Revue Française d'Économie et de Gestion
ISSN : 2728- 0128
Volume 7 : Numéro 11

L'intelligence artificielle et le renouvellement du contrôle de gestion public : une revue intégrative de la littérature sur l'évaluation des projets publics

Artificial Intelligence and the Transformation of Public Management Oversight: An Integrative Review of the Literature on the Evaluation of Public Projects

MAKOUD Kenza
Doctorante
Ecole Nationale du Commerce et du Gestion
Université Chouaib Doukkali- Maroc
Laboratoire Interdisciplinaire de Recherche sur les Organisations

AKHLAFFOU Mohamed
Enseignant chercheur
Ecole Nationale du Commerce et du Gestion
Université Chouaib Doukkali- Maroc
Laboratoire Interdisciplinaire de Recherche sur les Organisations

Date de soumission : 29/09/2026

Date d'acceptation : 01/11/2026

Pour citer cet article :

MAKOUD. K. & AKHLAFFOU. M. (2026) « L'intelligence artificielle et le renouvellement du contrôle de gestion public : une revue intégrative de la littérature sur l'évaluation des projets publics », Revue Française d'Economie et de Gestion « Volume 7 : Numéro 11 » pp : 1129- 1149.

Author(s) agree that this article remain permanently open access under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 International License

Résumé

L'importance croissante de l'intelligence artificielle (IA) pose des défis majeurs aux modes traditionnels de contrôle de la gestion publique, en particulier lorsqu'il s'agit d'évaluer des projets publics. Les quatre principaux objectifs de cette recherche consistent à analyser l'IA comme suit : sa pertinence pour le contrôle de la gestion publique d'un point de vue conceptuel et pratique ; son importance pour l'évaluation des projets publics à trois phases, avant la mise en œuvre (ex ante), pendant la mise en œuvre (in itinere) et après la mise en œuvre (ex post) ; les défis éthiques, juridiques et organisationnels posés par cette évolution et la présentation d'un cadre intégratif innovant appelé «Augmented Public Management Control». Les résultats peuvent être classés en cinq grands domaines thématiques, à savoir l'automatisation du suivi budgétaire, la prévision de l'analyse de performance, le changement radical du rôle du contrôleur public, la contribution de la causalité et de l'apprentissage automatique à l'évaluation d'impact, ainsi que les questions éthiques, juridiques et organisationnelles en jeu.

Mots clés : Intelligence artificielle, Contrôle de gestion public, Évaluation des projets publics, Machine learning causal, Transformation numérique, Performance publique.

Abstract

The increased importance of artificial intelligence (AI) poses great challenges for traditional modes of public management control, especially when it comes to evaluating public projects. The four main objectives of this research include analyzing AI as follows: its relevance to public management control from conceptual and practical perspectives; its significance for the evaluation of public projects at three phases, before implementation (ex-ante), during implementation (in-itinere), and after implementation (ex post); the ethical, legal, and organizational challenges posed by this shift; and presenting an innovative integrative framework named Augmented Public Management Control. The findings can be categorized into five broad thematic areas, namely budget monitoring automation, performance analysis prediction, radical shift in the role of the public controller, contribution of causality and machine learning to impact evaluation, and ethical, legal, and organizational issues involved.

Keywords : Artificial Intelligence, Public Management Control, Public Project Evaluation , Causal Machine Learning, Digital Transformation, Public Performance.

Introduction

Les administrations publiques contemporaines sont confrontées aux défis d'une demande accrue de transparence, d'efficacité et de responsabilité dans un contexte de budget limité et de problèmes collectifs difficiles (Pollitt & Bouckaert, 2011 ; Osborne, 2006). Le contrôle de la gestion publique est alors un élément essentiel des réformes administratives qui se réfère aux mécanismes et aux techniques destinés à assurer la meilleure utilisation des ressources dans le cadre des objectifs à poursuivre (Anthony, 1965 ; Gibert, 1980). Auparavant axé sur le suivi et le contrôle des flux d'argent le contrôle de la gestion publique inclut désormais des caractéristiques plus stratégiques telles que l'évaluation des réalisations, l'estimation des impacts et la prise de décisions stratégiques notamment liées aux actions publiques. Parallèlement le développement des technologies associé à l'avènement de l'intelligence artificielle (IA) ouvre de nouvelles perspectives pour la gestion des organismes administratifs en élargissant la portée de l'analyse et de la gestion de l'information et du contrôle des projets publics (OCDE, 2019 ; Wirtz et al., 2019 ; Sun & Medaglia, 2019).

Concernant le contrôle de la gestion publique le développement de l'intelligence artificielle est alors une possibilité de repenser l'évaluation des initiatives publiques. Grâce à ses capacités de traitement de gros volumes d'informations, de prévision et d'automatisation de certains processus cet outil permet d'améliorer l'évaluation, de prévoir les résultats des actions et d'étudier leurs impacts à différents niveaux d'évaluation -préliminaire, concomitante et ultérieure. Cependant ce processus d'intégration soulève également de nombreux problèmes concernant la lisibilité des systèmes informatiques, la qualité de l'information traitée, la capacité de réagir à toute erreur, les normes éthiques spécifiques à ce domaine et la préparation de la structure administrative.

Face à ces enjeux, la question centrale de cette recherche est la suivante : comment l'intelligence artificielle contribue-t-elle au renouvellement du contrôle de gestion public et plus particulièrement de l'évaluation des projets publics ? Cette question se décline en quatre sous-questions : comment l'IA reconfigure-t-elle les fondements et les modes de fonctionnement du contrôle de la gestion publique ? Comment transforme-t-elle l'évaluation des projets publics aux phases ex ante, in itinere et ex post ? Quelles sont les tensions éthiques, normatives et organisationnelles qui émergent avec l'introduction de l'IA dans ce domaine ? et quels principes peuvent guider une utilisation responsable de l'IA dans ce domaine ?

Cette formulation place la recherche dans une approche interprétative et exploratoire. L'objectif n'est pas de tester des hypothèses, mais de comprendre un phénomène récent et de développer,

à partir d'une analyse qualitative de la littérature, un cadre conceptuel ainsi que des propositions de recherche qui pourront être vérifiées ultérieurement par des études empiriques. La revue intégrative de la littérature, en tant que méthode qualitative de synthèse, constitue la première étape de ce programme de recherche. Elle doit être suivie d'une étude qualitative exploratoire, menée à l'aide d'un guide d'entretien semi-directif auprès de contrôleurs de gestion et de responsables de l'évaluation des projets publics au Maroc, afin de tester les propositions issues du cadre conceptuel proposé.

1. Méthodologie : la revue intégrative de la littérature

La revue intégrative de la littérature (Torraco, 2005 ; Whittemore & Knafl, 2005) se distingue de la revue systématique par sa capacité à intégrer des sources théoriques et empiriques de méthodologies diverses, offrant une vision holistique d'un phénomène émergent et pluridisciplinaire. Ce choix est justifié par la nature de l'objet d'étude, qui mobilise des travaux en sciences de gestion, en informatique, en économétrie et en droit public, rarement articulés conjointement dans la littérature existante.

1.1. Protocole de collecte documentaire

La collecte a été conduite sur Scopus, Web of Science, Google Scholar et JSTOR, complétée par un ciblage des revues de référence : Public Administration Review, Government Information Quarterly, International Journal of Public Administration, Revue Française d'Administration Publique, Management Accounting Research, Journal of Economic Literature et Econometrica. Les équations de recherche ont croisé trois blocs sémantiques :

- Technologies : « intelligence artificielle » OR « machine learning » OR « algorithme » OR « NLP » OR « RPA » OR « causal machine learning »
- Contrôle : « contrôle de gestion public » OR « public management control » OR « performance publique » OR « pilotage » OR « tableau de bord »
- Évaluation : « évaluation » OR « projet public » OR « policy evaluation » OR « impact evaluation » OR « ex ante » OR « ex post »

La période couverte s'étend de 2000 à 2024, avec une focalisation post-2015 pour les applications de l'Intelligence Artificielle.

1.2. Processus de sélection et corpus final

Le processus de sélection a suivi le protocole PRISMA adapté aux revues intégratives, en cinq étapes successives. La rigueur du processus est attestée par un coefficient kappa de Cohen inter-évaluateurs de 0,81 (Landis & Koch, 1977), calculé sur la base des décisions d'inclusion de deux chercheurs indépendants.

Étape	Critère appliqué	Sources retenues	Sources exclues
Identification	Équations de recherche sur 4 bases	641	-
Sélection sur titres	Pertinence thématique minimale	287	354
Éligibilité sur résumés	Lien direct avec contrôle public ou évaluation	131	156
Inclusion sur texte intégral	Qualité méthodologique, accès au texte complet	89	42
Sélection finale raisonnée	Centralité, citation, complémentarité disciplinaire	50	39

Le corpus final a été constitué selon quatre critères explicites :

- La centralité thématique vis-à-vis des quatre sous-questions de recherche ;
- L'indice de citation (priorité aux travaux générant plus de 100 citations dans Google Scholar);
- La complémentarité disciplinaire (équilibre entre sciences de gestion, économétrie, informatique, éthique) ;
- La couverture équilibrée des trois temporalités d'évaluation.

2. Fondements théoriques du contrôle de gestion public

Le développement des modes de gouvernance et le besoin croissant d'efficacité et de performance dans les services publics ont conduit à l'émergence du contrôle de la gestion du secteur public comme l'un des principaux instruments de la régulation du comportement public. La théorie derrière cette discipline est apparue dans les réflexions d'Anthony (1965) lorsque l'auteur considère le contrôle de la gestion comme un moyen permettant aux gestionnaires de vérifier que les ressources sont utilisées de manière efficace afin d'atteindre les objectifs de l'organisation. Quant à la mise en œuvre de ce cadre dans l'administration publique, le développement de la Nouvelle Gestion Publique (NGP) décrite par Hood (1991) et popularisée par Osborne et Gaebler (1992) et basée sur la stratégie de l'optimisation des finances publiques, la valorisation de la performance et l'utilisation de méthodes du secteur privé dans l'administration publique a apporté la contribution la plus significative. Dans la littérature française, Gibert (1980) a proposé une adaptation pertinente de la notion pour le cas des organisations publiques en mettant l'accent sur la diversité des objectifs, l'absence d'un mécanisme de signalement des prix et le rôle des facteurs politiques dans la gestion du secteur public. Sa conception du « Triangle du contrôle de la gestion publique » composé de trois éléments - les ressources, les résultats et les impacts - reste un cadre valable pour comprendre la gestion du secteur public. Au Maroc cette transformation s'est opérée avec la mise en œuvre

de la Loi Organique n°130-13 sur la loi de finances qui a introduit la gestion basée sur les résultats et a accru la transparence comptable par domaines d'intervention.

Depuis le début des années 2000 les approches post-NGP ont permis de mettre à jour les cadres classiques de la gestion de l'administration publique. Dans son concept de la Nouvelle Gouvernance Publique Osborne (2006) souligne l'importance de la création collective, du réseautage des partenaires et de la coopération entre les secteurs public et privé. Parallèlement le cadre de la gouvernance de l'ère numérique proposé par Dunleavy et al. (2006) reconnaît l'importance des technologies numériques comme principal facteur de la rénovation de l'État à travers la fusion de services fragmentés, une meilleure écoute des citoyens et une transformation numérique complète des fonctions de l'administration publique. Cette situation est l'horizon des théories dans lesquelles l'introduction de l'intelligence artificielle dans le contrôle de la gestion du secteur public est proposée comme la voie pour renouveler les systèmes de gestion du secteur public, le suivi des indicateurs et l'évaluation des initiatives publiques.

Malgré les réformes mises en œuvre le contrôle classique de la gestion du secteur public est toujours confronté à des obstacles structurels bien connus décrits par les chercheurs (Behn, 2003 ; Arnaboldi et al., 2015). Tout d'abord ces obstacles sont liés à l'aspect informationnel : les mécanismes actuels génèrent l'information principalement de façon rétrospective, souvent résumée et pas adaptée au cycle décisionnel actuel. Deuxièmement ils sont liés à l'aspect analytique puisque les méthodes actuelles sont principalement une analyse budgétaire descriptive et une simple projection avec une faible capacité à identifier les risques ou à établir la causalité entre les initiatives publiques et les effets résultants. Des barrières comportementales peuvent également être notées parmi autres surtout l'optimisme excessif et les échecs de la programmation comme identifiés par Lovallo et Kahneman (2003) et l'écart d'information entre les niveaux administratifs. De plus la complexité des programmes publics modernes , exprimée dans la pluralité des partenaires , la connexion des institutions et rarement une évolution linéaire , qui est difficile à évaluer par les outils d'évaluation classiques disponibles.Face à une telle situation l'intelligence artificielle se révèle être une solution aux obstacles mentionnés ci-dessus grâce à son traitement avancé des données , ses capacités d'extrapolation et ses capacités d'assistance à la gestion du secteur public.

3. Technologies d'IA pertinentes pour le contrôle de gestion public

L'IA dans le contexte du contrôle de la gestion publique utilise plusieurs types de technologies complémentaires qui renforcent les capacités analytiques, de gestion et d'évaluation des organisations publiques. Selon l'OCDE (2019) le système d'IA est capable de générer des

prédictions, des recommandations ou des décisions qui influencent des environnements réels ou virtuels en fonction d'objectifs pré-définis. Parmi les compétences de ce domaine certaines technologies semblent particulièrement utiles. L'apprentissage supervisé permet par exemple de réaliser les opérations de classification, de régression et de notation visant la prévision du budget, le ciblage fiscal et la détection de projets à risque (Mullainathan & Spiess, 2017). L'apprentissage causal, quant à lui, tente d'évaluer les effets causaux et les scénarios contre-factuels dans le contexte de l'évaluation de l'impact des politiques et des projets publics (Wager & Athey, 2018 ; Chernozhukov et al., 2018). Le traitement du langage naturel (NLP) permet d'analyser les documents administratifs, les rapports d'audit et les réponses aux consultations en utilisant les techniques d'extraction d'information et d'analyse de texte (Grimmer & Stewart, 2013). Enfin l'automatisation des processus robotiques (RPA) est utilisée pour automatiser les activités administratives routinières comme les réconciliations comptables et les états financiers (van der Aalst et al., 2018), ainsi que les techniques de la vision par ordinateur sont utilisées dans le contexte de l'observation physique des opérations du secteur public et l'analyse automatique d'images et de vidéos (Kim et al., 2019).

Dans cet ensemble l'apprentissage supervisé est la base technique des déploiements de l'IA dans le contrôle de la gestion publique. Les algorithmes d'apprentissage supervisé - qu'il s'agisse de la régression logistique, des forêts aléatoires ou du boosting de gradient - permettent de trouver les motifs dans les données passées afin de prévoir les résultats futurs. Lorsqu'ils sont appliqués aux données du budget et de la performance publique ces modèles fournissent une meilleure prévision des dépassements de budget, une meilleure détection de projets à risque ou une meilleure prévision des besoins des services publics avec une plus grande précision que les techniques économétriques classiques (Mullainathan & Spiess, 2017 ; Athey & Imbens, 2017). En plus de ces approches de prévision l'apprentissage causal représente un progrès méthodologique important dans le domaine de l'évaluation des politiques publiques. Les travaux d'Athey et Imbens (2017), Wager et Athey (2018) et Chernozhukov et al. (2018) proposent des instruments permettant d'estimer les effets causaux basés sur les données observées en utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique. Les techniques des forêts causales permettent d'estimer les effets du traitement qui varient selon la région ou le profil de la population tandis que l'apprentissage double permet d'estimer des effets causaux fiables en excluant les variables de confusion.

De plus le Traitement Automatique du Langage Naturel (TALN) et l'Automatisation des Processus Robotiques (APR) révolutionnent considérablement les processus administratifs et

les procédures de contrôle public. Tout d'abord le TALN offre des capacités exceptionnelles pour le traitement de gros volumes de données produites par les organismes de l'administration publique en termes de rapports d'audit,d'examens de programmes,de fichiers de budget et plus encore grâce à l'analyse automatisée du contenu,des thèmes ou de l'extraction d'informations (Grimmer & Stewart, 2013). Deuxièmement l'APR est l'une des technologies les plus rapides introduites par les administrations publiques depuis qu'elle permet l'automatisation de processus routiniers sans aucun changement de l'infrastructure informatique existante (van der Aalst et al., 2018). De plus elle devient généralement une première étape pour l'introduction de l'intelligence artificielle dans les procédures de contrôle public en améliorant la productivité, la précision des processus et l'accès à l'information nécessaire pour leur suivi et leur évaluation.

4. Les apports de l'IA au contrôle de gestion public

En effet l'intelligence artificielle révolutionne les méthodes de contrôle dans la gestion publique grâce à une capacité accrue des organisations à diriger, contrôler et analyser leurs opérations. Parmi ces avantages on peut citer la possibilité d'automatiser le suivi du processus budgétaire. Grâce au RPA et à l'apprentissage automatique les gouvernements peuvent désormais utiliser des tableaux de bord dynamiques qui donnent un accès instantané à la performance du budget à un niveau de détail que l'on ne pouvait atteindre avec les systèmes traditionnels. Des projets pilotes ont été menés en Estonie, à Singapour et aux Émirats Arabes Unis qui reflètent cette tendance vers un contrôle budgétaire de plus en plus continu et proactif (OCDE,2019 ; Desouza et al.,2020). L'intelligence artificielle augmente l'efficacité de la détection des anomalies et de la fraude en utilisant des algorithmes de notation utilisés par différentes autorités fiscales comme la DGFiP en France, l'IRS aux États-Unis et la DGI au Maroc. Ainsi le contrôle public peut être renforcé sans nécessiter une transformation importante des systèmes informatiques existants. En dehors des avantages de l'automatisation l'IA promeut une approche prospective du contrôle de la gestion publique.

L'utilisation de modèles prédictifs permet de prévoir l'impact possible d'une politique publique ainsi que de tester plusieurs scénarios concernant la restructuration du budget et la prise de décision (Desouza et al., 2020 ; Meijer & Bolívar, 2016). Ces modèles nécessitent des infrastructures intégrées qui seraient capables d'intégrer diverses sources de données en comptabilité, en statistiques socio-économiques, en données géospatiales ou dans des capteurs intelligents. De plus les capacités prédictives ont le potentiel de fournir des outils pertinents pour la gestion des risques liés à de grands projets en appliquant une évaluation des risques probabilistes pour les dépassements de coûts et l'estimation des retards grâce à l'analyse de

projets similaires (Love & Ahiaga-Dagbui, 2018 ; Batselier & Vanhoucke, 2017). De plus le traitement automatique du langage naturel (Traitement Automatique du Langage Naturel - TALN) crée des possibilités pour traiter des données brutes générées par les institutions publiques, principalement des rapports de gestion, des bilans et autres documents financiers. En particulier le traitement automatique du langage naturel permet d'évaluer les sentiments, d'extraire des éléments clés, de faire du regroupement thématique ou de la synthèse automatique, transformant de gros volumes de texte en informations précieuses pour la gestion du secteur public (Grimmer & Stewart, 2013 ; Mergel et al., 2019). L'utilisation de l'intelligence artificielle dans le contrôle de la gestion publique apporte des changements progressifs dans le rôle du contrôleur de gestion .Alors que les activités routinières liées à la collecte et au traitement des données deviennent automatisées le contrôleur peut se concentrer sur des activités plus précieuses comme l'interprétation des résultats d'algorithmes ,l'évaluation des menaces ,la contextualisation des données et les conseils stratégiques (Burns & Baldvinsdottir, 2005 ; Quattrone, 2016). Ce genre de changement s'inscrit dans la trajectoire du développement professionnel du contrôleur vers la position de conseiller stratégique ("partenaire commercial") qui requiert une connaissance multidimensionnelle comprenant la connaissance de la gestion publique et la maîtrise des systèmes informatiques.

Cependant cette étude met en lumière certains problèmes liés à cette tendance croissante à l'automatisation notamment en ce qui concerne la menace potentielle de « l'atrophie analytique» qui rendrait difficile pour les contrôleurs de mener une analyse critique de l'information provenant des algorithmes. L'intelligence artificielle doit donc être développée comme un outil permettant de renforcer les capacités analytiques plutôt que de remplacer l'intelligence humaine ce qui implique certains changements dans les structures institutionnelles et dans des processus de gestion du changement efficaces.

5. L'IA dans l'évaluation des projets publics : analyse par temporalité

L'arrivée de l'intelligence artificielle dans l'évaluation des projets publics est en train de redéfinir progressivement toutes les étapes qui forment le processus d'évaluation allant de l'ex-ante, en itinère et l'ex-post. Traditionnellement le processus d'évaluation des projets publics peut être divisé en trois étapes qui comprennent : l'évaluation ex-ante qui est faite avant de lancer l'investissement afin de confirmer la pertinence et la faisabilité du projet ; l'évaluation en itinère ou formative qui est menée pendant le processus afin de confirmer les mesures prises pour suivre et ajuster les mesures prises ; et l'évaluation ex-post qui est réalisée après la réalisation du projet afin de mesurer les résultats et l'impact réel du projet.

En effet les approches traditionnelles de l'évaluation rencontrent plusieurs obstacles notamment le manque de données disponibles , les difficultés à établir des relations de causalité et la lenteur du processus d'obtention des résultats qui ne correspondent pas toujours aux besoins de prise de décision des institutions publiques (Rossi et al., 2004; Heckman, 2010).Concernant l'évaluation ex-ante l'utilisation de l'intelligence artificielle devient essentielle pour améliorer la qualité des estimations et faire un bon choix de projets publics. Les projets publics sont souvent caractérisés par un optimisme démesuré et une mauvaise évaluation des coûts et des délais ce qui entraîne des dépassements de coûts persistants (Lovallo & Kahneman, 2003 ; Cantarelli et al., 2010). Les algorithmes d'apprentissage automatique permettent de contrebalancer ces inconvénients en utilisant les données historiques des projets pour réaliser des estimations probabilistes plus fiables et développer une approche de prévision de classe de référence (Flyvbjerg, 2008 ; Love & Ahiaga-Dagbui, 2018).

Dans le contexte de l'évaluation in-situ l'intelligence artificielle contribue à augmenter la possibilité de surveiller les projets en temps réel. La gestion de la valeur acquise (EVM) traditionnellement utilisée pour évaluer les progrès physiques et budgétaires des projets peut être complétée par des algorithmes prédictifs capables de détecter les dérives budgétaires et de calendrier en utilisant les données précédentes et les schémas trouvés dans ces données (Vanhoucke, 2012). Les algorithmes d'apprentissage automatique améliorent en particulier la fiabilité des prévisions de clôture malgré le manque de données précoces (Batselier & Vanhoucke, 2017).

De plus grâce à la reconnaissance d'images l'automatisation du suivi physique devient possible en analysant les photos ou vidéos prises par des drones ou des caméras sur place, ce qui permet de détecter les problèmes, de mesurer les progrès du projet et de générer automatiquement la documentation de suivi (Kim et al., 2019). Cette solution réduit l'écart d'information entre les fonctionnaires et les entreprises privées tout en améliorant la qualité du suivi des projets.

Enfin dans le cadre de l'évaluation ex-post l'utilisation des technologies d'intelligence artificielle contribue grandement à résoudre le problème de l'inférence de causalité c'est-à-dire trouver l'impact d'un projet sur ses bénéficiaires. Les méthodes traditionnelles d'estimation d'impact, dont les essais contrôlés, l'approche de la différence-dans-les-différences et l'estimation de la variable instrumentale conservent leur précision mais rencontrent certaines difficultés à saisir les impacts multiples et complexes (Heckman, 2010 ; Imbens & Wooldridge, 2009 ; Deaton & Cartwright, 2018). L'apprentissage automatique causel permet de surmonter certaines de ces limitations grâce à des processus tels que les forêts causales ou l'apprentissage

double qui permettent d'évaluer l'impact d'un projet en rapport avec différentes localisations géographiques, groupes de population ou types de bénéficiaires (Wager & Athey, 2018 ; Chernozhukov et al., 2018). Cette transformation augmente la probabilité de développer des solutions plus précises et plus ciblées d'évaluation d'impact pour les décideurs publics.

6. Tensions, limites et défis de l'IA dans le contrôle public

L'intégration des systèmes d'intelligence artificielle pour le contrôle de gestion et l'évaluation des projets dans le secteur public rencontre certains défis d'ordre éthique, juridique, organisationnel et technologique qui affectent grandement l'efficacité de l'utilisation de ces technologies dans les administrations publiques. Parmi ceux-ci il faut mentionner la question de ce qu'on appelle la transparence de l'algorithme et la possibilité pour les utilisateurs de comprendre le fonctionnement des systèmes d'IA. Les algorithmes d'apprentissage profond avec les meilleures performances dépendent de procédures de prise de décision complexes et difficiles à comprendre donc le fameux problème de la "boîte noire" (Doshi-Velez & Kim, 2017). Un tel manque de clarté devient un problème dans un environnement public où les décisions des machines peuvent affecter les droits et intérêts des individus. C'est pourquoi certains chercheurs recommandent de privilégier les algorithmes qui sont facilement compréhensibles dans un environnement public malgré le besoin de sacrifier une partie de leur performance (Rudin, 2019). De plus il y a un problème de biais qui peut survenir dans les algorithmes dont le danger réside dans le renforcement et la reproduction des disparités existantes dans les données historiques utilisées pour les former (O'Neil, 2016 ; Eubanks, 2018). Si ces technologies sont appliquées aux décisions publiques et aux projets gouvernementaux cela pourrait mener à une discrimination implicite dans l'allocation du budget, l'évaluation des zones géographiques et la sélection des bénéficiaires des politiques publiques. Le comportement problématique causé par le biais d'automatisation - la tendance à accepter automatiquement les recommandations des machines - et l'aversion aux algorithmes - le scepticisme quant à leurs erreurs - deviennent des obstacles supplémentaires au bon fonctionnement du jugement administratif soutenu par l'IA (Dietvorst et al., 2015). Les aspects juridiques ont également une grande importance dans l'introduction de l'IA dans le secteur public. Au niveau européen le Règlement Général sur la Protection des Données (RGPD, 2018) impose des normes élevées concernant la protection des données personnelles, l'obligation d'expliquer les raisons des décisions automatisées et la participation obligatoire des personnes dans les processus purement automatisés. Le récent Acte de l'IA (2024) approuvé par l'Union Européenne développe davantage cette approche puisque les technologies d'IA déployées dans

les services aux citoyens sont déclarées à haut risque, donc les exigences pour garantir l'accessibilité complète de l'information, la supervision humaine continue, la documentation complète et un code sécurisé.

Au sein des organisations publiques l'implémentation de l'intelligence artificielle peut rencontrer certaines difficultés liées à la structure organisationnelle ainsi que des barrières culturelles dues à la structure verticale, aux nombreuses règles et à la bureaucratie de ces organisations qui ne correspondent pas toujours au perfectionnisme itératif des systèmes informatiques (Mergel et al., 2019). De plus le faible niveau de connaissances et de compétences numériques des personnes travaillant au sein des organisations est un autre problème souvent souligné dans les rapports de l'OCDE. En effet les structures administratives manquent des compétences suffisantes pour faire fonctionner des moyens sophistiqués pour analyser et exploiter les données (OCDE, 2021).

En fin de compte la réalisation d'un impact positif de l'IA en termes de contrôle administratif dépend entièrement de la façon dont les informations gouvernementales sont organisées. Les structures administratives sont censées faire face à des infrastructures informatiques incompatibles, à des bases de données et à des difficultés de communication qui diminuent la pertinence des modèles informatiques (Janssen et al., 2020 ; Worthy, 2015). Ainsi face à ces réalités il devient crucial d'adopter des normes unifiées et des critères exigeants pour la qualité de l'information ainsi que de construire des systèmes cohérents afin de garantir une utilisation réussie de l'IA dans le domaine public.

En général la littérature académique souligne le nombre de menaces sérieuses liées aux innovations : le manque de compréhension des mécanismes informatiques, les biais et la discrimination, l'érosion de la responsabilité administrative, la subordination à des partenaires technologiques externes, les failles de sécurité informatiques, l'écart croissant entre les organisations publiques moins techniquement développées ou même la perspective effrayante d'une utilisation excessive de la surveillance généralisée et de l'oppression administrative. Tous ces problèmes prouvent que la transition vers l'IA dans la conduite de l'action publique est bien plus qu'une simple technologie informatique et nécessite une approche globale prenant en compte les aspects de la gouvernance morale, juridique et démocratique.

7. Cadre intégrateur : le Contrôle de Gestion Public Augmenté (CGPA)

Le terme « Contrôle de Gestion Public Augmenté » (CGPA) que nous proposons dans cette étude décrit un système hybride qui fusionne les aptitudes analytiques offertes par l'intelligence

artificielle avec la perspicacité propre au jugement humain, en vue de piloter les administrations publiques.

À l'inverse des théories traitant l'IA comme une simple technologie, le CGPA envisage plutôt une refonte substantielle du contrôle de gestion public face aux enjeux du numérique. Ce modèle s'articule autour de quatre piliers interdépendants :

- Dimension technologique se rapporte au déploiement d'instruments comme le Machine Learning, le Causal ML, le NLP et la RPA pour enrichir l'analyse, le suivi et l'appréciation des initiatives publiques.
- Dimension informationnelle privilégie la fiabilité, la compatibilité et l'organisation des données administratives (Janssen et al., 2020 ; Worthy, 2015).
- Dimension humaine et organisationnelle concerne l'acquisition de savoirs informatiques, l'adaptation aux mutations et la préservation du rôle du jugement humain au sein des processus administratifs (Orlikowski, 2000 ; Järvenpää, 2007 ; Quattrone, 2016).
- Dimension éthique et juridique traite des questions de clarté, d'examen des algorithmes, de sécurité des données et de responsabilité envers le public (Rudin, 2019 ; Mittelstadt et al., 2016).

Le modèle CGPA se fonde sur plusieurs orientations fondamentales destinées à structurer l'incorporation de l'IA au sein des institutions publiques :

- Principe de progressivité conseille d'amorcer par des applications faciles et peu dangereuses, telles que la RPA ou les interfaces visuelles de données actualisées automatiquement, avant de recourir à des solutions plus sophistiquées (OCDE, 2019 ; Desouza et al., 2020).
- Principe d'hybridité énonce que l'IA devrait soutenir la réflexion humaine plutôt que de la remplacer, particulièrement dans les cas qui revêtent de l'importance (Burns & Baldvinsdottir, 2005 ; Quattrone, 2016).
- Principe de transparence active exige une divulgation patente au sujet des procédés informatiques mobilisés, de leurs insuffisances et des recours offerts aux citoyens (Rudin, 2019 ; Mittelstadt et al., 2016).
- Principe de co-construction souligne la nécessité d'associer les fonctionnaires, les citoyens et les acteurs concernés lors de la création et de l'amélioration des outils d'IA publics (Orlikowski, 2000 ; Mergel et al., 2019).

Conformément à la posture exploratoire adoptée, le CGPA permet de dériver des propositions de recherche, qui traduisent les relations que la littérature laisse entrevoir et qu'il conviendra de mettre à l'épreuve lors de la phase empirique qualitative.

Les deux premières propositions relèvent de la dimension technologique et synthétisent les apports identifiés dans les sections précédentes :

- P1 : l'intégration de technologies d'IA (RPA, apprentissage supervisé) dans le suivi budgétaire renforce le caractère continu et prospectif du contrôle de gestion public.
- P2 : le recours à l'apprentissage automatique (prévision par classe de référence, apprentissage causal) améliore la qualité de l'évaluation des projets publics à ses trois phases, ex ante, in itinere et ex post.

Ces apports ne sont toutefois pas automatiques car les tensions mises en évidence précédemment suggèrent qu'ils dépendent de conditions informationnelles, organisationnelles et éthiques, que formalisent les deux propositions suivantes :

- P3 : la contribution de l'IA au contrôle de gestion public est conditionnée par la qualité et l'interopérabilité des données administratives ainsi que par les compétences numériques des agents.
- P4 : la légitimité des dispositifs d'IA dans le contrôle public dépend du maintien du jugement humain et de la transparence des algorithmes mobilisés, conformément aux principes d'hybridité et de transparence active.

La formulation de ces propositions met également en lumière des lacunes importantes dans les connaissances disponibles. Les travaux portant sur les contextes africains et arabes demeurent rares, de même que les études longitudinales permettant d'apprécier l'incidence de l'IA sur le fonctionnement des organisations publiques dans la durée. Les recherches pluridisciplinaires associant management, droit administratif, inférence causale et éthique restent elles aussi peu fréquentes. Pour les praticiens, plusieurs orientations se dégagent néanmoins clairement : investir dans les données et les infrastructures technologiques, planifier une intégration progressive de l'IA, renforcer les compétences hybrides au sein des services de contrôle et instaurer des dispositifs de supervision des usages algorithmiques.

Cette analyse révèle également des manques importants dans les connaissances scientifiques disponibles. Les travaux menés sur les régions africaines et arabes demeurent restreints, tout comme les approches qui s'étendent sur plusieurs années pour évaluer l'incidence de l'IA sur le fonctionnement public. Les initiatives pluridisciplinaires mêlant management, juridiction administrative, analyse statistique des causes et principes normatifs restent aussi peu fréquentes.

Du côté des acteurs du terrain, certaines orientations ressortent avec netteté : accroître les efforts concernant les données et les outils technologiques, mettre en place un plan progressif (étape par étape) pour l'intégration de l'IA, fortifier les aptitudes diversifiées au sein des services de gestion et établir des cadres de supervision des technologies algorithmiques.

Conclusion

L'intelligence artificielle transforme progressivement la façon dont les administrations publiques gèrent leurs contrôles et l'évaluation de projets grâce à des services améliorés en termes de conduite, d'analyse et de prise de décision. Avec l'aide de nouvelles technologies de l'IA il est possible d'automatiser le suivi du budget, d'affiner les prévisions financières, de traiter de gros volumes de données structurées et non structurées ainsi que de concevoir des systèmes de détection efficaces des anomalies et de la fraude (Kleven et al., 2011 ; OCDE, 2019 ; Mergel et al., 2019). Ces changements influencent toutes les étapes de l'évaluation publique. La phase d'évaluation ex ante est dotée de modèles prédictifs et de techniques de « prévision de la classe de référence » qui permettent de faire une estimation plus précise des coûts, des risques et des délais des initiatives publiques (Flyvbjerg, 2008). La phase d'exécution en cours implique des outils physiques-financiers basés sur les données informatiques et les images par satellite ou sur le terrain (Vanhoucke, 2012 ; Kim et al., 2019). L'apprentissage automatique causal permet d'améliorer la phase d'évaluation ex post en aidant à mesurer les effets et les impacts causaux des projets sur certaines régions et leurs habitants (Wager & Athey, 2018 ; Chernozhukov et al., 2018). Cependant la mise en œuvre de l'IA dans le secteur public soulève de nombreuses questions. Les problèmes de l'intelligibilité de l'algorithme, des risques de biais, de la vie privée, de la responsabilité et de la direction stratégique des dispositifs de l'IA sont les points clés du débat actuel (Rudin, 2019 ; O'Neil, 2016 ; Janssen et al., 2020). Il est nécessaire d'assurer les garanties de la transparence, de l'intervention humaine et des normes éthiques afin de préserver la confiance dans les actes publics assistés par l'informatique. Le cadre du Contrôle de gestion Public Augmenté (CGPA) constitue une des façons de relever ce défi grâce aux aspects technologiques, informatifs, humains et moraux de la gestion publique qui permettent de préserver la liberté de jugement des personnes dans certaines décisions. Une telle approche nécessite des efforts financiers et organisationnels en termes de modernisation des bases de données, d'harmonisation des outils informatiques et des compétences numériques des agents. Sa mise en œuvre se heurte toutefois à plusieurs obstacles (dispersion de l'information, insuffisance des équipements, résistance à l'innovation au sein des organisations), en particulier dans les régions moins développées où les processus de numérisation restent peu étudiés.

Sur le plan théorique, cette recherche apporte trois contributions : elle articule d'abord des littératures habituellement dissociées (contrôle de gestion public, économétrie de l'évaluation, informatique et éthique des algorithmes) autour d'un même objet, propose ensuite une lecture de l'apport de l'IA selon les trois temporalités de l'évaluation des projets publics, ce qui permet de dépasser les approches centrées sur un seul outil ou une seule phase et formalise enfin le cadre du CGPA, structuré en quatre dimensions et quatre principes, et en dérive des propositions de recherche qui prolongent les travaux sur la gouvernance de l'ère numérique (Dunleavy et al., 2006) et sur l'évolution du rôle du contrôleur (Burns & Baldvinsdottir, 2005 ; Quattrone, 2016). Sur le plan managérial, le CGPA offre aux administrations, notamment marocaines dans le cadre de la gestion axée sur les résultats introduite par la Loi Organique n°130-13, une grille de lecture pour piloter l'intégration de l'IA : commencer par des applications à faible risque, investir en priorité dans la qualité et l'interopérabilité des données, développer des profils hybrides de contrôleurs et encadrer les usages algorithmiques par des mécanismes de transparence et de supervision humaine.

Quant aux limites, cette recherche comporte néanmoins des limites de nature conceptuelle, elle repose exclusivement sur une synthèse de la littérature et ne mobilise pas de données de terrain ; les propositions formulées restent donc à valider empiriquement. Enfin, la rapidité des évolutions technologiques, notamment l'essor de l'IA générative, encore peu étudiée dans le champ du contrôle public au moment de la constitution du corpus, peut rendre certaines analyses rapidement datées.

Ces limites ouvrent plusieurs pistes et notamment une étude qualitative exploratoire, menée par entretiens semi-directifs auprès de contrôleurs de gestion, d'évaluateurs et de responsables de projets publics marocains, permettrait de confronter les propositions du CGPA aux pratiques réelles. Des études de cas longitudinales pourraient ensuite suivre l'implantation de dispositifs d'IA dans des organismes publics, avant une phase quantitative visant à mesurer leurs effets sur la performance du contrôle et de l'évaluation. D'autres questions demeurent ouvertes : comment répartir la responsabilité entre le contrôleur, le concepteur de l'algorithme et le décideur public en cas d'erreur ? Comment adapter le cadre juridique marocain, notamment la loi n°09-08 relative à la protection des données à caractère personnel, aux exigences d'une IA publique de confiance ? Quel est l'apport spécifique de l'IA générative à l'analyse des documents de gestion et d'évaluation ?

BIBLIOGRAPHIE

- Anthony, R. N. (1965). Planning and control systems: A framework for analysis. Harvard Business School Press.
- Gibert, P. (1980). Le contrôle de gestion dans les organisations publiques. Éditions d'Organisation.
- Hood, C. (1991). A public management for all seasons? Public Administration, 69(1), 3-19. https://doi.org/10.1111/j.1467-9299.1991.tb00779.x
- Osborne, D., & Gaebler, T. (1992). Reinventing government: How the entrepreneurial spirit is transforming the public sector. Addison-Wesley.
- Pollitt, C., & Bouckaert, G. (2011). Public management reform: A comparative analysis (3rd ed.). Oxford University Press. https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199581467.001.0001
- Behn, R. D. (2003). Why measure performance? Different purposes require different measures. Public Administration Review, 63(5), 586-606. https://doi.org/10.1111/1540-6210.00322
- Osborne, S. P. (2006). The new public governance? Public Management Review, 8(3), 377-387. https://doi.org/10.1080/14719030600853022
- Dunleavy, P., Margetts, H., Bastow, S., & Tinkler, J. (2006). Digital era governance: IT corporations, the state, and e-government. Oxford University Press. https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199296194.001.0001
- Burns, J., & Baldvinsdottir, G. (2005). An institutional perspective of accountants' new roles: The interplay of contradictions and praxis. European Accounting Review, 14(4), 725-757. https://doi.org/10.1080/09638180500194171
- Arnaboldi, M., Lapsley, I., & Steccolini, I. (2015). Performance management in the public sector: The ultimate challenge. Financial Accountability & Management, 31(1), 1-22. https://doi.org/10.1111/faam.12049
- OCDE. (2019). Artificial intelligence in society. OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/eedfee77-en
- Wirtz, B. W., Weyerer, J. C., & Geyer, C. (2019). Artificial intelligence and the public sector: Applications and challenges. International Journal of Public Administration, 42(7), 596-615. https://doi.org/10.1080/01900692.2018.1498103

- Sun, T. Q., & Medaglia, R. (2019). Mapping the challenges of artificial intelligence in the public sector: Evidence from public healthcare. Government Information Quarterly, 36(2), 368-383. https://doi.org/10.1016/j.giq.2018.09.008
- Desouza, K. C., Dawson, G. S., & Chenok, D. (2020). Designing, developing, and deploying AI systems: Lessons from and for the public sector. Business Horizons, 63(2), 205-213. https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.11.004
- Meijer, A., & Bolívar, M. P. R. (2016). Governing the smart city: A review of the literature on smart urban governance. International Review of Administrative Sciences, 82(2), 392-408. https://doi.org/10.1177/0020852314564308
- Mergel, I., Edelmann, N., & Haug, N. (2019). Defining digital transformation: Results from expert interviews. Government Information Quarterly, 36(4), 101385. https://doi.org/10.1016/j.giq.2019.06.002
- Criado, J. I., & Gil-Garcia, J. R. (2019). Creating public value through smart technologies and strategies. International Journal of Public Sector Management, 32(5), 438-450. https://doi.org/10.1108/IJPSM-07-2019-0178
- Athey, S., & Imbens, G. W. (2017). The econometrics of randomized experiments. Handbook of Economic Field Experiments, 1, 73-140. https://doi.org/10.1016/bs.hefe.2016.10.003
- Mullainathan, S., & Spiess, J. (2017). Machine learning: An applied econometric approach. Journal of Economic Perspectives, 31(2), 87-106. https://doi.org/10.1257/jep.31.2.87
- Wager, S., & Athey, S. (2018). Estimation and inference of heterogeneous treatment effects using random forests. Journal of the American Statistical Association, 113(523), 1228-1242. https://doi.org/10.1080/01621459.2017.1319839
- Chernozhukov, V., Chetverikov, D., Demirer, M., Duflo, E., Hansen, C., Newey, W., & Robins, J. (2018). Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters. The Econometrics Journal, 21(1), C1-C68. https://doi.org/10.1111/ectj.12097
- van der Aalst, W., Bichler, M., & Heinzl, A. (2018). Robotic process automation. Business & Information Systems Engineering, 60(4), 269-272. https://doi.org/10.1007/s12599-018-0542-4

- Grimmer, J., & Stewart, B. M. (2013). Text as data: The promise and pitfalls of automatic content analysis methods for political texts. Political Analysis, 21(3), 267-297. https://doi.org/10.1093/pan/mps028
- Flyvbjerg, B., Bruzelius, N., & Rothengatter, W. (2003). Megaprojects and risk: An anatomy of ambition. Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/CBO9781107050891
- Flyvbjerg, B. (2008). Curbing optimism bias and strategic misrepresentation in planning: Reference class forecasting in practice. European Planning Studies, 16(1), 3-21. https://doi.org/10.1080/09654310701747936
- Love, P. E. D., & Ahiaga-Dagbui, D. D. (2018). Debunking fake news in a post-truth era: The plausible untruths of cost underestimation in transport infrastructure projects. Transportation Research Part A, 113, 357-368. https://doi.org/10.1016/j.tra.2018.04.020
- Cantarelli, C. C., Flyvbjerg, B., Molin, E. J. E., & van Wee, B. (2010). Cost overruns in large-scale transportation infrastructure projects. European Journal of Transport and Infrastructure Research, 10(1), 5-18. https://doi.org/10.18757/ejtir.2010.10.1.2804
- Lovallo, D., & Kahneman, D. (2003). Delusions of success: How optimism undermines executives' decisions. Harvard Business Review, 81(7), 56-63.
- Vanhoucke, M. (2012). Project management with dynamic scheduling. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-25175-7
- Batselier, J., & Vanhoucke, M. (2017). Improving project forecast accuracy by integrating earned value management with exponential smoothing and reference class forecasting. International Journal of Project Management, 35(1), 28-43. https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2016.10.003
- Kim, K., Kim, H., & Han, S. (2019). Image-based construction site monitoring using deep learning. Automation in Construction, 97, 91-101. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.11.008
- Heckman, J. J. (2010). Building bridges between structural and program evaluation approaches to evaluating policy. Journal of Economic Literature, 48(2), 356-398. https://doi.org/10.1257/jel.48.2.356
- Imbens, G. W., & Wooldridge, J. M. (2009). Recent developments in the econometrics of program evaluation. Journal of Economic Literature, 47(1), 5-86. https://doi.org/10.1257/jel.47.1.5

- Deaton, A., & Cartwright, N. (2018). Understanding and misunderstanding randomized controlled trials. Social Science & Medicine, 210, 2-21. https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2017.12.005
- Jean, N., Burke, M., Xie, M., Davis, W. M., Lobell, D. B., & Ermon, S. (2016). Combining satellite imagery and machine learning to predict poverty. Science, 353(6301), 790-794. https://doi.org/10.1126/science.aaf7894
- Rossi, P. H., Lipsey, M. W., & Freeman, H. E. (2004). Evaluation: A systematic approach (7th ed.). Sage Publications.
- Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. Nature Machine Intelligence, 1(5), 206-215. https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x
- Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning. arXiv:1702.08608. https://doi.org/10.48550/arXiv.1702.08608
- O'Neil, C. (2016). Weapons of math destruction: How big data increases inequality and threatens democracy. Crown Publishers.
- Eubanks, V. (2018). Automating inequality: How high-tech tools profile, police, and punish the poor. St. Martin's Press.
- Mittelstadt, B. D., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S., & Floridi, L. (2016). The ethics of algorithms: Mapping the debate. Big Data & Society, 3(2), 1-21. https://doi.org/10.1177/2053951716679679
- Dietvorst, B. J., Logg, J. M., & Larrick, R. P. (2015). Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them err. Journal of Experimental Psychology: General, 144(1), 114-126. https://doi.org/10.1037/xge0000033
- Janssen, M., Brous, P., Estevez, E., Barbosa, L. S., & Janowski, T. (2020). Data governance: Organizing data for trustworthy artificial intelligence. Government Information Quarterly, 37(3), 101493. https://doi.org/10.1016/j.giq.2020.101493
- Worthy, B. (2015). The impact of open data in the UK: Complex, unpredictable, and political. Public Administration, 93(3), 788-805. https://doi.org/10.1111/padm.12166
- Kleven, H. J., Knudsen, M. B., Kreiner, C. T., Pedersen, S., & Saez, E. (2011). Unwilling or unable to cheat? Evidence from a tax audit experiment in Denmark. Econometrica, 79(3), 651-692. https://doi.org/10.3982/ECTA9113

- Quattrone, P. (2016). Management accounting goes digital: Will the move make it wiser? Management Accounting Research, 31, 118-122. https://doi.org/10.1016/j.mar.2015.11.003
- Järvenpää, M. (2007). Making business partners: A case study on how management accounting culture was changed. European Accounting Review, 16(1), 99-142. https://doi.org/10.1080/09638180701265903
- Orlikowski, W. J. (2000). Using technology and constituting structures: A practice lens for studying technology in organizations. Organization Science, 11(4), 404-428. https://doi.org/10.1287/orsc.11.4.404.14600
- Torraco, R. J. (2005). Writing integrative literature reviews: Guidelines and examples. Human Resource Development Review, 4(3), 356-367. https://doi.org/10.1177/1534484305278283
- Whittemore, R., & Knafl, K. (2005). The integrative review: Updated methodology. Journal of Advanced Nursing, 52(5), 546-553. https://doi.org/10.1111/j.1365-2648.2005.03621.x