

Chapitre 10 :

Big Data, intelligence artificielle et décision stratégique : la nouvelle frontière du contrôle de gestion

Big Data, artificial intelligence and strategic decision-making: the new frontier of management control

EL MOKHTARI Hajar

Docteur

Faculté d'économie et de gestion, Kénitra

Université Ibn Tofail

Laboratoire d'Economie, Finance et Management de L'innovation

Maroc

Résumé :

L'essor du Big Data et des technologies analytiques transforme progressivement les pratiques du contrôle de gestion en renforçant les capacités d'analyse et de pilotage des organisations. Traditionnellement centré sur le suivi budgétaire et l'évaluation ex post de la performance, le contrôle de gestion évolue vers une fonction davantage orientée vers l'aide à la décision stratégique, fondée sur l'exploitation de données massives, l'analytique avancée et les modèles prédictifs.

Ce chapitre examine les implications de cette transformation. Il analyse également plusieurs applications sectorielles du Big Data dans l'économie marocaine, notamment dans les secteurs bancaire, industriel, agricole, touristique et public, mettant en évidence les opportunités d'amélioration de la performance, de la gestion des risques et de l'allocation des ressources.

L'analyse souligne enfin que la création de valeur associée au Big Data dépend moins des technologies elles-mêmes que de l'alignement stratégique, de la gouvernance des données et du développement des compétences analytiques. Dans ce contexte, le contrôle de gestion tend à se repositionner comme un dispositif central d'intelligence organisationnelle au service de la décision stratégique.

Mots clés : Big Data ; contrôle de gestion ; analytique avancée ; transformation numérique ; gouvernance des données.

Abstract:

The rise of Big Data and analytical technologies is progressively transforming management control practices by strengthening organizations' analytical and decision-support capabilities. Traditionally focused on budget monitoring and ex post performance evaluation, management control is evolving toward a function more oriented toward strategic decision support, based on the use of large-scale data, advanced analytics, and predictive models.

This chapter examines the implications of this transformation. It also analyzes several sectoral applications of Big Data in the Moroccan economy, particularly in the banking, industrial, agricultural, tourism, and public sectors, highlighting opportunities for improving performance, risk management, and resource allocation.

The analysis finally emphasizes that the value creation associated with Big Data depends less on the technologies themselves than on strategic alignment, effective data governance, and the development of analytical capabilities. In this context, management control tends to reposition itself as a central mechanism of organizational intelligence supporting strategic decision-making.

Keywords: Big Data; management control; advanced analytics; digital transformation; data governance.

Introduction

L'augmentation rapide des volumes de données générées par les systèmes d'information organisationnels, les plateformes numériques et les objets connectés a modifié les conditions de production et d'exploitation de l'information de gestion. Les organisations disposent désormais de flux de données internes et externes provenant des systèmes transactionnels, des interactions clients ou encore des environnements opérationnels. Dans ce contexte, le Big Data désigne l'ensemble des technologies et méthodes permettant de stocker, traiter et analyser des ensembles de données caractérisés par leur volume, leur diversité et leur rapidité de génération (Chen et al., 2012 ; Gandomi & Haider, 2015).

L'exploitation de ces données s'appuie sur des techniques d'analytique avancée capables d'identifier des relations statistiques, de produire des prévisions et de recommander des actions décisionnelles. Les recherches en business analytics montrent que l'utilisation de modèles prédictifs et prescriptifs permet d'améliorer la qualité de la décision managériale et l'efficacité des processus organisationnels (Provost & Fawcett, 2013 ; Davenport & Harris, 2017). Les organisations qui développent des capacités analytiques structurées peuvent ainsi intégrer l'analyse des données dans leurs processus de pilotage et de création de valeur (Wamba et al., 2017 ; Mikalef et al., 2019).

Ces évolutions affectent directement la fonction de contrôle de gestion. Traditionnellement centrée sur la production d'indicateurs financiers et l'analyse des écarts budgétaires, cette fonction est confrontée à l'intégration croissante de données opérationnelles, comportementales et environnementales dans les dispositifs de pilotage. La littérature souligne ainsi une évolution du rôle du contrôleur de gestion vers une participation plus active aux processus décisionnels et au soutien de la performance organisationnelle (Byrne & Pierce, 2007 ; Goretzki et al., 2013). Les outils d'analyse de données permettent notamment de compléter les analyses historiques par des approches prédictives et par des simulations de scénarios.

Toutefois, l'intégration du Big Data dans les systèmes de contrôle ne repose pas uniquement sur l'adoption d'outils analytiques. Les travaux sur les capacités analytiques montrent que la valeur créée par l'exploitation des données dépend de l'intégration des ressources technologiques, des compétences analytiques et des mécanismes organisationnels de gouvernance de l'information (Chen et al., 2012 ; Mikalef et al., 2019). L'exploitation des données suppose ainsi des infrastructures adaptées, des compétences spécialisées et des

dispositifs de gouvernance assurant la qualité et la fiabilité des informations utilisées dans les processus décisionnels.

Dans les économies émergentes, et notamment dans le cas du Maroc, l'intégration des technologies analytiques dans les pratiques de gestion s'inscrit dans un contexte marqué par le développement progressif des infrastructures numériques et par la diffusion des stratégies de transformation digitale. Ces évolutions créent des opportunités pour l'utilisation des données dans le pilotage organisationnel, mais elles s'accompagnent également de contraintes liées aux infrastructures technologiques, à la disponibilité des compétences analytiques et aux dispositifs de gouvernance des données.

Dans ce contexte, la question suivante se pose :

Dans quelle mesure l'intégration du Big Data peut-elle transformer les pratiques de contrôle de gestion et renforcer les capacités de pilotage organisationnel des entreprises, en particulier dans le contexte marocain ?

L'objectif de ce chapitre est d'examiner les implications du Big Data pour l'évolution du contrôle de gestion. Il s'agit d'analyser les opportunités offertes par les technologies analytiques pour améliorer les systèmes de pilotage organisationnel, d'identifier les limites et les défis associés à leur adoption et de préciser les conditions organisationnelles et technologiques nécessaires à leur intégration.

Le chapitre est structuré en sept sections. La première présente le cadre conceptuel reliant le contrôle de gestion et le Big Data. La deuxième analyse les opportunités offertes par ces technologies dans le contexte marocain. La troisième examine les défis associés à leur adoption. La quatrième identifie les facteurs de réussite et les bonnes pratiques d'intégration. La cinquième section illustre ces dynamiques à travers des cas d'usage sectoriels. La sixième propose une feuille de route pour accompagner la transformation data du contrôle de gestion. Enfin, la dernière section discute les perspectives d'évolution du contrôle de gestion dans un environnement organisationnel de plus en plus orienté vers l'exploitation des données.

1. Cadre conceptuel : Big Data et transformation du contrôle de gestion

La compréhension des relations entre le contrôle de gestion et le Big Data nécessite l'établissement préalable d'un cadre conceptuel permettant d'appréhender les mutations contemporaines des systèmes de pilotage organisationnel. Sous l'effet de la transformation numérique et de l'essor des technologies analytiques, le contrôle de gestion tend

progressivement à dépasser sa fonction traditionnelle de suivi ex post de la performance pour s'inscrire dans une logique plus dynamique d'aide à la décision et d'anticipation stratégique. Dans ce contexte, le Big Data, caractérisé par la capacité à exploiter des volumes massifs de données hétérogènes, ouvre de nouvelles perspectives pour l'analyse de la performance et le pilotage organisationnel (Chen et al., 2012 ; Gandomi & Haider, 2015). L'articulation entre infrastructures de données, analytique avancée et intelligence artificielle contribue ainsi à redéfinir les fondements informationnels du contrôle de gestion, désormais orienté vers un pilotage organisationnel plus intégré et data-driven.

1.1. Évolution du contrôle de gestion à l'ère du numérique

Le contrôle de gestion a connu une mutation continue depuis le début du XX^e siècle, passant d'un instrument de surveillance budgétaire à un dispositif stratégique renforcé par les technologies numériques. Dans sa phase initiale (1900-1950), il s'inscrit dans une logique taylorienne de standardisation et de maîtrise des coûts, centrée sur le contrôle budgétaire et l'analyse des écarts (Chandler, 1977 ; Johnson & Kaplan, 1987).

Entre 1950 et 1980, la montée en complexité organisationnelle favorise une approche plus structurée articulant planification stratégique et contrôle opérationnel, conformément à la typologie d'Anthony (1965). Le contrôle devient alors un mécanisme de coordination entre stratégie et exécution. La période 1980-2000 marque l'élargissement du périmètre de la performance. Le Balanced Scorecard et l'Activity-Based Management introduisent une vision multidimensionnelle intégrant indicateurs non financiers et logique de création de valeur à long terme (Cooper & Kaplan, 1988 ; Kaplan & Norton, 1992, 1996). Dans les années 2000, l'attention se déplace vers les actifs immatériels et la performance durable, reconnaissant le rôle du capital humain et organisationnel dans la compétitivité (Ittner & Larcker, 2003 ; Kaplan & Norton, 2004). Depuis 2020, l'intégration du Big Data et de l'intelligence artificielle inaugure une nouvelle phase : le contrôle s'appuie sur l'analytique prédictive et prescriptive, la détection d'anomalies en temps réel et la simulation de scénarios complexes (Moll & Yigitbasioglu, 2019 ; Nielsen, 2022). Il évolue d'une logique rétrospective vers un pilotage prospectif continu.

Le périmètre d'intervention du contrôleur de gestion s'est considérablement élargi au cours des dernières décennies, dépassant la seule logique du contrôle budgétaire et de l'analyse des écarts. Il occupe désormais une place clé dans le pilotage stratégique des entreprises, en contribuant à la formulation, au déploiement et au suivi des orientations stratégiques à l'ensemble des niveaux hiérarchiques (Simons, 1995 ; Kaplan & Norton, 2008). La littérature publiée à cet égard,

montre son évolution vers un rôle de business partner, marqué par une participation active à la co-construction de la stratégie et par une capacité à éclairer les décisions grâce à une compréhension fine des modèles économiques et des dynamiques concurrentielles (Mouritsen, 1996 ; Byrne & Pierce, 2007 ; Goretzki et al., 2013 ; Nielsen, 2022). L'intégration de l'analytique avancée accentue cette transformation. Le contrôleur mobilise désormais des outils prédictifs et des modèles fondés sur l'apprentissage supervisé afin d'anticiper les évolutions, de simuler des scénarios alternatifs et d'évaluer leurs impacts sur la performance organisationnelle (Shmueli & Koppius, 2011 ; Makridakis et al., 2018 ; Moll & Yigitbasioglu, 2019). Le contrôle de gestion tend ainsi à s'inscrire dans une logique prospective et proactive, appuyée sur l'exploitation du big data et de l'intelligence artificielle, qui contribuent à renforcer la fiabilité des prévisions et la rapidité des arbitrages décisionnels (Bhimani & Willcocks, 2014 ; Appelbaum et al., 2017 ; Ameen et al., 2023).

La fonction de support à la décision se trouve reconfigurée. Au-delà du reporting périodique, le contrôleur est attendu sur la production d'analyses directement mobilisables par les décideurs, parfois en temps réel (Davenport & Harris, 2007 ; Trieu, 2017). La disponibilité de données fines et continuellement actualisées facilite l'identification rapide des écarts et l'activation des leviers correctifs, consolidant son positionnement comme véritable copilote opérationnel.

L'optimisation des processus et la gestion des risques constituent également des axes structurants de cette évolution. Le recours au process mining et à l'analyse des données opérationnelles permet de mettre en évidence les inefficiences et les points de blocage, soutenant des démarches d'amélioration continue inspirées du Lean Management ou du Six Sigma (Hammer, 2007 ; Van der Aalst, 2016 ; Fullerton et al., 2014). Parallèlement, la surveillance des indicateurs et la détection d'anomalies renforcent la fonction de vigie du contrôleur, en articulation avec les dispositifs de contrôle interne et de gestion des risques (Arena et al., 2010 ; COSO, 2017).

La communication de la performance connaît une mutation notable vers des formats plus interactifs et visuels. La maîtrise des outils de business intelligence et de data visualization permet de transformer des volumes importants de données en représentations intelligibles et stratégiquement exploitables (Few, 2006 ; Yigitbasioglu & Velcu, 2012). Le développement de compétences en storytelling apparaît ainsi essentiel pour articuler les analyses quantitatives aux enjeux stratégiques et orienter l'action collective (Dykes, 2019). Cette évolution vers un

contrôle de gestion analytique et orienté données s'inscrit dans un contexte organisationnel marqué par l'explosion des volumes d'informations numériques. La transformation des systèmes d'information et la généralisation des technologies de collecte et de traitement des données ont conduit les organisations à mobiliser le Big Data comme ressource pour améliorer la qualité de l'analyse et renforcer la capacité d'anticipation des dispositifs de pilotage.

1.1.1. Le Big Data : concepts et caractéristiques fondamentales

Le Big Data est classiquement défini à travers le modèle des « V », dont la formulation initiale par Laney (2001) identifiait trois dimensions structurantes : volume, vitesse et variété. Le volume renvoie aux quantités massives de données générées en continu par les systèmes numériques, dépassant les capacités des architectures traditionnelles et nécessitant des infrastructures distribuées (Gandomi & Haider, 2015). La vitesse souligne la rapidité de production et de traitement requise pour préserver la valeur informationnelle, notamment dans des contextes décisionnels en temps réel (Kaisler et al., 2013). La variété désigne l'hétérogénéité croissante des formats — structurés, semi-structurés et non structurés — issus de sources multiples, internes et externes (McAfee & Brynjolfsson, 2012).

À ces trois dimensions se sont ajoutées la véracité et la valeur. La véracité renvoie aux enjeux de qualité, de fiabilité et de gouvernance des données, conditions nécessaires à une prise de décision robuste (Schroeck et al., 2012 ; Batini & Scannapieco, 2016). La valeur rappelle que l'accumulation informationnelle n'a de sens que si elle se traduit par des gains mesurables en performance, innovation ou avantage concurrentiel (Davenport, 2014 ; Mayer-Schönberger & Cukier, 2013).

Des extensions ultérieures évoquent la variabilité des flux, la visualisation comme levier d'appropriation cognitive (Few, 2009 ; Tufte, 2001) et la vulnérabilité liée aux risques de sécurité et de conformité (Tankard, 2012 ; Xu et al., 2014). Ainsi, le modèle des « V » ne décrit pas seulement des propriétés techniques, mais les conditions organisationnelles et stratégiques de transformation des données massives en ressource créatrice de valeur. La valorisation du Big Data repose toutefois sur des infrastructures technologiques capables d'assurer la collecte, le stockage et l'analyse de volumes massifs de données, ce qui conduit à examiner les technologies et architectures qui en rendent l'exploitation opérationnelle.

1.1.2. Technologies et infrastructures

Dans le prolongement de l'évolution du contrôle de gestion vers une approche stratégique et multidimensionnelle de la performance, le rôle du contrôleur de gestion s'est profondément

transformé. Initialement centré sur le contrôle budgétaire et l'analyse des écarts, il s'est progressivement repositionné au cœur du pilotage stratégique des organisations, contribuant à la formulation, au déploiement et au suivi des orientations organisationnelles (Simons, 1995 ; Kaplan & Norton, 2008). Cette évolution traduit un passage progressif d'une logique de surveillance financière à une logique plus globale de création de valeur.

Dans ce cadre, le contrôleur de gestion tend à s'affirmer comme un véritable business partner, participant activement à l'éclairage des décisions stratégiques grâce à une compréhension intégrée des modèles économiques, des processus organisationnels et des dynamiques concurrentielles (Mouritsen, 1996 ; Byrne & Pierce, 2007 ; Goretzki et al., 2013). L'essor de l'analytique avancée accentue encore ce repositionnement. Le recours à des modèles prédictifs et à des techniques issues du machine learning permet désormais d'anticiper les évolutions, de simuler différents scénarios décisionnels et d'en évaluer les implications sur la performance organisationnelle (Shmueli & Koppius, 2011 ; Makridakis et al., 2018). Le pilotage de la performance devient ainsi plus prospectif et plus réactif (Bhimani & Willcocks, 2014 ; Appelbaum et al., 2017).

Parallèlement, les fonctions d'analyse des processus et de gestion des risques se renforcent grâce à l'exploitation des données opérationnelles et à l'utilisation d'outils analytiques tels que le process mining ou les dispositifs de détection d'anomalies, qui permettent d'identifier plus rapidement les inefficiences et de consolider la fonction de vigie organisationnelle du contrôle de gestion (Van der Aalst, 2016 ; Arena et al., 2010). Dans le même temps, la communication de la performance évolue vers des formats plus interactifs et visuels, favorisant l'appropriation stratégique de l'information par les décideurs (Few, 2006 ; Yigitbasioglu & Velcu, 2012).

Ainsi, dans un environnement organisationnel de plus en plus caractérisé par l'abondance des données et la complexité informationnelle, le contrôle de gestion tend à s'éloigner d'une logique centrée sur la conformité pour s'inscrire dans une démarche d'accompagnement stratégique fondée sur l'analytique et la valorisation des données (Lambert & Sponem, 2012 ; Zoni & Merchant, 2007). Cette transformation ouvre naturellement la voie à l'intégration du Big Data comme ressource clé dans les dispositifs contemporains de pilotage de la performance.

1.1.3. Analytique avancée et intelligence artificielle

Au-delà du stockage et du traitement des données, le Big Data tire sa valeur de l'analytique avancée, qui transforme les données massives en connaissances exploitables et en leviers de performance. Dans le champ du contrôle de gestion, cette évolution marque le passage d'un

pilotage rétrospectif à un dispositif prospectif et décisionnel (Shmueli & Koppius, 2011 ; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018).

L'analytique s'organise généralement selon quatre niveaux de maturité : descriptif, diagnostique, prédictif et prescriptif. L'analytique descriptive, historiquement dominante, répond à la question « que s'est-il passé ? » à travers le reporting et les indicateurs de performance. L'analytique diagnostique cherche à expliquer les causes des résultats observés, en mobilisant des outils statistiques et économétriques, tout en distinguant rigoureusement corrélation et causalité (Angrist & Pischke, 2009 ; Pearl & Mackenzie, 2018).

L'analytique prédictive introduit une rupture en s'intéressant à « ce qui va se produire ». Elle repose sur des modèles statistiques et des algorithmes de machine learning capables d'exploiter les régularités des données historiques pour estimer des probabilités futures (Shmueli & Koppius, 2011 ; James et al., 2013). Les avancées en apprentissage automatique et en deep learning renforcent la capacité à détecter des relations complexes et non linéaires (Jordan & Mitchell, 2015 ; LeCun et al., 2015). Pour le contrôle de gestion, ces outils améliorent la qualité des prévisions, la gestion des risques et l'anticipation stratégique.

L'analytique prescriptive représente le niveau le plus avancé : elle vise non seulement à prévoir, mais à recommander les décisions optimales sous contraintes, en mobilisant des techniques d'optimisation et de recherche opérationnelle (Bertsimas & Kallus, 2020 ; Lepenioti et al., 2020). Le contrôle de gestion évolue ainsi vers un pilotage algorithmique intégrant objectifs stratégiques, contraintes organisationnelles et incertitude dans des modèles formalisés.

L'intelligence artificielle apparaît dès lors comme un vecteur majeur de transformation. La capacité analytique devient une ressource stratégique susceptible de générer un avantage concurrentiel durable. Toutefois, cette évolution soulève également des enjeux liés à la transparence des modèles, aux biais algorithmiques et à la redéfinition des responsabilités décisionnelles. Le contrôle de gestion ne se limite plus à mesurer le passé : il s'inscrit désormais dans une logique probabiliste, prédictive et prescriptive qui redéfinit profondément les pratiques de pilotage.

2. Potentiel et opportunités du Big Data pour le contrôle de gestion au Maroc

2.1. Renforcement de la prise de décision et du pilotage de la performance

Le Big Data reconfigure les processus décisionnels en substituant aux jugements principalement intuitifs une approche structurée fondée sur l'exploitation systématique des données. Dans le champ du contrôle de gestion, cette mutation correspond au passage d'un

pilotage descriptif et rétrospectif vers une logique prédictive et prescriptive, modifiant la nature même de la décision organisationnelle (Shmueli & Koppius, 2011 ; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018).

L'analytique avancée améliore la qualité des prévisions et renforce la gestion des risques en mobilisant des modèles probabilistes. Les approches prédictives identifient des régularités à partir des données historiques, tandis que les méthodes prescriptives recourent à l'optimisation pour déterminer les choix les plus efficaces sous contraintes (Bertsimas & Kallus, 2020). Le pilotage devient ainsi fondé sur des scénarios et des arbitrages quantifiés plutôt que sur des hypothèses déterministes.

Dans des environnements volatils, cette capacité d'anticipation s'avère stratégique. Les institutions financières utilisent l'analytique pour le scoring et la détection de fraudes ; les opérateurs télécoms modélisent l'attrition client ; la distribution optimise stocks et tarification à partir de données comportementales. Ces pratiques illustrent l'intégration progressive des outils analytiques dans les dispositifs de contrôle (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018).

Par ailleurs, la planification par scénarios et la simulation probabiliste renforcent la robustesse budgétaire face à l'incertitude macroéconomique. Cette évolution s'inscrit dans la logique des capacités dynamiques, où l'avantage concurrentiel repose sur la détection et l'exploitation rapide des signaux environnementaux (Teece et al., 2016). La disponibilité de données en temps réel favorise enfin un pilotage adaptatif, fondé sur l'ajustement continu des objectifs.

Ainsi, l'intégration de l'analytique avancée consacre un changement paradigmatique : le pilotage devient probabiliste, anticipatif et optimisé. Le contrôleur de gestion se trouve dès lors positionné au cœur de la transformation numérique et stratégique des organisations, tout en devant répondre aux enjeux de qualité des données, de transparence algorithmique et de responsabilité décisionnelle.

2.2. Optimisation des coûts et des processus

Le Big Data offre des perspectives substantielles d'optimisation des coûts en permettant une traçabilité exhaustive et une analyse à forte granularité. L'exploitation de données opérationnelles en temps réel autorise un suivi fin des coûts par produit, processus ou unité organisationnelle, facilitant la détection précoce des inefficiences. Dans les chaînes d'approvisionnement, l'analytique avancée améliore la planification et l'allocation des ressources grâce à des modèles prédictifs des flux et des performances (Waller & Fawcett, 2013).

Cette dynamique est également observable dans l'agriculture intelligente, où l'intégration de capteurs, de données climatiques et de modèles analytiques optimise l'usage des intrants et des ressources hydriques, générant des gains mesurables de productivité et d'efficacité (Wolfert et al., 2017). De même, en logistique, l'exploitation des données massives contribue à l'optimisation des itinéraires, à la réduction des consommations énergétiques et à l'amélioration de la coordination inter-organisationnelle (Bag et al., 2020).

L'amélioration opérationnelle repose aussi sur le process mining, qui permet d'analyser les journaux d'événements pour identifier goulots d'étranglement et redondances, offrant une représentation empirique des processus réels (Van der Aalst, 2016). Combinée aux technologies de l'Industrie 4.0, cette approche favorise l'automatisation et l'amélioration continue (Hofmann & Rüsch, 2017). Par ailleurs, la maintenance prédictive, fondée sur les architectures IoT et l'analyse d'anomalies, réduit les arrêts non planifiés et optimise la gestion des actifs industriels (Lee et al., 2014).

Pour le contrôle de gestion, ces évolutions traduisent un déplacement vers un pilotage data-driven où l'analyse des coûts et des processus devient un levier stratégique. Le contrôleur dépasse l'analyse financière ex post pour s'impliquer dans la modélisation des performances et la coordination des initiatives d'optimisation, renforçant ainsi l'efficacité et la compétitivité durable des organisations.

2.3. Amélioration de la connaissance client et du pilotage de la relation client

Le big data transforme profondément la gestion de la relation client en permettant des stratégies de personnalisation et de segmentation dépassant largement les approches démographiques traditionnelles. L'exploitation de données comportementales - historiques d'achat, parcours de navigation, interactions multicanales - permet d'identifier des micro-segments fondés sur des patterns transactionnels et relationnels plutôt que sur des caractéristiques socio-économiques statiques (Kumar & Reinartz, 2016 ; Wedel & Kannan, 2016). Cette évolution marque un déplacement vers une segmentation dynamique et prédictive, reposant sur l'analyse de la valeur client et l'anticipation des comportements futurs. Les entreprises peuvent ainsi adapter leurs offres, optimiser leurs campagnes marketing et améliorer la pertinence des recommandations, ce qui se traduit par une augmentation des taux de conversion et de la satisfaction perçue.

La prévision du churn constitue l'une des applications les plus structurantes du machine learning dans les secteurs caractérisés par une forte intensité concurrentielle. Les modèles prédictifs permettent d'estimer la probabilité de résiliation à partir de variables

comportementales, transactionnelles et interactionnelles, en générant un scoring individualisé (Verbeke et al., 2012). Cette approche autorise la mise en œuvre d'actions de rétention ciblées avant la défection effective du client, contribuant à l'optimisation de la customer lifetime value (Neslin et al., 2006 ; Kumar et al., 2008). Dans cette perspective, l'analytique prédictive devient un levier central de pilotage stratégique de la relation client, intégrant la dimension probabiliste dans les décisions commerciales et budgétaires.

Par ailleurs, l'analyse des données non structurées enrichit considérablement la compréhension de l'expérience client. Les techniques de text mining et de sentiment analysis permettent d'exploiter les avis en ligne, les commentaires sur les réseaux sociaux et les verbatims d'enquêtes afin d'identifier automatiquement les thèmes récurrents et d'évaluer le niveau de satisfaction exprimé (Liu, 2012 ; Pang & Lee, 2008). Cette capacité d'analyse en temps réel offre aux organisations une réactivité accrue dans la détection des signaux faibles d'insatisfaction et facilite la mise en œuvre d'actions correctives rapides.

Dans une perspective de contrôle de gestion, ces évolutions traduisent un élargissement du périmètre informationnel vers des indicateurs relationnels et comportementaux intégrés aux tableaux de bord de performance. La valeur client, la probabilité de churn et les indicateurs de sentiment deviennent des variables stratégiques au même titre que les indicateurs financiers traditionnels. Le pilotage organisationnel s'inscrit ainsi dans une logique data-driven, où l'analytique avancée contribue directement à la création de valeur par une gestion optimisée du capital client.

2.4. Innovation et création de nouveaux modèles d'affaires

Le big data ne se limite pas à optimiser les modèles économiques existants ; il catalyse l'émergence de modèles d'affaires data-driven radicalement nouveaux où les données deviennent elles-mêmes une source de revenus et d'avantage concurrentiel (Hartmann et al., 2016). La monétisation des données passe par la vente d'insights agrégés et anonymisés à des tiers, les services data-as-a-service proposant des capacités d'analyse à d'autres entreprises, et la création de plateformes digitales connectant différents acteurs au sein d'écosystèmes (Parker et al., 2016). Des startups marocaines comme WafR ou Chari illustrent cette tendance en construisant leur proposition de valeur sur l'exploitation intelligente des données, que ce soit pour créer des réseaux sociaux localisés ou optimiser les approvisionnements des commerces de proximité (Ourhalouch et al., 2024).

L'analyse de données révèle également des besoins clients non satisfaits et inspire de nouveaux produits et services innovants (Mayer-Schönberger & Cukier, 2013). Les assurances usage-based, où la tarification est basée sur le comportement réel de l'assuré plutôt que sur des profils statistiques agrégés (assurance auto au kilomètre), transforment l'industrie de l'assurance en récompensant les comportements prudents (Handel et al., 2014). La finance personnalisée exploite le crédit scoring alternatif basé sur des données non traditionnelles (transactions mobile money, paiements de factures) pour servir les populations non bancarisées exclues des systèmes de crédit conventionnels (Berg et al., 2020). Les services prédictifs anticipent les besoins clients avant même qu'ils ne les expriment explicitement, créant des expériences proactives et différenciantes (Grewal et al., 2017).

Le big data contribue significativement aux objectifs de développement durable (ODD) au Maroc, illustrant que performance économique et impact environnemental positif ne sont pas antagonistes (Bibri & Krogstie, 2017). La gestion intelligente de l'eau optimise l'irrigation dans un contexte de stress hydrique sévère, réduisant les prélèvements tout en maintenant voire améliorant les rendements agricoles (Liakos et al., 2018). La prévision de la production solaire et éolienne permet d'optimiser l'intégration des énergies renouvelables au réseau électrique, facilitant la transition énergétique symbolisée par le complexe Noor Ouarzazate (Ainou et al., 2022). L'agriculture de précision optimise les rendements tout en réduisant l'empreinte environnementale via l'usage ciblé d'intrants (Wolfert et al., 2017). Les initiatives smart cities dans des villes comme Casablanca, Rabat et Marrakech déploient des solutions data-driven pour optimiser les flux urbains - trafic, déchets, énergie - améliorant simultanément la qualité de vie et la durabilité environnementale (Bibri & Krogstie, 2017 ; OECD, 2023).

3. Défis et limites de l'adoption du Big Data dans le contrôle de gestion

Malgré les progrès de la transformation numérique, l'adoption du Big Data dans les pratiques de contrôle de gestion au Maroc reste confrontée à plusieurs défis technologiques, humains, organisationnels et financiers.

Sur le plan technologique, le Maroc a amélioré ses infrastructures numériques avec l'extension de la couverture mobile et le développement de la fibre optique et des centres de données. Toutefois, certaines limites persistent, notamment les disparités territoriales d'accès au numérique, le coût de la connectivité et les contraintes techniques liées au traitement de volumes importants de données (ANRT, 2024). Par ailleurs, l'adoption du cloud computing

progresses mais reste influencée par des préoccupations liées à la sécurité, à la souveraineté des données et à l'intégration des systèmes d'information.

Le déficit en compétences constitue également un défi majeur. Les organisations rencontrent des difficultés à recruter des profils spécialisés en data science, analyse de données et ingénierie informatique. Cette situation est accentuée par l'écart entre certaines formations et les besoins du marché ainsi que par la concurrence internationale pour les talents numériques (Haut-Commissariat au Plan, 2023). Dans ce contexte, les contrôleurs de gestion doivent développer de nouvelles compétences analytiques afin d'intégrer les outils Big Data dans les processus décisionnels.

Le cadre réglementaire et la gouvernance des données représentent également un enjeu important. La loi 09-08 relative à la protection des données personnelles et la création de la CNDP constituent les bases du dispositif juridique marocain (Royaume du Maroc, 2009). Toutefois, certaines limites subsistent en matière de mise en œuvre et d'harmonisation avec les standards internationaux, ce qui peut freiner la valorisation stratégique des données.

Les facteurs organisationnels jouent également un rôle déterminant. La maturité digitale des entreprises demeure hétérogène selon les secteurs et la taille des organisations, certaines grandes entreprises étant plus avancées que les PME dans l'intégration des technologies numériques (CGEM, 2023). De plus, la présence de silos organisationnels et la résistance au changement peuvent limiter la circulation et l'exploitation des données au sein des organisations.

Les contraintes économiques et financières constituent un obstacle important. La mise en place d'infrastructures Big Data nécessite des investissements dans les technologies, les logiciels et les compétences spécialisées. L'incertitude liée au retour sur investissement peut freiner les décisions d'investissement, en particulier pour les PME et les organisations publiques (Chen et al., 2012 ; Gandomi & Haider, 2015). Dans le secteur public, ces défis sont renforcés par les contraintes budgétaires et les procédures administratives encadrant la dépense publique (Cour des Comptes, 2023).

Ainsi, l'adoption du Big Data dans le contrôle de gestion au Maroc dépend non seulement du développement des infrastructures technologiques, mais également de la capacité des organisations à renforcer les compétences, améliorer la gouvernance des données et mobiliser les ressources nécessaires à la transformation numérique.

4. Facteurs clés de réussite et bonnes pratiques d'intégration du Big Data

L'intégration du Big Data dans les pratiques de contrôle de gestion au Maroc nécessite une approche stratégique et méthodologique rigoureuse, tenant compte des spécificités organisationnelles, institutionnelles et technologiques du contexte local. Face aux contraintes financières, humaines et technologiques qui caractérisent de nombreuses organisations, la littérature académique recommande une démarche progressive et structurée permettant de limiter les risques tout en favorisant l'apprentissage organisationnel et la montée en maturité analytique (LaValle et al., 2011 ; Mikalef et al., 2019). L'adoption du Big Data ne peut ainsi être envisagée comme un projet technologique isolé, mais comme un processus transformationnel impliquant une évolution des pratiques de pilotage, des compétences et des mécanismes de gouvernance.

Dans cette perspective, la première étape consiste à réaliser un diagnostic approfondi de la maturité data de l'organisation. Cette phase préparatoire vise à évaluer la qualité et la disponibilité des données, à analyser les mécanismes de gouvernance existants et à identifier les cas d'usage analytiques présentant le plus fort potentiel de création de valeur. Les recherches sur les capacités analytiques soulignent que la performance des initiatives Big Data dépend moins des technologies mobilisées que de l'alignement stratégique et de la qualité des ressources organisationnelles engagées (Ross et al., 2013 ; Wamba et al., 2017). Cette phase implique également la constitution d'équipes pluridisciplinaires réunissant contrôleurs de gestion, spécialistes des systèmes d'information et experts métiers, afin de favoriser l'intégration des analyses dans les processus décisionnels.

La seconde étape repose sur la mise en œuvre de projets pilotes ou de preuves de concept. L'objectif consiste à expérimenter des cas d'usage ciblés sur un périmètre restreint afin d'évaluer les impacts réels des outils analytiques et de tester les modèles développés avant leur généralisation. Les études empiriques montrent que cette approche expérimentale facilite l'appropriation des technologies analytiques et contribue à réduire les résistances organisationnelles au changement (LaValle et al., 2011). Les résultats obtenus lors de ces phases pilotes permettent également d'ajuster les modèles analytiques et de démontrer rapidement la valeur ajoutée des initiatives data.

La troisième étape correspond au déploiement progressif et à l'industrialisation des solutions validées. Cette phase implique la standardisation des processus, la formation des utilisateurs et la mise en place de mécanismes robustes de gouvernance des données afin d'assurer la

cohérence, la qualité et la pérennité des dispositifs analytiques (Redman, 2013). La littérature souligne en effet que la formalisation des mécanismes de gouvernance constitue une condition essentielle pour transformer les données en actif stratégique durable (Mikalef et al., 2019).

L'intégration du Big Data s'inscrit dans une logique d'amélioration continue et d'innovation organisationnelle. Les organisations doivent régulièrement actualiser leurs modèles analytiques, intégrer de nouvelles sources de données et développer de nouveaux cas d'usage alignés sur l'évolution de leur stratégie. Cette dynamique correspond au développement de capacités dynamiques permettant aux entreprises d'adapter en permanence leurs ressources analytiques à un environnement économique et technologique en constante évolution (Wamba et al., 2017).

Au-delà de l'approche méthodologique, l'alignement stratégique constitue un facteur critique de succès. Les recherches en management stratégique et en systèmes d'information démontrent que les technologies analytiques ne créent de valeur que lorsqu'elles sont intégrées de manière cohérente aux orientations stratégiques de l'organisation (Henderson & Venkatraman, 1993 ; Vial, 2019). Le Big Data doit ainsi être conçu comme un levier au service d'objectifs stratégiques clairement définis, et non comme une simple réponse à une pression technologique. La gouvernance des données constitue également un pilier fondamental de cette transformation. Elle regroupe l'ensemble des mécanismes organisationnels, des responsabilités et des règles visant à assurer la qualité, la sécurité et la conformité des actifs informationnels (Khatri & Brown, 2010). La mise en place d'une gouvernance efficace repose notamment sur la clarification des responsabilités, la formalisation de politiques de gestion des données et la mise en œuvre de processus de contrôle de la qualité et de la sécurité des données (Ladley, 2019).

Par ailleurs, le développement du capital humain apparaît comme une condition indispensable à la réussite des initiatives Big Data. La littérature souligne que la valeur stratégique des technologies analytiques dépend avant tout des compétences organisationnelles mobilisées pour exploiter les données (Wamba et al., 2017 ; Mikalef et al., 2019). Les contrôleurs de gestion doivent ainsi développer des compétences en analyse de données, en statistiques et en visualisation afin d'intégrer les analyses avancées dans les processus de pilotage. Le recrutement de profils spécialisés tels que data scientists, data engineers et business analysts constitue également un levier important pour renforcer les capacités analytiques de l'organisation (Davenport & Patil, 2012).

Les choix technologiques doivent s'inscrire dans une logique de flexibilité et de durabilité. Les organisations doivent privilégier des architectures de données modulaires, interopérables et évolutives, capables de s'intégrer aux systèmes existants tout en évitant la création de nouveaux silos informationnels (Ross et al., 2013). Une architecture analytique robuste repose généralement sur plusieurs couches complémentaires, incluant les sources de données opérationnelles, les outils d'intégration et de transformation des données, les infrastructures de stockage analytique et les outils de visualisation permettant de transformer les données en informations décisionnelles.

L'intégration du Big Data dans les pratiques de contrôle de gestion ne relève pas d'une simple adoption technologique, mais d'une transformation organisationnelle profonde impliquant stratégie, gouvernance, compétences et infrastructures analytiques. La création de valeur dépend de la capacité des organisations à articuler ces différentes dimensions dans une approche cohérente et durable.

5. Cas d'usage pour le Maroc

L'analyse de cas sectoriels permet d'évaluer concrètement la création de valeur du Big Data dans l'économie marocaine, tout en distinguant résultats mesurés et effets d'annonce (McAfee & Brynjolfsson, 2012).

Dans le secteur bancaire, les usages les plus avancés concernent le scoring crédit enrichi par des données alternatives, la détection de fraude en temps réel, la prédiction du churn et la personnalisation des offres (Davenport & Harris, 2017). Ces dispositifs améliorent simultanément la maîtrise du risque et la performance commerciale, avec des réductions significatives des créances douteuses et du taux d'attrition, bien que ces résultats doivent être interprétés avec prudence.

Dans l'industrie, le Big Data s'inscrit dans la dynamique de l'Industrie 4.0, à travers la maintenance prédictive, l'optimisation des processus et la gestion avancée de la qualité (Porter & Heppelmann, 2014 ; Lee et al., 2014). Les écosystèmes automobiles de Tanger et Kénitra illustrent des gains en productivité et en réduction des coûts, même si la diffusion aux PME reste inégale.

En agriculture, secteur stratégique soumis au stress hydrique, l'agriculture de précision, la prévision des rendements et la traçabilité numérique permettent d'optimiser l'usage de l'eau, d'améliorer les performances productives et de renforcer la compétitivité à l'export (Wolfert et

al., 2017). Les exploitations pilotes rapportent des économies d'eau et des gains de rendement notables, mais la généralisation demeure un défi structurel.

Le tourisme mobilise le Big Data pour la personnalisation de l'expérience, le dynamic pricing et la gestion des flux, renforçant la compétitivité d'un secteur fortement exposé à la concurrence internationale (Xiang & Fesenmaier, 2017).

Enfin, dans le secteur public, l'analytique soutient la prévision budgétaire, la lutte contre la fraude et les initiatives smart cities, ouvrant la voie à une administration plus efficiente et réactive (Janssen et al., 2017 ; Kitchin, 2014).

Ainsi, la valeur du Big Data au Maroc réside principalement dans l'amélioration de la qualité des décisions, la réduction des risques et l'optimisation des ressources, sous réserve d'une maturité organisationnelle suffisante et d'une gouvernance adaptée.

6. Stratégies d'intégration et bonnes pratiques de gestion au Maroc

Pour les contrôleurs de gestion marocains souhaitant réussir leur transformation vers des pratiques data-driven, une roadmap structurée en cinq étapes progressives sur une période de 12 à 18 mois apparaît comme une approche pragmatique et éprouvée (Davenport & Harris, 2017 ; Amrani & Senhaji, 2024). L'étape 1 d'auto-évaluation (mois 1-2) constitue le fondement indispensable : évaluer rigoureusement son niveau actuel de compétences data à travers des tests de positionnement disponibles en ligne ; identifier précisément les écarts (gaps) entre les compétences actuelles et les compétences cibles nécessaires dans son organisation ; analyser les cas d'usage data potentiellement pertinents et créateurs de valeur dans son contexte organisationnel spécifique ; et évaluer objectivement la maturité data globale de son entreprise pour adapter ses ambitions à la réalité du terrain (Ransbotham et al., 2016 ; Cherqaoui & Benjelloun, 2023).

L'étape 2 de formation de base (mois 3-6) vise l'acquisition des compétences fondamentales indispensables : maîtriser Excel avancé incluant les tableaux croisés dynamiques, Power Query pour l'extraction et la transformation de données, et Power Pivot pour la modélisation de données ; apprendre le langage SQL permettant d'interroger directement les bases de données relationnelles sans dépendre systématiquement de l'informatique ; se former à un outil de visualisation moderne (Power BI ou Tableau) pour créer des tableaux de bord interactifs et percutants ; et rafraîchir ou acquérir les bases de statistiques descriptives (moyennes, médianes, écarts-types, corrélations) essentielles à l'interprétation rigoureuse des données (Provost & Fawcett, 2013 ; Alaoui & Idrissi, 2024). De nombreuses ressources accessibles et souvent

gratuites facilitent cette montée en compétences : formations en ligne sur des plateformes reconnues (LinkedIn Learning, Udemy, Coursera) ; tutoriels YouTube de qualité croissante ; et communautés locales de pratique se réunissant régulièrement (Meetup data science Casablanca, Rabat Data Community) offrant networking et apprentissage par les pairs (Bensaid & Lahlou, 2023).

L'étape 3 de projet pilote (mois 6-9) permet de concrétiser les compétences acquises par la réalisation d'un premier cas d'usage réel : identifier un cas d'usage relativement simple mais créateur de valeur mesurable et visible ; collecter les données nécessaires en mobilisant les sources internes et éventuellement externes ; réaliser une analyse exploratoire pour comprendre la structure des données et identifier les patterns significatifs ; créer un dashboard interactif ou développer un modèle prédictif simple selon la nature du cas d'usage ; et présenter les résultats de manière structurée et convaincante à la direction générale et aux opérationnels concernés pour démontrer la valeur et obtenir le soutien pour la suite (LaValle et al., 2011 ; Chakir & Berrada, 2024). Des exemples de projets pilotes adaptés aux contrôleurs de gestion incluent : la prévision des ventes mensuelles par produit ou par segment client utilisant des techniques de séries temporelles ; l'analyse approfondie de la rentabilité client intégrant des dimensions jusqu'alors non exploitées ; la création d'un tableau de bord des KPIs opérationnels en temps réel ou quasi-réel améliorant la réactivité ; ou l'identification des centres de coûts inefficients par des analyses comparatives sophistiquées (Davenport, 2014 ; El Ouazzani & Tahiri, 2023).

L'étape 4 de formation avancée (mois 9-12) permet d'approfondir les compétences et d'accéder à des techniques plus puissantes : apprendre les bases d'un langage de programmation orienté data (Python ou R) ouvrant l'accès à des bibliothèques analytiques avancées et à l'automatisation des traitements ; acquérir les concepts fondamentaux du machine learning (régression, classification, clustering) et leurs applications aux problématiques de gestion ; se former au data storytelling pour apprendre à construire des narratives convaincantes et mémorables autour des données ; et comprendre les principes de data governance pour contribuer activement à la gouvernance des données de l'organisation (Provost & Fawcett, 2013 ; Amrani & Chakir, 2024).

L'étape 5 de déploiement et d'amélioration continue (mois 12 et au-delà) inscrit la transformation dans la durée : étendre progressivement les cas d'usage validés à d'autres domaines et périmètres de l'organisation ; former les collègues et diffuser les bonnes pratiques pour créer une dynamique collective ; participer activement à des conférences, meetups et événements data pour maintenir sa veille et élargir son réseau professionnel ; obtenir des

certifications professionnelles reconnues valorisant les compétences acquises sur le marché du travail ; et contribuer activement à la définition et à l'évolution de la stratégie data de l'entreprise, assumant ainsi un rôle de leader de la transformation (Ransbotham et al., 2020 ; Tazi & Benjelloun, 2024).

Il convient toutefois de souligner que cette roadmap, bien qu'inspirée des meilleures pratiques internationales et des retours d'expérience de professionnels marocains, doit être adaptée aux contraintes et opportunités spécifiques de chaque individu et de chaque organisation. Le rythme de progression, les priorités de formation et les cas d'usage pertinents varient significativement selon le secteur d'activité, la taille de l'entreprise, la maturité digitale de l'organisation et les ambitions professionnelles individuelles (Kiron & Shockley, 2011 ; Bouali & Senhaji, 2024).

7. Perspectives d'évolution du contrôle de gestion à l'ère du Big Data

L'évolution récente des technologies analytiques transforme profondément les pratiques du contrôle de gestion en combinant automatisation avancée, intelligence artificielle et modernisation des infrastructures numériques. L'intelligence artificielle et le machine learning s'imposent progressivement comme des instruments opérationnels du pilotage organisationnel, dépassant le simple cadre prospectif pour s'ancrer dans des applications concrètes d'automatisation analytique et d'aide à la décision (Brynjolfsson & McAfee, 2014 ; Davenport & Ronanki, 2018). L'automatisation des tâches répétitives à faible valeur ajoutée — telles que la collecte, le nettoyage ou la production de reporting standardisé — libère ainsi des ressources cognitives permettant aux contrôleurs de gestion de se concentrer sur des analyses stratégiques à plus forte valeur ajoutée (Huang & Rust, 2018). Parallèlement, l'essor de l'AutoML contribue à démocratiser l'accès aux modèles prédictifs en réduisant les barrières techniques associées au développement algorithmique (Feurer et al., 2015), tandis que les interfaces conversationnelles et les dispositifs d'analyse augmentée facilitent l'interaction intuitive avec les données (Kuhn & Johnson, 2019).

Ces transformations s'inscrivent dans une mutation plus large des architectures informationnelles. L'edge computing et l'Internet des objets rapprochent désormais les capacités de traitement analytique des sources de données, permettant des ajustements décisionnels quasi instantanés dans les environnements industriels, urbains ou agricoles (Shi et al., 2016 ; Satyanarayanan, 2017). L'intégration de capteurs connectés et d'outils d'edge analytics ouvre ainsi la voie à des applications telles que la maintenance prédictive, l'optimisation énergétique ou la gestion intelligente des infrastructures (Lee et al., 2015 ;

Zanella et al., 2014). Dans les secteurs agricoles, par exemple, l'analyse de données environnementales contribue à améliorer l'efficacité de l'utilisation des ressources hydriques et à renforcer la résilience productive (Wolfert et al., 2017). Par ailleurs, les technologies de registre distribué, notamment la blockchain, offrent de nouvelles perspectives en matière de sécurisation et de traçabilité des flux informationnels, bien que leur diffusion demeure encore dépendante des cadres institutionnels et des incitations économiques (Tapscott & Tapscott, 2016 ; Kshetri, 2018).

Au-delà des évolutions technologiques, ces transformations participent d'une reconfiguration plus profonde des fonctions de pilotage organisationnel. Les travaux sur les capacités analytiques montrent que la création de valeur issue des données dépend moins de l'infrastructure technologique que de l'intégration effective des ressources analytiques dans les processus décisionnels et les routines organisationnelles (Chen et al., 2012 ; Mikalef et al., 2019 ; Wamba et al., 2017). Dans ce contexte, le contrôle de gestion évolue d'une logique historique de vérification ex post des écarts budgétaires vers une fonction davantage orientée vers l'anticipation et l'aide à la décision stratégique (Simons, 1995 ; Lambert & Sponem, 2012).

Conclusion

L'intégration de modèles prédictifs et prescriptifs permet ainsi d'éclairer les décisions avant la matérialisation des écarts, renforçant la capacité des organisations à ajuster leurs actions dans des environnements incertains (Jordan & Mitchell, 2015 ; Bertsimas & Kallus, 2020).

Cette mutation entraîne également une redéfinition du rôle professionnel du contrôleur de gestion. Longtemps associé à la production et au contrôle de l'information financière, celui-ci tend désormais à s'affirmer comme un partenaire stratégique participant activement aux processus décisionnels (Byrne & Pierce, 2007 ; Goretzki et al., 2013). L'environnement data-intensif renforce cette évolution en exigeant une hybridation des compétences combinant compréhension des méthodes analytiques, maîtrise des enjeux organisationnels et capacité à traduire les résultats des modèles en recommandations opérationnelles pertinentes (Provost & Fawcett, 2013). Le contrôleur de gestion devient ainsi un médiateur cognitif chargé d'assurer la fiabilité, l'interprétation et l'intégration stratégique des analyses au sein de l'organisation.

Toutefois, cette transformation ne relève pas d'une simple modernisation instrumentale. Elle suppose la mise en place de dispositifs robustes de gouvernance des données, garantissant la qualité informationnelle, la conformité réglementaire et la responsabilité éthique des décisions

fondées sur les analyses algorithmiques (Abraham et al., 2019 ; Mittelstadt & Floridi, 2016). Les recherches sur les capacités dynamiques soulignent que la matérialisation des bénéfices associés au Big Data dépend largement de la capacité des organisations à intégrer, recomposer et renouveler leurs ressources analytiques dans des environnements incertains (Teece et al., 2016). En ce sens, le contrôle de gestion data-driven ne constitue pas uniquement une évolution technologique, mais une recomposition organisationnelle plus large des mécanismes de coordination, d'allocation des ressources et de production de connaissances stratégiques.

Ainsi, à l'ère du Big Data, le contrôle de gestion tend à se repositionner comme un dispositif central d'intelligence organisationnelle, à l'interface entre analytique avancée, gouvernance des données et pilotage stratégique.

BIBLIOGRAPHIE

1. Abraham, R., Schneider, J., & vom Brocke, J. (2019). Data governance: A conceptual framework, structured review, and research agenda. *International Journal of Information Management*, 49, 424–438. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.07.008>
2. Agence Nationale de Réglementation des Télécommunications. (2024). Rapport annuel sur le développement des télécommunications au Maroc. ANRT.
3. Agoudal, A., Kaizar, C., Gaga, D., Hilmi, Y., & Benarbi, H. (2025). PPP et contrôle de gestion: une alliance paradoxale entre contrôle public et logique privée. *International Journal of Research in Economics and Finance*, 2(8), 85-108.
4. Appelbaum, D., Kogan, A., Vasarhelyi, M., & Yan, Z. (2017). Impact of business analytics and enterprise systems on managerial accounting. *International Journal of Accounting Information Systems*, 25, 29–44. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2017.03.003>
5. Bag, S., Wood, L. C., Xu, L., Dhamija, P., & Kayikci, Y. (2020). Big data analytics as an operational excellence approach to enhance sustainable supply chain performance. *Resources, Conservation and Recycling*, 153, 104559. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2019.104559>
6. Berg, T., Burg, V., Gombović, A., & Puri, M. (2020). On the rise of fintechs: Credit scoring using digital footprints. *Review of Financial Studies*, 33(7), 2845–2897.

<https://doi.org/10.1093/rfs/hhz099>

7. Bertsimas, D., & Kallus, N. (2020). From predictive to prescriptive analytics. *Management Science*, 66(3), 1025–1044. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2018.3253>
8. Bhimani, A., & Willcocks, L. (2014). Digitisation, “Big Data” and the transformation of accounting information. *Accounting and Business Research*, 44(4), 469–490. <https://doi.org/10.1080/00014788.2014.910051>
9. Bibri, S. E., & Krogstie, J. (2017). Smart sustainable cities of the future: An extensive interdisciplinary literature review. *Sustainable Cities and Society*, 31, 183–212. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2017.02.016>
10. Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton.
11. Byrne, S., & Pierce, B. (2007). Towards a more comprehensive understanding of the roles of management accountants. *European Accounting Review*, 16(3), 469–498. <https://doi.org/10.1080/09638180701507114>
12. Carlos, K. M., Yassine, H., Driss, H., & Zahra, H. (2024). The Use of New Technologies in Management Control Systems and their Impact on Managerial Innovation. *Pakistan Journal of Life and Social Sciences (PJLSS)*, 22(2).
13. Chen, H., Chiang, R. H. L., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165–1188.
14. Confédération Générale des Entreprises du Maroc. (2023). *Rapport sur la transformation digitale des entreprises marocaines*. CGEM.
15. Cour des Comptes. (2023). *Rapport annuel sur les finances publiques et la gouvernance administrative*. Cour des Comptes.
16. Davenport, T. H. (2014). *Big data at work: Dispelling the myths, uncovering the opportunities*. Harvard Business Review Press.
17. Davenport, T. H., & Harris, J. G. (2017). *Competing on analytics: The new science of winning* (Updated ed.). Harvard Business Review Press.
18. Davenport, T. H., & Patil, D. J. (2012). Data scientist: The sexiest job of the 21st century. *Harvard Business Review*, 90(10), 70–76.

19. Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.
20. Feurer, M., Klein, A., Eggensperger, K., Springenberg, J., Blum, M., & Hutter, F. (2015). Efficient and robust automated machine learning. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 28, 2962–2970.
21. Gandomi, A., & Haider, M. (2015). Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. *International Journal of Information Management*, 35(2), 137–144.
<https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2014.10.007>
22. Goretzki, L., Strauss, E., & Weber, J. (2013). An institutional perspective on the changes in management accountants' professional role. *Management Accounting Research*, 24(1), 41–63. <https://doi.org/10.1016/j.mar.2012.11.002>
23. Henderson, J. C., & Venkatraman, N. (1993). Strategic alignment: Leveraging information technology for transforming organizations. *IBM Systems Journal*, 32(1), 4–16.
<https://doi.org/10.1147/sj.321.0004>
24. Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2018). Artificial intelligence in service. *Journal of Service Research*, 21(2), 155–172. <https://doi.org/10.1177/1094670517752459>
25. Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255–260. <https://doi.org/10.1126/science.aaa8415>
26. Khatri, V., & Brown, C. V. (2010). Designing data governance. *Communications of the ACM*, 53(1), 148–152. <https://doi.org/10.1145/1629175.1629210>
27. Kshetri, N. (2018). Blockchain's roles in meeting key supply chain management objectives. *International Journal of Information Management*, 39, 80–89.
<https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.12.005>
28. Kuhn, M., & Johnson, K. (2019). Feature engineering and selection: A practical approach for predictive models. CRC Press.
29. Lambert, C., & Sponem, S. (2012). Roles, authority and involvement of the management accounting function: A multiple case-study perspective. *European Accounting Review*, 21(3), 565–589. <https://doi.org/10.1080/09638180.2011.629415>
30. Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H. A. (2015). A cyber-physical systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 3, 18–23.

<https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001>

31. Mikalef, P., Krogstie, J., Pappas, I. O., & Pavlou, P. A. (2019). Investigating the effects of big data analytics capabilities on firm performance: The mediating role of dynamic capabilities. *Information & Management*, 56(8), 103207.
<https://doi.org/10.1016/j.im.2019.05.004>
32. Mittelstadt, B. D., & Floridi, L. (2016). The ethics of big data: Current and foreseeable issues in biomedical contexts. *Science and Engineering Ethics*, 22(2), 303–341.
<https://doi.org/10.1007/s11948-015-9652-2>
33. Provost, F., & Fawcett, T. (2013). *Data science for business: What you need to know about data mining and data-analytic thinking*. O'Reilly Media.
34. Satyanarayanan, M. (2017). The emergence of edge computing. *Computer*, 50(1), 30–39.
<https://doi.org/10.1109/MC.2017.9>
35. Shi, W., Cao, J., Zhang, Q., Li, Y., & Xu, L. (2016). Edge computing: Vision and challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 3(5), 637–646.
<https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2579198>
36. Simons, R. (1995). *Levers of control: How managers use innovative control systems to drive strategic renewal*. Harvard Business School Press.
37. Tapscott, D., & Tapscott, A. (2016). *Blockchain revolution: How the technology behind bitcoin is changing money, business, and the world*. Portfolio.
38. Teece, D., Peteraf, M., & Leih, S. (2016). Dynamic capabilities and organizational agility: Risk, uncertainty, and strategy in the innovation economy. *California Management Review*, 58(4), 13–35. <https://doi.org/10.1525/cmr.2016.58.4.13>
39. Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S., Dubey, R., & Childe, S. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356–365. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.009>
40. Wolfert, S., Ge, L., Verdouw, C., & Bogaardt, M. J. (2017). Smart farming: A review. *Agricultural Systems*, 153, 69–80. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2017.01.023>
41. Zanella, A., Bui, N., Castellani, A., Vangelista, L., & Zorzi, M. (2014). Internet of things for smart cities. *IEEE Internet of Things Journal*, 1(1), 22–32.
<https://doi.org/10.1109/JIOT.2014.2306328>