



HAL
open science

L'efficacité D'usage : Un Modèle Adapté Aux Différents Cas De Big Data

Elen Grigoryan, Katia Lobre-Lebraty, Jean-Fabrice Lebraty

► **To cite this version:**

Elen Grigoryan, Katia Lobre-Lebraty, Jean-Fabrice Lebraty. L'efficacité D'usage : Un Modèle Adapté Aux Différents Cas De Big Data. Pré-ICIS 2022 (French AIS), Dec 2022, Copenhague, Denmark. hal-04035415

HAL Id: hal-04035415

<https://hal.science/hal-04035415>

Submitted on 17 Mar 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

L'efficacité D'usage : Un Modèle Adapté Aux Différents Cas De Big Data

Short Paper

Elen GRIGORYAN

Université Lyon 3, iaelyon, Magellan
Université française en Arménie
elen.grigoryan@gmail.com

Katia LOBRE-LEBRATY

Université Lyon 3, iaelyon, Magellan
katia.lobre-lebraty@univ-lyon3.fr

Jean-Fabrice LEBRATY

Université Lyon 3, iaelyon, Magellan
jean-fabrice.lebraty@univ-lyon3.fr

Résumé

Cette communication s'intéresse aux aspects managériaux du phénomène de big data. Elle traite la question suivante : comment adapter le modèle de l'efficacité d'usage aux entreprises en contexte arménien ? Cette question est examinée sur le terrain à partir du modèle conceptuel d'efficacité d'usage du big data proposé par Surbakti et al. (Surbakti, Wang, Indulska, & Sadiq, 2019). La démarche principale prend appui sur des données quantitatives, issues d'une enquête auprès de 211 professionnels du domaine. Elle mobilise également des données qualitatives recueillies à partir de 5 entretiens. L'analyse statistique et l'analyse thématique des données mettent en évidence l'existence de deux groupes différents d'entreprises parmi les utilisateurs du big data : un groupe « utilisateur novice » et un groupe « utilisateur avancé ». Pour chaque type d'utilisateur, le modèle conceptuel s'applique certes, mais de manière différente.

Mots clés : Big data, efficacité d'usage, contexte arménien, utilisateur novice, utilisateur avancé

Introduction

En 2018, un projet big data a été initié par BCD Arménie, un leader de l'industrie des télécommunications dans le pays. Depuis 2019, malgré les difficultés rencontrées, tout particulièrement liées au manque de ressources intellectuelles et humaines spécialisées dans le domaine, la société réussit l'exploitation du big data selon deux orientations en particulier : « ...il y a déjà 3 ans, que nous exploitons effectivement les données massives et constatons un succès dans 2 projets concrets : « marketing ciblé » et « expérience client ». Grâce à l'outil DPI (Deep Packed Inspection), nous traquons toutes les applications et les pages Web que nos abonnés utilisent. La collecte de ces données historisées permet de regrouper les profils par leurs usages spécifiques pour une période donnée. Ça permet tout d'abord de comprendre les profils différents que nous avons parmi nos utilisateurs. Cette connaissance nous permet aussi de construire des insights, ... ». Relevé par C.C., Data Science Team Lead chez BCD Arménie, cet exemple récent illustre parfaitement un cas classique d'usage du big data dans l'industrie des télécommunications en Arménie, un secteur prometteur de l'usage du big data dans le pays.

Pourtant, la question de la manière dont une entreprise peut exploiter efficacement le big data, autrement dit la question du « comment » reste sans réponse claire. Pour pouvoir utiliser efficacement le big data, les entreprises font face aujourd'hui à de multiples enjeux technologiques, managériaux et économiques (Liu, Wang, & Zhang, 2022), (Calic & Ghasemaghaei, 2021), (Maroufkhani, Tseng, Iranmanesh, Ismail, & Khalid, 2020). Cette pluralité d'aspects modifie potentiellement les règles du jeu liées au management et l'utilisation efficace du big data par les entreprises (Jha, Agi, & Ngai, 2020). Par conséquent, l'évaluation de l'impact du big data devient une question critique à considérer.

C'est dans cette perspective que nous nous intéressons principalement aux aspects managériaux du phénomène de big data au sein d'entreprises, dans le contexte arménien.

L'application de trois pôles de contextualisation de Livian (2020), permet d'explorer le contexte arménien, où à notre connaissance aucune recherche n'a été réalisée sur le sujet de l'utilisation du big data par les entreprises. Ce contexte particulier, où le secteur privé s'est formalisé après l'effondrement de l'Union Soviétique dans les années de 1990, présente des particularités socio-culturelles et institutionnelles qui restent encore mal explorées dans le domaine du management. Ainsi, ce travail de recherche pourra être dupliqué pour les autres membres républiques (14) de l'URSS, héritant des spécificités culturelles et institutionnelles du statut post - soviétique. De plus, cette recherche sert d'exemple pour explorer les particularités de l'utilisation des avancées technologiques par les entreprises dans un pays ayant de ressources limitées et un statut de pays « en voie de développement ».

Ainsi, nous proposons d'étudier dans ce papier la question de recherche suivante :

« Comment adapter le modèle de l'efficacité d'usage aux entreprises en contexte arménien ? »

Pour traiter cette question, dans un premier temps, nous justifierons l'emploi du modèle conceptuel de l'efficacité d'usage du big data, développé par Surbakti et ses coauteurs (2019). Dans un deuxième temps nous présenterons notre méthodologie. Enfin, dans un troisième temps nous exposerons nos résultats et mettrons en lumière leurs implications.

Revue de Littérature

Le Big Data

Pour comprendre les fondements du big data, ou des données massives, il est possible de s'appuyer sur les relations qui s'établissent entre les trois catégories suivantes : « Données – Informations – Connaissances ». Les données sont des faits représentant une certaine réalité, elles sont indépendantes de celui qui les utilise (Lépinard, Lebraty, & Lobre, 2013). Les informations sont des données auxquelles un individu ou un groupe a ajouté du sens. Le passage de la notion d'information à celle de connaissance s'opère au travers d'un mécanisme de cognition sur les informations (Lebraty, 2011). Gartner propose de définir le big data comme : « ...des données d'un grand volume et d'une grande variété qui se génèrent à haute vitesse, ce qui nécessite des formes de traitement particulières pour une meilleure compréhension afin d'avoir une approche innovante de prise de décision, et une automatisation des processus tout en ayant un coût optimisé (cost-effective) »¹. On parle ainsi de la variété des caractéristiques spécifiques de ces données (Volume, Vitesse, Variété, Vérité, Valeur, Variabilité et Visualisation (Seddon & Currie, 2017). Selon une estimation donnée dans le « The Economist », publiée en 2017, on prévoit que le volume des données atteindra 180ZB en 2025 (Vassakis, Petrakis, & Kopanakis, 2018). Notons que 1 zettaoctet est, en données, l'équivalent de 250 milliards de DVD². Dès lors, l'idée selon laquelle, « plus, il y a des données collectées, meilleure sera la prise de décision » s'avère simpliste. Ces données, du fait de leur volume doivent être converties de manière robuste et fiable afin d'être traduites en connaissances applicables (Wu, Liang, & Chen, 2022), (Brinch, Gunasekaran, & Fosso Wamba, 2021). Dans ce contexte, les entreprises sont souvent exposées à une « blind zone », résultat d'un effet contre-productif et contre-intuitif de l'augmentation du volume de leurs données, qui se traduit par un déclin du pourcentage des données qu'elles sont en capacité de traiter, de comprendre et d'analyser (Zikopoulos & Chris Eaton, 2011).

Le Modèle de l'efficacité d'usage

Ce papier aborde dès lors la question de la création de valeur à partir du big data par l'entreprise sous l'angle de son efficacité d'usage. L'efficacité d'usage apparaît comme un ensemble « objectifs-moyens » (Burton-Jones & Grange, 2013). Elle est considérée comme un composant important du processus de création de valeur à partir du big data (Surbakti, 2020).

¹ <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/big-data>

² https://www.cisco.com/cdc_content_elements/networking_solutions/service_provider/visual_networking_ip_traffic_chart.html

La revue de la littérature sur le sujet de la création de valeur à partir du big data révèle deux pistes importantes. Premièrement, une grande partie de la littérature sur le sujet est rédigée par des consultants et des praticiens. Il en découle un manque de fondements théoriques et de tests empiriques (Gupta & George, 2016). Deuxièmement, les imitations des « *big data success stories* » par les entreprises les mènent souvent à des pertes financières importantes (Kiron, 2017).

Ces deux pistes qui intéressent autant les chercheurs que les décideurs du domaine (Wang, Xu, Zhang, & Zhong, 2022), (Batko & Ślęzak, 2022), (Munawar, Ullah, Qayyum, & Shahzad, 2022), nous conduisent à centrer ce papier sur les aspects les plus fins et profonds qui améliorent la compréhension du sujet. Ils nous conduisent à chercher à mettre en évidence empiriquement et de manière approfondie, le sujet de l'efficacité d'usage du big data au niveau organisationnel, et son intégration dans l'ensemble du processus de la création de valeur. Pour ce faire, nous avons étudié l'efficacité d'usage du big data en entreprise dans le contexte arménien au travers du modèle conceptuel développé par Surbakti et ses coauteurs (Surbakti et al., 2019).

Le modèle intègre 41 facteurs regroupés dans les 7 thématiques ; « intérêt organisationnel perçu », « management des processus », « confidentialité, sécurité et gouvernance des données », « qualité des données », « aspect humain », « aspect organisationnel » et « systèmes, outils et technologies ». Les auteurs (Surbakti et al., 2019) ont en effet identifié 41 facteurs susceptibles d'influencer l'efficacité d'usage du big data par la méthode SLR (systematic literature review). C'est sur la base d'une analyse de contenu (sélection de l'unité d'analyse, création des catégories et établissement des thèmes) que les 41 facteurs ont été regroupés en 7 thématiques. Par la suite, l'utilisation des 45 études de cas proposées par Marr (2016) a permis le regroupement des thèmes en 3 catégories : motivationnel, opérationnel et mécanismes de support. Ces catégories entretiennent entre elles des interrelations dont l'influence sur l'efficacité d'usage du big data est à prendre en considération. De cette manière, ce modèle prend en compte les caractéristiques spécifiques du big data afin de contextualiser l'efficacité d'usage. A notre connaissance c'est le plus récent et le plus complet des modèles qui traite de l'efficacité d'usage dans le contexte particulier du big data. Il peut ainsi servir comme outil permettant de développer la théorie de l'efficacité d'usage du big data.

Méthodologie

Pour pouvoir répondre à la question de recherche proposée, nous avons pour objectif principal de construire et d'appliquer une démarche méthodologique cohérente pour tester empiriquement le modèle conceptuel développé par Surbakti et al. (2019) dans le contexte arménien. Dans ce but, nous admettons que les spécificités contextuelles ne doivent pas être éludées (Buchanan & Bryman, 2007). Ainsi, pour proposer un travail de recherche présentant des résultats actionnables (Louitri & Sahraoui, 2014), nous prenons en compte les trois pôles de contextualisation (culturel, institutionnel et post-soviétique-adapté) proposés et adaptés de Livian (2020). Nous proposons ainsi de suivre une trajectoire d'actions en deux étapes : une étude quantitative visant à tester le modèle conceptuel, et une étude qualitative pour pouvoir comprendre « la place du contexte arménien » dans les résultats issus de l'étude quantitative.

Méthode de Collecte

La démarche principale prend ainsi appui sur des données quantitatives, issues d'une enquête auprès de 211 professionnels du domaine, représentant 16 entreprises arméniennes qui exploitent le big data. L'étude quantitative a permis d'opérationnaliser les variables du modèle et de le tester. Pour la collecte des données quantitatives, nous avons développé un instrument de mesure de l'efficacité d'usage en utilisant une méthode bibliométrique. Les 40 articles ont été analysés pour recenser les échelles de mesure scientifiquement solides permettant d'évaluer les 41 facteurs du modèle conceptuel.

Huit professionnels du domaine et un académicien ont été mobilisés pour une adaptation au contexte de l'instrument d'enquête et une étude-pilote. Pour la fiabilité des construits, nous avons retenu un coefficient de cohérence interne de Cronbach's Alpha ≥ 0.9 (0.93) (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010). L'étude principale a ciblé des professionnels du traitement et de l'usage du big data (Data Scientists, Data Analystes, Data Engineer, Chef du projet du traitement big data). Pour la construction de l'échantillon,

nous nous sommes conformés à deux directives principales, celles de Bryant et Yarnold (1995)³ et celles de Heckler et Hatcher (1996) et « la loi de 100 »⁴. La nature de cette recherche nous a imposé d'adapter un échantillonnage non probabiliste (Bidan, 2020).

Pour la deuxième approche méthodologique, qualitative, nous avons collecté des données primaires et secondaires (Baumard & Ibert, 2014), (Noël, 2012). Les données primaires ont été recueillies via 5 entretiens semi-directifs d'une durée d'environ 1h5m chacun, réalisés avec des professionnels du traitement et de l'usage du big data dans trois sociétés : deux sociétés arméniennes (une société de type « utilisateur avancé du big data » et une société de type « utilisateur novice du big data ») et une société américaine de type « utilisateur novice du big data ». L'objectif de l'étude qualitative était d'illustrer et d'approfondir les 2 types d'entreprises (novices et avancées) qui avaient émergé de l'étude quantitative à partir de 2 études de cas. Il s'agissait également de comprendre la place du « contexte arménien » dans les résultats d'enquête quantitative, d'où l'utilisation d'une société basée aux Etats-Unis, QRS Co.

Différents entretiens avec le même interviewé ont permis de centrer chacun des entretiens sur un questionnement de départ spécifique. Cette conduite nous a permis de progresser dans notre compréhension du fonctionnement de l'entreprise et de nous focaliser sur l'exploitation du big data par l'entreprise.

Méthode d'analyse

Les 211 questionnaires exploitables ont fait l'objet d'une analyse statistique. Cette analyse a été conduite selon les directives de Raguseo (2018), qui s'appuient principalement sur la logique de classement et hiérarchisation basée sur un ordre des variables selon leurs valeurs moyennes. Pour ce faire, nous avons utilisé les logiciels Excel avec sa fonction de « Data Analysis » et XLSTAT. Pour pouvoir exploiter les données par l'application des fonctionnalités de ces logiciels, nous nous sommes basés sur les directives méthodologiques proposées par Yesayan (2016).

La première étape de traitement consistait à nous assurer de la fiabilité d'une comparaison par les moyennes des variables : le coefficient de variation (CV) (le rapport de l'écart-type à la moyenne) a été calculé pour chaque facteur ($CV = \sigma/\mu$ ou $CV = s/x$). Pour tous les facteurs étudiés, ce coefficient se trouvait dans une zone fiable ($CV < 15\%$). Les résultats (pour les 41 facteurs $CV < 15\%$) nous confirment que les moyennes peuvent être considérées comme représentatives. Dans une deuxième étape, des classements ont été calculés selon la taille de l'entreprise, son secteur d'activité et leur relation avec les big data. Un test d'analyse de variance (ANOVA) nous a permis de constater une différence statistique significative pour les 2 groupes des répondants (où $SSBW < SSWG$, avec une valeur $p < 0.05$). Cette différence correspond à la qualité de la relation de l'entreprise du répondant avec l'exploitation du big data. Ce résultat nous conduit à proposer des noms qualifiant ces 2 groupes : « utilisateur novice » et « utilisateur avancé ». Ces deux titres concernent les entreprises et non les professionnels interrogés. Par une troisième étape du traitement, deux listes des facteurs les plus significatifs qui contribuent à l'efficacité d'usage ont été établies pour chaque type d'utilisateur.

Pour la deuxième approche méthodologique, nous avons conduit des entretiens semi-directifs via Zoom. Ils ont tous été enregistrés. L'ensemble a ensuite été retranscrit de manière à faire l'objet d'une analyse de contenu thématique (Bardin, 2013), (Philippe Wanlin, 2007). Cette dernière a été guidée par les résultats obtenus lors de l'étude quantitative afin de les comprendre et démontrer les particularités contextuelles arméniennes qui sont liées à ces résultats.

Résultats

Les traitements statistiques des données quantitatives permettent de distinguer deux groupes de répondants homogènes. Le premier groupe est composé de 117 répondants (55.45%) qui ont adopté une infrastructure nécessaire et spécifique au big data. Le second groupe est composé de 94 répondants

³ « L'échantillon doit être 5 fois plus grand que le nombre des variables » ; (dans notre cas, 41 facteurs*5=205).

⁴ « La taille minimale d'un échantillon ne doit pas être inférieure à 100 et encore inférieure à 5 fois le nombre des variables » ; (Hair et al., 2010).

(44.55%) qui souhaitent juste exploiter le big data, sans pour autant s'être dotés de l'infrastructure nécessaire et adaptée à cette exploitation. Les deux groupes d'utilisateurs exploitent avec succès le big data : l'activité principale du premier groupe d'utilisateurs est basée principalement sur l'idée des données et le deuxième groupe a une activité principale et des projets big data. Un test d'analyse de variance (ANOVA) nous a permis de constater une différence statistique significative pour ces 2 groupes des répondants : les « utilisateurs avancés » pour le premier groupe et les « utilisateurs novices » pour le second groupe, que nous allons détailler dans les développements qui suivent. En effet trois résultats peuvent être tirés des deux études réalisées.

Le premier résultat est que parmi les entreprises qui exploitent du big data en Arménie, il y a deux types différents d'utilisateurs : « utilisateur novice » et « utilisateur avancé ». A l'instar des individus il n'y a pas d'utilisateur intermédiaire avec des caractéristiques propres, soit on agit comme un novice, soit on agit comme un expert (Hung, 2003). Selon ce résultat, l'efficacité d'usage du big data dans une entreprise de type « utilisateur avancé » est valorisée différemment que dans une entreprise qui en possède une vision et des connaissances limitées (« utilisateur novice »). L'étude de 2 cas des 2 types d'utilisateurs permet d'approfondir cette valorisation.

Le deuxième résultat est que qu'à chaque type d'utilisateur, il y a une adaptation du modèle. Un « utilisateur novice » perçoit l'efficacité d'usage du big data dans les facteurs motivationnels comme l'intérêt organisationnel, les facteurs concernant des aspects humains et organisationnels. Ce type d'entreprises adopte une infrastructure pour exploiter le big data afin de créer de la valeur conformément au modèle à MITMO (Moteur-Information-Technologie-Méthodes-Objectif) (Surbakti, 2020). Ainsi, l'efficacité d'usage du big data chez « un utilisateur novice » en contexte arménien, dépend de 29 facteurs sur les 41 du modèle et peut être défini comme : *« L'efficacité d'usage du big data se réfère à l'exploitation de la valeur du big data par la définition du problème et la mise en évidence de sa pertinence pour l'organisation, afin d'apporter une solution à l'aide des informations fournies par les données tout en bâtissant une infrastructure technologique pérenne et pouvant être mise à l'échelle »*.⁵

Par contre, pour un « utilisateur avancé », ce sont les facteurs liés aux mécanismes de support et les facteurs opérationnels qui contribuent le plus à l'efficacité d'usage du big data. Ce type d'entreprises, créées sur les données, les utilisent principalement pour assurer leur fonctionnement (niveau opérationnel). Ainsi, l'efficacité d'usage du big data chez « un utilisateur avancé » en contexte arménien, dépend de 16 facteurs sur les 41 du modèle.

Le troisième résultat est que l'efficacité d'usage du big data en contexte arménien met en avant quatre particularités contextuelles (compétences techniques et ressources humaines, réglementation législative, marché limité et imitation des précurseurs). Elles sont liées à trois pôles de contextualisation proposés par Livian (2020) : pôle culturaliste, pôle institutionnaliste, pôle statut « post soviétique ».

Ces trois résultats nous permettent de répondre à la question de recherche de la manière suivante :

Pour adapter le modèle d'efficacité d'usage du big data de Surbakti et al. (2019) aux entreprises en contexte arménien, il faut prendre en compte la relation de l'entreprise à la technologie de big data. Il existe deux types d'entreprise utilisatrice : novice et avancée. Pour chaque type d'utilisateur, le modèle conceptuel de Surbakti et al. (2019), s'applique certes, mais de manière différente. Plus particulièrement, un « utilisateur novice » perçoit l'efficacité d'usage du big data dans les facteurs motivationnels comme l'intérêt organisationnel, les facteurs concernant des aspects humains et organisationnels. Contrairement à un « utilisateur avancé », pour qui ce sont les facteurs liés aux mécanismes de support et les facteurs opérationnels qui contribuent le plus à l'efficacité d'usage du big data en contexte arménien.

Ce résultat possède une implication théorique qui peut conduire à proposer un modèle plus générique et des variations de ce modèle selon des contextes et des postures par rapport au Big Data. Ainsi, il y aurait

⁵ Définition proposée de F. Surbakti : *“Effective use of Big Data refers to harnessing value from Big Data by defining the problem, showing the value to the organization, and making solution by using insights from data and build Big Data infrastructure and data analytics by considering scalability and sustainability.”* (Surbakti, 2020)

une structure de type héritage entre ces modèles. Les sous modèles héritant des propriétés du modèle principal, mais ajoutant chacun des spécificités.

De point de vue managérial, chaque dirigeant dit avoir une vision de sa relation par rapport au big data, avant de pouvoir se lancer dans des mesures d'efficacité de cette technologie.

Bibliographie

- Bardin, L. (2013). *L'analyse de contenu*. Paris cedex 14, France: Presses Universitaires de France. <https://doi.org/10.3917/puf.bard.2013.01>
- Batko, K., & Ślęzak, A. (2022). The use of Big Data Analytics in healthcare. *Journal of Big Data*, 9(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00553-4>
- Baumard, P., & Ibert, J. (2014). Chapitre 4. Quelles approches avec quelles données ? In *Méthodes de recherche en management*. <https://doi.org/10.3917/dunod.thiet.2014.01.0105>
- Bidan, M. (2020). Chapitre 16. Une introduction aux méthodologies quantitatives. In *Produire du savoir et de l'action*. <https://doi.org/10.3917/ems.peret.2020.01.0183>
- Brinch, M., Gunasekaran, A., & Fosso Wamba, S. (2021). Firm-level capabilities towards big data value creation. *Journal of Business Research*, 131. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.07.036>
- Bryant, F. B., & Yarnold, P. R. (1995). *Principal-Components Analysis and Exploratory and Confirmatory Factor Analysis*. Reading and Understanding Multivariate Statistics.
- Buchanan, D. A., & Bryman, A. (2007). Contextualizing methods choice in organizational research. *Organizational Research Methods*, 10(3). <https://doi.org/10.1177/1094428106295046>
- Burton-Jones, A., & Grange, C. (2013). From use to effective use: A representation theory perspective. *Information Systems Research*, 24(3), 632–658. <https://doi.org/10.1287/isre.1120.0444>
- Calic, G., & Ghasemaghahi, M. (2021). Big data for social benefits: Innovation as a mediator of the relationship between big data and corporate social performance. *Journal of Business Research*, 131, 391–401. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.11.003>
- Gupta, M., & George, J. F. (2016). Toward the development of a big data analytics capability. *Information and Management*, 53(8), 1049–1064. <https://doi.org/10.1016/j.im.2016.07.004>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis*. Vectors. <https://doi.org/10.1016/j.ijpharm.2011.02.019>
- Heckler, C. E., & Hatcher, L. (1996). A Step-by-Step Approach to Using the SAS® System for Factor Analysis and Structural Equation Modeling. *Technometrics*, 38(3). <https://doi.org/10.2307/1270628>
- Hung, S. Y. (2003). Expert versus novice use of the executive support systems: An empirical study. *Information and Management*, 40(3). [https://doi.org/10.1016/S0378-7206\(02\)00003-4](https://doi.org/10.1016/S0378-7206(02)00003-4)
- Jha, A. K., Agi, M. A. N., & Ngai, E. W. T. (2020). A note on big data analytics capability development in supply chain. *Decision Support Systems*, 138. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113382>
- Kiron, D. (2017). *Lessons from Becoming a Data-Driven Organization*. MIT Sloan Management Review, 58(2).
- Lebraty, J. F. (2011). Du concept d'information à celui de systèmes d'information. In *Master : systèmes d'Information* (Thévenot, pp. 15–34). Paris: ESKA.
- Lépinard, P., Lebraty, J.-F., & Lobre, K. (2013). 18ème Colloque de l'Association Information et Management. In *Big Data ou Big Bazar?* Lyon.
- Liu, Y., Wang, W., & Zhang, Z. (Justin). (2022). The dual drivetrain model of digital transformation: role of industrial big-data-based affordance. *Management Decision*, 60(2). <https://doi.org/10.1108/MD-12-2019-1664>
- Livian, Y. F. (2020). Contextualiser le management africain? Oui, mais comment? *Revue Française de Gestion*. <https://doi.org/10.3166/rfg.2020.00445>
- Louitri, A., & Sahraoui, D. (2014). Contexte et contextualisation dans les recherches en Management au Maroc. *Revue Marocaine Des Sciences de Management*.
- Maroufkhani, P., Tseng, M. L., Iranmanesh, M., Ismail, W. K. W., & Khalid, H. (2020). Big data analytics adoption: Determinants and performances among small to medium-sized enterprises. *International Journal of Information Management*. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102190>
- Marr, B. (2016). *Big Data in Practice: How 45 Successful Companies Used Big Data Analytics*. John Wiley & Sons. Retrieved from https://books.google.ch/books/about/Big_Data_in_Practice.html?id=UIU7jgEACAAJ&redir_esc=

y%0Ahttps://ebookcentral-proquest-com.ezproxy.hamk.fi/lib/hamk-ebooks/reader.action?docID=4455265

- Munawar, H. S., Ullah, F., Qayyum, S., & Shahzad, D. (2022). Big Data in Construction: Current Applications and Future Opportunities. *Big Data and Cognitive Computing*. <https://doi.org/10.3390/bdcc6010018>
- Noël, A. (2012). *Conduite d'une recherche: mémoires d'un directeur*.
- Philippe Wanlin. (2007). L'analyse de contenu comme méthode d'analyse qualitative d'entretiens : une comparaison entre les traitements manuels et l'utilisation de logiciels. In *Recherches Qualitatives – Hors Série – numéro 3*. Association pour la recherche qualitative.
- Raguseo, E. (2018). Big data technologies: An empirical investigation on their adoption, benefits and risks for companies. *International Journal of Information Management*, 38(1). <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.07.008>
- Seddon, J. J. M., & Currie, W. L. (2017). A model for unpacking big data analytics in high-frequency trading. *Journal of Business Research*, 70, 300–307. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.003>
- Surbakti, F. P. S. (2020). What is Effective Use of Big Data? the Consensual Definition of Effective Use of Big Data. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/847/1/012003>
- Surbakti, F. P. S., Wang, W., Indulska, M., & Sadiq, S. (2019). Factors influencing effective use of big data: A research framework. *Information and Management*, 57(1). <https://doi.org/10.1016/j.im.2019.02.001>
- Vassakis, K., Petrakis, E., & Kopanakis, I. (2018). Big Data Analytics: Applications, Prospects and Challenges. *Mobile Big Data. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, Springer, Cham, 10, 3–20. https://doi.org/10.1007/978-3-319-67925-9_1
- Wang, J., Xu, C., Zhang, J., & Zhong, R. (2022). Big data analytics for intelligent manufacturing systems: A review. *Journal of Manufacturing Systems*, 62. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.03.005>
- Wu, X., Liang, L., & Chen, S. (2022). How big data alters value creation: through the lens of big data competency. *Management Decision*, 60(3). <https://doi.org/10.1108/MD-09-2021-1199>
- Yesayan, A. (2016). “Հ ավ ան ակ ան ու թ յ ան տե ս ու լ թ յ ան և մ ար թ ե մ ատի կ ակ ան վ ի ճ ակ ա գ ռ ու թ յ ան դ աս ավ ան դ մ ան առ ան ձ և ա հ ատկ ու թ յ ու լ և ն ե ռ ը ” "Les particularités d'enseignement de la théorie de probabilité et de statistique mathématique. Yerevan.
- Zikopoulos, P. C., & Chris Eaton. (2011). *Understanding Big Data: Analytics for Enterprise Class Hadoop and Streaming Data*. McGraw-Hill Osborne Media.