été en échec... C'est (sic) ces élèves-là que j'essayais d'aller chercher.

Pour détecter le décrochage scolaire et intervenir avant qu'il ne survienne, Eric Racine a commencé à analyser les nombreuses données sur les élèves auxquelles il avait accès comme directeur adjoint, puis comme directeur d'école, avec le soutien des enseignants. Cependant, ces analyses étaient ardues, compte tenu des difficultés de croiser les données pour retracer le parcours scolaire des élèves, depuis la première année du primaire jusqu'au secondaire. On devait extraire les données dans différents fichiers et les croiser de façon manuelle.

Je rencontrais mes enseignants... et on regardait les résultats des élèves... On retournait en arrière dans les fichiers des élèves. On essayait de faire des graphiques sur leur progression en mathématiques, puis en français. Puis, on regardait au niveau des absences. Mais c'était tout du silo, puis c'était toute faite à la mitaine, un par un. (Eric Racine)

Au moment où Eric Racine obtenait le poste de directeur général à la Commission scolaire du Val-des-Cerfs³⁶, en 2015, le taux de décrochage sur ce territoire était l'un des plus élevés au Québec. Au terme d'un cycle de restructuration budgétaire et d'optimisation des services avec Raymond Chabot Grant Thornton, mené en 2017, un membre de cette firme comptable³⁷ offrait à Eric Racine (ci-après directeur général) de mettre à sa disposition deux jeunes experts³⁸ en valorisation des données pour collaborer à un projet d'intelligence artificielle visant à contrer le décrochage scolaire sur le territoire du CSSVDC. Conscient du potentiel de valorisation des nombreuses données collectées dans son centre de services scolaire, le directeur général a accepté l'offre de la firme.

Le projet s'est amorcé au cours de l'année scolaire 2017-2018, avec pour objectif principal « *la détection d'élèves à risque de décrochage ne présentant pas de signes clairs d'enjeux liés à la persévérance scolaire* » (CSSVDC, 2022a), que le directeur général appelait affectueusement « *les élèves beiges* ». Les deux experts de la firme (ci-après experts externes) se sont mis à l'œuvre pour créer des modèles permettant de détecter le plus tôt possible les signes avant-coureurs du décrochage auprès d'élèves à risque. En plus d'être impressionnés par la quantité et la qualité des données, les experts externes étaient séduits par le caractère éducatif et public du projet.

*Ce qui m'a beaucoup plu dans ce projet, c'est la quantité de données...
C'était aussi super intéressant de faire des modèles prédictifs sur le
décrochage scolaire plutôt que des modèles prédictifs... dans le privé.*
(Expert externe)

Pour entraîner les modèles prédictifs, une base de données (dépersonnalisées)³⁹ a été constituée à partir des dossiers des 60 000 élèves qui ont fréquenté les établissements scolaires du territoire du CSSVD, depuis 2001. Cette base de données comprenait plus de 300 variables, dont des résultats académiques ainsi que « *des statistiques relatives à l'aide financière, à l'absentéisme, aux mesures disciplinaires et aux fréquents changements d'adresse* » (Valiante, 2018). Il était désormais possible « *de croiser nos données, alors qu'avant, on les analysait en silo* » (Directeur général). Un premier cycle

³⁶ Qui deviendra un centre de services scolaire en 2020.

³⁷ En particulier l'associée-conseil responsable de cette restructuration et optimisation.

³⁸ L'un ayant une formation de mathématicien, l'autre de statisticien.

³⁹ « RCGT (Raymond Chabot Grant Thornton) a eu temporairement accès à une base de données contenant des renseignements personnels dépersonnalisés afin de créer l'Outil. Ces données, transférées temporairement sur son serveur à l'époque, ont été détruites depuis ... l'organisme (CSSVDC) indique qu'avant de communiquer une copie de cette banque de données à RCGT, il en a retiré 80 données considérées comme sensibles, notamment l'identité de l'enfant et de ses parents, leurs coordonnées (adresse postale et de courriel, téléphone), leurs noms d'utilisateurs pour accéder au portail et leurs alias. ». (Commission d'accès à l'information, 2022, p. 3-4).

d'entraînement, à partir de données sur le parcours des élèves du primaire, a permis d'élaborer des modèles de prédiction sur le risque de décrochage des élèves.

Parce que les banques de données datent de 2001... on était en mesure d'avoir le parcours scolaire d'un élève, mais aussi la résultante... Ça nous permettait, aussitôt que l'élève arrivait en première secondaire, de faire une prédiction sur son potentiel de décrochage dans les 5 prochaines années... en particulier en secondaire 3, 4 et 5. (Directeur général)

Les experts externes ont notamment comparé les étudiants décrocheurs aux diplômés pour repérer les signes précurseurs du décrochage. Pendant l'entraînement des modèles prédictifs, ces experts ont suivi une démarche de modélisation statistique classique.

On a suivi les étapes normales... c'est-à-dire explorer les données... sélectionner des variables... pour répondre à une question précise au départ, qui était : Peut-on détecter de façon préalable d'éventuels élèves qui vont décrocher et ne pas terminer leur secondaire ?... C'était du gros bon sens, les variables qui étaient manipulées... On a été en mesure de sortir quelques modèles prédictifs qui présentaient des bonnes performances, pour être exploitées en termes opérationnels. (Expert externe)

Quant au fonctionnement général des modèles de prédiction du décrochage scolaire que les experts externes ont conçus, le directeur général l'explique comme suit :

On prend toutes les données du primaire de l'élève et on les passe dans l'algorithme, puis ça nous donne une projection de décrochage scolaire en secondaire 2, 3, 4 et 5. Quand l'élève est rendu en secondaire 1, j'ai ma première projection en secondaire 2, 3, 4 et 5... Quand l'élève arrive l'année suivante, en secondaire 2, j'ajoute à ses résultats du primaire tous ces résultats et autres données accumulées en secondaire 1 et je les crunch à nouveau dans l'algorithme, puis ça va nous donner une prédiction pour secondaire 3, 4 et 5... plus précise... le comportement de décrochage commence à se cristalliser... La même chose après le 2e secondaire, quand l'élève arrive en 3e secondaire, on fait une projection pour 3, 4 et 5 qui est plus grande au niveau de la précision, mais on a moins de temps pour le dénouer... ainsi de suite.

Les modèles de prédiction élaborés au CSSVDC ont attiré l'attention du gouvernement. Le directeur général a d'ailleurs été invité à présenter à deux reprises (2018 et 2019) au ministère de l'Éducation le projet de modélisation des données qu'il dirige dans son centre de services scolaire. Il a aussi été invité à exposer le projet au ministre français de l'Éducation nationale de l'époque, Jean-François Blanquer, qui était en visite au Québec,

en octobre 2019. Le projet du CSSVDC a également attiré l'attention des médias. Par exemple, dans un article de *La Presse*, publié le 1^{er} novembre 2018, on relate que « *l'algorithme dont s'est dotée la Commission scolaire du Val-des-Cerfs a correctement identifié 92 % des élèves qui abandonneraient en troisième secondaire* » (Valiante, 2018). On y précise que les modèles de prédiction ont permis d'identifier « *environ 90 élèves qui sont entrés au secondaire cet automne et qui présentent un risque de décrochage. Les facteurs de risque pour chaque élève ont été fournis aux écoles, afin qu'ils puissent élaborer des stratégies d'intervention* » (Ibid.). Pour le directeur général, ces modèles viennent « *supporter les équipes-écoles et les intervenants à contrer le décrochage avant que le comportement soit cristallisé chez l'élève* ».

Toutefois, l'élaboration des modèles de prédiction a posé d'importants défis au début du projet, quand il s'est agi de procéder à la collecte et au traitement des données qui ont servi à l'entraînement. En 2017, la Commission scolaire du Val-des-Cerfs n'était pas maître de ses données. Il faut savoir que la majorité des données générées par les centres de services scolaires et les commissions scolaires sont hébergées dans des systèmes informatiques appartenant à la GRICS, principal fournisseur de logiciels en éducation aux niveaux primaire et secondaire. Bien que les informaticiens de la Commission scolaire du Val-des-Cerfs « *nous ont aidé à nous connecter à leurs données... on a dû faire du Feature Engineering pour essayer d'extraire manuellement l'information* », en raison d'une documentation limitée de la part de la GRICS, soutient l'un des experts. Le commentaire suivant du directeur général va dans le même sens :

La GRICS ne nous a pas donné le code [et la documentation] pour être capables d'aller jouer dans le cube de données. Il a fallu qu'on investisse pour faire de la rétro-ingénierie et pour se servir... de données que moi, comme centre de services, je rentre dans les logiciels de la GRICS.

4.2 Le projet pilote : 2020 à 2021

Fort de trois années d'expérimentation et à la suggestion du ministre de l'Éducation de l'époque, Jean-François Roberge, le CSSVDC a fait une demande de financement auprès du gouvernement, en 2020, pour réaliser un projet pilote, afin d'expérimenter ses modèles de prédiction auprès d'autres CSS de tailles différentes et de contextes socioéconomiques variés.

Le projet pilote est... la suite logique des premiers modèles prédictifs. Ce qu'on voulait vérifier, c'est si ce type de modèle est applicable dans d'autres contextes que celui de Val-des-Cerfs... par exemple, dans un milieu urbain versus un milieu rural ou dans un petit centre de services versus un grand centre de services. (Expert externe)

Le projet pilote visait donc à évaluer le potentiel d'exportabilité des modèles de prédiction utilisés au CSSVDC vers d'autres centres de services scolaires (CSS). Il visait aussi à adapter les modèles prédictifs aux particularités d'autres CSS, à évaluer le rendement des modèles et à identifier de potentiels décrocheurs. Outre le CSSVDC, cinq autres CSS ont été retenus pour le projet pilote, soit le CSS Vallée-des-Tisserands, le CSS de Saint-Hyacinthe, le CSS de Laval, le CSS de la région de Sherbrooke et le CSS des Chênes.

En novembre 2020, le gouvernement s'engageait à financer le projet pilote, tout en collaborant avec les équipes du CSSVDC. « *Le ministère de l'Éducation, étant désormais associé au projet, souhaite approfondir la méthodologie, dans le but d'un jour en faire bénéficier l'ensemble du réseau scolaire du Québec.* » (CSSVDC, 2022a) À l'aide du financement gouvernemental, le CSSVDC s'est doté de sa propre infrastructure pour valoriser ses données et celles des autres CSS du projet pilote.

À partir de là, nous avons pu travailler à l'extérieur des outils de la GRICS... Dans la subvention, c'était prévu que j'achetais un serveur externe. J'ai donc monté une infrastructure, puis c'est comme ça qu'on roule en ce moment. (Directeur général)

L'entraînement des modèles de prédiction et l'ajustement des algorithmes se sont donc poursuivis, mais cette fois à plus grande échelle, avec l'ajout des cinq CSS susmentionnés. Comme dans le cas du précédent projet d'expérimentation, l'entraînement des modèles a permis d'identifier des décrocheurs selon le niveau de scolarité au secondaire. L'entraînement a aussi consisté à adapter les modèles de prédiction et leurs algorithmes au contexte d'expérimentation des 5 autres CSS participants. « *On a entraîné les modèles dans chacun des centres de service de façon séparée pour qu'ils soient viables*⁴⁰. » (Directeur général) Quant au nombre de variables utilisées dans les modèles, il n'a pas cessé d'augmenter depuis le démarrage du projet. De 300 au début de l'expérimentation, il est passé à plus de 1500 au terme du projet pilote.⁴¹ Les variables utilisées dans les modèles prédictifs ne se limitaient pas seulement au dossier de l'élève et à ses résultats scolaires gérés par le logiciel GPI de la GRICS⁴². Les modèles prédictifs s'alimentaient aussi de variables non académiques gérées par d'autres logiciels de la GRICS.

⁴⁰ Bien que chaque CSS participant disposait de sa propre infrastructure et de son entrepôt de données, les modèles de prédiction ont été entraînés sur le serveur du CSSVDC. « Seul Val-Des-Cerfs disposait à l'époque d'une puissance de calcul suffisante pour procéder à l'entraînement des modèles » (Expert externe)

⁴¹ Au moment des entretiens, on estimait à 2000 le nombre de variables pouvant être prises en compte par les modèles.

⁴² Pour plus de détails sur le logiciel GPI, consultez le lien suivant : <https://grics.ca/produit/gpi/>.

On rentre aussi là-dedans les données qui viennent de Géobus⁴³... qui est la distance du parcours d'autobus de l'élève... Avec Géobus, on a aussi l'adresse postale. L'enfant qui a déménagé 8 fois dans son parcours scolaire, dont 4 fois dans sa dernière année, ça peut avoir un impact... On prend aussi Avant-garde⁴⁴, qui est notre logiciel de service de garde pendant son primaire. Est-il allé au service de garde ? Combien de fois par semaine ? Était-il là de l'ouverture à la fermeture ?... On prend aussi des données au niveau de notre logiciel de paie. La paie est en lien avec les mesures de soutien... On considère aussi la scolarisation de la mère... Donc, ce n'est pas juste des données académiques. (Directeur général)

Pour rendre les variables plus intelligibles et plus facilement exploitables, notamment dans des tableaux de bord, celles-ci ont été regroupées sous les 5 catégories suivantes : profil scolaire (ex. : changement d'école, le redoublement et le plan d'intervention), le comportement (ex. : agressions, bavardage, drogues et retenues), l'assiduité (ex. : absences et retards), performance (ex. : notes par matières et échecs et réussites par matière) et sociodémographie (ex. : âge, genre, nombre de déménagements, langue maternelle, distance de l'école).

On peut forer à l'intérieur de ces catégories pour voir les variables... qui gravitent autour de l'élève et qui ont augmenté sa possibilité de décrocher... Pour chacun de ces élèves, on est en mesure de savoir quels sont les symptômes qui ont fait que cet élève s'est retrouvé ciblé. Ce qui fait qu'on peut agir de façon plus précise sur les motifs qui pourraient l'amener vers un décrochage. (Directeur général)

Les variables n'exercent pas toutes le même pouvoir de prédiction à l'intérieur des modèles. On estime à une trentaine le nombre de variables qui ont un impact majeur et sur lesquelles il est possible d'agir, souligne le directeur général. L'influence d'une variable peut également varier dans le temps, particulièrement quand le contexte change. C'est le cas des absences dans les écoles. Alors que les absences étaient considérées comme une variable influente dans les modèles prédictifs au début de l'expérimentation, cette variable a perdu beaucoup de son pouvoir de prédiction pendant le projet pilote (et même après), à cause du nombre élevé d'absences dues à la COVID. Pour ne pas biaiser les résultats, la variable liée aux absences (comme d'autres variables non significatives) a été supprimée des modèles de prédiction. « Une solution a été mise en place afin de filtrer les variables qui ont trop dérivé au cours du temps » (Expert interne). Pour mieux tenir compte de l'effet de la COVID sur l'influence de certaines variables dans les modèles, un

43 Pour plus de détails sur le logiciel Géobus, consultez le lien suivant : <https://grics.ca/produit/geobus/>.

44 Pour plus de détails sur le logiciel Avant-garde, consultez le lien suivant : <https://grics.ca/produit/avant-garde/>.

outil a été créé et intégré aux modèles de prédiction. Cet outil de mitigation de l'impact de la COVID-19 a permis de gérer de manière adéquate le phénomène de dérive conceptuelle des algorithmes initiaux et d'utiliser « *les données pandémiques avec un taux de précision équivalent aux données pré-pandémiques* » (Directeur général). Avec l'ajout de cet outil, « *l'impact de la crise sanitaire peut être greffé à l'outil principal et permet de pondérer les variables pandémiques aux données d'analyses pré-pandémiques* ». (CSSVDC, 2022a) ⁴⁵

Les modèles expérimentés dans le projet pilote offraient deux niveaux d'interprétation des risques de décrochage : d'une part, une interprétation globale qui inférait un niveau de risque de décrochage pour un ensemble d'élèves et, d'autre part, une interprétation individuelle qui estimait le risque de décrochage de chaque élève. Ces niveaux de risque sont estimés en exploitant l'ensemble des variables disponibles. Pour chacun des modèles retenus, les CSS ont eu aussi à choisir entre une approche prédictive dite « agressive », qui « *va cibler moins d'élèves avec un coefficient de probabilité plus haut... On est donc plus certain qu'ils vont décrocher* », et une approche dite « conservatrice » qui « *ramasse plus d'élèves dans les mailles du filet... dont des faux positifs plus nombreux... On en identifie plus, mais avec une plus grande incertitude sur le fait qu'ils soient d'éventuels décrocheurs* » (Directeur général). Les CSS adopteront l'une ou l'autre de ces approches, selon les risques qu'ils sont prêts à assumer et les niveaux d'interventions qu'ils souhaitent mettre en œuvre (individualisé, sous-groupe ou général).

La phase de modélisation et d'entraînement du projet pilote a permis d'expérimenter et d'évaluer des modèles ayant un niveau de performance variable d'un CSS à l'autre, « *mais satisfaisant dans l'ensemble* » (CSSVDC et RCGT, 2021). Malgré certains défis d'intégration, le projet pilote semble avoir fait la démonstration qu'il était possible « *de traiter de façon opérationnelle l'ensemble des données provenant de 6 CSS dans une seule infrastructure* » (*Ibid.*) et de les valoriser en tenant compte du contexte du CSS ainsi que de l'impact de la COVID. Pour les responsables du projet, « *[il] est légitime de penser que l'utilisation des techniques d'analytique avancée et de modélisation des données, telles que testées dans le projet pilote, serait possible auprès de l'ensemble des centres de services scolaires québécois* ». (*Ibid.*) Pour un des experts externes, cette expansion vers d'autres CSS serait possible « *à la condition que les organisations soient responsables de la modélisation et de son intégration* » dans le fonctionnement de leur organisation. Le

⁴⁵ L'outil de mitigation de la dérive ne se limite pas à la COVID. « *Il élimine aussi les variables dont la sémantique évolue trop au cours du temps. L'élimination est spécifique à chaque cohorte. Les variables éliminées pour un modèle de 1ère secondaire ne sont pas nécessairement les mêmes que pour un modèle de secondaire 2. L'outil permet de régulariser le modèle, en éliminant les variables pour lesquelles des variations mineures entraîneraient des variations dans les probabilités invraisemblablement trop fortes (cf. arbitrage biais-variance, régularisation et sensibilité).* » (Expert externe)

défi à relever dépend davantage de la maturité des organisations dans cette valorisation des données que d'enjeux strictement technologiques, précise-t-il.

4.3 L'après-projet pilote : 2022 à 2023

Une fois le projet pilote terminé, « *certaines centres de service qui (y) avaient participé ont décidé de poursuivre l'aventure, et d'autres ont décidé de se greffer* ». (Directeur général) Le CSSVDC a embauché, en 2021, un scientifique de données (ci-après expert interne), pour renforcer son expertise en valorisation des données et pour faire profiter de cette expertise à d'autres CSS. Ainsi, le CSSVDC se donnait les moyens d'être plus autonome dans les suites du projet pilote. Les deux experts externes ont formé le scientifique de données nouvellement embauché pour qu'il soit capable d'entraîner et de faire évoluer les modèles prédictifs qu'ils avaient élaborés et de les déployer auprès des CSS intéressés à poursuivre l'aventure ainsi qu'auprès de nouveaux CSS partenaires. Une des responsabilités de cet expert interne consiste à entraîner et à évaluer les modèles de prédiction afin de guider les CSS dans la sélection des modèles à exploiter.

À chaque rentrée scolaire, tous les modèles prédictifs (une trentaine) sont entraînés... sur un serveur qui est à Val-des-Cerfs... Je vais récupérer l'ensemble des documents que le modèle va générer et, avec ça, je vais avoir une rencontre avec les différents centres de service (en particulier, les directions des services éducatifs), pour leur présenter les modèles... et voir avec eux lesquels sont exploitables... [pour qu'] on les rende disponibles... Si le modèle identifie seulement 30 % des élèves qui vont rater leur examen, je ne suis pas sûr que ça soit bon de le mettre en production. (Expert interne)

Bien que les CSS aient gagné en autonomie avec l'embauche d'un scientifique de données, les deux experts externes ont continué à assumer des responsabilités dans la poursuite du projet. Une de leurs principales responsabilités a consisté (et consiste toujours) à implanter au sein des CSS l'infrastructure technologique leur permettant de valoriser leurs données. Quant au scientifique de données du CSSVDC, il assume la responsabilité de faire évoluer les modèles de prédiction et d'accompagner les équipes des CSS et des écoles dans la sélection et l'adaptation des modèles.

Au moment des entretiens, les modèles de prédiction ne se limitaient plus à la persévérance ou au décrochage scolaire. D'autres types de modèles de prédiction ont aussi été développés, dont l'un portant sur le risque d'échec des élèves à leurs examens obligatoires de 4^e ou de 6^e année du primaire en français ou en mathématiques, et l'autre, sur le risque de ne pas monter en 5^e année du secondaire et de ne pas obtenir de diplôme de fin d'études. Depuis peu, l'équipe du CSSVDC s'est engagée dans un chantier qui vise

à intégrer un volet prescriptif au projet de valorisation des données. Pour l'appuyer dans ce nouveau chantier, l'équipe du CSSVDC a fait appel au *Centre de transfert pour la réussite éducative du Québec (CTREQ)*, qui est un organisme de liaison et de transfert en innovation sociale. Plus précisément, le CSSVDC et le CTREQ collaborent à un projet de recherche pour élaborer des modèles prescriptifs qui soutiennent les enseignants et autres professionnels de l'éducation dans la mise en œuvre d'interventions adaptées aux élèves à risque de décrochage scolaire. Ce volet prescriptif s'inscrit dans la continuité des modèles de prédiction élaborés jusqu'ici, soutient le directeur général :

Le projet de recherche avec le CTREQ... est pour faire le pas additionnel... Une fois qu'on a identifié un élève comme potentiel décrocheur... on veut que le coffre d'outils suive derrière pour dire : « Si tu veux soutenir l'élève, voici les modèles, selon la recherche, qui ont le plus de résultats. »

En 2022, le CSSVDC a créé un centre d'expertise régional destiné à la valorisation des données. La mission de ce centre consiste à rendre accessibles et à partager des services et des ressources en matière d'intelligence artificielle et d'intelligence d'affaires pour soutenir la réussite des élèves. Le centre s'apparente à une communauté de pratique en valorisation des données à l'échelle régionale. « *On met en commun nos ressources, on développe en commun de nouveaux algorithmes, de nouveaux tableaux de bord, puis on se les échange entre nous... On s'auto-forme entre nous.* » (Directeur général) Outre cette mise en commun, « *chaque centre de service demeure maître des modèles qu'il veut déployer* », précise le directeur général. 7 CSS avaient joint le centre d'expertise régional au moment des entretiens. De l'avis du directeur général, les 15 CSS de la Montérégie et de l'Estrie feraient à terme partie de ce centre d'expertise. Quant au fonctionnement du centre, il est encadré par une structure de gouvernance à trois paliers décisionnels :

Le CODIR, qui est le comité directeur, le COPIL, qui est le comité de pilotage, puis on a l'escouade (ou Comité de travail), qui est les petites mains sur le clavier qui réalisent le projet (COTRA). Le comité de pilotage pilote les dossiers pour être sûr que l'escouade les réalise. Puis, le comité directeur, c'est lui qui priorise les dossiers et qui donne les mandats.
(Directeur général)

Depuis un an, les travaux de valorisation des données au centre d'expertise régional s'inscrivent surtout dans une perspective d'intelligence d'affaires, avec le soutien étroit du scientifique de données. Après avoir contribué à l'élaboration de modèles de prédiction, les CSS collaborent maintenant à l'élaboration et à la mutualisation de tableaux de bord à l'intérieur de ce qu'il est convenu d'appeler un « magasin » ou un « catalogue de tableaux de bord », qui minimise considérablement la quantité de codage nécessaire.

On est rendu avec un catalogue de tableaux de bord. Donc, les nouveaux CSS qui intègrent sont en mesure de choisir parmi le catalogue quels types de tableaux de bord ils veulent. Ils les sélectionnent et leurs équipes TI prennent charge du codage et l'installent chez eux. En l'espace d'une demi-heure, ils sont capables de rouler les outils BI et de modélisation. (Directeur général)

Le concept de « centre d'expertise » a plu au MEQ. Le ministère l'a d'ailleurs intégré à son chantier d'intelligence numérique (CIN), qui a démarré en 2021, à la différence que les centres d'expertise sont appelés « communautés de pratique ». Le MEQ entend d'ailleurs interconnecter les communautés de pratiques pour favoriser un partage d'expertises et de ressources à l'échelle nationale.

4.4 Des conditions facilitantes à la valorisation des données

Différentes conditions ont facilité le déploiement du projet, depuis l'expérimentation des premiers modèles de prédiction au CSSVDC, à la création d'un centre d'expertise régional, en passant par le projet pilote. Examinons certaines de ces conditions facilitantes.

Des données à exploiter nombreuses et variées

L'entraînement des modèles de prédiction exige l'exploitation de nombreuses données, lesquelles forment la matière première de ces modèles. Au fil du temps, la quantité de données amassées sur les élèves par le CSSVDC et par les autres CSS partenaires semble satisfaire cette exigence. C'est notamment l'avis des experts externes qui ont eu à concevoir et à entraîner les premiers modèles de prédiction. Qu'il suffise de rappeler que le CSSVDC détient des données sur les 60 000 élèves qui ont fréquenté ses établissements scolaires depuis 2001. Collectées tout au long du parcours de l'élève, ces données sont non seulement nombreuses, mais variées. Comme nous l'avons vu, les données exploitées dans les modèles ne se limitent pas aux résultats scolaires de l'élève. Elles font aussi référence à son profil scolaire, à son comportement, son assiduité et ses caractéristiques sociodémographiques. Au moment des entretiens, l'entraînement des modèles pouvait s'appuyer sur l'exploitation de 2 000 variables, et rien ne laisse croire que ce nombre ira en diminuant.

Une infrastructure technologique dédiée

Le CSSVDC s'est doté de sa propre infrastructure technologique, dont un serveur, un entrepôt de données et des applications d'analytique avancée, ce qui a permis à cette organisation et aux autres CSS partenaires de fonctionner de façon autonome dans la valorisation des données, que ce soit pour entraîner des modèles de prédiction ou pour créer des tableaux de bord. Bien que l'extraction des données des systèmes de la GRICS

ait nécessité au départ un important travail de rétro-ingénierie, cette opération a valu la peine d'être menée, si l'on en juge par l'autonomie de fonctionnement qu'elle procure au CSSVDC et à ses partenaires. La valorisation des données par les CSS peut désormais se faire localement, sans avoir à recourir à un fournisseur, comme la GRICS ou une firme externe, pour extraire les données et les exploiter. Cette infrastructure technologique procure aussi des avantages en matière de sécurité de l'information, souligne le directeur général : « *Je me suis doté de mon propre serveur pour l'expérimentation, que je débranche d'Internet pour plus de sécurité.* » Dans le cas des 7 CSS du centre d'expertise régional, « *si on ne roule pas les algorithmes chez eux, on transfère leurs données qui sont encryptées (dépersonnalisées) sur notre serveur. Je le débranche du réseau, on crunch leurs données, on réencrypte (repersonnalise) les données, on rebranche, puis on retourne ça dans leur centre de service* ». (Directeur général) De plus, « *les données partagées entre les CSS sont aussi toutes pseudo-anonymisées... Seuls les CSS peuvent dé-pseudo-anonymiser leurs données* ». (Expert externe)

L'embauche d'un expert en valorisation des données

La stratégie d'autonomisation du CSSVDC et de ses partenaires ne s'est pas limitée à l'acquisition d'une infrastructure technologique autonome. Elle s'est aussi traduite par l'acquisition d'expertises en valorisation des données, dont l'embauche d'un scientifique de données. Cette embauche est d'autant plus bienvenue qu'une démarche de valorisation des données peut s'avérer une opération complexe au sein des organisations publiques, particulièrement en éducation. « *Ce n'est pas vrai qu'on peut juste faire un outil prédictif, donner ça aux centres de services, puis leur dire : « fiez-vous à ça les yeux fermés »... Comme ça touche directement le parcours d'un élève, c'est sensible... C'est important que les gens comprennent les intrants... qu'il peut avoir des biais, que ce n'est pas une boule de cristal, que ce n'est pas parfait.* » (Expert externe) Le fait de disposer à l'interne d'un expert en valorisation des données qui connaît bien la réalité du terrain peut en effet faciliter le déploiement d'outils en intelligence artificielle (modèles de prédiction) ou en intelligence d'affaires (tableaux de bord) dans l'organisation. Le scientifique de données qui a été embauché exerce d'ailleurs différentes responsabilités auprès du CSSVDC et de ses partenaires, comme évaluer la performance des modèles de prédiction, accompagner les CSS dans le choix des modèles à exploiter, faire évoluer ces modèles en les adaptant aux particularités des CSS qui les utilisent, vulgariser l'interprétation des résultats de ces modèles et guider les CSS dans la conception de tableaux de bord⁴⁶. « *Même s'il y a certains centres de service où ça fait 3 ou 4 ans qui sont dans le projet pilote, ça reste de la statistique. Tout le monde n'a pas le background de statisticien, ce qui est normal... Il faut vulgariser l'information... pour que ces personnes*

⁴⁶Un expert en intelligence d'affaires a aussi été embauché par le CSSVDC pour accompagner les CSS dans la conception de tableaux de bord.

qui vont être porteuses dans leur centre soient vraiment à l'aise à poser leurs questions. »
(Expert interne)

La mutualisation des ressources

La mutualisation des ressources stratégiques est l'un des objectifs poursuivis par la création d'un centre d'expertise régional. La mise en partage d'un scientifique de données s'inscrit dans cet objectif. *« Ce n'est pas pensable, qu'au Québec, dans chacun des centres de service, on embauche des scientifiques de données. Même en intelligence d'affaires, vous êtes dans un contexte... où les ressources sont rares, vous devez mutualiser des ressources. »* (Expert externe) Le fait de partager le travail du scientifique de données du CSSVDC a permis à d'autres CSS de profiter d'un savoir spécialisé, sans avoir à embaucher de leur côté une telle ressource. Le CSSVDC a aussi mis à la disposition de ses partenaires son infrastructure technologique afin qu'ils puissent valoriser leurs propres données, sans avoir à investir dans une telle infrastructure. Des efforts d'accompagnement peuvent aussi être mis en commun pour favoriser l'intégration d'un nouvel employé. *« Le CSS de la Vallée-des-Tisserands, qui est un de nos partenaires... quand il a perdu son programmeur, l'équipe autour a été capable de prendre son nouvel employé, puis de le mettre à niveau, tout en continuant de développer. »* (Directeur général) Enfin, le fruit des opérations de valorisation des données, en particulier la conception de modèles de prédiction et la création de tableaux de bord, peut aussi être mutualisé. *« On vient de développer et de mettre en place un catalogue de tableaux de bord... Si je décide que, une journée, ça me prend un tableau de bord sur les ressources humaines... sur le plan de la main-d'œuvre, je vais voir dans le catalogue, et si un centre de service l'a développé, je le prends, je le descends dans mon organisation, on passe les données, et voilà, j'ai pas eu besoin de travailler. »* (Directeur général)

Des modèles de prédiction à code source ouvert (open source)

Les modèles de prédiction dans le projet de valorisation des données ont été conçus en *open source*. Le code source de ces modèles est donc disponible pour les CSS et autres utilisateurs qui souhaitent l'examiner, l'utiliser et l'adapter. *« Je roule sur des logiciels libres... il n'y a pas de propriété intellectuelle... je n'ai rien breveté. »* (Directeur général) Ainsi, le CSSVDC et ses partenaires ont accès gratuitement aux variables et aux algorithmes des modèles de prédiction, pour les réutiliser et les faire évoluer, sans avoir à assumer des frais de licence. Dans la mesure où il s'agit *« de modèles extrêmement sensibles qui vont qualifier des élèves, c'est important qu'ils soient ouverts... que les CSS qui utilisent les modèles prédictifs... comprennent la méthodologie, comment les modèles sont faits... Ça ne peut pas être fermé, fait en arrière de portes closes. »* (Expert externe)

La présence d'un dirigeant entrepreneur

L'engagement soutenu du directeur général dans toutes les phases du projet et son leadership ont su rallier plusieurs partenaires à son projet de valorisation des données.

Le directeur général a été non seulement l’instigateur de ce projet, mais aussi son principal porteur et ambassadeur. L’importance qu’il accorde depuis longtemps à la persévérance scolaire et son expérience de décrocheur lui confèrent une crédibilité aux yeux des partenaires du projet et du MEQ. Par sa transparence, sa persévérance et sa crédibilité, il semble réunir les traits d’un leader transformationnel. Il a d’ailleurs su rallier plusieurs parties prenantes, tôt dans le projet, tout en donnant l’heure juste. *« J’ai rencontré mes 4 syndicats, puis mes 2 associations de cadres, ici, au tout début, pour leur parler du projet... en leur montrant les avantages. Mais en ne cachant pas que je pourrais avoir la possibilité de forcer jusqu’à l’enseignant. Mais, c’est pas le but du projet... Je leur ai dit que je ne le ferais pas et que je voulais respecter l’autonomie des enseignants, les soutenir. Ils ont été partants. »* (Directeur général)

4.5 Des enjeux de valorisation des données

Les responsables et partenaires du projet de valorisation des données ont aussi été confrontés à des enjeux et à des défis de gestion dans la mise en œuvre de ce projet. Examinons ici quelques-uns de ces enjeux et défis.

Une culture de données et des pratiques de valorisation à instaurer

La valorisation des données n’est pas une pratique qui semble bien implantée auprès de la majorité des CSS. La vétusté des infrastructures technologiques et l’absence d’outils analytiques peuvent expliquer en partie ce retard. Pour plusieurs CSS, *« c’est extrêmement difficile d’accéder à de la donnée de base, parce qu’ils n’ont pas d’outils analytiques qui leur permettent de faire ça... Il y a une dette technologique qui est accumulée au niveau de l’éducation »*. (Expert externe) Des répondants signalent aussi le manque, voire l’absence, d’une culture de données au sein de plusieurs établissements scolaires. *« La culture de données est variable et volatile d’une école à une autre. »* (Expert interne) L’instauration d’une culture de données et de pratiques de valorisation doit passer par une prise de conscience du potentiel de réutilisation des données par les gestionnaires, les enseignants et autres intervenants. Un travail de vulgarisation et de simplification des outils est également nécessaire. Par exemple, pour simplifier l’interprétation des modèles, trois seuils de risque de décrochage ont été utilisés : élevé, modéré et bas. Les pratiques de valorisation des données peuvent aussi être déstabilisantes pour les équipes informatiques. *« Les services technologiques doivent faire évoluer leurs méthodes de travail et intégrer l’IA dans les produits qu’ils développent. »* (Stratemia, 2022) Ce changement de culture et de pratiques implique l’acquisition de nouvelles compétences : *« La difficulté, ce n’est pas de faire les modèles, c’est d’amener une organisation à être capable d’utiliser ces modèles de façon adéquate... en donnant les moyens aux organisations de se monter en expertise. »* (Expert externe) Pour faciliter l’appropriation d’une culture de données, le CSSVDC et ses partenaires ont

inclus dans le projet de valorisation la conception de tableaux de bord qui s'avèrent plus simples à comprendre et à exploiter que les modèles prédictifs. Toutefois, on nous met en garde contre la tentation d'inonder les gestionnaires et autres utilisateurs de nombreux tableaux de bord. « *Il faut faire bien attention... au Death by Dashboard, c'est-à-dire d'avoir tellement de tableaux de bord, puis tellement de données, que tu noies les gens dans l'information.* » (Directeur général) On mentionne aussi le réflexe de garder pour soi les ressources issues de la valorisation des données, comme les tableaux de bord. « *La plus grosse difficulté dans le catalogue [de tableaux de bord], c'est de faire participer les centres de service dans une mise en commun* », tout en leur demandant de respecter une certaine méthodologie. (Directeur général)

Des préoccupations professionnelles et éthiques

La valorisation des données soulève des préoccupations de nature professionnelle, notamment auprès des enseignants. Qu'il s'agisse de modèles de prédiction ou de tableaux de bord, les enseignants peuvent percevoir ces outils comme des moyens mis à la disposition de la direction pour exercer une surveillance étroite de leur travail. Ils peuvent aussi considérer les modèles de prédiction comme une menace à leur autonomie et à leur jugement professionnel. Il n'est pas surprenant que les enseignants forment un des groupes les moins favorables au déploiement de ces outils. Au moment des entretiens, les enseignants n'avaient toujours pas accès aux modèles de prédiction. « *Depuis environ 2 ans, les directions d'école les voient (les modèles de prédiction), mais on n'était pas descendu aux enseignants encore. Depuis un an et demi, les services éducatifs les utilisent.* » (Directeur général) La valorisation des données soulève aussi des questions d'ordre éthique, en particulier par rapport aux principaux concernés, à savoir les élèves eux-mêmes. À ce propos, il peut être justifié de soulever les questions suivantes : L'utilisation de modèles de prédiction peut-elle accentuer le phénomène d'étiquetage et de stigmatisation d'élèves déjà aux prises avec des difficultés d'ordre scolaire ? Comment s'assurer que les modèles et leurs algorithmes ne reproduisent pas (ou le moins possible) des biais cognitifs et sociaux ? Les parents des enfants ciblés par les modèles doivent-ils être mis au courant ? Si oui, comment ? Doit-on demander le consentement des parents ? Outre les enseignants, qui aura accès à ces renseignements sensibles ? Les utilisateurs de ces modèles seront-ils en mesure d'interpréter les résultats et de savoir quand les modèles se trompent ? Voilà autant de questions auxquelles les responsables du projet de valorisation des données doivent apporter des éléments de réponses, particulièrement dans le cadre d'une gestion individualisée des élèves à risque.

Des données à intégrer et à normaliser

Si les CSS utilisent les mêmes logiciels de la GRICS, il est possible de personnaliser certaines valeurs saisies localement. Toutefois, cette personnalisation soulève des enjeux d'ordre sémantique dans la mesure où les valeurs et les définitions utilisées pour une même variable peuvent varier d'un CSS à l'autre. C'est le cas du décrochage scolaire : « *On*

s'est rendu compte qu'il y avait des définitions qui étaient différentes entre les CSS dans la conception du décrochage. » (Directeur général) C'est aussi le cas des motifs d'absence. « Quand j'ai commencé à expérimenter, en 2017, j'avais 115 descriptions d'absence différentes dans mon CSS, et les autres CSS avaient sensiblement le même nombre... Il a fallu s'entendre sur un regroupement et diminuer ce nombre de variables. » (Directeur général). Pour que les variables et leurs valeurs soient exploitables, et « que les algorithmes... soient comparables d'un centre de service à l'autre, il a fallu se donner des définitions similaires, puis réduire le nombre de motifs... Donc, il y a eu un nettoyage de données... Parce qu'il faut parler le même langage. » (Directeur général) Bien que des définitions différentes puissent subsister pour refléter les règles d'affaires propres à chaque CSS, « une harmonisation doit être faite ». (Expert interne)

Les exigences de la Commission d'accès à l'information

La Commission d'accès à l'information (CAI) a démarré une enquête de sa propre initiative sur le CSSVDC, en février 2019. « Cette enquête fait suite à la parution d'un article de journal affirmant que l'organisme (CSSVDC) a mis au point un algorithme permettant de cibler les élèves de 5^e année qui présentent un risque important de décrochage... en collaboration l'entreprise Raymond Chabot Grant Thornton. » (Commission d'accès à l'information, 2022, p. 1) De l'avis du directeur général, « les plus grands freins sont venus de la Commission d'accès à l'information... À peu près à tous les 6 mois, elle m'envoyait 2 pages de questions... (auxquelles) je devais répondre... sur plusieurs pages ». Au terme de son enquête, la Commission a émis un avis d'intention, le 5 novembre 2020, dans lequel elle indique que, même si plusieurs mesures de protection des renseignements personnels ont été prises durant le développement des modèles prédictifs, le CSSCVD n'a pas respecté « certaines exigences de la Loi sur l'accès, plus précisément en ne rencontrant pas son obligation d'information auprès des parents et en n'ayant pas établi de délai de destruction spécifique pour les résultats produits dans le cadre du projet » (*Ibid.*, p. 2). Dans une décision émise le 9 novembre 2022, la Commission ordonne au CSSVDC « d'informer les parents d'élèves dont les renseignements personnels dépersonnalisés ont servi au développement de l'Outil » (*Ibid.*, p. 13), ce qui fut fait. De plus, elle invite le CSSVDC à « détruire le fichier Excel (de données dépersonnalisées sur les élèves) produit dans le cadre du développement de l'Outil » (*Ibid.*, p. 13), ce qui fut également fait. Enfin, elle recommande au CSSCVD de réaliser une évaluation des facteurs relatifs à la vie privée, avant de procéder au déploiement de l'outil. Au moment des entretiens, une telle évaluation n'avait pas encore été réalisée.

Conclusion

La valorisation des données en éducation, en particulier la conception et l'utilisation de modèles de prédiction, semble un moyen efficace de repérer et de gérer les problèmes qui peuvent survenir dans le parcours scolaire des élèves. La performance de ces modèles dépend de la qualité et de la quantité des données qui servent à leur entraînement. Les CSS détiennent suffisamment de données de qualité pour entraîner les modèles de prédiction et alimenter d'autres outils dits « intelligents », comme les tableaux de bord. Mais encore faut-il que ces données soient facilement accessibles aux CSS, et que ceux-ci aient les capacités technologiques et humaines de les exploiter. En se dotant d'une infrastructure technologique et en embauchant un scientifique de données, le CSSVDC s'est donné les moyens d'extraire et d'exploiter de manière autonome ses propres données.

Il n'en demeure pas moins que la valorisation des données suppose une culture, des compétences et des pratiques encore peu présentes en éducation, comme dans bien d'autres secteurs. Il ne suffit pas de concevoir et de rendre disponibles des modèles de prédiction pour que les CSS et leurs établissements se les approprient. S'approprier des modèles de prédiction demande une maturité organisationnelle qui doit s'acquérir. Pour faciliter l'acquisition d'une culture et d'une expertise en valorisation des données, certains répondants proposent de commencer par le déploiement de tableaux de bord, comme étape transitoire vers une appropriation des modèles de prédiction. *« Une bonne passerelle vers les modèles prédictifs, c'est de proposer les tableaux de bord qui... sont plus facilement compréhensibles par les directions... et les directions adjointes. »* (Expert externe)

Quant au déploiement de modèles de prédiction, des répondants suggèrent d'avancer avec prudence : *« C'est (sic) quand même des prédictions qui touchent des données relativement sensibles. On veut que les gens soient dubitatifs. On veut que les prédictions soient validées. »* (Expert externe) Bien que les modèles de prédiction puissent générer une probabilité de décrochage pour chaque élève, il peut être prudent, pour l'instant, de gérer de façon agrégée les risques de décrochage. *« Sans nécessairement descendre au niveau de l'élève, les prédictions agrégées restent pertinentes et permettent quand même la mise en place d'interventions par le centre de services. »* (Expert externe)

Si les modèles de prédiction peuvent aider au repérage des cas à risque de décrochage en éducation, ils doivent être subordonnés au jugement des intervenants sur le terrain, soutiennent les répondants. Autrement dit, il importe d'utiliser les modèles de prédiction comme des outils d'aide à la décision et non comme des mécanismes de surveillance et de sanction. *« Le but, ce n'est pas de trouver le coupable, le but c'est de soutenir l'élève dans son cheminement scolaire... On a développé un outil d'aide à la décision. On n'a pas*

développé un outil qui décide pour nous. » (Directeur général) L'adoption d'une approche non coercitive a d'ailleurs permis au directeur général d'obtenir l'adhésion de plusieurs parties prenantes au sein de son organisation.

Le récent volet prescriptif du projet, qui mise sur des interventions scolaires adaptées, plutôt que sur l'évaluation du rendement des enseignants, tend à confirmer une telle approche. Au-delà de l'adhésion des parties prenantes à l'interne, le CSSVDC devra aussi convaincre et rassurer les parents que ces modèles de prédiction se révéleront utiles à la réussite scolaire de leur enfant, tout en minimisant les effets d'une possible stigmatisation et autres préjudices envers les élèves concernés.

5. Le Chantier d'intelligence numérique en éducation

Introduction

Depuis sa création, le ministère de l'Éducation (MEQ) a accès à des données permettant de produire des statistiques officielles (par exemple, taux de diplomation, taux de réussite aux épreuves ministérielles, taux de sortie sans diplôme et dépenses globales) pour assurer le suivi des activités éducatives à l'échelle nationale et pour élaborer ou ajuster ses programmes scolaires. Toutefois, la pandémie de la COVID-19 a montré que le MEQ ne disposait pas de données suffisantes pour bien mesurer les effets de cette pandémie sur le réseau scolaire (par exemple, la fermeture répétée de classes et l'isolement des élèves) et, plus particulièrement, pour « *avoir un portrait complet des retards d'apprentissage afin de mettre en place les mesures de rattrapage et de suivi appropriées* ». (Vérificateur général du Québec, 2022, p. 17) Quant aux démarches du MEQ pour accéder à de nouvelles données sur la situation qui prévalait dans le réseau en contexte pandémique, elles se sont révélées exigeantes et lentes : « *À chaque fois, c'était un parcours du combattant ... et on devait collecter manuellement, à coups de sondages, de questionnaires, de reddition de comptes* ». (St-Arnaud, 2022) De plus, ces démarches ont conduit à des collectes d'information le plus souvent incomplètes. Cela a été le cas lorsque le gouvernement a voulu documenter, à l'automne 2022, la pénurie d'enseignants liée à la pandémie. Le bilan hebdomadaire que le MEQ diffusait sur le Web était en effet incomplet du fait que certains centres de services et certaines commissions scolaires (ci-après CSS/CS) n'ont pas répondu au questionnaire du ministère, le plus souvent par manque de moyens ou de temps.

Cette étude de cas porte sur un projet mis en œuvre dans le réseau de l'éducation, appelé le *Chantier d'intelligence numérique* (CIN), qui vise à offrir au MEQ et aux acteurs du milieu, en particulier aux centres de service scolaires, aux commissions scolaires et aux écoles, un accès simplifié à des données et à des outils d'aide à la décision (par exemple, tableaux de bord et modèles prédictifs) pour les appuyer dans la gestion de la réussite scolaire et autres activités dont ils ont la responsabilité. Tout en relatant l'histoire du projet, l'étude expose les retombées, les enjeux et les défis qui accompagnent le déploiement de ce projet de valorisation des données. Les résultats de l'étude s'appuient principalement sur des entretiens semi-dirigés menés auprès de quatre représentants du MEQ⁴⁷ et de deux représentants de la GRICS⁴⁸. Principal partenaire du MEQ dans le projet, la GRICS est un OBSL qui crée et soutient des systèmes de gestion administrative, scolaire

⁴⁷ Frédéric Potok, directeur général en ressources informationnelles, Ferhat Badis, directeur de l'architecture en ressources informationnelles, Natalia Cruz, conseillère stratégique en cadre normatif et Ivan-Mauricio Parra, scientifique de données.

⁴⁸ Sébastien Gougeons, président-directeur général et Guillaume Trottier, vice-président, Valorisation des données.

et pédagogique pour le compte des centres de service scolaires et des commissions scolaires du Québec (CSS/CS).⁴⁹

5.1 L'origine du CIN

Pour répondre en partie aux besoins d'information exacerbés par la pandémie de COVID-19, le MEQ a lancé le *Projet d'accès aux micro-données sur les élèves* à l'automne 2020. « *Le projet d'accès aux micro-données sur les élèves, c'est le volet précurseur du CIN.* » (Représentant du MEQ) Ce projet visait à donner au MEQ l'accès à de nouvelles données détenues par les CSS/CS, en particulier des données sur le rendement académique (par exemple, notes des bulletins pour chaque matière et résultats aux épreuves obligatoires) et sur l'absentéisme et les retards (par exemple, nombre, motifs et durée). Ces données allaient permettre au MEQ de produire des indicateurs qui l'appuieraient dans sa gestion stratégique et opérationnelle du réseau.

Durant la mise à jour économique de l'automne 2020, le gouvernement du Québec a rendu disponibles aux ministères et organismes des budgets supplémentaires en fonction de la situation économique qui prévalait. Les autorités du MEQ ont demandé à leur *Direction générale des ressources informationnelles* de leur soumettre un projet pour financement. Le projet qui a été proposé, appelé *Démarche d'intégration de l'intelligence artificielle à l'Éducation*, s'est trouvé à élargir la portée du *Projet d'accès aux micro-données sur les élèves*. Plus précisément, le nouveau projet s'est articulé autour de trois axes de valorisation des données en éducation, à savoir : 1) la priorisation des données probantes à collecter et leur harmonisation; 2) l'intelligence d'affaires, en particulier la création de tableaux de bord à partir de données et d'indicateurs de gestion pour assurer le suivi des activités scolaires et de l'utilisation des ressources; 3) l'intelligence artificielle, en particulier la conception de modèles de prédiction de la réussite ou de l'échec scolaire des élèves.

Contrairement au projet précédent, qui se limitait aux besoins informationnels du ministère, le nouveau projet s'adressait aussi aux autres acteurs du réseau, en particulier aux CSS/CS et aux directions d'école. Par cette valorisation des données, on souhaitait mieux outiller le MEQ et les autres acteurs du réseau dans leurs interventions de soutien à la réussite scolaire, notamment par le recours à des tableaux de bord, à des modèles de prédiction et autres outils d'aide à la décision. Préoccupées par les risques de décrochage plus importants pendant la pandémie, les autorités du ministère ont accueilli favorablement le projet proposé, si bien qu'un budget de 10,6 millions \$ sur 2 ans lui a été accordé. Ce projet de valorisation des données jetait les bases conceptuelles et

⁴⁹ Précisons que tous les membres du conseil d'administration de la GRICS sont des représentants de CSS/CS.

financières de ce qu'il est désormais convenu d'appeler le *Chantier d'intelligence numérique* (CIN).

5.2 La GRICS comme partenaire incontournable

Bien que le financement du CIN ait été officiellement annoncé le 14 mars 2022 par le ministre de l'Éducation de l'époque, M. Jean-François Roberge, les premiers travaux de ce projet ont commencé un an plus tôt, soit à l'hiver 2021. Une des premières actions posées par le ministère consistait à approcher des partenaires pour les appuyer dans la réalisation du CIN. Aux yeux du ministère, la GRICS s'est rapidement imposée comme un partenaire stratégique du CIN, compte tenu de son statut de fournisseur officiel de solutions technologiques de gestion administrative, scolaire et pédagogique pour le compte des CSS/CS. En effet, la « *presque la totalité des CSS/CS utilisent les principaux systèmes de mission de la GRICS* » (Représentant du MEQ). La GRICS est aussi l'hébergeur des données des CSS/CS collectées à partir de ces systèmes. La GRICS « *a déjà l'écosystème en place... constitué d'une trentaine de logiciels* » (Représentant de la GRICS), dont elle est l'éditeur.

[Bien que] la majorité de nos logiciels datent de plusieurs années [et] sont installés localement dans chaque centre de services scolaires... nos logiciels se parlent. Le logiciel de finance parle au logiciel de paye qui parle au logiciel de gestion scolaire. (Représentant de la GRICS)

Pour faciliter l'accès aux données générées par ses systèmes de mission implantés localement, la GRICS a créé une interface de programmation, qu'elle a installée sur les serveurs des CSS/CS. Appelée *le connecteur hybride*, cette interface permet à la GRICS d'aller chercher les données et de les ramener dans ses différents systèmes, et ce, de manière centralisée. « *On connaît les bases de données, comment elles sont faites* » (Représentant de la GRICS). Le fait d'avoir accès aux principales bases de données du milieu scolaire et de pouvoir les exploiter avec l'autorisation des CSS/CS conférait à la GRICS un rôle pivot dans le déploiement du CIN. La GRICS a joué (et joue encore aujourd'hui) le rôle de pont technologique entre le MEQ et les CSS/CS dans la réalisation du CIN. Le statut d'organisme public de la GRICS au sens de la *Loi sur les contrats des organismes publics* a aussi été facilitant pour le MEQ, puisqu'il a permis de resserrer les relations d'affaires entre les deux organisations. Enfin, la GRICS est apparue comme le fournisseur technologique tout indiqué pour les besoins du CIN, compte tenu de l'existence de la plateforme infonuagique, appelée *Espace Données*, qu'elle a récemment créée. « *Espace Données, qui est la plateforme de valorisation des données de la GRICS, a été choisi comme plateforme pour le chantier* ». (Représentant de la GRICS)

Grâce à sa participation au CIN, la GRICS a obtenu le financement nécessaire pour poursuivre le développement d'*Espace Données* et d'en faire une plateforme

informatique plus ouverte et dynamique dans laquelle « *les CSS/CS pourront éventuellement travailler et y mettre leurs propres jeux de données* ». (Représentant de la GRICS) En tant que socle informationnel et technologique du CIN, *Espace Données* permettra à terme le passage « *d'une approche où [la GRICS] collecte et envoie des données au MEQ à une approche où le ministère peut lui-même aller chercher l'information dans l'Espace Données* » (Représentant de la GRICS), et ce, en respectant les règles de sécurité et de protection des renseignements personnels en vigueur. Cette plateforme permettra aux différents acteurs du réseau de l'éducation, en particulier au MEQ, aux CSS/CS et aux écoles, d'exploiter des données, dans le but de produire des tableaux de bord et de concevoir des modèles ou algorithmes de prédiction.

5.3 Un repositionnement stratégique de la GRICS

La mission de la GRICS consiste traditionnellement à « *fournir des logiciels de gestion scolaire ou administrative aux CSS... et autres services collectifs en TI* ». (Représentant de la GRICS) La participation de la GRICS au CIN est venue bousculer sa façon habituelle de faire des affaires : de fournisseur de produits et services informatiques auprès des CSS/CS, la GRICS est désormais appelée à jouer le rôle d'un partenaire, certes stratégique, mais qui est tenu de collaborer avec d'autres acteurs du réseau.

Maintenant, on [la GRICS] n'est plus tout seul sur la glace. Ce n'est plus nous qui sommes la locomotive. On va partager le rôle de locomotive avec d'autres. On demeure un joueur important, mais on va contribuer dans un projet qui est plus large... avec des financements supplémentaires qui accélèrent la cadence de développement... d'outils de valorisation de la donnée. (Représentant de la GRICS)

Les objectifs du CIN, essentiellement orientés vers la valorisation des données, ne sont pas étrangers aux récentes orientations stratégiques de la GRICS. Au contraire, ils font écho à la vision que la GRICS s'est donnée dans son dernier plan stratégique, adopté à l'automne 2021, puis déposé et présenté au réseau à l'hiver 2022 :

On s'est donné une nouvelle vision qui est de révolutionner l'éducation par l'intelligence numérique... On veut décloisonner... Permettre que l'information soit fluide, qu'elle s'échange... Donc, briser les silos, mettre les gens ensemble, et ça passe beaucoup par la valorisation des données... par un écosystème intégré ouvert pour le milieu de l'éducation et que la GRICS soit le principal maître d'œuvre de cet écosystème... Donc, on veut ouvrir notre plateforme (Espace Données) pour que les gens ne soient pas prisonniers de la donnée... et qu'ils puissent prendre la donnée de l'extérieur puis la ramener dans notre

écosystème pour la valoriser. Ça, c'est notre vision à long terme.
(Représentant de la GRICS)

La GRICS a aussi créé, au même moment, une vice-présidence consacrée à la valorisation des données. Ce repositionnement stratégique de la GRICS résulte, entre autres, d'une prise de conscience à l'égard d'une perte de parts de marché, à la suite d'un éventuel déploiement de la plateforme gouvernementale intégrée SAGIR⁵⁰, pour gérer les activités administratives du réseau.

Le gouvernement a pour projet gouvernemental de faire migrer le réseau vers SAGIR. Donc, nos solutions administratives vont quitter la GRICS dans un horizon de 5 à 10 ans. Ça a influencé notre plan stratégique. On perd une grosse partie de nos activités administratives... On doit recentrer notre mission... et consolider notre rôle de leader dans nos solutions de gestion scolaire. (Représentant de la GRICS)

Le MEQ et la GRICS ne sont pas les seuls organismes à vouloir valoriser les données en éducation. Avant que ne démarre le CIN, certains CSS/CS, comme le Centre de service scolaire du Val-des-Cerfs ou le Centre au Cœur-des-Vallées, ont créé et expérimenté des algorithmes pour prédire le décrochage scolaire sur leur territoire.

Aux CSS Cœur-des-Vallées, en Outaouais, et Val-des-Cerfs, en Estrie, l'utilisation de l'intelligence numérique a permis de prévenir des échecs scolaires en dépistant, avec un taux supérieur à 90 %, les élèves les plus à risque de décrochage dès leur arrivée en secondaire 1. (St-Arnaud, 2022)

Le CIN vise à fédérer ces diverses initiatives de valorisation des données en cours dans le réseau de l'éducation, en mutualisant les outils et les expertises qui y sont engagés. La dynamique de collaboration entre le MEQ et la GRICS s'est grandement améliorée au fur et à mesure que leurs représentants joignaient leurs efforts, sur une base quasi quotidienne, et apprenaient à se connaître et à travailler ensemble à la réalisation du CIN. Le CIN s'apparente désormais à un projet fédérateur qui s'appuie sur la mise en commun de ressources financières, humaines, informationnelles et technologiques ainsi que sur des relations de collaboration soutenues entre le MEQ et certains acteurs du réseau, en particulier la GRICS.

On [GRICS] a passé beaucoup de temps à construire ce partenariat-là, c'est-à-dire de ne plus juste être un prestataire de services... mais de travailler avec eux... Ça porte fruit présentement... la dynamique est

⁵⁰ Pour plus d'information sur SAGIR, voir lien suivant : <https://www.quebec.ca/gouvernement/faire-affaire-gouvernement/services-organisations-publiques/services-sagir-remuneration/presentation-sagir>

devenue beaucoup plus collégiale aussi... Il y a des gens du ministère avec qui je travaille... et à qui je parle à tous les jours. (Représentant de la GRICS)

5.4 L'organisation du projet et les activités de soutien

Le MEQ ne disposait pas de ressources suffisantes pour accompagner l'ensemble des CSS/CS dans leur participation à la réalisation du CIN et dans la valorisation de leurs données, pas plus qu'il n'était « *en mesure d'aller chercher ces ressources externes lui-même directement* ». (Représentant du MEQ) Il a donc fait appel à Collecto⁵¹ pour obtenir des ressources spécialisées pour accompagner les CSS/CS dans « *le développement des compétences en intelligence numérique* ». (Représentant du MEQ) Ces ressources doivent être « *capables d'intervenir auprès des CSS/CS qu'ils soient débutants, intermédiaires ou avancés en matière de traitement de l'information* ». (Représentant du MEQ) LEVIO est, quant à elle, la firme qui a fourni ces ressources humaines.

La GRICS est en train de former les consultants de LEVIO sur l'ensemble des produits qu'elle offre pour qu'ils les maîtrisent bien... pour qu'ils comprennent comment les données fonctionnent dans les systèmes opérationnels avant qu'on les amène dans l'entrepôt (Espace Données) et qu'on les valorise dans des tableaux de bord. (Représentant de la GRICS)

Un *centre de soutien en intelligence numérique* a été créé pour organiser le travail d'accompagnement de LEVIO et de la GRICS auprès des CSS/CS, afin que ceux-ci gagnent en compétence numérique. La principale stratégie de coordination adoptée par ce centre consiste à mobiliser les 10 tables régionales actuelles et à les convertir en communautés de pratique dans le cadre du CIN. « *Les CSS sont déjà habitués à travailler par région... dans des tables régionales* ». L'élément nouveau introduit par ce centre de soutien, « *ce n'est pas les communautés de pratique en tant que tel, mais l'accompagnement des communautés de pratique par l'ensemble des partenaires (MEQ, GRICS, prestataires de services, etc.) qui travaillent ensemble pour aider le réseau à transformer ses pratiques en intelligence numérique* ». Les communautés de pratique « *visent à partager des ressources, des développements, des outils et des compétences. Donc, l'idée, c'est de faire monter en compétence numérique l'ensemble des CSS/CS* ». (Représentant du MEQ) Pour ce faire, chaque communauté doit se doter d'un plan de travail. « *Ça peut être le développement de tableaux de bord ou d'un modèle de prédiction* » (Représentant du MEQ), en fonction des besoins et de la maturité de chacun. Le déploiement des

⁵¹ Créé en 1997, Collecto est un organisme qui offre des services regroupés en éducation aux CSS/CS, aux Cégeps, aux collèges privés et aux universités. Pour en savoir davantage sur cet organisme, consultez le lien suivant : <https://collecto.ca/#>

communautés de pratique est présenté comme une façon d'amener les « *CSS/CS les plus avancés à accompagner les moins avancés* » dans la valorisation des données. (Représentant du MEQ) Par ces communautés d'apprentissage, on souhaite aussi

... mutualiser les efforts de l'ensemble du réseau pour le bénéfice du réseau ... une fois qu'il y a une bonne idée qui émane des communautés de pratique qui se met en place, il s'agit de reprendre cette solution... et de la rendre disponible à tous ... notamment par le truchement d'Espace Données. (Représentant de la GRICS)

Espace Données deviendrait donc la plateforme de mutualisation des initiatives d'intelligence d'affaires ou d'intelligence artificielle du réseau. Ainsi, on espère éviter le travail en double, en s'assurant « *qu'il n'y aura pas 2 ou 3 communautés de pratiques qui vont travailler sur le même sujet* ». (Représentant de la GRICS) La mutualisation des efforts apparaît d'autant plus justifiée que certaines initiatives de valorisation des données requièrent la mobilisation d'importantes ressources, comme la conception et l'entraînement d'algorithmes prédictifs sur le décrochage scolaire. Enfin, les communautés de pratique sont perçues comme une façon d'instaurer un mode d'organisation pérenne de la valorisation des données et de la mutualisation des initiatives qui en découlent (par exemple, les tableaux de bord, les algorithmes et les expertises). En misant sur une structure bien établie (tables régionales), les responsables du CIN souhaitent, en effet, que les pratiques de collaboration et les initiatives issues des communautés de pratique se perpétuent au-delà de la durée du projet. « *Parce que notre chantier a une date de fin, on veut que les CSS s'organisent par eux-mêmes pour travailler autour de l'intelligence numérique et de la valorisation des données* ». (Représentant du MEQ)

En complément des communautés de pratique, des escouades de données ont été créées avec pour mandat de prioriser et de normaliser les données à valoriser, afin de produire des indicateurs et des tableaux de bord qui répondent aux besoins des CSS/CS et du MEQ. Avec ces escouades, « *on n'est pas dans des algorithmes d'intelligence artificielle, on est plutôt dans du business analytics* ». (Représentant de la GRICS) Composées de représentants du MEQ, de la GRICS et des CSS/CS, ces escouades organisent leurs travaux de priorisation, de normalisation et d'intelligence d'affaires autour de thématiques qui revêtent un intérêt marqué pour le réseau. Deux premières escouades ont été créées à l'été 2022 : l'une sur la réussite scolaire, l'autre sur la main-d'œuvre. Les responsables du CIN envisagent de créer trois autres escouades, d'ici la fin du projet, qui aborderaient respectivement les thèmes suivants : le financement, les infrastructures et la formation professionnelle aux adultes. S'inscrivant dans une démarche itérative, le travail des escouades vise à combler les besoins en matière de compétence dans un contexte de pénurie de main-d'œuvre particulièrement criant en matière de valorisation des données.

Enfin, un centre d'expertise en intelligence artificielle a aussi été créé dans le cadre du CIN, qui regroupe des experts œuvrant au sein des organismes suivants : GRICS, Observatoire international sur les impacts sociétaux de l'intelligence artificielle et du numérique (OBVIA), Institut québécois d'intelligence artificielle (Mila) et Institut de valorisation des données (IVADO). Ces experts ont pour mandat d'accompagner et de conseiller les responsables du CIN dans le développement et le déploiement d'algorithmes en éducation, à la lumière des enjeux éthiques que l'utilisation de ces algorithmes peut soulever.

Le but, c'est d'utiliser la connaissance du milieu de la recherche et de l'enseignement universitaire... S'il y a des obstacles, on veut le savoir, s'il y a des réticences populaires, on veut le savoir, s'il y a des enjeux technologiques, on veut le savoir... Donc, eux (les experts) nous permettent d'identifier les orientations et les tendances à prendre en considération... L'idée est qu'on ne se retrouve pas dans les journaux.
(Représentant du MEQ)

5.5 Espace Données comme plateforme de valorisation du CIN

La plateforme technologique *Espace Données* a été officiellement lancée en juin 2021. Elle est l'un des produits de la GRICS qui composent sa suite *Mozaïk Data*, laquelle se veut la porte d'entrée vers les données du réseau. *Espace Données* est une solution infonuagique centralisée qui permet aux acteurs du réseau, en particulier les CSS/CS, d'y verser des données et de les exploiter sous la forme de tableaux de bord, à partir des outils *Power BI de Microsoft*. L'accès à *Espace Données* est compartimenté, de manière à ce que chaque direction générale de CSS/CS et direction d'école n'accède qu'à ses propres données, et non à celles des autres. Pour exploiter *Espace Données* et ses tableaux de bord, la GRICS met à la disposition des directions générales des CSS/CS et des directions d'école des interfaces de visualisation, dont *Mozaïk-dVision* et *Mozaïk-dStudio*.

Mozaïk-dVision permet la visualisation de tableaux de bord clés en main (préconçus) sur la réussite scolaire. Cette interface présente, entre autres, sous forme de rapports, les résultats scolaires (0 à 60 %, 61 à 74 % et 75 % à 100 %) en fonction des quatre compétences de base (écriture, lecture, résolution de problèmes et utilisation du raisonnement mathématique) et des niveaux scolaires au primaire, afin d'identifier les élèves à risque d'échec (voir annexe 1). Elle permet aussi de ventiler les résultats selon différents critères, en particulier le sexe (féminin ou masculin), la présence ou non d'un plan d'intervention, le groupe linguistique et l'immigration (voir annexe 2). Les directions générales (ou directions générales associées) de CSS/CS disposent d'une vue globale sur les données leur permettant de comparer les écoles entre elles (voir annexe 3). Les directions d'école ont un accès aux données sur la réussite scolaire qui, contrairement à

celles des directions générales de CSS/CS, leur permettent de « *se rendre jusqu'au niveau de l'élève* ». (Représentant de la GRICS) Mentionnons que les directions générales de CSS/CS n'ont pas accès aux données des autres CSS/CS, pas plus que les directions d'école n'ont accès aux données des autres écoles. Au moment des entretiens, *Espace Données* ne contenait que des tableaux de bord sur les résultats et sur la réussite scolaire. D'autres tableaux de bord sont à venir. Par exemple, « On a commencé à amener les données sur la main-d'œuvre dans *Espace Données*. Cependant, les tableaux de bord ne sont pas encore disponibles. On est en train de les développer ». (Représentant de la GRICS)

Mozaïk-dVision entend aussi offrir des outils qui favorisent la réussite scolaire, en particulier des modèles de prédiction de la réussite/échec à l'épreuve ministérielle obligatoire d'écriture de la 4^e année du primaire, français langue d'enseignement, par école et par élèves (voir annexe 4). Alors que les directions d'école pourraient avoir accès à des données nominatives sur la prédiction de la réussite de leurs élèves à l'épreuve ministérielle, les directions de CSS/CS accéderaient à des données agrégées sur la probabilité de la réussite scolaire de leurs écoles, et non à celle des élèves (voir annexe 5). Ici aussi, il serait possible de ventiler les données (probabilités de réussite/échec) selon le sexe, la présence ou non d'un plan d'intervention, le groupe linguistique et l'immigration ainsi que d'ordonner les élèves selon leur probabilité d'échec (voir annexe 6). Avec ces outils de prédiction, on souhaite mieux détecter les élèves à risque d'échec, afin « *de mettre des mesures en place pour éviter qu'ils tombent en échec. L'idée, c'est de prévenir l'échec en amont, de le voir d'avance et de l'éviter* ». (Représentant de la GRICS)

Quant à l'interface *Mozaïk-dStudio*, bien qu'elle utilise les mêmes données que *Mozaïk-dVision*, elle le fait en mode libre-service. *Mozaïk-dStudio* n'offre donc pas de tableaux préconçus, comme *Mozaïk-dVision*. En revanche, elle propose des fonctionnalités permettant à l'utilisateur de créer de nouveaux tableaux de bord sur mesure. Autrement dit, *Mozaïk-dStudio* permet « *de personnaliser des rapports en fonction des besoins de l'organisme scolaire à partir d'une sélection spécifique de jeux de données* ». (Représentant de la GRICS) Cet outil de valorisation des données s'adresse à « *des utilisateurs chevronnés en analytique de données* » (Représentant du MEQ) qui maîtrisent bien les fonctionnalités de l'application *Power BI* de Microsoft.

Espace Données offre aussi au MEQ la possibilité d'accéder à des données provenant des CSS/CS et de créer des indicateurs nationaux et des tableaux de bord en utilisant l'interface libre-service *Mozaïk-dStudio*. Pour ce faire, le MEQ « *a demandé à la GRICS de créer un compartiment ministère* » dans *Espace Données*. (Représentant du MEQ) Avec ce compartiment, le MEQ dispose d'un accès simplifié à des données provenant des CSS/CS qu'il peut exploiter. Cependant, le MEQ n'a accès à aucune donnée nominative. En effet, les données versées dans ce compartiment ont été dénominalisées par la GRICS, pour que le MEQ ne puisse identifier aucun individu; noms, prénoms, dates de naissance,

codes postaux et autres éléments d'identification y ont été retirés. « *Au ministère, on s'intéresse à la province... L'individu comme unité n'est pas notre champ de préoccupations. C'est une vision globale des enjeux qui nous intéresse* ». (Représentant du MEQ)

Au moment des entretiens, *Espace Données* se limitait aux données produites par les systèmes de mission développés par la GRICS. Autrement dit, « *la GRICS ne va pas fouiller dans des systèmes qui ne lui appartiennent pas pour aller chercher les données* », puis les verser dans *Espace Données*. (Représentant du MEQ) La GRICS n'écarte pas pour autant l'idée d'inclure éventuellement d'autres sources de données dans *Espace Données*.

Quant aux enseignants, ils n'avaient pas accès à *Espace Données* au moment des entretiens. Dans l'éventualité où des accès leur seraient accordés, il faudra alors différencier ces accès « *pour que l'enseignant ne puisse pas voir les résultats d'un autre groupe (ou enseignant)* ». (Représentant de la GRICS) En somme, avec *Espace Données*, on souhaite « *avoir à un seul endroit l'ensemble des données du réseau à valoriser* ». (Représentant de la GRICS)

5.6 Une culture de données à instaurer et des pratiques de collaboration à pérenniser

Si l'intelligence artificielle et l'utilisation d'algorithmes constituent l'une des principales cibles du CIN dans la valorisation des données du réseau, les besoins plus immédiats de la majorité des CSS/CS semblent se situer surtout du côté de l'intelligence d'affaires et de la production de tableaux de bord. « *Avant tout, le premier besoin, c'est d'avoir des tableaux de bord... l'intelligence artificielle, c'est le summum... mais t'as pas toujours besoin de te rendre là* ». (Représentant de la GRICS) Lorsque le CIN a commencé, « *la plupart (des CSS/CS) n'était même pas rendu au BI (intelligence d'affaires)* ». (Représentant du MEQ) Le degré de maturité numérique des CSS/SC serait à géométrie variable selon la disponibilité des expertises et autres ressources.

Il y a des CSS/CS qui sont bien équipés en termes de ressources humaines et informationnelles, d'autres qui ne le sont pas... Certains sont très à l'aise en BI, d'autres non. Certains sont des débutants en intelligence artificielle, d'autres sont assez avancés, et la plupart en savent très peu à ce sujet. Donc, il nous faut déployer des équipes pour les aider à implanter minimalement l'homogénéisation des données, puis du BI et aller jusqu'à l'IA. (Représentant du MEQ)

La capacité organisationnelle à valoriser les données tend aussi à varier selon la taille des CSS/CS.

Les grands CSS ont souvent de plus grandes équipes... Et plus tu as de grandes équipes, plus tu es en mesure de dédier des gens à monter des nouveaux tableaux de bord, à travailler la donnée, et cetera. À l'autre extrême, les très petits CSS... bien souvent ont une ou deux personnes en informatique qui fait un peu tout. (Représentant de la GRICS)

Bien que la grande majorité des CSS/CS ait accepté les conditions d'utilisation d'*Espace Données* et s'y soit connectée au moment des entretiens, « *ce n'est pas tout le monde qui l'utilise* ». (Représentant de la GRICS) Par exemple, pour utiliser l'outil libre-service *Mozaïk-dStudio*, « *encore faut-il avoir le personnel qui détient l'expertise... pour monter des tableaux de bord ... Puis, c'est bien beau d'avoir des données... Mais une fois que t'as ça entre les mains, tu en fais quoi ?* » (Représentant de la GRICS) Quant aux CSS/CS qui ont développé leurs propres outils et plateformes de valorisation des données avant l'arrivée du CIN, « *ils ne voyaient pas nécessairement la pertinence de joindre Espace Données* ». (Représentant de la GRICS) C'est le cas du CSS du Val-des-Cerfs, comme nous l'avons vu au chapitre précédent.

Il n'en demeure pas moins qu'une majorité des CSS/CS exploitent peu (ou pas du tout) les données qu'ils détiennent. La valorisation des données n'est ni innée ni acquise, chez plusieurs acteurs du réseau, notamment en raison de compétences numériques limitées. De l'avis de la majorité des répondants, un changement de culture et l'acquisition de nouvelles compétences et pratiques sont nécessaires pour amener les CSS/CS à valoriser leurs données et à mutualiser les initiatives qui en résultent. « *Si vous n'avez pas la culture de la donnée... les tableaux de bord vont dormir sur une tablette. Vous ne saurez pas quoi en faire* ». (Représentant de la GRICS)

Différents pièges sont à éviter dans ce changement de culture et de pratiques en matière d'intelligence numérique. Un premier piège consisterait à inonder l'utilisateur d'indicateurs et de tableaux de bord qui lui seraient peu utiles pour suivre les activités de son organisation et pour éclairer ses décisions. Dans le déploiement d'outils de suivi et d'aide à la décision, la qualité doit prévaloir sur la quantité, afin de ne pas noyer ni décourager l'utilisateur. Un autre piège à éviter serait de traiter de façon uniforme l'ensemble des organisations du réseau et leurs intervenants au moment du déploiement des stratégies de valorisation des données. Ici, la maturité numérique des organisations et la volonté de se transformer doivent être prises en considération.

Diffuser la culture de données en tenant compte des réalités du milieu, c'est tout un défi... Il y a certains centres de services scolaires qui sont en avant de la parade, on n'a pas besoin de les convaincre... Il y en a qui trouvent qu'on ne va pas assez vite : « Vous devriez être plus loin. Nous on a déjà fait ça. » Puis, j'en ai d'autres qui disent : « Pourquoi je ferais ça? On a bien d'autres chats à fouetter. » (Représentant de la GRICS)

Dans ce contexte, des mesures d'accompagnement personnalisées, comme les communautés de pratique, semblent plus appropriées pour faciliter le virage numérique des CSS/CS que des mesures de soutien gouvernemental mur-à-mur et homogènes. « *La beauté des communautés pratiques, c'est justement d'avoir accès à différents niveaux d'accompagnement.* » (Représentant du MEQ) Dans ces communautés, les CSS/CS plus expérimentés dans la valorisation des données seraient appelés à accompagner les CSS moins expérimentés, afin qu'ils gagnent en intelligence numérique. Regroupant des acteurs habitués à collaborer entre eux, les communautés de pratique favoriseraient la mise en commun d'initiatives issues d'un même territoire ainsi que la pérennité de ces pratiques collaboratives. Fondée sur la mobilisation d'acteurs du milieu, une telle stratégie ne diminue pas pour autant l'importance du rôle du ministère dans le CIN. Au contraire, le fait que le MEQ ait été le principal promoteur du projet a facilité les démarches de la GRICS pour obtenir la participation des CSS/CS dans le déploiement d'*Espace Données*.

On (GRICS) est un organisme OSBL qui appartient à ses membres (CSS/CS). On n'est pas en autorité sur eux... On ne veut pas les brusquer... Avec l'aide du ministère, on a pu accélérer l'implantation [d'Espace Données]. (Représentant de la GRICS)

Dans ce changement de culture et de pratiques, il est important que la GRICS donne l'exemple, ne serait-ce que par ses importantes responsabilités dans le déploiement technologique du CIN. Or, le virage culturel et managérial en cours à la GRICS, annoncé dans son plan stratégique et mis en branle dans le cadre du CIN, a rencontré de la résistance à l'interne. Cette résistance s'explique notamment par des changements profonds à la GRICS dans ses relations d'affaires avec les CSS/CS. Habitée à exercer un plein contrôle sur le développement et le déploiement de ses produits informatiques, la GRICS doit désormais gérer de façon plus collaborative le développement de ses produits, en particulier *Espace Données* qui, rappelons-le, dépend de données détenues par les CSS/CS.

C'est un gros changement qu'on a vécu et qui brasse les équipes à l'interne... parce qu'on est des propriétaires de produits habitués d'être en plein contrôle de leur feuille de route... C'est nouveau de se rapprocher autant des CSS et d'être autant à leur écoute. (Représentant de la GRICS)

Un des moyens mis de l'avant par la direction de la GRICS pour faciliter ce virage a été de créer dans l'organisation un secteur de valorisation de la donnée qui préconise une approche collaborative avec les CSS/CS. Quant à la création d'*Espace Données*, comme plateforme de valorisation et de mise en commun des ressources informationnelles du réseau, elle témoigne de cette volonté de la GRICS de collaborer davantage avec les

CSS/CS et le MEQ en tant que partenaires, et non plus seulement comme fournisseurs de produits informatiques.

5.7 Des données, des pratiques et des systèmes à harmoniser

Rappelons que la création d'*Espace Données* vise à valoriser les données dont disposent les CSS/CS et à en permettre la réutilisation, afin d'assurer un meilleur suivi des activités scolaires et une meilleure coordination des interventions à l'échelle locale et nationale. Cependant, rendre disponibles les données de manière centralisée nécessite un important travail de collecte d'informations auprès des différents systèmes que la GRICS a installés dans les CSS/CS. « *Il faut aller puiser la donnée dans 72 environnements. Les logiciels ne sont pas en infonuagique. Ils sont installés localement, dans chacun des centres de services scolaires* ». (Représentant de la GRICS) La valorisation des données nécessite aussi un important travail d'homogénéisation des données, compte tenu de la diversité des pratiques, des définitions et des systèmes dans le réseau, notamment au moment de la saisie. C'est le cas des données sur l'absentéisme des enseignants.

Dans les grands centres de services scolaires, ça va être en partie automatisé. Ils vont rentrer les données dans le système assez rapidement. Par contre, dans un petit centre de service scolaire, ça peut être fait par l'adjointe administrative qui connaît l'ensemble des enseignants et enseignantes par cœur... Il y en a qui font ça dans un fichier Excel... On se retrouve donc avec des manières de rentrer les données, de les interpréter totalement différentes. (Représentant du MEQ)

Pour ajouter à la complexité de ces enjeux de saisie et d'intégration des données, certains CSS/CS ont créé leurs propres applications qui, à l'instar des systèmes manuels, ne s'interconnectent pas aux systèmes de la GRICS. « *Comme l'information est ailleurs, il fallait qu'ils (CSS/CS) nous la poussent, c'est tout un défi* ». (Représentant de la GRICS) Extraire les données de ces systèmes informatiques maison, pour les déposer dans *Espace Données*, nécessite le plus souvent des tâches de saisie supplémentaires, dont le remplissage de formulaires par les CSS/CS.

Des enjeux de normalisation des données se posent aussi dans le cas des systèmes de mission développés par la GRICS et déployés dans les CSS/CS. En effet, les CSS-SC peuvent personnaliser certains champs à saisir dans les applications de la GRICS qu'ils utilisent, que ce soit en ajoutant des options de réponses ou en permettant la saisie dans un champ libre.

Lorsqu'on veut ramener les données dans Espace Données, elles ne sont pas toutes normées de la même manière. Ce n'est (sic) pas des cases à

cocher, nécessairement. Il peut même y avoir de l'information qui est rentrée en champ libre. (Représentant de la GRICS)

Si certaines données peuvent être homogènes et normalisées d'un CSS/CS à l'autre, comme les notes aux épreuves ou aux bulletins, d'autres ne le sont pas. C'est le cas des motifs d'absence, où les choix de réponses peuvent être plus ou moins précis et libres, selon les besoins des CSS/CS et de leurs utilisateurs. Les possibilités de réponses peuvent même être infinies quand la saisie se fait dans un champ libre, donc sans nomenclature ou menu déroulant.

Il en y a qui vont écrire absent pour maladie... absent en général... absent pour santé... absent pour personnel... Il y en a d'autres qui vont être très précis ... Il est allé chez le chiro, chez le médecin. Il a eu un accident. (Représentant de la GRICS)

Cet enjeu de normalisation sémantique se révèle particulièrement problématique quand il est question de doter le MEQ d'indicateurs nationaux à partir de l'intégration de données saisies de manière disparate entre les CSS-CS.

Pour un centre de services scolaires, les données font du sens. Mais quand on met les données des 72 CSS/CS ensemble, des fois ça marche moins. On est en train de travailler avec le ministère de l'Éducation et les centres de services scolaires pour harmoniser les données. (Représentant de la GRICS)

Pour favoriser l'harmonisation des données, les responsables du CIN ont recours à deux stratégies : d'une part, une harmonisation dite *a posteriori*, dans laquelle « on collecte les données de façon différente au départ et après on les harmonise » et, d'autre part, une harmonisation dite *a priori*, dans laquelle « on essaie d'homogénéiser les données en amont » au moment de leur collecte. (Représentant du MEQ) Des représentants du MEQ reconnaissent qu'une harmonisation en amont des données simplifierait leur utilisation en aval, en particulier à l'échelle nationale, en diminuant les efforts d'intégration au moment de l'exploitation des données. Cependant, une harmonisation complète des données en amont est susceptible de rencontrer un enjeu de complexité, du fait que les acteurs du milieu se verraient dans l'obligation de changer leurs systèmes et leurs façons de faire, en particulier au moment de la saisie des données, soutiennent des représentants de la GRICS. Cela n'empêche pas que la normalisation en amont de certaines données produites par les CSS/CS apparaît inévitable. C'est le cas des données administratives du réseau de l'éducation, qui devront éventuellement s'intégrer à la solution d'affaires en gestion intégrée des ressources (SAGIR), qui est déployée dans l'administration publique québécoise, depuis 2008, pour gérer les ressources humaines, financières et matérielles.

5.8 Des mesures et règles d'accès aux données à moderniser

Bien que la GRICS héberge la plateforme *Espace Données*, les données qui y sont versées ne lui appartiennent pas. Elles appartiennent aux CSS/CS, qui en sont les détenteurs ou les gardiens « *en vertu de la loi sur l'accès à l'information et la protection des renseignements personnels* ». (Représentant de la GRICS) Par conséquent, « *la GRICS n'a pas le droit de les transmettre au MEQ [ou autre tierce partie] sans l'autorisation des CSS* ». (Représentant de la GRICS) Le MEQ n'a pas non plus le pouvoir légal d'accéder directement aux données détenues par les CSS/CS sur la réussite scolaire, sur l'absentéisme et sur beaucoup d'autres renseignements nominatifs, sans le consentement explicite de ces organismes. Aucune loi, ni décret ou règlement ne l'autorise explicitement à le faire.

Le MEQ a donc besoin du consentement des différents CSS/CS pour accéder à son compartiment dans *Espace Données*, et ce, même si les données y sont dénominalisées. Or, l'obtention du consentement des CSS/CS s'est avérée un exercice long et exigeant. Pour chacun des jeux de données demandés (par exemple, la réussite scolaire et l'absentéisme), le MEQ a dû justifier la nécessité d'y avoir recours, le traitement qu'il voulait en faire, la durée de conservation des données et bien d'autres choses encore.

Lorsqu'un organisme donne son consentement pour l'utilisation de la donnée, il faut lui dire précisément quelle donnée est visée ? Quelle est la finalité ? D'où vient cette donnée ? Qu'est-ce qu'on va en faire ? Combien de temps veut-on la conserver ? ... Comment les données vont être protégées... tout ça par écrit. (Représentant de la GRICS)

C'est la GRICS qui a eu à consacrer la majorité des efforts dans cette gestion du consentement, puisqu'elle a dû négocier la rédaction et la signature des ententes avec les CSS/CS, afin qu'ils l'autorisent à aller chercher des données dans leurs systèmes et à les verser dans *Espace Données*, notamment pour le compte du MEQ. « *C'est long de négocier une entente de consentement avec un grand nombre d'organismes qui ont toutes leurs réalités et leurs questionnements.* » (Représentant de la GRICS) Quant à l'entente de consentement :

... c'est un document légal, donc on a besoin d'avocats qui revoient ça, qui s'entendent entre eux, qu'on présente aux secrétaires généraux des centres de services scolaires... Il faut qu'on sache exactement quels jeux de données on va chercher en détail avant d'écrire le consentement... et qu'est-ce qu'on va faire avec. (Représentant de la GRICS)

La gestion du consentement s'est avérée d'autant plus exigeante qu'il a fallu refaire la démarche en entier pour ajouter dans la plateforme un deuxième jeu de données, portant cette fois-ci sur des données sur la main-d'œuvre et les effectifs scolaires (par exemple,

nombre d'enseignants à temps plein/partiel ou psychoéducateurs à temps plein/partiel), après avoir obtenu un premier jeu des données portant sur la réussite scolaire. « *On a été obligé de refaire le consentement, donc... de redemander aux 72 DG (de CSS/CS), de consentir avant de pouvoir aller chercher la donnée* ». (Représentant de la GRICS) Qui plus est, l'accès par le MEQ à ce deuxième jeu de données sur la main-d'œuvre et les effectifs scolaires semble avoir suscité plus de questionnements que dans le cas du premier jeu, notamment en raison d'enjeux de relations de travail⁵².

En plus d'avoir à obtenir le consentement des CSS/CS, le MEQ a dû se plier à d'autres exigences pour accéder à *Espace Données*. D'une part, les données auxquelles le MEQ a accès dans la plateforme doivent être dénominalisées, comme nous l'avons indiqué précédemment. D'autre part, la direction des affaires juridiques du MEQ et sa direction d'accès à l'information n'autorisent pas le ministère à télécharger les données dénominalisées d'*Espace Données* pour les verser et les exploiter dans ses propres systèmes, compte tenu des possibilités de réidentification.

On (MEQ) est capable d'accéder aux données dénominalisées de l'entrepôt de la GRICS, mais on n'est pas capable de prendre ces données, de les mettre chez nous, de les croiser avec nos propres données... On n'est pas vraiment autorisé... Notre direction des affaires juridiques et notre service d'accès à l'information sont très sensibles au fait que, techniquement, nous pourrions, en croisant les données avec d'autres données, réidentifier l'élève. (Représentant du MEQ)

Pour la majorité des répondants, le cadre juridique et réglementaire actuel paraît particulièrement contraignant en ce qui a trait à la gestion des données nominatives. De plus, ce cadre ne se semble pas tenir compte de la nouvelle réalité des projets d'intelligence artificielle, au sens où les données à exploiter et les algorithmes à développer ne sont souvent connus qu'au moment de l'entraînement des modèles.

Avec l'intelligence artificielle, ce que tu veux, c'est de mettre des données ensemble pour laisser la machine déterminer quelles sont les données les plus probantes, quelles sont les données significatives. Donc, l'approche est complètement différente... On ne sait pas forcément à l'avance quelles sont les données les plus intéressantes d'un point de vue statistique. (Représentant du MEQ)

Pour les répondants, une modernisation du cadre juridique et réglementaire s'impose, si l'on veut améliorer la fluidité de l'information nécessaire à la valorisation des données.

⁵² Au moment des entretiens, 14 CSS/CS n'avaient toujours pas consenti à ce que leurs données sur la main-d'œuvre soient versées dans *Espace Données*.

Une telle modernisation semble nécessaire pour appuyer les dernières orientations gouvernementales liées à la transformation numérique de l'État et des services, rappellent certains répondants. En réponse à ces contraintes juridiques et réglementaires, la GRICS a créé des CSS dits virtuels, constitués de données anonymisées qu'ils peuvent exploiter, afin de repérer les variables à insérer dans les modèles de prédiction et autres outils d'intelligence artificielle, au moment de leur entraînement.

On a accès à ce qu'on appelle des CSS virtuels. On a certains centres de services scolaires qui ont accepté qu'on utilise leurs données... anonymisées. Donc, on ne voit pas d'élèves. C'est une photo statique de leurs données... Une fois qu'on connaît la recette... les variables dont on a de besoin, il faut aller mettre ça dans le consentement et aller officiellement chercher ces données-là. (Représentant de la GRICS)

5.9 Des enjeux professionnels et éthiques à considérer

La valorisation des données en éducation soulève des enjeux professionnels et éthiques, notamment quand il s'agit de recourir à l'intelligence artificielle. La conception et l'utilisation de modèles de prédiction dans ce domaine suscitent, en effet, diverses préoccupations, soulignent les répondants. Une de ces préoccupations renvoie à une possible dérive de nature professionnelle, à savoir que les modèles de prédiction sur la réussite scolaire ou sur l'absentéisme puissent aussi servir à évaluer la performance des intervenants en éducation, en particulier le rendement des professeurs. À ce propos, des responsables du CIN se veulent rassurants, en soutenant que les algorithmes sur la réussite scolaire, développés par la GRICS ou par des CSS/CS, ne permettent pas une telle dérive.

Les variables qu'on utilise dans ces algorithmes, ce sont les variables sur l'élève. On n'a pas pris en considération les variables de l'enseignant... On évalue la réussite d'un élève basée sur ses expériences passées. (Représentant du MEQ)

Une autre préoccupation soulevée par les répondants est liée à la possibilité que les algorithmes puissent se substituer au jugement des enseignants et autres intervenants du réseau. Cette préoccupation a aussi été évoquée par la Centrale des syndicats du Québec (CSQ)⁵³, à la suite d'un point de presse de l'ex-ministre de l'Éducation, Jean-François Roberge, sur le lancement du CIN, en mars 2022.

⁵³ Qui représente environ 120 000 membres du secteur de l'éducation.

La CSQ s'interroge notamment quant au respect du jugement professionnel du personnel du réseau. Un modèle (prédictif), aussi efficace soit-il, demeurera toujours simplement un modèle. Il faudra toujours quelqu'un, en bout de ligne, pour poser un jugement professionnel. Ces guides ne pourront rendre compte de l'ensemble du parcours d'un élève, de ses forces et de ses faiblesses, de son évolution comme seul peut le faire le personnel de l'éducation, souligne M. Gingras (Président de la CSQ).

Pour plusieurs répondants, les algorithmes en éducation doivent être utilisés comme des outils d'aide à la décision, et non comme des outils qui remplacent le jugement de l'humain. « *L'intelligence artificielle peut nous mettre sur des pistes et on va confirmer après* ». (Représentant du MEQ) Cela n'empêche pas que les algorithmes puissent aider à la détection de certains élèves à risque de décrochage, en raison de la « *variabilité de leurs résultats* », et qui ont tendance « *à passer sous le radar des professeurs... parce qu'ils n'ont jamais été en échec* ». (Représentant de la GRICS)

L'utilisation d'algorithmes pour suivre les parcours scolaires et pour intervenir auprès d'élèves à risque d'échec soulève aussi des préoccupations éthiques à l'égard des principaux concernés, soit les élèves eux-mêmes. Cette utilisation de l'intelligence artificielle peut, par exemple, accentuer le phénomène d'étiquetage et de discrimination vis-à-vis d'élèves déjà aux prises avec des difficultés d'ordre scolaire, y compris les élèves à risque d'échec modéré.

La petite Charlotte... si on sait qu'elle risque d'échouer, ne vient-on pas lui mettre une étiquette qui lui collera à la peau longtemps ? Surtout quand on va avoir toutes les données regroupées à un seul endroit.
(Représentant du MEQ)

Il faut également s'assurer que les algorithmes ne reproduisent pas (ou le moins possible) des biais associés au sexe, à l'ethnie, à l'âge, au salaire et autres caractéristiques qui pourraient marginaliser davantage des élèves appartenant à des groupes déjà discriminés. Il faut utiliser les algorithmes de prédiction en éducation avec d'autant plus de précautions que ces algorithmes sont le plus souvent constitués de données sensibles sur des mineurs, précisent des répondants.

Comme autre précaution, les personnes engagées dans la conception d'algorithmes doivent s'assurer que les données qu'ils utilisent dans les modèles de prédiction sont de qualité. Elles auront aussi la délicate tâche de sélectionner les données probantes à insérer dans le modèle de prédiction et de leur accorder un poids selon leur pouvoir de prédiction respectif. Par exemple, « *est-ce qu'on donne plus de poids dans l'algorithme à la scolarité de la mère que du père* », (Représentant de la GRICS) sachant que les études

tendent à démontrer que la scolarité de la mère a une influence plus déterminante sur la réussite scolaire de l'élève.

Par ailleurs, l'utilisation d'algorithmes sur la réussite scolaire, en particulier la détection d'élèves à risque d'échec, s'accompagne d'une certaine obligation d'agir pour corriger le problème ainsi que d'un besoin d'expliquer les motifs et les conséquences des actions à entreprendre. En effet, les parents pourraient être en droit justifié de demander des explications lorsque le modèle de prédiction catégorise leur enfant comme un élève à risque qui commande une intervention : « *Comment ça se fait que vous avez identifié mon jeune ? Qu'est-ce que vous allez faire maintenant ? Faut être capable d'expliquer.* » (Représentant de la GRICS)

À défaut d'offrir des explications compréhensibles sur les prédictions du modèle, l'utilisation d'algorithmes apparaîtra comme une boîte noire qui « *en vient à se programmer un peu tout seul* », (Représentant de la GRICS) à partir d'un traitement automatisé de données de plus en plus massives et diversifiées. Cette opacité est susceptible de contribuer au sentiment de méfiance face à l'intelligence artificielle déjà présent chez plusieurs intervenants du réseau et chez des parents. « *On a même des parents qui... se méfient des données tout court. On reçoit régulièrement des demandes de parents qui ne veulent pas que l'élève s'inscrive sur une base de données de la classe.* » (Représentant du MEQ)

Il est raisonnable de croire que l'explicabilité en intelligence artificielle, c'est-à-dire la capacité de rendre compte des décisions algorithmiques, se complexifiera au fur et à mesure que les données et les variables exploitées dans les modèles de prédiction se multiplieront. Quoiqu'il en soit, l'utilisation d'algorithmes en éducation doit demeurer assujettie au jugement de l'humain, pour en faire un outil socialement acceptable, rappellent les répondants. Si les algorithmes peuvent aider à la détection des cas à risque, la décision ultime doit relever de l'humain et de son jugement, particulièrement en éducation. Il revient aussi aux concepteurs d'algorithmes de justifier le choix des données et des variables qu'ils intégreront aux modèles de prédiction, et de tenter de minimiser les biais et autres risques informationnels associés à ce choix. Afin de guider de façon responsable le développement et l'utilisation d'algorithmes en éducation, les responsables du CIN travaillent à l'élaboration d'un cadre éthique destiné aux organismes et aux intervenants du réseau, avec la collaboration du centre d'expertise en intelligence artificielle.

Conclusion

Avec la numérisation croissante des transactions et la montée en puissance des outils d'analyse et d'aide à la décision, la valorisation des données tiendra un rôle de plus en

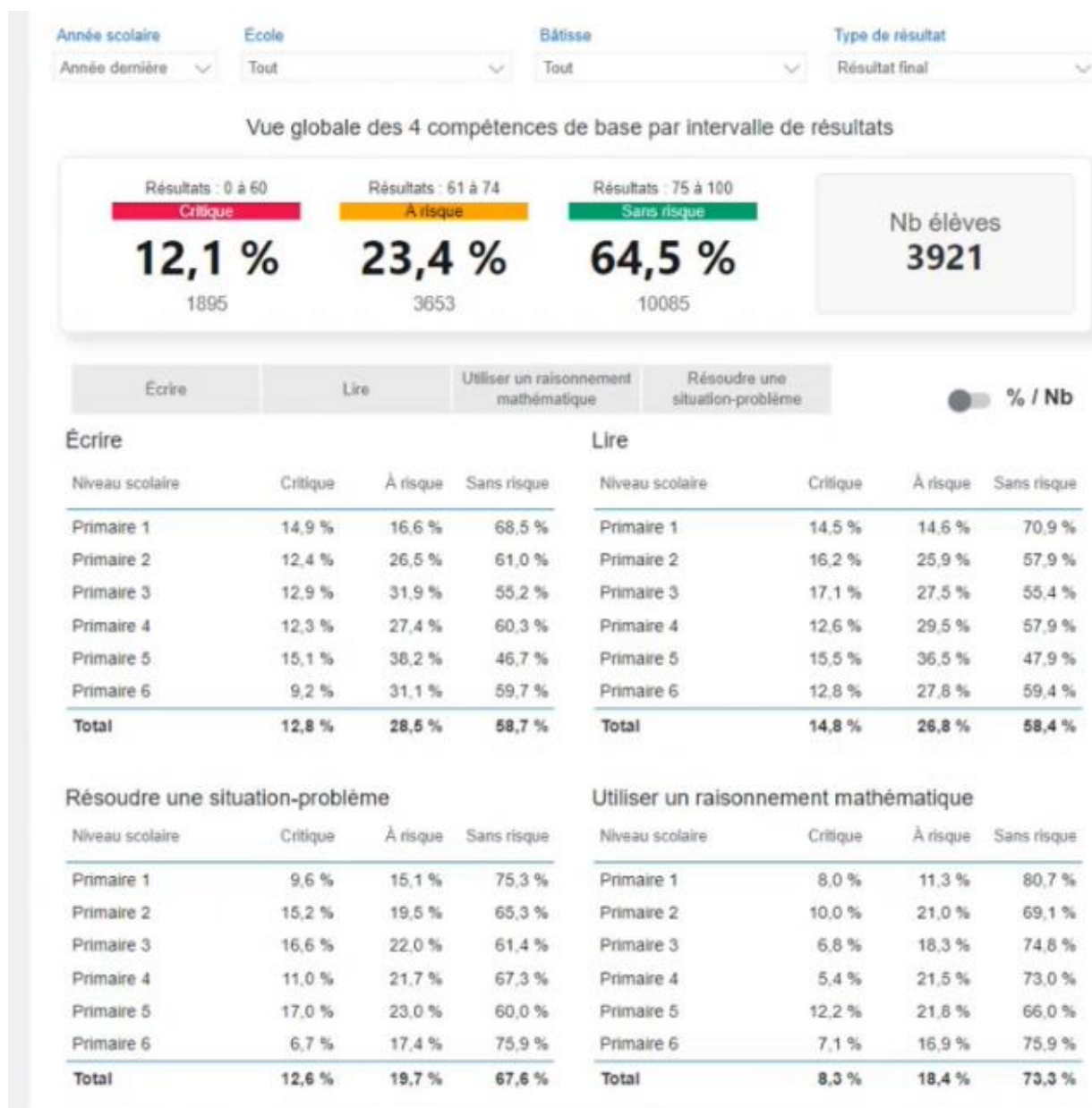
plus stratégique dans la mise en œuvre des politiques et dans la gestion des ressources et des services publics. Le CIN témoigne des potentialités stratégiques liées à la valorisation des données en éducation, par le développement d'outils d'aide à décision, qu'il s'agisse de tableaux de bord (intelligence d'affaires) ou de modèles de prédiction (intelligence artificielle). Ce projet montre, en effet, que les pratiques réflexives issues de la valorisation des données peuvent être utiles pour appuyer le MEQ dans l'élaboration des programmes scolaires et autres mesures d'encadrement nationales. La valorisation des données peut aussi être profitable aux acteurs du milieu, en particulier aux CSS/CS, aux écoles et aux intervenants, pour gérer la réussite scolaire, notamment à partir d'analyses, de suivis et d'interventions menés auprès de leurs élèves. Comme projet fédérateur sur la valorisation des données en éducation, le CIN a également permis de mettre en commun des ressources stratégiques provenant des principaux acteurs du milieu de l'éducation œuvrant au primaire et au secondaire. À notre connaissance, il s'agirait de la première expérience du genre au Québec, du moins en éducation.

Par ailleurs, l'étude du CIN montre que la valorisation des données pose d'importants enjeux dont les défis dépassent les considérations technologiques, elles-mêmes complexes. À ce propos, la gestion de l'information a certainement constitué l'un des enjeux les plus ardues à gérer par les responsables du CIN dans le cadre du projet. Si les données à valoriser sont nombreuses dans le réseau, l'accès à ces données et leur réutilisation ne vont pas de soi, en particulier quand il s'agit de doter le MEQ d'indicateurs nationaux. En effet, la réalisation du projet a nécessité la mise en marche d'activités parfois complexes en matière de gestion de l'information, dont l'obtention du consentement et l'harmonisation des données, des systèmes et des pratiques, sans oublier la dépersonnalisation de l'information et la gestion des accès.

La valorisation des données en éducation soulève aussi des enjeux de gouvernance. Ici, le défi consiste à faire migrer les partenaires d'une gouvernance en vase clos à une gouvernance en réseau qui favorise la mise en commun d'expertises, d'informations, d'infrastructures et de réalisations dans le cadre de la valorisation des données.

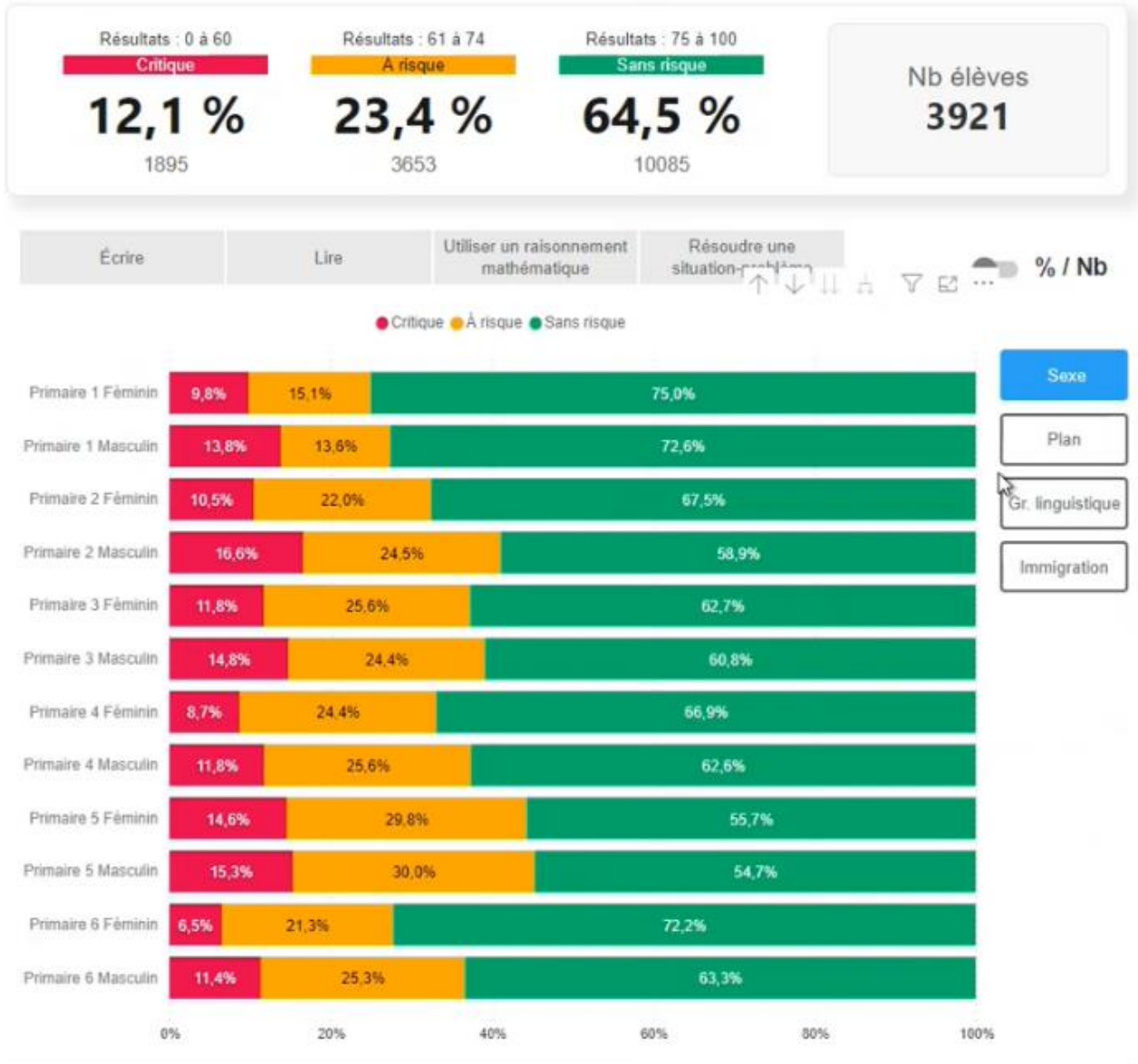
Enfin, la valorisation des données en éducation soulève des préoccupations d'ordre professionnel et éthique qui nécessitent une importante réflexion sur les impacts potentiels de cette valorisation, notamment en ce qui a trait à l'évaluation de la performance des intervenants en éducation et à l'étiquetage ou à la discrimination de certaines clientèles étudiantes. Les responsables du CIN devront s'assurer que le déploiement des outils de valorisation seront à la fois utiles et acceptables pour les élèves qui en seront l'objet ainsi que pour les intervenants qui les encadreront.

Annexe 1

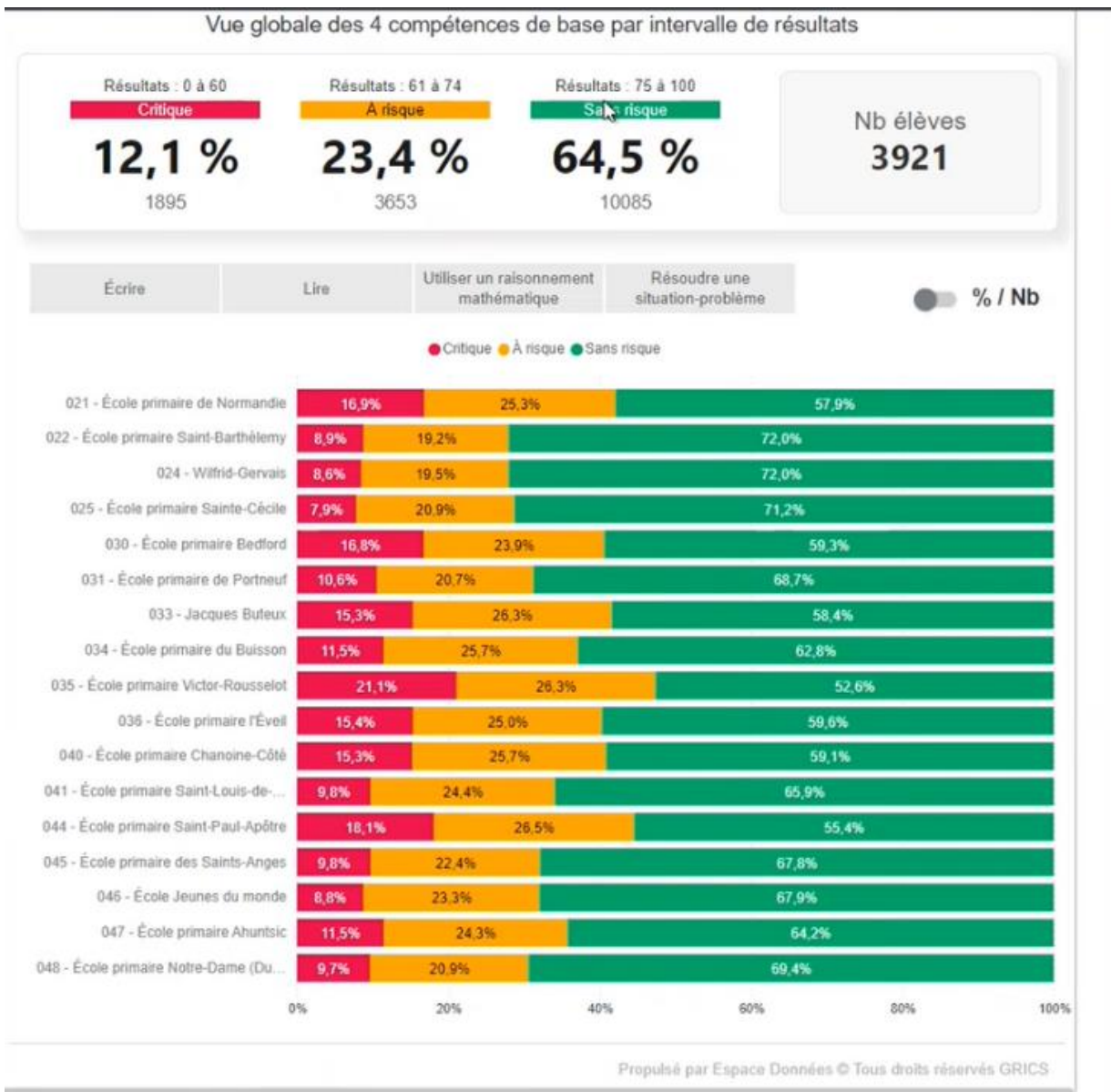


Annexe 2

Vue globale des 4 compétences de base par intervalle de résultats



Annexe 3



Annexe 4⁵⁴

Prédictions des réussites/échecs - Épreuve MEQ écriture 4e primaire, Français langue d'enseignement



2018-2019, en début de 3e étape

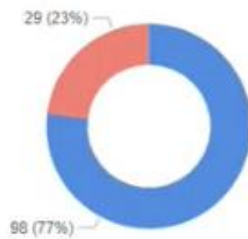
Moment de la prédiction

2018-2019, en début de 3e étape

École, groupe-repère

Tout

Prédictions



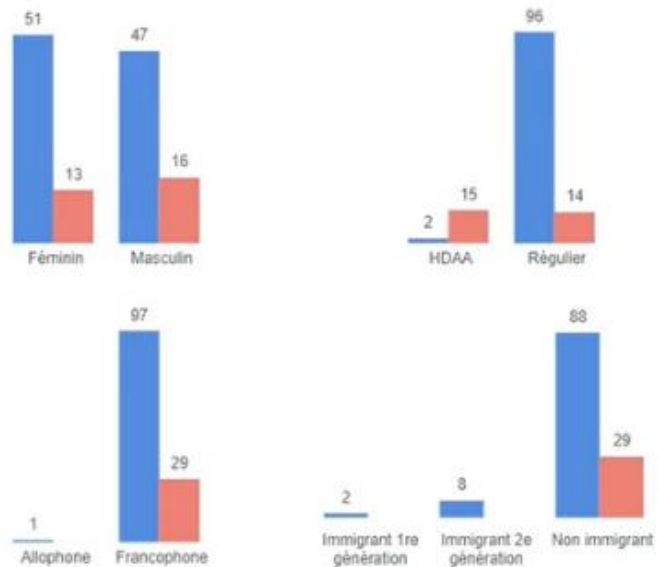
Prédit échec
Probabilité d'échec $\geq 50\%$

29

Prédit réussite
Probabilité d'échec $< 50\%$

98

Répartitions des prédictions de réussite et d'échec des élèves de la 4e année du primaire selon différentes ventilations



École	Groupe-repère	Fiche	Nom et prénom	Résultat	
				Échec	Réussite
097 - École primaire Bedford	401	750497	Massicotte Jason		●
097 - École primaire Bedford	401	762112	Chenette Brittany		●
097 - École primaire Bedford	401	763144	Lachance Johanne		●
097 - École primaire Bedford	401	763540	St-Roux Eugène		●
097 - École primaire Bedford	401	763797	Lehoullier Élodie		●
097 - École primaire Bedford	401	763839	Soucy-Turcotte Johanne	▲	
097 - École primaire Bedford	401	763953	Lévesque Christian-Tristan		●

⁵⁴ Les noms dans ce tableau sont fictifs.

Annexe 5

Prédictions des réussites/échecs - Épreuve MEQ écriture 4e primaire, Français langue d'enseignement



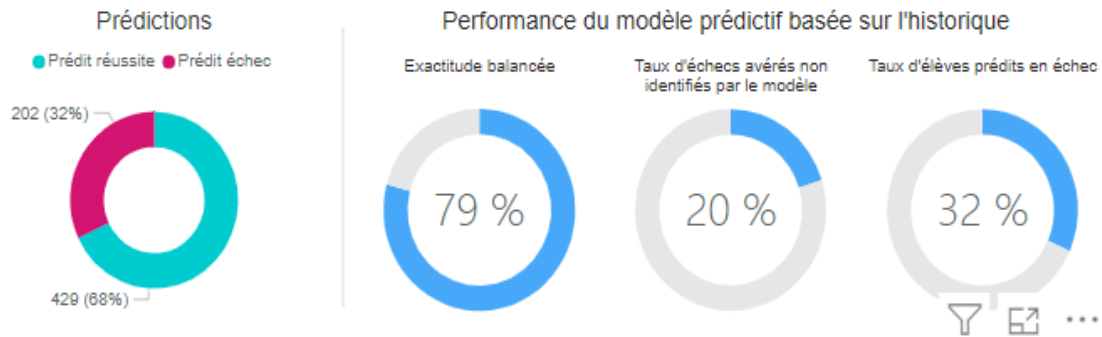
2021-2022, en début de 2e étape

Moment de la prédiction

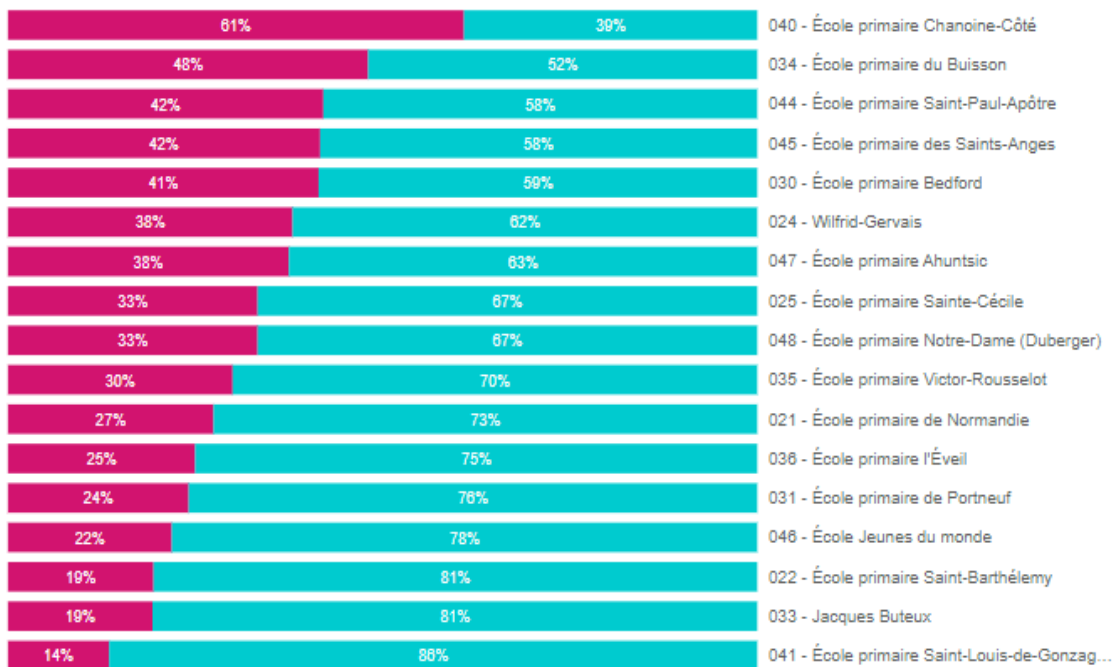
Dernière prédiction

École, groupe-repère

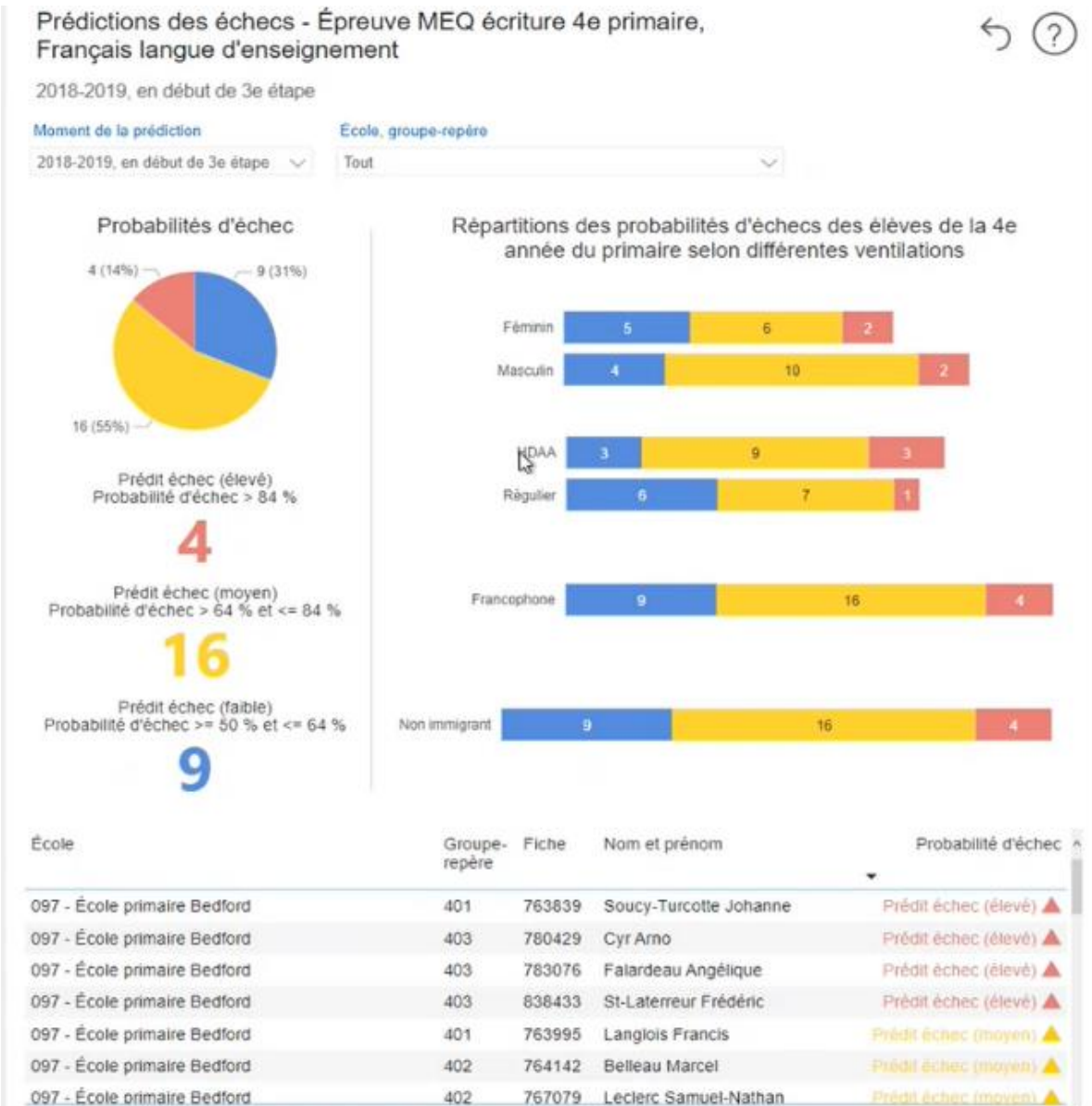
Tout



Prédictions par école



Annexe 6⁵⁵



⁵⁵ Les noms dans ce tableau sont fictifs.

6. Défis et stratégies liés au déploiement de SIA à la lumière d'initiatives dans le secteur public québécois

Dans ce dernier chapitre, nous réexaminons les principaux défis liés au déploiement de SIA dans des organisations publiques en nous appuyant sur les initiatives québécoises abordées dans cet ouvrage. Comme dans l'introduction, nous regroupons ces défis comme suit : défis informationnels et technologiques (6.1), défis éthiques et légaux (6.2) puis défis organisationnels (6.3). À la fin de chacune des sous-sections, nous présentons des bonnes de pratique permettant de relever ces défis.

6.1 Défis informationnels et technologiques

Des données de plus en plus massives

Les données constituent un intrant essentiel pour développer et entraîner les SIA, comme les agents ou assistants virtuels et les modèles de prédiction, ainsi que pour les opérationnaliser et en évaluer le rendement. Dans le cas des modèles de prédiction, plus les données sont massives et variées, plus les outils développés sont susceptibles d'être performants dans leur pouvoir de prédiction. Le modèle de prédiction du risque d'incendie du SIM et les modèles de prédiction du risque de décrochage scolaire du CSSVDC et de la GRICS ont pu bénéficier pendant leur entraînement de données massives extraites des systèmes de mission et autres systèmes d'information en place⁵⁶. Les données historiques s'avèrent particulièrement utiles pour évaluer et identifier les principaux facteurs de risques et leurs incidences à partir de l'analyse d'événements ayant ponctué la vie d'un immeuble ou le parcours d'un élève.

Avec la numérisation de l'information et l'interconnexion des systèmes d'information, les données utilisées pour entraîner les SIA et autres outils intelligents (ex. tableaux de bord) ne cessent d'augmenter en volume et en variété. Cela peut conduire à l'inclusion d'un grand nombre de variables (ou facteurs de risques) dans les modèles de prédiction afin d'améliorer leur performance dans la détection précoce de problèmes. Le modèle de prédiction du risque de décrochage utilisé par CSSVDC en est une bonne illustration, passant de 300 variables au début du projet à 2000 variables lors des entretiens. Les données exploitées ne se limitent pas qu'aux résultats scolaires de l'élève. Elles couvrent aussi son profil scolaire, son comportement, son assiduité et ses caractéristiques sociodémographiques. Bien qu'on n'ait utilisé jusqu'à maintenant que 4 variables dans le modèle de prédiction du SIM, le nombre de variables pourrait ici aussi augmenter si l'on

⁵⁶ Par exemple, données sur les 60 000 élèves ayant fréquenté les établissements scolaires du territoire du CSSVD depuis 2001 ou données sur les incidents en matière d'incendie au cours des dix dernières années pour l'agglomération de Montréal.

se fie aux principaux modèles de prédiction du risque d'incendie développés et utilisés par les services d'incendie de trois grandes villes américaines (New York, Atlanta et Pittsburgh) pour prioriser les activités d'inspection des bâtiments sur leur territoire. Ces modèles américains exploitent de nombreuses variables autres que celles utilisées dans le modèle du SIM, comme l'historique des inspections, les requêtes du 311, les crimes, les caractéristiques sociodémographiques du territoire et la météo (Boudreau et Lawarée, 2023; Metro21 et Madaio, 2018).

Qualité et (in)stabilité des données à exploiter

L'entraînement d'un modèle de prédiction dépend non seulement de l'accès à des données volumineuses et variées, mais aussi de la qualité des données à exploiter. À ce propos, le modèle de prédiction du SIM et les modèles de prédiction du CSSVDC et de la GRICS s'appuient sur des données opérationnelles fiables extraites de leurs systèmes de mission. Quant au MSSS, il s'est tourné vers la principale source d'information officielle sur la COVID-19 au gouvernement du Québec, la plateforme Quebec.ca, pour alimenter l'agent virtuel en contenu de qualité. Même si l'agent virtuel de Quebec.ca n'était pas en mesure de fournir toutes les réponses aux questions posées, la fiabilité des contenus diffusés semblait au rendez-vous, de l'avis de la majorité des répondants.

Par ailleurs, la qualité des données à exploiter peut être variable quand la collecte se fait auprès de la population en général. La qualité du langage parlé ou écrit des citoyens ordinaires peut, en effet, poser d'importants défis technologiques et terminologiques, notamment quand il s'agit d'entraîner et d'utiliser les agents virtuels, comme celui de Quebec.ca. Les personnes qui écrivent sur le Web peuvent faire de nombreuses fautes ou utiliser des abréviations qui compliquent le traitement des questions par un agent virtuel. Les citoyens peuvent aussi ne pas bien comprendre les règles d'utilisation d'un agent virtuel ou d'un moteur de recherche. Dans le cas de l'agent virtuel de Quebec.ca, plusieurs citoyens ont eu tendance à écrire de longs commentaires ou des récits de vie plutôt qu'à poser une question précise, ce qui a limité la capacité de l'agent virtuel à traiter le message et à sélectionner la bonne réponse.

Enfin, un contexte informationnel instable peut complexifier l'entraînement d'un agent virtuel, comme nous l'avons vu pour l'agent virtuel Quebec.ca. L'annonce de nouvelles mesures sanitaires entourant la COVID-19, sur une base quasi quotidienne, a d'ailleurs nécessité des efforts humains soutenus pour entraîner l'outil et le maintenir à jour. « *Le modèle typique de ChatBot ne fonctionnait pas pour nous. Il fallait constamment réentraîner* », affirmait l'un des dirigeants de Botpress. Aux prises avec des contenus volumineux en constant changement, avec des questions toujours plus nombreuses et avec des effectifs réduits, l'agent virtuel a d'ailleurs vu sa performance diminuer.

Diversité des sources de données et des systèmes

La numérisation et l'interconnexion des systèmes d'information contribuent non seulement à la massification des données à exploiter, mais aussi à la multiplication des sources d'information provenant d'une diversité de systèmes et d'entités organisationnelles. Cette multiplication des systèmes d'information, développés au fil du temps de façon cloisonnée au sein des administrations publiques, tend à complexifier l'intégration des données nécessaire à leur valorisation, compte tenu de la diversité des pratiques, des définitions, des nomenclatures, des formats et des systèmes utilisés au moment de la collecte ou exploitation des données (Boudreau et Bernier, 2017). En effet, l'exploitation de données massives provenant de sources variées et de formats divers implique le plus souvent un important travail de normalisation pour rendre interopérables ces données à des fins d'exploitation et de modélisation. Comme l'indiquait un répondant à propos de l'ajout de données sur l'historique des inspections dans le modèle de prédiction du SIM, « *le plus gros du travail, ce serait celui de collecter les données de cette variable qui résident dans d'autres systèmes, puis de faire se croiser les données pour constituer un jeu de données sur lequel on peut ensuite estimer la valeur de telle ou telle variable* ». Une harmonisation en amont des données au moment de la collecte simplifierait leur réutilisation en aval par la diminution des efforts d'intégration au moment de la valorisation des données. Cependant, cette harmonisation suppose de revoir les pratiques organisationnelles, les règles sémantiques et les applications utilisées au moment de la collecte, de l'extraction et du nettoyage des données à exploiter, ce qui peut représenter d'importants défis, surtout quand les partenaires sont nombreux.

Le secteur de l'éducation est aussi confronté à des enjeux de normalisation, notamment quand il s'agit d'intégrer les données des CSS/CS dans des plateformes communes de valorisation de données, comme *Espace Données* de la GRICS ou la plateforme déployée par le CSSVDC au sein de son centre régional d'expertise. Bien que la quasi-totalité des CSS/CS utilise les logiciels fournis par la GRICS et que ces « *logiciels se parlent* », il est possible pour les CSS/CS de personnaliser certaines valeurs à saisir à partir de ces logiciels, notamment par l'ajout de choix de réponse ou l'utilisation de champ libre. Cette personnalisation a posé des défis de normalisation sémantique lors de l'intégration des données dans des plateformes communes. C'est le cas des données sur le décrochage ou sur les motifs d'absence. Pour que les données « *soient comparables d'un centre de service à l'autre, il a fallu se donner des définitions similaires, puis réduire le nombre de motifs... Parce qu'il faut parler le même langage,* » affirmait le Directeur général du CSSVDC. Le MEQ a aussi été confronté à cet enjeu de normalisation quand il a voulu se doter d'indicateurs nationaux à partir de données des CSS/CS versées dans *Espace Données*.

Les défis d'intégration et d'interopérabilité ne sont pas que d'ordre sémantique. Ils peuvent aussi être de nature technologique ou organisationnelle, voire opérationnelle.

Par exemple, lors du déploiement de l'assistant virtuel du 311, les responsables du système Requêtes citoyennes craignaient les impacts de cet assistant sur les systèmes et processus en place. C'est pourquoi l'assistant virtuel n'a pas été intégré au système Requêtes Citoyennes de sorte que si l'assistant tombe en panne, les agents peuvent continuer à travailler, précise-t-on. En revanche, les agents doivent copier et coller leur résumé dans ce système pour combler ce manque d'intégration technologique.

Des efforts humains soutenus

Les études de cas montrent que d'importants efforts humains peuvent être nécessaires pour entraîner les SIA et leurs algorithmes.⁵⁷ Les efforts humains au moment de l'entraînement peuvent être particulièrement exigeants lorsque les SIA doivent être créés de toute pièce, comme ce fut le cas de l'agent virtuel de Quebec.ca. En effet, l'entraînement de cet agent virtuel a nécessité un important traitement manuel de contenus variés, que ce soit pour sélectionner et formuler des questions à soumettre à l'agent ou pour évaluer ses réponses. Bien que certaines tâches aient été automatisées au moment de l'entraînement, comme la détection de nouveau contenu sur le site de Quebec.ca, il a plutôt été question d'apprentissage automatique supervisé où les réponses aux questions adressées à l'agent étaient connues, testées puis incorporées de façon manuelle et humaine à l'outil au moment de son entraînement.

Les organisations publiques peuvent aussi recourir à des applications commerciales pour les soutenir technologiquement dans le déploiement de leur SIA. C'est le cas des *Services Azure AI* de *Microsoft* que la Ville de Laval utilise pour faire fonctionner son assistant virtuel opéré par des agents du 311. Cependant, un important travail de configuration ou paramétrisation des fonctionnalités offertes par les applications commerciales peut être requis pour adapter l'outil intelligent au travail quotidien des utilisateurs. Un tel travail de configuration ou paramétrisation a été nécessaire pour adapter l'assistant virtuel du 311 de la Ville de Laval aux routines de travail de ses agents. Le déploiement de cet assistant virtuel a aussi nécessité une phase d'entraînement pour corriger certaines lacunes, dont l'ajout de termes techniques, couramment utilisés par les agents, qui étaient absents du vocabulaire de l'assistant virtuel ou mal compris par celui-ci et qui causaient des erreurs de transcription.

Des SIA perfectibles qui font bonne impression

La majorité des outils intelligents déployés dans les initiatives à l'étude font bonne impression auprès des utilisateurs et des gestionnaires. Par exemple, la transcription de

⁵⁷ Dans le cas de certaines multinationales, l'entraînement des SIA prend la forme de micro-tâches accessibles en ligne (p. ex., *Amazon Mechanical Turk*). Plusieurs de ces tâches faiblement rémunérées sont accomplies par des travailleurs (p. ex., indiens et africains) dans des conditions précaires.

la voix au texte de l'assistant virtuel du 311 de la Ville de Laval apparaît suffisamment performante pour appuyer efficacement les agents dans leur travail de tous les jours, et ce malgré certaines fautes d'orthographe dans la transcription automatique de la dictée du résumé. Tous les agents qui l'utilisent y voient des avantages et affirment qu'ils ne s'en passeraient plus. L'utilisation de l'assistant virtuel serait même devenue un réflexe pour certains d'entre eux. Le rendement du modèle de prédiction des risques d'incendie a, lui aussi, impressionné les autorités du SIM, avec un taux de prédiction du risque d'incendie de 41,9 % sur un échantillon de 7500 immeubles, au point de rendre son utilisation obligatoire pour prioriser les bâtiments à inspecter à l'ensemble du territoire de Montréal. Quant aux modèles de prédiction développés par le CSSVDC, ils permettent de détecter des décrocheurs potentiels qui peuvent passer sous le radar des enseignants et des directions d'écoles, affirment des répondants. Enfin, des outils de visualisation ont été développés (p. ex., interfaces cartographiques et tableaux des bords) pour rendre l'utilisation des modèles de prédiction plus conviviale et l'interprétation des données plus adaptée à la prise de décision.

6.1.1 Quelques stratégies pour relever les défis informationnels et technologiques

Identifier et évaluer les tâches et décisions pouvant faire l'objet d'une automatisation partielle ou totale.

Dresser l'inventaire des données accessibles pouvant être valorisées et en évaluer la qualité (p. ex., exactitude, pertinence et intelligibilité) et la disponibilité (p. ex. : effort d'extraction et de normalisation) en vue de les exploiter dans le déploiement de SIA et autres outils intelligents (p. ex., tableaux de bord).

Inclure dans les modèles de prédiction et autres SIA des données qui améliorent de façon significative la performance de ces systèmes.

Favoriser une harmonisation en amont des pratiques organisationnelles, des normes sémantiques et des applications utilisées au moment de la collecte et l'extraction des données.

S'assurer de la disponibilité d'utilisateurs internes et externes pour tester, entraîner et (re)configurer les SIA déployés dans l'organisation.

Se doter d'une infrastructure technologique intégrée (p. ex., entrepôts de données, applications d'analytique avancée et outils de visualisation) qui permet l'exploitation et la valorisation des données provenant de diverses sources.⁵⁸

Instaurer un cadre de gouvernance de l'information qui encadre de façon responsable et sécuritaire les activités de collecte et d'exploitation des données lors de la conception et utilisation de SIA dans l'organisation.

Ajuster les SIA en fonction des routines de travail des employés et des besoins des gestionnaires qui les utilisent, que ce soit par la bonification ou configuration d'applications existantes ou par le développement d'interfaces conviviales.

Évaluer la performance des SIA au moment de leur entraînement et en cours d'utilisation, notamment pour s'assurer de la précision et exactitude des résultats.

Guider ou accompagner les citoyens ordinaires dans l'acquisition de nouvelles habiletés numériques, dont la capacité de formuler des requêtes concises, précises et pertinentes aux agents conversationnels.

⁵⁸ Il peut s'agir de sa propre infrastructure (p. ex., CSSVDC), de celle d'un partenaire public (p. ex, GRICS et MEQ) ou de celle d'une entreprise privée.

6.2 Défis éthiques et légaux

Biais et préjugés vis-à-vis des clientèles

Bien que de plus en plus performants, les SIA ne sont pas nécessairement exempts de préjudice à l'égard des clientèles. Alors que les risques de préjudices liés à l'utilisation d'un assistant ou agent virtuel dans la prestation de services publics semblent faibles, il peut en être autrement des modèles de prédiction du risque, notamment quand il est question de décrochage scolaire. En effet, l'utilisation de modèles de prédiction sur le décrochage peut accentuer le phénomène d'étiquetage et de stigmatisation d'élèves aux prises avec des difficultés d'ordre scolaire, y compris les élèves à risque d'échec modéré. Pour l'élève que l'on sait à risque d'échouer à cause du modèle, « *ne vient-on pas lui mettre une étiquette qui lui collera à la peau longtemps ?* » (Représentant du MEQ)

Loin d'être neutres, les modèles prédictifs et leurs données peuvent reproduire des biais (p. ex., stéréotypes ou préjugés) historiquement associés au sexe, à l'ethnie, à l'âge, au salaire et autres caractéristiques sociodémographiques et, ainsi, marginaliser des clientèles appartenant à des groupes déjà discriminés. Les personnes responsables de la conception des modèles de prédiction doivent s'assurer que les données et les algorithmes qui les exploitent sont non seulement de qualité, mais aussi le plus possible exemptes de biais pouvant porter préjudice. Ces personnes auront la délicate tâche de sélectionner les données à exploiter lors de l'entraînement des SIA, d'évaluer leur qualité, de les nettoyer, de leur accorder un poids selon leur pouvoir de prédiction et de programmer les instructions ou algorithmes, tout en évitant de perpétuer, voire accentuer, certains biais discriminatoires.

Des précautions sont à prendre non seulement au moment de la conception des SIA, mais aussi lors de son utilisation. Par exemple, on doit utiliser les modèles de prédiction en milieu scolaire avec circonspection compte tenu de la sensibilité des données (p. ex., renseignements sur des mineurs) et des enjeux (p. ex., décrochage scolaire). Les utilisateurs doivent considérer ces résultats comme des indices d'un possible problème et non comme une vérité absolue : « *On veut que les gens soient dubitatifs... face aux prédictions* », soutient un expert externe dans le projet de valorisation du CSSVDC. Cette prudence découle aussi du fait que les modèles de prédiction et leurs algorithmes ne reposent pas sur une science exacte. Il faut s'attendre à ce que les modèles de prédiction continuent à générer de faux négatifs et de faux positifs, notamment dans la détection de décrocheurs ou autres personnes à risque d'échec scolaire. Il est donc préférable que les utilisateurs adoptent vis-à-vis des modèles de prédiction, comme pour bien d'autres SIA, une confiance active et un esprit critique plutôt qu'une confiance aveugle, notamment quand les décisions peuvent avoir une incidence sur la vie des personnes concernées. Les organisations et leurs employés doivent donc résister à la tentation de s'en remettre

entièrement aux consignes et décisions des SIA, notamment quand des citoyens peuvent être privés de services, de droits ou des libertés.

Une façon de limiter les préjudices vis-à-vis des personnes jugées à risque consiste à recourir à des prédictions agrégées et non à des prédictions individualisées qui ciblent des individus, comme les élèves à risque de décrochage : « *Sans nécessairement descendre au niveau de l'élève, les prédictions agrégées restent pertinentes et permettent quand même la mise en place d'interventions par le centre de services.* » (Expert externe) Cependant, cette pratique n'est pas exempte de tout risque de discrimination ou profilage qui se manifesterait au niveau du groupe d'appartenance plutôt qu'au niveau de l'individu. Pour limiter les biais, les concepteurs de SIA peuvent aussi décider de ne pas inclure certaines données sensibles dans l'entraînement de ces systèmes. Les organisations publiques qui déploient un SIA peuvent aussi décider de procéder à des audits et autres formes d'évaluation pour détecter de possibles biais ou autres défaillances, comme elles peuvent exiger des entreprises qui développent et vendent des SIA que leurs produits soient exempts de biais et qu'ils répondent aux normes éthiques de l'industrie en matière d'IA.

Enfin, les organisations publiques ont intérêt à adopter une approche inclusive au moment de la conception des SIA pour réduire les biais et autres défaillances en impliquant des représentants de diverses parties prenantes, en particulier les clientèles visées. Par exemple, pour entraîner l'agent virtuel de Quebec.ca, l'équipe du SCG et celle du MSSS ont dû ajuster le tir et adopter une démarche plus inclusive dans la formulation des questions soumises à l'agent qui, au départ, témoignait d'une bonne maîtrise du français. « *Il n'y avait pas de faute. C'était très propre comme question... Le citoyen n'écrit pas toujours comme ça* ». (Représentant du SCG) Pour refléter un niveau de langage plus représentatif de la population en général, des questions soumises à l'agent virtuel ont été formulées à partir de commentaires puisés dans les médias sociaux et dans les bas de pages de sites Web gouvernementaux. « *Je suis venu rajouter une couche de questions réelles... bourrées de fautes... Ça nous a permis de ratisser un peu plus large dans la population* » (Représentant du SCG).

Explicabilité des résultats

La confiance de la population dans l'utilisation des SIA dépend de l'explicabilité des résultats qui en découlent. Une utilisation responsable des SIA implique de la transparence dans les décisions et autres résultats automatisés. Par exemple, les parents seraient en droit d'exiger des explications lorsque le modèle de prédiction catégorise leur enfant comme un élève à risque de décrochage : Pourquoi mon enfant a-t-il été détecté comme élève à risque et qu'allez-vous faire? À défaut de donner des explications claires sur les prédictions du modèle et sur les suites à donner, l'utilisation de SIA peut susciter de la méfiance auprès des utilisateurs et des clientèles.

L'explicabilité et la contestation des résultats automatisés tendent à se complexifier au fur et à mesure que les variables exploitées dans les modèles de prédiction se multiplient. Par exemple, dans le projet de valorisation de données piloté par le CSSVDC, le nombre de variables pour détecter les élèves à risque de décrochage est passé de 300 en début de l'expérimentation, à environ 2 000 au moment des entretiens (janvier et février 2023).

À l'image des modèles de prédiction du risque d'incendie utilisés par New York, Atlanta et Pittsburgh, le modèle de prédiction du risque d'incendie du SIM pourrait, lui aussi, voir son nombre de variables augmenter, avec l'ajout de données sur l'historique des inspections, sur les requêtes du 311, sur les crimes, les caractéristiques sociodémographiques du territoire, la météo et bien d'autres données.. Cette complexité algorithmique est une raison de plus de mesurer la performance des SIA au moment de leur usage et d'être vigilant vis-à-vis des décisions et autres résultats automatisés produits par ces outils intelligents.

Si les modèles de prédiction étudiés se limitent à des usages internes, il peut en être autrement du code source (programmation) de ces modèles qui, lui, peut être ouvert (open source), comme les modèles de prédiction du CSSVDC. Cette ouverture du code favorise une réutilisation et un ajustement des modèles par d'autres organisations. Cette transparence permet aussi d'avoir accès aux données et variables du modèle et de revoir leur pertinence, leur sensibilité et leur pondération dans le modèle. Il permet aussi d'examiner les règles derrière les calculs et décisions automatisées. Cependant, il peut être difficile pour une autre organisation d'y voir clair si les données et variables sont nombreuses et les algorithmes complexes, d'où l'importance d'avoir accès à des experts en valorisation des données pour analyser et vulgariser les composantes du modèle et l'interprétation des résultats.

Protection des renseignements personnels et gestion des accès

Les SIA carburent aux données. Plus les données d'entraînement sont nombreuses, variées et fiables, plus les SIA se montrent performants. Les nombreuses données exploitées dans les modèles de prédiction étudiés (CSSVDC, GRICS et SIM) proviennent principalement de systèmes de mission et autres systèmes opérationnels. Or, ces données peuvent contenir des renseignements personnels qui permettent d'identifier, directement ou indirectement, un individu et d'accéder à de l'information sensible le concernant. Selon la Loi sur l'accès à l'information et la protection des renseignements personnels (ci-après Loi sur l'accès), un renseignement personnel est une information confidentielle, à moins que « *la personne concernée par ces renseignements consente à leur divulgation.* » (Article 53)⁵⁹ La loi précise aussi que :

⁵⁹ Précisons que certains renseignements personnels ont un caractère public, comme le nom, le titre, la fonction, l'adresse et le numéro de téléphone du lieu de travail et la classification d'un membre du personnel d'un organisme public ainsi que les renseignements relatifs aux frais de déplacement d'un

un organisme public doit prendre les mesures de sécurité propres à assurer la protection des renseignements personnels collectés, utilisés, communiqués, conservés ou détruits et qui sont raisonnables compte tenu, notamment, de leur sensibilité, de la finalité de leur utilisation, de leur quantité, de leur répartition et de leur support. (Article 63.1)

Une organisation publique qui déploie des SIA doit donc sécuriser l'accès aux données exploitées, particulièrement quand ces données renvoient à des renseignements personnels ou autre information sensible. Par exemple, il convient de mettre en place des mécanismes d'authentification (p. ex., mots de passe) et de journalisation des transactions pour s'assurer que seules les personnes dûment autorisées puissent accéder à ces renseignements sensibles. Il convient aussi de différencier les droits d'accès aux renseignements personnels selon les compétences et responsabilités des utilisateurs (p. ex., développeurs, employés, gestionnaires, auditeurs et personnes concernées). Dans un contexte d'exploitation de données massives, il est primordial de préciser et de justifier les règles ou droits d'accès (p. ex., qui a accès à quelles données et pour quel usage), surtout quand l'information peut être sensible et les utilisateurs nombreux.

Par ailleurs, un organisme public est en droit de collecter et d'utiliser des renseignements personnels sans le consentement des personnes concernées quand cette collecte est nécessaire pour assurer sa mission et pour gérer les programmes et services dont il a la responsabilité. Qu'en est-il lorsque ces renseignements personnels sont exploités pour concevoir et utiliser des SIA? Selon les résultats d'une enquête menée, entre 2018 et 2020, par la Commission d'accès à l'information (CAI) à l'égard du CSSVDC et de son projet de valorisation des données, le développement de modèles de prédiction du risque de décrochage constitue une (ré)utilisation de renseignements personnels dont les finalités n'ont pas été initialement prévues au moment de la collecte (Commission d'accès à l'information, 2022). Bien que cette réutilisation soit compatible avec des finalités éducatives, la CAI soutient qu'il s'agit d'une nouvelle collecte de renseignements personnels au sens où les modèles de prédiction génèrent de nouvelles données, soit des indicateurs de décrochage chez les élèves à risque. Dans ces conditions, l'organisme public (CSSVDC) est tenu d'en informer les personnes concernées, en particulier « *les parents des élèves dont les données brutes ont servi au développement de l'Outil* ». L'organisme doit aussi les informer « *des catégories de personnes qui y ont eu accès et de leurs droits d'accès et de rectification* » (CAI, 2022, p. 8). Ce qui fut fait. Ainsi, il devient possible pour les parents d'élèves de consentir en connaissance de cause.

Quand les renseignements personnels détenus par un organisme sont transmis à une entreprise ou autre mandataire pour la conception de SIA, en particulier des modèles de

ministre ou d'un titulaire d'un emploi supérieur, les informations sur la propriété immobilière et la majorité des décisions des tribunaux.

prédiction, la CAI recommande l'anonymisation plutôt que la dépersonnalisation⁶⁰ de ces renseignements transmis ainsi que leur destruction une fois la conception de l'outil terminée par le mandataire (CAI, 2022).

Depuis l'entrée en vigueur de la *Loi modernisant des dispositions législatives en matière de protection des renseignements personnels*, le 22 septembre 2023, un organisme public doit réaliser une évaluation des facteurs relatifs à la vie privée à l'égard de tout projet d'acquisition, de développement et de refonte de système d'information impliquant des renseignements personnels, dont la conception ou l'acquisition de SIA. Cette évaluation « doit être proportionnée à la sensibilité des renseignements concernés ». (Article 63.5)⁶¹ Enfin, un organisme public doit « informer la personne concernée au plus tard au moment où il l'informe de la décision automatisée. Il doit aussi, à la demande de la personne concernée, l'informer: 1° des renseignements personnels utilisés pour rendre la décision; 2° des raisons, ainsi que des principaux facteurs et paramètres, ayant mené à la décision ». (Article 65.2). Soulignons que le droit d'une personne d'être informée d'une décision automatisée prise à son égard est un prérequis pour une éventuelle contestation d'une décision par cette personne.

⁶⁰ Un renseignement est anonymisé quand il n'est plus possible, de façon irréversible, d'identifier directement ou indirectement cette personne. La dépersonnalisation consiste à enlever certaines variables nominatives sans pour autant empêcher tout risque de réidentification.

⁶¹ Pour en savoir plus sur cette évaluation, consultez le guide d'accompagnement de la CAI (2023) à l'adresse suivante : https://www.cai.gouv.qc.ca/documents/CAI_Guide_EFVP_FR.pdf

6.2.1 *Quelques stratégies pour relever les défis éthiques et légaux*

Réaliser une évaluation des facteurs relatifs à la vie privée quand le déploiement de SIA s'appuie, entre autres, sur des renseignements personnels ou autres informations sensibles.

Veiller à ce que les données utilisées pour entraîner et opérer les SIA soient exemptes de biais pouvant porter préjudice à des individus, notamment en exigeant des entreprises une certification qui atteste que le SIA vendu est exempt de biais et qu'il répond aux normes de l'industrie en matière d'IA.

Procéder à des audits ou autres vérifications au moment de la conception et de l'utilisation de SIA afin de détecter de possibles biais et autres défaillances dans les données, les algorithmes et les décisions automatisées.

Adopter une démarche inclusive au moment de la conception des SIA en y impliquant des représentants de diverses parties prenantes, dont les personnes concernées ou clientèles visées.

Incorporer les mesures de protection de renseignements personnels et de transparence dans les différentes phases de conception et lors de l'utilisation de SIA (Privacy by Design).

Privilégier l'exploitation des données anonymisées au moment de l'entraînement des SIA, notamment quand les organisations publiques qui les déploient font appel à des entreprises privées et autres partenaires non gouvernementaux.

Informers les personnes concernées lorsqu'elles font l'objet d'une décision automatisée prise par un organisme public.

À la demande des personnes concernées, les informer des renseignements personnels utilisés pour rendre une décision automatisée ainsi que des raisons ou critères ayant mené à la décision.

Dans la mesure du possible, obtenir le consentement des personnes quand les SIA exploitent des renseignements personnels les concernant.

Préciser et justifier les accès aux données par les différents utilisateurs (développeurs, gestionnaires, employés, auditeurs, clientèles) ainsi que les règles de conservation et destruction de ces données.

Intégrer les mesures de sécurité et de protection des renseignements personnels dans un cadre de gouvernance de l'information ou dans une politique de sécurité de l'information.

Adopter une attitude vigilante vis-à-vis des SIA, en particulier quand les décisions automatisées peuvent avoir une incidence sur la vie des personnes concernées.

Prévoir des mécanismes de vérification et de contestation des décisions automatisées par les employés et les personnes concernées (clientèles).

6.3 Défis organisationnels

Disponibilité d'expertises en forte demande

Le développement de SIA repose sur des expertises techniques en forte demande, notamment en science des données, en statistiques et autres compétences en analytique avancée. La faible présence ou le manque de disponibilité de ces expertises très sollicitées peut retarder le déploiement de SIA au sein des organisations publiques, comme en témoigne le modèle de prédiction du risque d'incendie du SIM qui n'a pas bougé depuis sa conception, en 2018. À défaut d'expertises techniques disponibles à l'interne, les organisations publiques peuvent faire appel à des entreprises privées pour procéder au développement de SIA, comme dans le cas de l'agent virtuel de Quebec.ca, des modèles de prédiction utilisés par le CSSVDC ou du déploiement d'escouades de données dans le cadre du CIN.

Bien que le développement informatique des SIA puisse être externalisé, ce qui est souvent le cas, les organisations publiques doivent disposer d'expertises internes pour assurer la gestion des contenus et des connaissances métiers nécessaires à l'entraînement et configuration de ces outils. La disponibilité d'une expertise interne en gestion des contenus s'est avérée essentielle au moment de l'entraînement de l'agent virtuel de Quebec.ca. Quant à l'assistant virtuel du 311 de la Ville de Laval, l'adaptation de cet assistant aux réalités du métier n'aurait pas été possible sans la collaboration d'agents du 311 dans la configuration de l'outil et dans l'amélioration de sa performance.

Lorsque les budgets le permettent et les besoins le justifient, il peut être avantageux pour une organisation d'embaucher un scientifique de données ou autre expert en analytique avancée qui, avec le temps, saura acquérir une connaissance fine de la réalité du terrain et des besoins de l'organisation en IA. Ces experts internes peuvent devenir d'importants agents de transformation organisationnelle en matière de valorisation des données. Un tel expert a été engagé par le CSSVDC pour entraîner, évaluer et vulgariser les modèles de prédiction développés par deux experts externes afin d'accompagner le CSSVDC et ses partenaires dans la sélection et l'adaptation de ces modèles en fonction de leurs besoins. Détenir cette expertise à l'interne paraît d'autant plus souhaitable que les modèles de prédiction exploitent des données et des indicateurs jugés sensibles, comme le taux de décrochage : « *Ce n'est pas vrai qu'on peut juste faire un outil prédictif, donner ça au centre de service, puis leur dire fiez-vous à ça les yeux fermés... C'est important que les gens comprennent les intrants... et qu'il peut avoir des biais* ». (Expert externe)

Impact sur le travail et sur les opérations

Pour faciliter leur appropriation dans l'organisation, les SIA et leurs fonctionnalités doivent s'aligner sur les besoins et les routines des employés qui les utilisent, que ce soit

par la bonification d'applications existantes (p. ex., ajout de vocabulaire absent) ou par le développement d'interfaces de visualisation (p. ex., écran de saisie et de consultation, tableaux de bord et cartes interactives). À l'inverse, les employés doivent eux aussi s'adapter à l'outil en ajustant certaines de leurs routines de travail. Par exemple, les agents du 311 de Ville de Laval ont dû apprendre à insérer le plus naturellement possible, dans le fil de la conversation avec le citoyen, les mots déclencheurs du résumé envoyé au service Requêtes Citoyennes. Des agents ont même dû ajuster leur langage pour se faire comprendre par l'assistant virtuel, en particulier le débit de la voix et de la diction. Comme l'assistant virtuel offre des avantages aux agents, ceux-ci se sont montrés disposés à ajuster certaines de leurs pratiques pour bénéficier de l'outil. Le déploiement de SIA suppose donc des ajustements réciproques entre, d'une part, l'outil et ses interfaces de visualisation et, d'autre part, les habitudes de travail des employés, leurs tâches et leurs compétences.

Cependant, les SIA peuvent bousculer les opérations de soutien technologique menées par les équipes TI qui doivent s'appropriier ces nouveaux outils et en assurer l'entretien et l'évolution. Les SIA peuvent donc être perçus comme une autre application à supporter dans un environnement numérique complexe où les systèmes ont plus tendance à s'accumuler qu'à se renouveler ou à se substituer. « *On vient bousculer toute la planification qui avait été faite... et la continuité des opérations... les TI ont déjà de la misère à supporter les opérations quotidiennes.* », soutient un répondant de la Ville de Laval.

Au-delà des opérations courantes, les SIA peuvent aussi contribuer à une réorganisation du travail. C'est le cas du modèle de prédiction du risque du SIM qui a conduit à une réorganisation territoriale des inspections réalisées par les agents de prévention afin d'assurer une meilleure répartition des ressources sur le territoire de la Ville de Montréal en fonction des risques d'incendie. Les agents de prévention doivent désormais prêter main-forte à leurs collègues rattachés à des divisions abritant un plus grand nombre de bâtiments à haut risque d'incendie que d'autres. En contrepartie, les agents peuvent conserver leur bureau dans leur division d'origine, indépendamment des lieux d'inspection.

Des outils de soutien opérationnel et d'aide à la décision

À la lumière des initiatives étudiées, les SIA visent plus à soutenir et à encadrer le travail des employés qu'à les remplacer. Par exemple, l'assistant virtuel est une façon de simplifier le processus de requêtes par la transcription automatique (de la voix au texte) du résumé de l'agent du 311. « *Ce n'est pas une machine qui nous remplace. C'est une machine qui nous assiste* » (Agent du 311). Quant au modèle de prédiction du risque d'incendie du SIM, il se limite à encadrer la planification des inspections de bâtiments à risque par les agents de prévention du SIM. Les modèles de prédiction du

décrochage scolaire permettent aux services éducatifs de détecter de façon précoce des élèves en difficulté pour qu'ils puissent intervenir pendant qu'il est encore temps. En ce qui a trait à l'agent virtuel de Quebec.ca, il visait à désengorger les lignes téléphoniques d'Info-Santé (811) et de Services Québec et non à remplacer les préposées aux renseignements des centres d'appel qui étaient débordés.

En s'apparentant à des instruments de soutien opérationnel et d'aide à la décision, plutôt qu'à des machines qui se substituent à l'humain et à son jugement, les SIA se montrent peu menaçants pour les employés et les gestionnaires soucieux de préserver leur autonomie et de sauvegarder leur emploi. Tant que les SIA et leurs fonctionnalités seront perfectibles, l'apport des humains sera d'ailleurs requis pour pallier les limites technologiques de ces outils, que ce soit en apportant des corrections (p. ex., corriger les fautes d'orthographe de l'assistant virtuel) ou en bonifiant les résultats (p. ex., tenir compte de l'impact de l'incendie et autres variables absentes du modèle de prédiction du SIM lors de la planification des inspections). Enfin, rappelons le nécessaire recours à des humains pour entraîner, configurer et faire évoluer les SIA déployés dans l'ensemble des initiatives que nous avons examinées.

Des outils de gestion et d'encadrement

Comme nous venons de le voir, les SIA peuvent s'inscrire dans le prolongement des capacités des employés à réaliser certaines tâches qui demeurent sous leur contrôle. Toutefois, ces mêmes outils peuvent aussi servir à suivre et à encadrer de façon plus étroite le travail des employés. En effet, les SIA peuvent étendre les capacités de surveillance des organisations par la détection automatique de conduites à corriger chez les employés. Par exemple, en plus de faciliter la transcription de la voix au texte, l'assistant virtuel du 311 de la Ville de Laval permet de vérifier si les agents respectent certaines consignes lors des appels de citoyens, dont l'utilisation de mots recommandés : « *chaque fois qu'il utilise certains de ces mots... l'agent voit s'il est conforme ou non... pendant l'appel* ». (Gestionnaire du 311). De plus, l'outil détecte et surligne en jaune les mots dits indésirables que les autorités ne souhaitent pas voir utiliser par les agents. L'utilisation d'un assistant virtuel a également conduit à la création de tableaux de bord qui permettent aux gestionnaires de suivre de façon automatisée et personnalisée le travail des agents selon les différents paramètres de conformité (p. ex., utilisation de mots clés exigés ou indésirables). Les gestionnaires peuvent aussi mieux cibler les appels potentiellement problématiques qui requièrent leur intervention, comme ils peuvent effectuer des recherches textuelles sur l'entièreté des conversations. Les gestionnaires n'ont donc plus besoin de procéder à la pièce et de façon aléatoire dans l'écoute et l'évaluation des conversations. Bien que les agents du 311 aient l'habitude de voir leur travail étroitement surveillé, les gestionnaires rencontrés précisent qu'il importe

d'inscrire ces outils de gestion dans une perspective d'entraînement et d'amélioration continue et non de sanction disciplinaire.

Des outils de gestion sont aussi utilisés dans le secteur de l'éducation pour faciliter le suivi des élèves à risque de décrochage, en particulier par le CSSVDC et par ses partenaires. L'utilisation de modèles de prédiction et de tableaux de bord sur le décrochage scolaire par les directions d'école ne semble pas avoir été perçue favorablement par les enseignants qui ont tendance à les considérer comme des menaces à leur jugement professionnel ainsi que comme des mécanismes de surveillance pour évaluer leur rendement. Pour plusieurs répondants, dont le directeur général du CSSVDC, il est important d'utiliser les modèles de prédiction et leurs tableaux de bord comme des outils d'aide à la décision et non comme des mécanismes de contrôle et de sanction disciplinaire à l'égard des enseignants. « *Le but, ce n'est pas de trouver le coupable, le but c'est de soutenir l'élève dans son cheminement scolaire* ». Si le recours à des modèles de prédiction peut aider à la détection précoce des cas à risque de décrochage, ces modèles doivent être subordonnés au jugement des intervenants sur le terrain, soutiennent la majorité des répondants interrogés à ce propos.

Une culture de valorisation des données à instaurer

À la lumière des initiatives étudiées, une minorité d'organisations publiques semble exploiter et valoriser les données qu'elles détiennent. C'est le cas du secteur de l'éducation où la valorisation des données ne semble pas être une pratique largement répandue au sein des CSS/CS, de l'avis de plusieurs répondants. La vétusté des infrastructures technologiques et l'absence d'outils d'analyse peuvent expliquer en partie ce retard. Cependant, pour amener les CSS/CS et leurs établissements à valoriser leurs données, l'acquisition d'infrastructures et d'applications ne suffit pas. Le changement de culture et l'acquisition de nouvelles compétences sont elles aussi requises, précisent les répondants. « *Si vous n'avez pas la culture de la donnée... les tableaux de bord vont dormir sur une tablette. Vous ne saurez pas quoi en faire* ». (Représentant de la GRICS) Quant aux modèles de prédiction, « *(l)a difficulté, ce n'est pas d'en faire, c'est d'amener une organisation à être capable d'utiliser ces modèles de façon adéquate* ». (Expert externe)

L'instauration d'une culture de valorisation des données passe, entre autres, par une prise de conscience du potentiel de réutilisation des données disponibles. Outre cette sensibilisation, un important travail de vulgarisation et de simplification peut être nécessaire. Par exemple, pour faciliter l'interprétation des modèles de prédiction du décrochage scolaire développés pour le CSSVDC, trois seuils de risque ont été utilisés : élevé, modéré et bas. Par son rôle de vulgarisateur, le scientifique de données engagé par le CSSVDC a, lui aussi, été un élément facilitateur dans l'appropriation d'outils intelligents par des CSS/CS et leurs établissements, en particulier dans l'adaptation et l'utilisation des modèles de prédiction. Enfin, le déploiement d'outils de visualisation simples d'utilisation

peut aussi contribuer à l'appropriation de SIA par les employés et les gestionnaires, comme le montre la majorité des initiatives étudiées.

Si l'intelligence artificielle constitue la cible ultime dans la valorisation des données, l'intelligence d'affaires et la production de tableaux de bord semblent répondre à des besoins plus immédiats et à des compétences plus accessibles dans les organisations publiques. « *Le premier besoin, c'est d'avoir des tableaux de bord... l'intelligence artificielle, c'est le summum... mais t'as pas toujours besoin de te rendre là* ». (Représentant de la GRICS) Quand le projet du CIN a commencé, la majorité des CSS/CS « *n'était même pas rendu au BI (intelligence d'affaires)* ». (Représentant du MEQ) Pour faciliter l'acquisition d'une culture de valorisation des données et des pratiques qui l'accompagnent, certains répondants ont proposé de commencer par le déploiement de tableaux de bord, comme étape transitoire vers une appropriation des modèles de prédiction, en évitant d'inonder l'utilisateur d'indicateurs qui lui seraient peu utiles. Quoiqu'il en soit, la maturité numérique des organisations publiques doit être prise en considération dans une démarche de valorisation de données.

Des pratiques de collaboration pour appuyer la valorisation des données

La valorisation des données et le déploiement de SIA qui en découlent peuvent aussi être appuyés par l'instauration de pratiques de collaboration entre les organisations. Une de ces pratiques collaboratives consiste à mettre en commun les ressources, comme les infrastructures technologiques, les applications, les données et les expertises, nécessaires à la conception et l'utilisation de SIA. Cette mutualisation de ressources semble particulièrement justifiée lorsque le déploiement de SIA requiert la mobilisation de ressources rares et inégalement distribuées au sein de l'administration publique. Par exemple, la mise en partage d'un scientifique de données par le CSSVDC a permis à d'autres CSS de profiter d'un savoir spécialisé, sans avoir à embaucher une telle ressource. « *Ce n'est pas pensable, qu'au Québec, dans chacun des centres de service, on embauche des scientifiques de données.* » (Expert externe) Le CSSVDC a aussi mis à la disposition de ses partenaires son infrastructure technologique afin que ceux-ci puissent valoriser leurs propres données, sans avoir à investir dans une telle infrastructure.

Les communautés de pratiques, créées dans le cadre du CIN⁶², sont des exemples de pratiques collaboratives qui peuvent être mises en place « *pour partager des ressources, des développements, des outils et des compétences. Donc, l'idée, c'est de faire monter en compétence numérique l'ensemble des CSS/CS* ». (Représentant du MEQ) Regroupant des acteurs habitués à collaborer entre eux, ces communautés de pratique tendent à favoriser la mise en commun de ressources et d'initiatives issues d'acteurs d'un même territoire.

⁶² Mentionnons que le CSSVDC a créé un centre d'expertise régional destiné à la valorisation des données dont la dynamique et la mission s'apparentent à celle d'une communauté de pratique.

Dans ces communautés, les CSS/CS plus compétents dans la valorisation des données peuvent accompagner les CSS moins expérimentés pour qu'ils gagnent en maturité numérique.

Les pratiques de collaboration interorganisationnelle se construisent au fur et à mesure que les partenaires apprennent à travailler ensemble et à se faire confiance (Boudreau et Bernier, 2017). Ces pratiques collaboratives reposent sur le respect mutuel et la reconnaissance des compétences respectives des partenaires dans un contexte de relations d'interdépendance (*Ibid*). La capacité de collaborer peut résulter « *d'un long processus de déprogrammation culturelle et d'apprentissage* » (Bourgault, 2021). Il ne faut donc pas se surprendre que les projets de valorisation des données rencontrent, surtout au départ, de la résistance des organisations et de leurs membres quand il s'agit de mutualiser des ressources stratégiques (Boudreau et Bernier, 2017). En effet, des organisations peuvent être tentées de garder pour elles-mêmes les ressources issues de la valorisation des données, comme les tableaux de bord, affirme le Directeur général du CSSVDC. « *La plus grosse difficulté dans le catalogue [de tableaux de bord], c'est de faire participer les centres de service dans une mise en commun* ».

L'adoption de pratiques collaboratives peut aussi entraîner un repositionnement stratégique de l'organisation en venant bousculer des règles d'affaires bien ancrées. Par exemple, la GRICS a dû revoir sa façon habituelle de faire des affaires dans le cadre de sa participation au CIN. Habitée à exercer une mainmise sur le développement de ses produits informatiques, la GRICS doit désormais agir de façon plus collégiale avec le déploiement d'*Espace Données* qui, rappelons-le, dépend de données détenues par les CSS/CS. « *C'est un gros changement qu'on a vécu et qui brasse les équipes à l'interne... parce qu'on est des propriétaires de produits habitués d'être en plein contrôle de leur feuille de route* ». (Représentant de la GRICS)

Les pratiques de collaboration dans le déploiement de SIA au sein de l'État ne se limitent pas aux organisations publiques. Comme nous l'avons vu, elles incluent aussi les entreprises privées qui fournissent aux organisations publiques des expertises et des ressources technologiques nécessaires à ce déploiement. À titre d'exemple, les relations de confiance et de collaboration entre les partenaires gouvernementaux et l'entreprise privée Botpress sont l'une des raisons qui expliquent la mise en ligne rapide de l'agent virtuel Quebec.ca après un seulement trois mois d'entraînement.

Les autorités publiques qui déploient des SIA ont aussi intérêt à étendre les pratiques de collaboration à l'intérieur de leur organisation, notamment en mobilisant les différentes équipes engagées dans le déploiement de SIA en fonction de leurs responsabilités et compétences (p. ex., technologie de l'information, domaines d'affaires, opérations, cadre réglementaire ou légal). La collaboration interne passe aussi par l'implication des gestionnaires et des employés qui auront à utiliser les SIA. La collaboration de ces utilisateurs internes dans la conception, la configuration et l'utilisation des SIA est

essentielle au bon fonctionnement de ces systèmes. Toutefois, cette collaboration peut s'avérer exigeante au moment de l'entraînement du SIA. Ce fut le cas de Quebec.ca dont l'entraînement a nécessité d'intenses efforts humains dans la gestion des contenus, en particulier la sélection et formulation des questions soumises à l'agent virtuel ainsi que la vérification de ses réponses. La collaboration des utilisateurs internes peut aussi être requise pour configurer le SIA et l'ajuster aux routines de travail existantes. Le déploiement de l'assistant virtuel au 311 de la Ville de Laval en est un bon exemple, notamment avec l'ajout de certaines fonctionnalités dans l'interface utilisée par les agents du service 311 au moment de leur conversation avec les citoyens. Les employés peuvent également être impliqués dans la détection et la correction des erreurs commises par les SIA, comme les erreurs commises par l'assistant virtuel du 311 dans la transcription de la voix au texte de certains termes techniques. Rappelons que la collaboration d'employés dans la conception et configuration de SIA tend à favoriser l'adoption de ces outils par d'autres employés de l'organisation (Jacob et Souissi, 2021).

À l'instar des employés, les citoyens peuvent eux aussi être mis à contribution pour évaluer la performance des SIA, notamment en signalant la présence d'erreurs dans les décisions algorithmiques et autres résultats automatisés de ces systèmes. Les citoyens peuvent aussi s'impliquer dans la gestion de leurs données personnelles en autorisant explicitement les utilisateurs qui y auront accès ou en retirant des données personnelles qu'ils jugent sensibles.

6.3.1 Quelques stratégies pour relever les défis organisationnels

- Commencer par une automatisation de tâches simples et ciblées (ex. : processus de travail routiniers), *a fortiori* lorsque la maturité de l'organisation en valorisation des données est faible.
- Inscrire le déploiement des SIA dans le prolongement (et non dans leur remplacement) des capacités des employés et des gestionnaires à réaliser des tâches et à prendre des décisions.
- Évaluer régulièrement l'impact de l'utilisation des SIA sur la performance de l'organisation, sur l'organisation du travail et sur la qualité des services.
- Instaurer une gouvernance collaborative afin de favoriser la mutualisation des ressources (p. ex., expertises, infrastructures, données, applications) nécessaires au déploiement des SIA.
- S'assurer d'une collaboration étroite entre les équipes technologiques, les responsables des domaines d'affaires et autres équipes de l'organisation dans le déploiement de SIA.
- Disposer à l'interne des expertises suffisantes pour extraire et nettoyer les données et pour entraîner les SIA et les adapter aux tâches et compétences des utilisateurs internes.
- S'assurer que la gestion des contenus et des connaissances métiers au moment de l'entraînement des SIA demeure sous la gouverne des organisations publiques qui en font l'acquisition.
- Adopter une approche agile dans le déploiement des SIA qui permet d'expérimenter, d'évaluer et d'ajuster rapidement les fonctionnalités de ces systèmes.
- Mettre de l'avant les avantages réels et les limites des SIA pour les employés, les gestionnaires et les clientèles, notamment à la suite des premières expérimentations de ces systèmes.
- Ajuster certaines routines de travail des employés et des gestionnaires pour permettre l'utilisation optimale des SIA.
- Préserver l'autonomie et le jugement des employés et des gestionnaires qui utilisent les SIA en s'assurant que la décision finale leur revient. Rappelons que cette marge d'autonomie peut pallier les limites des SIA.
- Recourir à des outils de visualisation pour faciliter l'exploitation et l'interprétation des données ou des indicateurs générés par les SIA.
- S'assurer que la surveillance automatisée des employés par les SIA est justifiée et ne se fait pas à leur insu. Inscrire cette surveillance dans une démarche de formation et d'amélioration continue.

Conclusion

Le déploiement de SIA au sein des organisations publiques paraît jusqu'ici timide et le potentiel de ces outils sous-exploité. Comme nous venons de le voir, plusieurs défis (technologiques, informationnels, éthiques, légaux et organisationnels) incitent les organisations publiques à faire preuve d'une plus grande prudence que les entreprises privées dans le déploiement de ces outils dit de rupture. Cette prudence se reflète d'ailleurs dans l'adoption d'une démarche le plus souvent incrémentale dans des secteurs d'activités faciles à automatiser afin de bien gérer ces nombreux défis en cours de déploiement. Cette approche permet notamment de minimiser les risques et inconvénients liés à l'utilisation des SIA, notamment auprès des employés de l'État (ex. : perte d'autonomie ou d'emploi) et des citoyens (ex. : discrimination ou déshumanisation des décisions administratives). Les risques et inconvénients des SIA seraient à la hauteur des avantages que ces outils procurent aux organisations, à leurs membres et à leurs clientèles.

Cependant, avec le perfectionnement des SIA et de leurs algorithmes, appuyés par des données toujours plus nombreuses et des capacités d'entreposage et de traitement toujours plus puissantes, il y a tout lieu de croire que l'automatisation s'étendra à des tâches et décisions de plus en plus complexes et diversifiées au sein des organisations publiques. Plus qu'un soutien opérationnel dans la réalisation de tâches ciblées et simples, les SIA contribueront aussi, dans les prochaines années, à l'accomplissement de tâches cognitives complexes et étendues. Ces SIA complexes et à large portée sont déjà disponibles sur le Web gratuitement ou à faible coût. C'est le cas des nouveaux agents conversationnels, comme ChatGPT et Gemini, qui permettent de générer des réponses élaborées (ex. : textes), à partir de consignes ou requêtes précises, dans une diversité de domaines d'activités en exploitant l'Internet comme source d'information.

Contrairement aux initiatives ciblées que nous avons abordées dans ce livre, cette nouvelle génération de SIA, qui combinent l'IA générative et le traitement du langage naturel, tend à se propager dans les organisations sans tambour ni trompette, parfois à l'insu des autorités. Aucun domaine ou secteur d'activités ne semble d'ailleurs être hors de la portée de ces SIA à large spectre. Ce ne sont donc plus seulement des tâches routinières et harassantes que l'on automatise(ra), mais aussi des tâches complexes et stratégiques pour l'organisation, traditionnellement réservées à des experts ou professionnels, comme l'analyse de nombreux contenus, la définition ou détection d'un problème, la recension d'écrits, la production de rapports de recherche, la programmation informatique, l'élaboration de politiques, la proposition de recommandations ou d'avis et bien d'autres tâches stratégiques répondant à divers besoins organisationnels.

Compte tenu de la versatilité de ces SIA, de leur simplicité d'utilisation et de leurs impacts potentiels sur le fonctionnement des organisations et la qualité des services, il est plus impératif que jamais de placer des humains et diverses parties prenantes au cœur du déploiement de ces outils au sein des organisations publiques et ailleurs. Cette automatisation des tâches cognitives amènera les organisations publiques à revoir et réaligner une partie du travail des gestionnaires et des employés de l'État. De nouvelles responsabilités et compétences professionnelles émergeront en effet dans ce contexte de valorisation des données, comme la formulation des requêtes ou consignes soumises aux SIA, ainsi que l'interprétation, la vérification et la bonification des résultats (ex. : textes ou codes informatiques) produits par ces outils.

La gestion de l'information par des humains compétents devient essentielle dans un contexte où la performance des SIA dépend de la pertinence des consignes soumises et de la qualité des données exploitées. Raison de plus de faire intervenir des humains compétents pour évaluer la crédibilité et validité des sources exploitées par les SIA et pour corriger ou bonifier leurs résultats automatisés, particulièrement quand l'utilisation de ces outils peut affecter la qualité des services publics et, conséquemment, la vie des citoyens.

Bibliographie

ABRAHAM, R., J. SCHNEIDER et J. VOM BROCKE (2019)., “Data governance: A conceptual framework, structured review, and research agenda”, *International Journal of Information Management*, vol. 49, p. 424-438.

ALON-BARKAT, S. et M. BUSUIOC (2023). “Human–AI Interactions in Public Sector Decision Making: “Automation Bias” and “Selective Adherence” to Algorithmic Advice”, *Journal of Public Administration Research and Theory*, vol. 33, p. 153-169.

ANDERSEN, S. C. et T. S. GUUL (2019). “Reducing minority discrimination at the front line—Combined survey and field experimental evidence”, *Journal of Public Administration Research and Theory*, vol. 29, n° 3, p. 429-444.

ANDROUTSOPOULOU, A., N. KARACAPILIDIS, E. LOUKIS, et Y. CHARALABIDIS (2019). “Transforming the communication between citizens and government through AI-guided chatbots”. *Government Information Quarterly*, vol. 36, n° 2, p. 358-367.

ANGWIN, J., J. LARSON, S. MATTU et L. KIRCHNER (2016). “ Machine Bias”, *ProPublica*, publié le 23 mai 2016.

AOKI, N. (2020). “An experimental study of public trust in AI chatbots in the public sector”, *Government Information Quarterly*, vol. 37, n° 4, p. 1-10.

BAEROE, K., A. MIYATA-STURM et E. HENDEN, E. (2020). “How to achieve trustworthy artificial intelligence for health”, *Bulletin of the World Health Organization*, vol. 98, n° 4, p. 257-262.

BÉRANGER, J et G. CHASSANG (2021). Vers une régulation néodarwinienne de l’Intelligence artificielle centrée sur le concept de l’« Ethics by Evolution », *Éthique publique*, vol. 23, n° 2.

BOUDREAU, C. (2022). *Étude de cas sur la conception et le déploiement de l'agent virtuel de Quebec.ca en contexte de pandémie*. Rapport de recherche. École nationale d'administration publique (ENAP), [Québec], 24 p.

BOUDREAU, C. (2009). “Organizational Reflexivity and Flexibility in E-Government: The Case of Québec, Canada”, in Remenyi, Dan (éd.). *The 9th European Conference on e-Government*, Reading (Royaume-Uni), Academic Publishing, p. 168-173.

BOUDREAU, C. et J. LAWARÉE (2023). « La gestion du risque d’incendie par les données : défis et leçons en contexte urbain », *Télescope*, vol. 20, n° 3. Texte soumis et accepté.

BOUDREAU C. et L. BERNIER (2017). « La mise en œuvre de la prestation intégrée des services électroniques au Québec : conditions de collaboration et leçons », *Revue internationale des sciences administratives*. 83, 3 p. 617-635.

BOUDREAU, C., A. BAZINET et M. CHARBONNEAU (2021). *La collaboration interorganisationnelle : Conditions, retombées et perspectives en contexte public*, Presse de l'Université du Québec.

BOURGAULT, J. (2021). "Préface", dans Bazinet, Boudreau et Charbonneau (Dir.). *La collaboration interorganisationnelle : Conditions, retombées et perspectives en contexte public*, Québec, Presses de l'Université du Québec, 2021, p. IX-XIII.

BOYD, M. et N. WILSON (2017). "Rapid developments in artificial intelligence: How might the New Zealand government respond?", *Policy Quarterly*, vol. 13, n° 4, p. 36–44.

BRYNJOLFSSON, E. (2017). "Technology Is Changing the Way We Live, Learn and Work. How Can Leaders Make Sure We All Prosper?" *World Economic Forum*, publié le 4 janvier 2017.

BULLOCK, J. B. (2019). Artificial Intelligence, Discretion, and Bureaucracy, *American Review of Public Administration*, Vol. 49, no 7, p. 751-761.

BUTCHER, M. et I. BERIDZE (2019). « What is the State of Artificial Intelligence Governance Globally? », *The RUSI Journal*, vol. 164, no 5-6, p. 88-96.

CENTRE DE SERVICES SCOLAIRES DU VAL-DES-CERFS (2022a). *L'intelligence artificielle au service de la persévérance scolaire*, Communiqué publié le 18 mars 2022, [en ligne], <https://cssvdc.gouv.qc.ca/lintelligence-artificielle-au-service-de-la-perserverance-scolaire/>

CENTRE DE SERVICES SCOLAIRES DU VAL-DES-CERFS (2022b). Analytique avancée et intelligence artificielle en éducation, Présentation de l'initiative du CSS du Val-des-Cerfs publiée le 9 juin 2022.

CENTRE DE SERVICES SCOLAIRES DU VAL-DES-CERFS ET RAYMOND CHABOT ET GRANT THORTON (CSSCDV et RCGT) (2021). Analytique avancée et intelligence artificielle en éducation, document (diaporama) présenté le 15 octobre 2021 à la *Table de concertation régionale de la Montérégie*.

CHEN, Y.-C., M.J. AHN et Y.-F. WANG (2023). "Artificial Intelligence and Public Values: Value Impacts and Governance in the Public Sector", *Sustainability*, vol. 15, p. 2-22.

COMMISSION D'ACCÈS À L'INFORMATION (2022). « Décision » émise le 9 novembre 2022 à la suite de l'enquête en VERTU de la *Loi sur l'accès aux documents des organismes publics et sur la protection des renseignements personnels*.

DALY, P. (2023). Mapping Artificial Intelligence Use in the Government of Canada, Governance Review, Ottawa Faculty of Law Working, Paper No. 2023-15.

DAVENPORT, T. H. et J. KIRBY (2016). *Only humans need apply: Winners and losers in the age of smart machine*, New York: Harper Business.

DeBRUSK, C. (2018). "The Risk of Machine-Learning Bias (and How to Prevent It)", *MIT Sloan Management Review*, publié le 26 mars 2018.

DESOUZA, K. C., G. S. DAWSON, et D. CHENOK (2020). "Designing, developing, and deploying artificial intelligence systems: Lessons from and for the public sector," *Business Horizons*, Elsevier, vol. 63, n° 2, p. 205-213.

DWIVEDI, Y. K., L. HUGHES, E. ISMAGILOVA, G. AARTS, C. COOMBS, T. CRICK, Y. DUAN, R. DWIVEDI, J. EDWARDS, A. EIRUG, V. GALANOS, P. VIGNESWARA ILAVARASAN, M. JANSSEN, P. JONES, A. KUMAR KAR, H. KIZGIN, B. KRONEMANN, B. LAL, B. LUCINI et M. D. WILLIAMS (2021). "Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy", *International Journal of Information Management*, vol. 57.

EGGERS, W., D. SCHATSKY et P. VIECHNICKI (2017). *AI augmented government: using cognitive technologies to redesign public sector work*, Deloitte Center for Government Insights.

EMERSON, K. et T. NABATCHI (2015). *Collaborative governance regimes*, Washington (DC), Georgetown University Press.

EREN, O. et N. MOCAN (2018). "Emotional judges and unlucky juveniles", *American Economic Journal: Applied Economics*, vol. 10, n° 3, p. 171-205.

EUBANKS, V. (2018). *Automating inequality: How high-tech tools profile, police, and punish the poor*, New York: St. Martin's Press.

FILDES, R., P. GOODWIN et M. LAWRENCE (2006). "The design features of forecasting support systems and their effectiveness", *Decision Support Systems*, vol. 42, n° 1, p. 351-361.

GAOZHAOA, D., J. E. WRIGHT II et M. K. GAINEY (2023). "Bureaucrat or Artificial Intelligence: People's Preferences and Perceptions of Government Service", *Public Management Review*, publié le 3 janvier 2023.

GESK, T. S. et M. LEYER (2022). "Artificial intelligence in public services: When and why citizens accept its usage", *Government Information Quarterly*, vol. 39, n° 3, p. 1-12.

GUALDI, F. et C. ANTONIO (2021). "Artificial Intelligence and Decision-Making: the question of Accountability", Proceedings of the 54th Hawaii International Conference on System Sciences.

GUPTA, K. P. (2019), "Artificial intelligence for governance in India: Prioritizing the challenges using analytic hierarchy process (AHP)", *International Journal of Recent Technology and Engineering*, vol. 8, n° 2, p. 3756-3762.

HEMPEL, J. (2018). "Want to Prove Your Business Is Fair? Audit Your Algorithm", *Wired*, publié le 9 mai 2018.

HLEG (High-Level Expert Group on AI) (2019). *Ethics Guidelines for Trustworthy AI*, pour le compte de la Commission Européenne.

IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers) (2019). *Ethically Aligned Design: A Vision for Prioritizing Human Well-being with Autonomous and Intelligent System*, First Edition.

JACOB, S. et S. SOUISSI (2021). *L'intelligence artificielle dans l'administration publique au Québec*, Cahiers de recherche sur l'administration publique à l'ère numérique, n° 5.

JANSSEN, M. et G. KUK (2016). « The challenges and limits of big data algorithms in technocratic governance », *Government Information Quarterly*, vol. 33, n° 3, p. 371-377.

JANSSEN, M., P. BROUSA, E. ESTEVEZ, L. S. BARBOSA, T. JANOWSKI (2020). "Data governance: Organizing data for trustworthy Artificial Intelligence", *Government Information Quarterly*, vol. 37 n° 3, p. 1-8.

KOLKMANA, D. (2020). "The usefulness of algorithmic models in policy making", *Government Information Quarterly*, vol. 37, n° 3, p. 1-14.

KROLL, J. S., J. HUEY, S. BAROCAS, E. W. FELTEN, J. R. REIDENBERG, D. G. ROBINSON et H. YU (2017). "Accountable Algorithms", *University of Pennsylvania Law Review*, vol. 165, p. 633-705.

KUMAR, S. L. (2017). "State of the art-intense review on artificial intelligence systems application in process planning and manufacturing", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 65, p. 294–329.

KUZIEMSKI, M. et G. MISURACA (2020). "AI governance in the public sector: Three tales from the frontiers of automated decision-making in democratic settings", *Telecommunications Policy*, vol. 44, n° 6, p. 1-13.

LEE, G. (2023). "How Can the Artificial Intelligence of Things Create Public Value? Lessons Learned from Use Cases", *Digital Government: Research and Practice*, vol. 4, n° 1, Article 5, 11 p.

LIU, H. W., C.-F. LIN et Y.-J. CHEN (2019). “Beyond State v Loomis: artificial intelligence, government algorithmization and accountability”, *International Journal of Law and Information Technology*, vol. 27, p. 122-141.

MANYIKA, J., J. SILBERG et B. PRESTEN (2019). “What Do We Do About the Biases in AI?”, *Harvard Business Review*, publié le 25 octobre 2019.

MATTHIAS, A. (2004). The responsibility gap: Ascribing responsibility for the actions of learning automata, *Ethics and Information Technology*, vol. 6, n° 3, p. 175–183.

MARGETTS, H. et C. DOROBANTU (2019). “Policy makers should harness data to deliver government and public services that are responsive, efficient and fair”, *Nature*, publié le 9 avril 2019.

McKNIGHT, D. H., M. CARTER, J. B. THATCHER, J. B. et P. F. CLAY (2011). “Trust in a specific technology”, *ACM Transactions on Management Information Systems*, vol. 2, n° 2, p. 1-25.

MEDAGLIA, R., J. R. GIL-GARCIA et T. A. PARDO (2023). “Artificial Intelligence in Government: Taking Stock and Moving Forward”, *Social Science Computer Review*, vol. 4, n° 1, p. 123-140.

MEHR, H. (2017). “Artificial Intelligence for Citizen Services and Government”. *Harvard Ash Center Technology & Democracy Fellow*, Harvard Kennedy School.

METRO21 et MADAIO, M. (2018). Predictive Modeling of Building Fire Risk Designing and evaluating predictive models of fire risk to prioritize property fire inspections, *Metro21 Research Publication*.

MICROSOFT (2021). « Laval accélère le système de réponse aux citoyens grâce à une solution Azure AI », *Microsoft Customer Story*, Hyperlien vers le document : <https://customers.microsoft.com/fr-fr/story/1398716784273872450-laval-gov-azure-canada-fr-ca>.

MIKALEF, P., K. LEMMER, C. SCHAEFER, M. YLINEN, S. O. FJØRTOFT, H. Y. TORVATN, M. GUPTA et B. NIEHAVES (2022). “Enabling AI capabilities in government agencies: A study of determinants for European municipalities”, *Government Information Quarterly*, vol. 39, n° 4, p. 1-15.

MILLER, B. et R. D. ATKINSON (2013). “Are Robots Taking Our Jobs, or Making Them?”, *Information Technology and Innovation Foundation*, publié le 9 septembre 2013.

MOLNAR, P. et L. Gill (2018). *Bots at the Gate: A Human Rights Analysis of Automated Decision-Making in Canada’s Immigration and Refugee System*, University of Toronto’s International Human Rights Program (IHRP) et The Citizen Lab.

- NAGTEGAAL, R. (2021). "The impact of using algorithms for managerial decisions on public employees' procedural justice, *Government Information Quarterly*, vol. 36, p. 1-10.
- NEUMANN, O., K. GUIRGUIS et R. STEINER (2022). "Exploring artificial intelligence adoption in public organizations: a comparative case study", *Public Management Review*, p. 1-27.
- PASQUALE, F. (2016). *The Black Box Society: The Secret Algorithms That Control Money and Information*, Harvard University Press.
- PENCHEVA, I., ESTEVE, M. et S.J. MIKHAYLOV (2020). "Big Data and IA Transformational Shift for Government: So, What Next for Research?" *Public Policy and Administration*, vol. 35, n° 1, p. 24-44.
- PURDY, M. et P. DAUGHERTY (2016). *Why artificial intelligence is the future of growth*, *Accenture*.
- RADIO-CANADA (2020). « *Info-Santé 811 ne suffit pas à la demande* », publié le 12 mars 2020, [en ligne] : <https://ici.radio-canada.ca/nouvelle/1662861/811-engorge-ressources-mccann>.
- RAHWAN, I. (2018). "Society-in-the-loop: programming the algorithmic social contract", *Ethics and Information Technology*, vol. 20, p. 5-14.
- ROSSI, F. (2016). *Artificial Intelligence: Potential Benefits and Ethical Considerations*, European Parliament.
- SAINT-ARNAUD, P. (2022). « Le réseau de l'éducation entre dans le 21^e siècle avec la numérisation de ses données », *La Presse canadienne*, article publié le 14 mars 2022.
- SAMOILI, S., C. M. LOPEZ, E. GOMEZ GUTIERREZ, G. De PRATO, F. MARTINEZ-PLUMED et B. DELIPETREV (2020), *AI WATCH. Defining Artificial Intelligence. Towards an operational definition and taxonomy of artificial intelligence*, [EUR—Scientific and Technical Research Reports]. Publications Office of the European Union.
- SANTAMICONE, M. (2019). « Is Artificial Intelligence Racist? Racial and Gender Bias in AI », *Medium*, 2 avril 2019.
- SCHMAGER, S., C. H. GRØDER, E. PARMIGGIANI, I. PAPPAS et P. VASSILAKOPOULOU (2023). "What do citizens think of AI adoption in public services? Exploratory research on citizen attitudes through a social contract lens", *Proceedings of the 56th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, p. 4472-4481.
- SHIBL, R., M. LAWLEY et J. DEBUSE (2013). "Factors influencing decision support system acceptance", *Decision Support Systems*, vol. 54, n° 2, p. 953-961.

SINGH, P. (2017). "CIA set to be run by AI, has 137 pilot projects in place", *Analytics India Magazine*, publié le 8 septembre 2017.

STRATÉMIA (2022). « Enjeux éthiques dans le cadre d'utilisation de l'intelligence artificielle au sein des organisations scolaires ».

STRONG, D. M., Y. W. LEE et R. Y. WANG (1997). "Data quality in context", *Communications of the ACM*, vol. 40, n° 5, p. 103-110.

SUN, T. Q. et R. MEDAGLIA (2019). "Mapping the challenges of Artificial Intelligence in the public sector: Evidence from public healthcare", *Government Information Quarterly*, vol. 36, n° 2, p. 368-383.

THIERER, A, A. CASTILLO O'SULLIVAN et R. RUSSELL (2017). "Artificial Intelligence and Public Policy." *Mercatus Research*, Mercatus Center at George Mason University, Arlington, VA.

UZZI, B. (2020). "A Simple Tactic That Could Help Reduce Bias in AI", *Harvard Business Review*, publié le 4 novembre 2020.

VALIANTE, G. (2018), « Un algorithme repère les décrocheurs », publié dans *La Presse*, le 1^{er} novembre 2018, [en ligne], <https://www.lapresse.ca/actualites/education/201811/01/01-5202518-un-algorithme-repere-les-decrocheurs.php>

VÉRIFICATEUR GÉNÉRAL DU QUÉBEC (2022). *Rapport du Vérificateur général du Québec à l'Assemblée nationale pour l'année 2022-2023*.

VILLE DE MONTRÉAL (2019). *Projet risque d'incendie*, 6 septembre 2019. Document interne.

WENGER, J. B. et V. M. WILKINS (2009). "At the discretion of rogue agents: How automation improves women's outcomes in unemployment insurance", *Journal of Public Administration Research and Theory*, vol. 19, n° 2, p. 313-333.

WIHLBORG, E., H. LARSSON, et K. HEDSTRÖM (2016). "The computer says no!" – A case study on automated decision-making in public authorities", *49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)*, p. 2903-2912.

WILSON, H. J. et P. R. DAUGHERTY (2019). "Creating the symbiotic AI workforce of the future", *MIT Sloan Management Review*.

WIRTZ, B. W., J. C. WEYERER et B. J. STURM (2020). "The Dark Sides of Artificial Intelligence: An Integrated AI Governance Framework for Public Administration", *International Journal of Public Administration*, vol. 43, n° 9, p. 818-829.

WIRTZ, B. W., J. C. WEYERER et C. GEYER (2019). "Artificial Intelligence and the Public Sector—Applications and Challenges", *International Journal of Public Administration*, vol. 2, n° 7, p. 596-615.

WIRTZ, B. W. et W. M. MÜLLER (2019). "An integrated artificial intelligence framework for public management", *Public Management Review*, vol. 21, n° 7, p. 1076-1100.

YEUNG, K. (2022). "The New Public Analytics as an Emerging Paradigm in Public Sector Administration", *Tilburg Law Review*, vol., 27, n° 2, p. 1-32.

YOUNG, M. M., J. B. BULLOCK et J. D. LECY (2019). "Artificial discretion as a tool of governance: A framework for understanding the impact of artificial intelligence on public administration", *Perspectives on Public Management and Governance*, vol. 2, n° 4, p. 301-313.

ZUIDERWIJK, A., Y.-C. CHEN et F. SALEM (2021). "Implications of the Use of Artificial Intelligence in Public Governance: A Systematic Literature Review and a Research Agenda", *Government Information Quarterly*, vol. 38, n° 2, 19 p.