

## Capital social, capacité d'absorption des connaissances et littératie en intelligence artificielle: facteurs de l'adoption réussie de l'intelligence artificielle

Social capital, knowledge absorption capacity, and artificial intelligence literacy: factors for the successful adoption of artificial intelligence.

Auteur 1 : OUAHBI Aouatif.

**OUAHBI Aouatif**, (Docteur en Sciences de Gestion)  
Université Mohammed V de Rabat  
Faculté des sciences juridiques économiques et sociales-Agdal, Maroc

**Déclaration de divulgation :** L'auteur n'a pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude.

**Conflit d'intérêts :** L'auteur ne signale aucun conflit d'intérêts.

**Pour citer cet article :** OUAHBI .A (2026) « Capital social, capacité d'absorption des connaissances et littératie en intelligence artificielle: facteurs de l'adoption réussie de l'intelligence artificielle », African Scientific Journal « Volume 03, Num 34 » pp: 2198 – 2224.



DOI : 10.5281/zenodo.18979586  
Copyright © 2026 – ASJ



## Résumé

Cette étude systématique vise à examiner le rôle du capital social, de la capacité d'absorption des connaissances et de la littératie en intelligence artificielle dans l'adoption réussie de l'intelligence artificielle par les entreprises, ainsi, à établir un cadre théorique pour les futures études dans le domaine. À travers une analyse théorique de la littérature étudiant la relations entre le capital social, la capacité d'absorption des connaissances, la littératie en intelligence artificielle et l'adoption réussie de l'intelligence artificielle. Les résultats de cette analyse montrent que Le capital social constitue un levier déterminant pour le développement de la capacité d'absorption des connaissances, en facilitant l'identification, l'assimilation et la transformation des connaissances en compétences organisationnelles concrètes, et que cette relation est renforcée par la littératie en intelligence artificielle, qui permet d'optimiser l'intégration et l'utilisation effective des technologies d'IA pour une adoption réussie au sein des entreprises. À partir de ces résultats, nous avons formulé les hypothèses de recherche qui composent le modèle théorique développé dans cette étude.

**Mots clés :** Capital social ; Capacité d'absorption ; Littératie en intelligence artificielle ; Adoption de l'intelligence artificielle.

## **Abstract**

This systematic study aims to examine the role of social capital, knowledge absorption capacity, and artificial intelligence literacy in the successful adoption of artificial intelligence by firms, as well as to establish a theoretical framework for future research in this field. This is achieved through a theoretical analysis of the literature exploring the relationships between social capital, knowledge absorption capacity, artificial intelligence literacy, and the successful adoption of AI. The results of this analysis indicate that social capital serves as a key lever for developing knowledge absorption capacity by facilitating the identification, assimilation, and transformation of knowledge into concrete organizational capabilities. Furthermore, this relationship is strengthened by artificial intelligence literacy, which enables the effective integration and utilization of AI technologies for successful adoption within firms. Based on these findings, we formulated the research hypotheses that constitute the theoretical model developed in this study.

**Keywords :** Social capital ; Absorption capacity ; Artificial intelligence literacy ; Artificial intelligence adoption.

## Introduction

Dans une société en pleine transformation et de plus en plus numérisée, l'intelligence artificielle suscite un intérêt croissant de la part des entreprises, de l'industrie et de divers secteurs de la société (Ho et al., 2022). L'adoption de l'intelligence artificielle désigne le processus par lequel une organisation décide d'utiliser l'IA pour accomplir certaines tâches, améliorer ses processus ou créer de la valeur.

L'intégration rapide de l'IA révolutionne les entreprises dans l'ensemble des secteurs, met en évidence l'importance croissante de sa maîtrise. En effet, son intégration dans les processus organisationnels révèle pleinement son potentiel de transformation des opérations (Berente et al., 2021 ; Polisetty et al., 2024). Toutefois, la mise en œuvre effective de l'adoption de l'IA requiert des connaissances diversifiées, que les entreprises peuvent mobiliser et enrichir à travers leur capital social. Étant donné que les ressources rares et stratégiques se situent dans l'environnement externe de l'entreprise (Gölgeci et Kuivalainen, 2020), les relations et les liens entretenues avec des acteurs externes représentent un levier stratégique pour acquérir les connaissances requises à l'adoption de l'IA (Ali et al., 2023). Dans ce contexte, la capacité d'absorption des connaissances permet aux entreprises de transformer ces ressources et connaissances en savoir-faire opérationnel, favorisant ainsi l'adoption de l'IA (Mubarik et al., 2025). L'efficacité de ce processus dépend toutefois du niveau de littératie en IA des acteurs, c'est-à-dire de leur capacité à comprendre, interpréter et exploiter la technologie, ce qui influence la manière dont les connaissances sont réellement mobilisées et appliquées (Carolus et al., 2023).

En effet, de nombreuses recherches indiquent que l'IA est complexe et requiert un niveau élevé de connaissances, ce qui souligne l'importance de la littératie en IA au sein des entreprises pour sa mise en œuvre efficace (Berente et al., 2021). Cependant, comme le soulignent Stohr et al. (2024), cette littératie fait souvent défaut, car les entreprises ne disposent pas toujours des compétences nécessaires pour comprendre, interpréter et exploiter cette technologie. Dans ce contexte, la maîtrise de l'IA s'impose également au niveau individuel : à l'instar des compétences fondamentales en lecture, écriture et mathématiques, elle devient une compétence essentielle pour acquérir un avantage concurrentiel dans cette nouvelle ère numérique (Ng et al., 2021 ; Kumar et al., 2025).

Toutefois, malgré l'intérêt croissant porté à l'adoption de l'intelligence artificielle dans les organisations, les recherches existantes se concentrent principalement sur les aspects

technologiques de cette adoption. En revanche, peu d'études examinent simultanément le rôle du capital social, de la capacité d'absorption et de la littératie en IA dans ce processus. Cette lacune limite la compréhension des mécanismes par lesquels les entreprises mobilisent et exploitent les connaissances nécessaires à l'adoption de l'IA.

Dans ce cadre, cet article propose d'examiner ces différentes notions à travers une revue approfondie de la littérature existante afin de construire un cadre théorique mettant en évidence les fondements conceptuels et les évolutions des concepts de capital social, de capacité d'absorption des connaissances, de littératie en intelligence artificielle et d'adoption de l'intelligence artificielle. Cette analyse théorique vise également à mettre en lumière le rôle du capital social et de la capacité d'absorption dans le processus d'adoption de l'IA, ainsi que l'influence de la littératie en intelligence artificielle sur la mobilisation et l'exploitation des connaissances nécessaires à cette adoption dans un contexte organisationnel en pleine transformation.

Sur la base de ces objectifs, nous avons défini notre problématique de recherche comme suit : « **Dans quelle mesure le capital social et la capacité d'absorption contribuent-ils à l'adoption de l'IA dans les entreprises, et quel rôle joue la littératie en IA dans l'efficacité de ce processus ?** ».

Pour ce faire, nous débuterons ce travail par le cadre théorique afin de présenter les trois approches théoriques complémentaires : la théorie du capital social, la théorie des capacités dynamiques et la théorie des systèmes sociotechniques, et d'examiner leur contribution. Nous poursuivrons ensuite par une analyse conceptuelle des différentes notions clés : le capital social, la capacité d'absorption des connaissances, la littératie en IA et l'adoption de l'IA. Enfin, nous formulerons les hypothèses de recherche sur la base des résultats de notre cadre théorique et présenterons le modèle de recherche que nous avons élaboré.

## **1. Cadre théorique**

### **1.1. Théorie du capital social**

Le concept du « capital social » émerge dès le début du XXe siècle par Hanifan (1916) qui parle du capital social pour désigner les relations sociales dans les communautés locales, mais sans cadre théorique solide. C'est au cours des années 80 et 90, qu'il prend une forme théorique plus structurée. La théorie du capital social s'est développée progressivement au croisement de plusieurs disciplines, notamment sociologie, économie, science politique, et management dans

le but de mieux comprendre comment le réseau de relations sociales peuvent constituer une ressource collective et productive. Bourdieu (1980) est l'un des premiers à théoriser le capital social comme un des types de capitaux (aux côtés des capitaux économique, culturel et symbolique), définit comme l'ensemble des ressources, présentes ou futures, associées à l'appartenance à un réseau stable de relations sociales, plus ou moins structurées sur le plan institutionnel. Coleman (1988), sociologue américain, apporte une dimension fonctionnaliste au concept, en montrant comment le capital social facilite l'action collective et la coordination sociale. Pour lui, le capital social n'est pas une propriété individuelle, mais émerge des relations entre les acteurs, permettant la confiance, la coopération. Pour Putnam (1993), le capital social n'est pas simplement un ensemble de relations, mais un tissu de confiance, de normes de réciprocité et de réseaux de participation civique qui rend la coopération possible et efficace, tant au niveau local qu'institutionnel.

Nahapiet et Ghoshal (1998) ont proposé une intégration plus systémique du capital social dans les organisations, où le définissent comme la somme des ressources réelles et potentielles intégrées au réseau social d'un individu, auxquelles il est possible d'accéder ou de mobiliser grâce aux relations interpersonnelles. En effet, cette théorie du capital social s'est construite en réponse à des limites des approches classiques du capital, qui se concentraient principalement sur les ressources économiques ou les compétences individuelles. Elle cherche à expliquer comment les relations sociales créent de la valeur et réussissent mieux en mobilisant des réseaux de confiance, de coopération, des normes sociales, etc.

## **1.2. Théorie des capacités dynamiques**

Teece et al. (1997) ont qualifié de dynamiques les capacités requises pour adapter, intégrer et reconfigurer de façon adéquate les compétences et les ressources de l'entreprise afin que celle-ci puisse répondre à des environnements changeants. Teece (2007) a identifié trois dimensions de capacités dynamiques. Tout d'abord, la détection renvoie à la capacité de l'organisation à identifier et interpréter les opportunités émergentes grâce à des activités de veille, d'exploration technologique et de compréhension des marchés. Ensuite, la saisie correspond à la capacité à mobiliser efficacement les ressources pour exploiter ces opportunités, en surmontant les routines existantes et les résistances organisationnelles. Enfin, la reconfiguration désigne la capacité à adapter et transformer continuellement les ressources, les structures et les processus de l'organisation afin de faire face aux évolutions technologiques et aux menaces du marché.

Ces trois dimensions, interconnectées, permettent à l'entreprise de maintenir sa compétitivité et de favoriser l'innovation organisationnelle (Caverot et al., 2014).

Les capacités dynamiques diffèrent selon les marchés et leur valeur réside dans la capacité à créer, intégrer, recombinaison ou abandonner des ressources (Eisenhardt et Martin, 2000). Elles sont des potentialités nécessitant une activation (Loilier et Malherbe, 2010). Elles permettent de créer ou modifier des ressources rares, inimitables et non substituables (Eisenhardt et Martin, 2000) ou de développer des capacités à produire des connaissances nouvelles (Teece, 2007). En effet, le concept de capacités dynamiques combine deux notions clés : les « capacités », qui désignent les ressources acquises ou potentielles permettant à un individu ou une entreprise de gérer efficacement ses activités, et la « dynamique », qui implique une continuité d'action rendant l'entreprise flexible, active et proactive (Tsapi et Garandi, 2020).

### **1.3. La théorie des systèmes sociotechniques**

La théorie des systèmes sociotechniques considère qu'un système n'est pas seulement composé de technologies, mais aussi un large éventail de facteurs sociaux sont importants (personnes, règles, organisation) (Kudina et van de Poel, 2024). Un système sociotechnique est donc un ensemble où les aspects techniques et sociaux sont étroitement liés et interdépendants et fonctionnant ensemble pour atteindre un objectif commun. Ainsi, ce système réunit multiples parties prenantes (ingénieurs, dirigeants d'entreprise et clients, etc.) qui interagissent avec l'IA pour atteindre leurs objectifs en fonction de leurs rôles, via des interfaces système, au fil du temps et dans le respect des règles propres à l'institution sociale qui encadre le système (Van de Poel, 2020).

Par conséquent, la conceptualisation de l'IA en tant que système sociotechnique requiert une identification précise des parties prenantes, une analyse détaillée de leurs interactions avec l'IA, ainsi qu'une articulation claire des règles normatives et institutionnelles encadrant ces interactions (Benk et al., 2022). Kudina et van de Poel (2024) affirment que considérer l'IA comme intégrée à des systèmes sociotechniques plus larges permet de mieux comprendre son fonctionnement, ses effets sociaux, les enjeux éthiques associés, ainsi que d'orienter sa conception vers des solutions plus performantes et responsables.

## **2. Analyse conceptuelle : revue de littérature**

### **2.1. Capital social**

Sur la base des travaux de Nahapiet et Ghoshal (1998), le capital social soutient le capital intellectuel et l'avantage concurrentiel en facilitant l'échange et la combinaison des connaissances. Il regroupe les liens internes et externes de l'organisation, essentiels à l'innovation et à l'adaptation (Xu et al., 2022). Yaqub et Alsabban (2023) proposent que le rôle le plus important entre les membres d'un réseau social au sein d'une organisation, réside dans leurs interactions, qu'elles soient physiques ou électroniques, telles que les réunions, le travail d'équipes, les courriels ou les forums de discussion en ligne à travers des plateformes des médias sociaux, afin de faciliter l'accès aux connaissances entre les différents membres (Benderoth et al., 2025).

La recherche sur le capital social a suggéré trois dimensions : la dimension structurelle, la dimension relationnelle et la dimension cognitive (Nahapiet et Ghoshal, 1998). Le capital social structurel d'un groupe repose à la fois sur la configuration des relations entre ses membres et sur les liens qu'il entretient avec d'autres groupes (Xu et al., 2014). Le capital social relationnel concerne la confiance et la fiabilité (Fukuyama, 1995), les normes et les sanctions (Coleman, 1988), les obligations et les attentes (Granovetter, 1985) et l'identité et l'identification (Hakansson et Snehota, 1995). Cette dimension relationnelle peut être définie comme le concept de relations solides entre les membres d'une organisation (le respect, l'amitié, etc.) (Levin et Cross, 2004), où la confiance constitue un facteur déterminant dans la propension d'un réseau à favoriser le partage de connaissances (Kittikunchotiwut, 2015). Quant au capital social cognitif qui se caractérise par un langage et des codes partagés, les objectifs communs et la culture commune, une vision et des valeurs communes entre les membres du réseau (Nahapiet et Ghoshal, 1998).

### **2.2. La capacité d'absorption des connaissances**

Dans un environnement en constante évolution, il est essentiel pour les organisations de développer une capacité d'adaptation et d'exploiter efficacement les nouvelles technologies, pratiques et connaissances pour assurer leur pérennité et compétitivité. La capacité d'absorption (ACAP) est le concept qui explique comment cette adaptation est concrètement possible au sein de l'organisation, désigne la capacité d'une organisation à acquérir, assimiler, transformer et appliquer efficacement des connaissances externes (Zahra et George, 2002). L'ACAP concept

initialement proposé par Cohen et Levinthal (1990), constitue une référence majeure dans l'étude de ce processus. Ils définissent l'ACAP comme la capacité d'une entreprise à reconnaître, assimiler et appliquer des connaissances externes pour améliorer ses processus et produits. Cette définition a par la suite été reconceptualisée par Zahra et George (2002), qui en ont précisé les dimensions, tandis que Todorova et Durisin (2007) ont formulé des critiques visant à affiner et nuancer le concept.

De leur côté, Zahra et George (2002) proposent une distinction entre deux composantes fondamentales de la capacité d'absorption : L'ACAP potentielle désigne la capacité d'une entreprise à identifier, acquérir et valoriser des connaissances externes (Zahra et George, 2002). Elle dépend principalement de facteurs internes de l'organisation tels que la culture d'apprentissage, la structure organisationnelle, la diversité des compétences, ainsi que l'ouverture à l'innovation et à l'expérimentation (Gallardo et al., 2025). L'ACAP réalisée se réfère au niveau effectif d'exploitation et d'application des connaissances préalablement assimilées par l'organisation, témoignant de sa faculté à transformer ces connaissances en actions concrètes et en améliorations opérationnelles (Zahra et George, 2002).

Selon Lane et al. (2006), la capacité d'absorption comprend trois dimensions : l'apprentissage d'exploration (reconnaissance et la compréhension de nouvelles connaissances externes), l'apprentissage de transformation (l'assimilation de ces connaissances) et l'apprentissage d'exploitation (application des connaissances assimilées). Plutôt qu'une remise en question du modèle de Zahra et George (2002), telle que proposée par Todorova et Durisin (2007), cette approche s'inscrit dans une démarche d'élargissement et d'approfondissement du concept (Nekka et Aribi, 2022).

### **2.3. L'adoption de l'IA**

Le concept d'« intelligence artificielle », formulé par John McCarthy en 1956, fait référence à une branche de l'informatique qui vise à créer des systèmes capables de simuler la pensée et le comportement humains. Selon Barraud (2019, p.18) « *l'intelligence artificielle désigne donc les dispositifs technologiques visant à simuler et, in fine, remplacer l'intelligence naturelle, cherchant à reproduire les capacités de l'homme et de l'animal à percevoir, discerner, comprendre, apprendre, raisonner, calculer, mémoriser, comparer, choisir etc.* ». D'après Kuzembayeva et al. (2025), l'IA est un domaine scientifique dédié au développement de systèmes et de logiciels intelligents, capables d'analyser des données, d'apprendre, de prendre des décisions, d'interagir avec leur environnement et d'accomplir des tâches complexes.

En outre, l'IA est considérée comme la quatrième révolution industrielle (Zhang et al., 2021), combine l'informatique et de vastes ensembles de données pour améliorer la qualité de la prise de décision en entreprise (Badghish et Soomro, 2024). Elle se définit comme la simulation de l'intelligence humaine par des machines à travers des technologies telles que l'apprentissage automatique, l'apprentissage profond, l'exploration de données, le traitement du langage naturel ou la reconnaissance d'images (Dwivedi et al., 2021). En s'appuyant sur l'IA et le big data, les organisations peuvent systématiser des informations désagrégées et transformer ces données en décisions opérationnelles, ce qui accélère significativement la prise de décision à au niveau organisationnel (Awan et al., 2021).

#### **2.4. La littératie en IA**

La littératie a été historiquement définie comme la capacité à lire et à écrire (McBride, 2015). À l'ère numérique actuelle, l'émergence de la société fondée sur la connaissance exige que chaque individu soit « littéraire numérique » et détienne des compétences fondamentales pour accéder plus équitablement aux opportunités sur le marché du travail (Bawden, 2008). De nos jours, la technologie de l'IA émerge et devient des compétences essentielles pour jouer un rôle critique dans toutes les disciplines et tous les secteurs (Ng et al., 2021 ; Touretzky et al., 2019). L'IA pourrait devenir l'une des compétences technologiques les plus importantes du XXI<sup>e</sup> siècle. Ainsi, pour combiner IA et littératie, la littératie en IA implique de posséder les compétences essentielles nécessaires pour vivre, apprendre et travailler dans notre monde numérique grâce aux technologies basées sur l'IA. Ces compétences devraient être enseignées dès la maternelle et le lycée (Steinbauer et al., 2021).

Ng et al. (2021) conceptualisent la littératie en IA comme englobant à la fois la connaissance technique des systèmes d'IA et la capacité à les utiliser efficacement, la distinguant ainsi de la littératie numérique en général. Long et Magerko (2020) définissent plus précisément les compétences spécifiques qui constituent la littératie en IA, notamment la capacité à évaluer de manière critique les technologies d'IA, à comprendre leurs capacités et leurs limites, et à communiquer efficacement avec les systèmes d'IA.

### **3. Articulation théorique entre le capital social, la capacité d'absorption des connaissances, la littératie en IA et l'adoption de l'IA**

#### **3.1. Capital social et l'adoption de l'IA**

L'étude de Deepa et al. (2024) met en évidence l'importance du capital social organisationnel qui facilite l'accès aux ressources, la collaboration inter-départements et la gestion de la résistance au changement et surtout crée un climat de confiance, favorisant ainsi l'intégration réussie de l'IA dans les fonctions RH. Selon Huang et al. (2025), l'adoption de l'IA peut renforcer la création de valeur verte en s'appuyant sur le capital social relationnel, qui facilite la coopération avec les parties prenantes et la diffusion des technologies vertes. Toutefois, un capital social relationnel trop dense ou fermé peut freiner l'impact de l'IA en limitant l'ouverture à de nouvelles connaissances (Beltramino et al., 2022), en provoquant une résistance au changement (Jia et al., 2024) ou en réduisant la motivation à innover (Raisch et Krakowski, 2021).

Soluk et al. (2022) avancent que, dans les entreprises à gouvernance familiale, les mécanismes sociotechniques liés à l'adoption de l'IA montrent que le capital social externe, notamment les liens avec les fournisseurs, clients et concurrents, joue un rôle facilitateur dans cette adoption.

Dans la continuité des travaux, Inaba (2019) a mené une enquête par questionnaire, réalisée en ligne, auprès des résidents de la région métropolitaine de Tokyo. Les résultats révèlent que le capital social cognitif joue un rôle clé dans la promotion de l'IA, tandis que le capital social structurel créé par la participation à un groupe, ainsi que par les contacts avec d'autres personnes, y compris sur le lieu de travail, ne crée pas de perceptions positives de l'IA et pourrait même être source de perceptions négatives de l'IA. En d'autres termes, les simples interactions sociales (faire partie d'un groupe, parler avec des collègues) ne garantissent pas une attitude favorable à l'IA. Au contraire, elles peuvent renforcer les peurs, les doutes, ou les critiques collectives sur l'IA. Dans ce contexte, le réseau social agit alors comme source de méfiance, pas comme facteur de confiance.

De ce fait, de plus en plus de recherches empiriques confirment que la confiance d'un individu envers l'IA influence directement son intention d'adopter cette technologie, que ce soit dans un cadre personnel (Wang et al., 2021 ; Choung et al., 2023) ou professionnel (Liu et al., 2022). En conséquence, la confiance permettrait d'assouplir la perception d'incertitude et de risque

associée à l'utilisation de l'IA et à son opacité, et faciliterait son adoption (Chaudhry et al., 2022).

En contraste avec cela, les propos de Rammer et al. (2022) et Alekseeva et al. (2021) stipulent que l'intensité des liens de l'entreprise est positivement associée à l'adoption de l'IA et aux possibilités d'accéder à des connaissances tacites, telles que la participation à des projets liés à l'IA et en développant l'expertise technique dans ce domaine, etc. Audretsch et Keilbach (2007) ajoutent qu'une organisation observe l'adoption de la technologie via des canaux de transmission, des événements de réseautage et la mobilité professionnelle. Dans cette continuité, Glückler (2013) souligne que l'observation et la pression mimétique dans les réseaux sociaux incitent les entreprises à adopter les technologies, simplement par l'observation de son adoption par d'autres acteurs de leur environnement. De ce sens, les entreprises intégrées au sein des réseaux d'IA et entretenant de bonnes connexions avec d'autres entreprises, des centres de recherches, des start-ups technologiques, des plateformes numériques, etc., sont davantage préparées et plus aptes à adopter et à exploiter les technologies d'IA (Ouahbi et Yahyaoui, 2025).

### **3.2. Capital social et l'ACAP**

Le capital social se fonde sur l'idée que les individus peuvent acquérir différents types de ressources, au niveau individuel ou organisationnel, grâce à leurs liens sociaux (Ali et al., 2023). Pour les entreprises, les liens sociaux ; une forme essentielle de capital social et un outil stratégique incontournable permettant d'accéder à diverses ressources matérielles et immatérielles (Li et al., 2014 ; Anwar et Ali Shah, 2020). Essentiellement, ils fournissent un large éventail de connaissances nouvelles, de savoir-faire technique, de technologies de pointe et de compétences ; c'est-à-dire les entreprises peuvent acquérir les informations et les connaissances les plus récentes afin de les exploiter par la suite pour améliorer leurs processus et innover (Jiang et al., 2018 ; Zhang et al., 2020), notamment les partenariats stratégiques qui offrent de nouvelles opportunités d'apprentissage mutuel et de résolution de problèmes, favorisant le développement de connaissances et d'expertises innovantes et le progrès technologique (Jiang et al., 2020).

En effet, selon plusieurs chercheurs, les conditions du contexte social sont propices à plusieurs activités de connaissance (Kittikunchotiwut, 2015). Dans ce sens, un capital social structurel favorise la communication, la création de relations interpersonnelles ainsi que l'amélioration de la capacité de l'entreprise à acquérir, assimiler et exploiter les nouvelles connaissances

(Zahra et George, 2002). Ainsi, le capital social relationnel basé sur des relations sociales solide et sur la confiance tant sur le lieu de travail qu'en dehors améliore la qualité des connaissances, et le partage des connaissances au sein de l'entreprise (Ouahbi et Yahyaoui, 2025). En ce qui concerne le capital social cognitif qui repose sur une vision partagée, des objectifs et des normes communs (Nahapiet et Ghoshal, 1998). La vision partagée favorise le partage des connaissances au sein du réseau soit en interne ou en externe (Chiu et al., 2006), ce qui permet d'identifier et d'acquérir des nouvelles connaissances. Les objectifs et normes communs facilitent la compréhension du sens du partage des connaissances, agissent comme un lien qui crée la confiance, en facilitant l'assimilation, la transformation et l'exploitation des connaissances acquises (Zahra et George, 2002).

À ce niveau, le capital social constitue les ressources issues des relations en interne et en externe d'une entreprise qui facilitent l'échange des connaissances (Ouahbi et Yahyaoui, 2025) et par conséquent, soutiennent les processus fondamentaux de la capacité d'absorption. Dans cette logique, une entreprise disposant d'un capital social fort est en mesure d'accéder à des connaissances variées au sein de son réseau ; toutefois, sa capacité à exploiter ces connaissances nouvellement acquises repose sur sa capacité d'absorption des connaissances (Lee et al., 2021).

### **3.3. L'ACAP et l'adoption de l'IA**

De nombreuses recherches ont mis en évidence le rôle de la capacité d'absorption (ACAP) dans l'adoption des technologies émergentes (Keller, 1996 ; Gomez et Vargas, 2009 ; Kastelli et al., 2024). Néanmoins, les travaux portant spécifiquement sur le lien entre l'ACAP et l'adoption de l'intelligence artificielle reste encore peu explorée.

Selon Kastelli et al. (2024), l'ACAP constitue une condition organisationnelle essentielle pour adopter efficacement les technologies numériques et en tirer un réel bénéfice en termes de performance et d'innovation. De même, Mubarik et al. (2025) soulignent que l'ACAP joue un rôle clé dans l'adoption de l'IA, dans la mesure où elle permet à l'entreprise d'identifier, assimiler et appliquer efficacement les connaissances externes nécessaires à l'intégration des technologies de l'IA dans ses processus organisationnels (Chatterjee et al., 2021).

Ainsi, l'ACAP joue un rôle fondamental dans l'atténuation des risques liés à l'intégration de l'IA (Ghobakhloo et al., 2022 ; Mubarik et al., 2025). Plus précisément, les entreprises disposant d'une forte capacité d'absorption peuvent mieux anticiper et surmonter les défis liés au processus d'adoption de l'IA, à savoir : la résistance au changement et les problèmes d'intégration

technique (Arcidiacono et al., 2022). Cette aptitude s'explique par leur capacité à assimiler et exploiter efficacement les connaissances externes essentielles à l'adoption de l'IA (Zahra et George, 2002), un facteur déterminant dans le contexte des technologies émergentes en constante évolution où les organisations doivent constamment adapter et développer leurs capacités pour rester compétitives.

Sánchez et al. (2025) considèrent l'ACAP, en tant que ressource immatérielle, comme un facteur déterminant dans la réussite de l'intégration de l'IA. Selon eux, cette capacité se manifeste à travers l'expérience acquise en matière de technologies (Choudrie et al., 2023), les connaissances internes (Von Garrel et Jahn, 2023) et l'élaboration des plans de transformation numérique (Kinney et Anastasiadou, 2024). Dans la même perspective, Hashem (2024) dans son étude a montré que l'ACAP joue un rôle déterminant dans l'adoption de l'Industrie 4.0 au sein des entreprises manufacturières. Bien que cette étude porte sur un ensemble technologique plus large que l'IA, elle met en lumière des capacités organisationnelles, notamment l'ambidextrie d'innovation et la capacité d'apprentissage ; également pertinentes pour comprendre les conditions d'une adoption efficace de l'IA.

Lorenz et al. (2020) ont étudié comment l'ACAP influence l'adoption de technologies numériques, ont constaté un impact positif de la profondeur, mais pas de l'étendue, de la recherche de connaissances externes sur l'adoption de technologies numériques. En d'autres mots, une adoption efficace des technologies numériques, notamment l'IA, est davantage facilitée lorsque l'entreprise se concentre à travailler en profondeur avec quelques sources fiables plutôt que de chercher beaucoup d'informations auprès de nombreuses sources sans vraiment les étudier en détail. À cet effet, c'est surtout la qualité et la profondeur de la recherche des connaissances qui comptent le plus que la quantité des sources pour bien adopter des technologies numériques.

En outre, selon Culot et al. (2020), les entreprises souhaitant adopter l'IA peuvent utiliser leur capacité d'absorption potentielle (PAC) pour repérer et comprendre de nouvelles connaissances variées en matière de l'IA. Ces nouvelles connaissances peuvent être très différentes de ce que l'entreprise connaît déjà ou existe dans sa base de connaissances, donc elle doit avoir la capacité de les assimiler et les comprendre malgré cette différence (Cohen et Levinthal, 1990). À cela s'ajoute la capacité d'absorption réalisée (RAC) qui joue un rôle essentiel pour soutenir la transformation et l'exploitation efficaces des nouvelles technologies de l'IA dans l'entreprise, permettant ainsi la mobilisation des ressources internes pour transformer ses pratiques, intégrer

les nouvelles connaissances dans ses routines et tirer pleinement parti de l'IA. En effet, l'entreprise doit réorganiser et simplifier ses méthodes de travail internes, et résoudre les problèmes d'adaptation entre les nouvelles technologies et les équipements ou systèmes déjà en place, pour réussir à intégrer l'IA (Hofmann et Rüschi, 2017 ; Arcidiacono et al., 2022). Ainsi, l'intégration de l'IA implique des transformations profondes notamment à travers l'adoption de structures organisationnelles plus flexibles et adaptatives. À ce stade, nous pouvons constater que la capacité d'absorption potentielle et la capacité d'absorption réalisée sont deux composantes essentielles pour réussir l'adoption de l'IA au sein de l'entreprise.

### **3.4. La littératie en IA dans la relation entre l'ACAP et l'adoption de l'IA**

Bien que la capacité d'absorption des connaissances et la littératie en IA soient toutes deux reconnues comme des leviers essentiels pour l'adoption et l'intégration efficace des technologies numériques, la relation entre ces deux concepts demeure largement sous-explorée dans la littérature existante. En particulier, l'influence de la littératie en IA sur la relation entre l'ACAP et l'adoption réussie de l'IA demeure largement inexplorée. Cette lacune ouvre une perspective de recherche prometteuse pour mieux comprendre les conditions permettant une adoption réussie.

La littérature sur l'adoption de l'IA suggère que la capacité d'absorption des connaissances permet aux organisations de reconnaître, assimiler et exploiter des connaissances nécessaires à son adoption. Cependant, l'efficacité de ce processus dépend du niveau de compréhension et de familiarité avec la technologie en question. La littératie en IA s'impose comme une compétence essentielle qui facilite l'intégration et l'adoption de cette technologie au sein de l'organisation (Ng et al., 2021 ; Pinski et Benlian, 2023).

En effet, la littératie en IA joue un rôle déterminant dans l'acceptation de l'IA, à la fois en influençant directement la disposition des individus à adopter cette technologie, en réduisant l'anxiété associée à son utilisation, et en renforçant les perceptions d'utilité et de facilité d'usage. Selon Carolus et al. (2023), les compétences en IA et la volonté d'utiliser les technologies d'IA sont liées, soulignant l'importance de la littératie non seulement comme facteur de connaissance, mais aussi comme levier émotionnel permettant de réduire l'anxiété liées à l'IA (Wang et Wang, 2022).

Sur cette base, nous soutenons que la littératie en IA pourrait renforcer l'effet de l'ACAP sur l'adoption de l'IA. Pour atteindre cette adoption de l'IA, les entreprises doivent doter niveau

élevé de littératie en IA afin de mieux exploiter les connaissances acquises. La compréhension des principes, des usages et des limites de l'IA facilite l'assimilation, la transformation et l'intégration des connaissances acquises liés à l'IA dans les processus organisationnels.

La littératie en IA ne semble pas avoir d'effet direct sur l'adoption de l'IA dans certaines études antérieures. Toutefois, elle pourrait jouer un rôle fondamental en modérant l'efficacité avec laquelle la capacité d'absorption se traduit en adoption réussie de l'IA. En d'autres termes, plus les membres de l'organisation sont alphabétisés en IA, plus l'organisation est susceptible de transformer sa capacité d'absorption en mise en œuvre effective de l'IA (Cheng et al. 2025). Par ailleurs, une organisation n'est pas prête à adopter l'IA si ses employés ou dirigeants ne comprennent pas l'IA. Donc, la littératie en IA renforce la capacité organisationnelle à se préparer au changement et à expérimenter avec les l'IA (Li et Kim, 2024 ; Juhaeni, 2025). Pinski et al. (2024) dans leur étude insistent sur le rôle de la littératie en IA des équipes dirigeantes comme un levier déterminant pour orienter stratégiquement l'entreprise vers l'IA et réussir sa mise en œuvre, confirment ainsi son rôle central dans les processus d'adoption organisationnelle de l'IA.

Ainsi, si nous soutenons que l'ACAP influence positivement l'adoption et l'intégration réussie de l'IA par l'acquisition, l'assimilation, la transformation et l'exploitation des connaissances permettant aux entreprises de comprendre, adapter et tirer pleinement parti de l'IA pour améliorer leur performance et leur compétitivité, nous affirmons également que la relation entre l'ACAP et l'adoption de l'IA serait amplifiée lorsque les entreprises disposent d'un niveau élevé de littératie en IA.

#### **4. Modèle élaboré de la recherche**

Le cadre conceptuel et théorique élaboré précédemment a permis de mettre en évidence les relations potentielles entre les principales variables de l'étude, à savoir le capital social, la capacité d'absorption des connaissances, la littératie en IA et l'adoption de l'IA. Dans ce qui suit, nous procéderons à l'identification des dimensions constitutives de chaque variable étudiée, en vue de la formulation des hypothèses de recherche. Par la suite, les relations théoriques sous-jacentes entre ces variables seront formalisées et synthétisées au sein d'un modèle théorique intégrateur.

**Tableau N°1 : Dimensions des variables retenues**

<b>Variables</b>	<b>Dimensions</b>	<b>Références</b>
<b>Capital social</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Structurelle</li> <li>- Relationnelle</li> <li>- Cognitive</li> </ul>	Bourdieu (1980) ; Coleman (1988) ; Nahapiet et Ghoshal (1998) ; Xu et al. (2022)
<b>Capacité d'absorption des connaissances</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Acquisition ;</li> <li>- Assimilation ;</li> <li>- Transformation ;</li> <li>- Exploitation.</li> </ul>	Cohen et Levinthal (1990) ; Zahra et George (2002) ; Todorova et Dursin (2007) ; Gallardo et al. (2025).
<b>Littératie en IA</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Cognitive (ou connaissance de l'IA) ;</li> <li>- Opérationnelle (ou compétences d'usage) ;</li> <li>- Critique et analytique ;</li> <li>- Éthique ;</li> </ul>	Touretzky et al. (2019) ; Zerilli et al. (2019) ; Long et Magerko (2020) ; Ng et al. (2021) ; Dennehy et al. (2023).
<b>Adoption de l'IA</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- L'intention d'adopter les technologies de l'IA : l'intention d'usage et l'acceptation perçue ;</li> <li>- Adoption effective ;</li> <li>- L'appropriation et l'intégration organisationnelle ;</li> <li>- Pérennisation de l'adoption de l'IA.</li> </ul>	Ransbotham et al. (2020) ; Wang et al. (2021) ; Choung et al. (2023) ; Awan et al. (2021) ; Limayem et al. (2007).

**Source : élaboré par nos soins**

Dans ce contexte, et en nous appuyant sur le cadre théorique que nous avons développé précédemment, nous pouvons formuler les hypothèses de recherche qui composent notre modèle théorique comme suit :

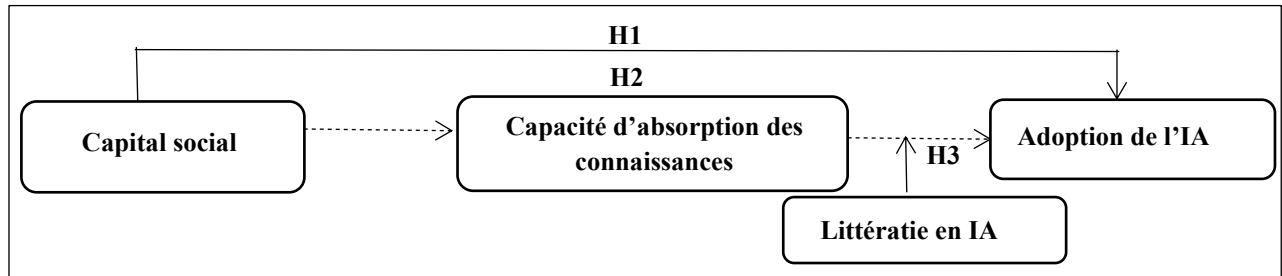
**H1** : Le capital social joue un rôle positif et significatif à l'adoption de l'IA

**H2** : La capacité d'absorption des connaissances joue un rôle médiateur positif et significatif dans la relation entre le capital social et l'adoption de l'IA.

**H3** : La littératie en IA joue un rôle modérateur positif et significatif dans la relation entre la capacité d'absorption des connaissances et l'adoption de l'IA.

Sur la base de ces hypothèses, les relations entre les variables retenues sont conceptualisées et représentées comme suit :

**Figure N° 1 : Modèle théorique de recherche**



**Source : élaboré par nos soins**

En synthèse, le modèle théorique de recherche développé met en lumière le processus d'adoption de l'IA au sein des entreprises. En fondant notre analyse sur la théorie du capital social et bien d'autres théories mobilisées, nous postulons que le capital social à travers les liens et les interactions sociales favorise l'accès aux ressources clés, créant ainsi un environnement propice à l'acquisition et au partage des connaissances. Ces ressources, lorsqu'elles sont efficacement assimilées, transformées et exploitées, contribuent au développement de la capacité d'absorption des connaissances, laquelle joue un rôle déterminant dans l'adoption et l'intégration de l'IA.

En ce sens, bien que la capacité d'absorption des connaissances facilite la transformation des ressources issues des interactions sociales en connaissances mobilisables pour l'adoption de l'IA, l'efficacité de cette transformation dépend pleinement des compétences nécessaires, du niveau de compréhension et de maîtrise technologiques par les acteurs.

Par ailleurs, la littératie en IA influence la manière dont les acteurs perçoivent, interprètent et mobilisent ces connaissances, en fonction de leur niveau de compréhension, de compétences d'usage, de capacité d'analyse critique et de sensibilité aux enjeux éthiques associés à l'IA. L'adoption de l'IA s'inscrit ainsi dans une dynamique progressive, allant de la volonté initiale d'intégrer cette technologie à leur usage effectif, à leur appropriation et à leur ancrage durable dans les pratiques organisationnelles. Dans ce sens, expliquer l'adoption de l'IA comme un processus intégré, dépendant des ressources humaines, organisationnelles, relationnelles, et techniques.

---

## Conclusion

Afin de comprendre les déterminants de l'adoption réussie de l'IA au sein des entreprises, celles-ci se trouvent confrontées à un ensemble de conditions organisationnelles qui structurent ce processus. L'intégration de l'IA ne dépend pas uniquement de la disponibilité technologique, mais de la capacité des organisations à mobiliser leurs ressources pour en exploiter pleinement le potentiel. De ce cadre, dans la présente étude nous avons tenté à proposer un modèle conceptuel théorique articulant le capital social, la capacité d'absorption des connaissances et la littératie en IA.

En s'appuyant sur la théorie existante, la qualité des relations internes et externes favorise la circulation et le partage des connaissances, constituant ainsi un socle essentiel pour toute transformation technologique, notamment celle de l'IA. Toutefois, ces ressources relationnelles ne produisent d'effets concrets que lorsqu'elles se traduisent par une capacité organisationnelle à identifier, assimiler, transformer et exploiter les connaissances pertinentes pour l'adoption de l'IA au sein de l'entreprise. Les principaux apports de ce travail mettent en évidence que l'adoption réussie de l'IA repose sur une approche intégrée dans laquelle le capital social soutient le développement d'une capacité d'absorption des connaissances, laquelle contribue à son tour à une adoption réussie de l'IA. Par ailleurs, la littératie en IA renforce ce processus d'adoption en facilitant la compréhension, l'appropriation de l'IA. Ainsi,

Malgré les limites liées notamment au caractère émergent de la thématique et à l'évolution rapide des technologies d'IA, cette étude contribue à enrichir la littérature en proposant un modèle théorique. Elle offre également aux managers des repères pour aligner leurs pratiques organisationnelles, leurs stratégies de développement des compétences et leurs initiatives technologiques sur les exigences de l'IA. Enfin, ce travail ouvre des perspectives de recherche futures, notamment à travers la validation empirique du modèle proposé et l'exploration d'autres facteurs organisationnels susceptibles d'influencer la réussite des projets d'IA

---

## BIBLIOGRAPHIE

- Alekseeva, L., Azar, J., Giné, M., Samila, S., & Taska, B. (2021). The demand for AI skills in the labor market. *Labour economics*, 71, 102002.
- Ali, A., Jiang, X., & Ali, A. (2023). Social ties, absorptive capacity, and the adoption of green innovation: a social capital perspective. *International Journal of Manpower*, 44(2), 214-230.
- Anwar, M., & Ali Shah, S. Z. (2020). Managerial networking and business model innovation: Empirical study of new ventures in an emerging economy. *Journal of Small Business & Entrepreneurship*, 32(3), 265-286.
- Arcidiacono, F., Ancarani, A., Di Mauro, C., & Schupp, F. (2022). The role of absorptive capacity in the adoption of Smart Manufacturing. *International Journal of Operations & Production Management*, 42(6), 773-796.
- Audretsch, D. B., & Keilbach, M. (2007). The theory of knowledge spillover entrepreneurship. *Journal of Management studies*, 44(7), 1242-1254.
- Awan, U., Shamim, S., Khan, Z., Zia, N. U., Shariq, S. M., & Khan, M. N. (2021). Big data analytics capability and decision-making: The role of data-driven insight on circular economy performance. *Technological Forecasting and Social Change*, 168, 120766.
- Badghish, S., & Soomro, Y. A. (2024). Artificial intelligence adoption by SMEs to achieve sustainable business performance: application of technology–organization–environment framework. *Sustainability*, 16(5), 1864.
- Barraud, B. (2019). L'intelligence de l'intelligence artificielle. L'intelligence artificielle– Dans toutes ses dimensions.
- Bawden, D. (2008). Origins and concepts of digital literacy. *Digital literacies: Concepts, policies and practices*, 30(2008), 17-32.
- Benderoth, M., Gebhard, P., Keller, C., Nakhosteen, C. B., Schaffer, S., & Schneeberger, T. (2025). Socially Interactive Agents for Preserving and Transferring Tacit Knowledge in Organizations. arXiv preprint arXiv:2508.19942.

- Benk, M., Tolmeijer, S., von Wangenheim, F., & Ferrario, A. (2022). The value of measuring trust in AI-a socio-technical system perspective. arXiv preprint arXiv:2204.13480.
- Berente, N., Gu, B., Recker, J., & Santhanam, R. (2021). Managing artificial intelligence. *MIS quarterly*, 45(3), 1433-1450.
- Bourdieu, P. (1980). Le capital social. *Actes de la recherche en sciences sociales*, 31(1), 2-3.
- Burt, R. S. (1997). The contingent value of social capital. *Administrative Science Quarterly*.
- Carolus, A., Koch, M. J., Straka, S., Latoschik, M. E., & Wienrich, C. (2023). MAILS-Meta AI literacy scale: Development and testing of an AI literacy questionnaire based on well-founded competency models and psychological change-and meta-competencies. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 1(2), 100014.
- Caverot, G., Martin, D. P., & Boldrini, J. C. (2014). Comment développer des capacités dynamiques pour une performance accrue? Le rôle clé des technological gatekeepers dans les PME. In *Annales des Mines-Gérer et comprendre* (Vol. 116, No. 2, pp. 30-42). ESKA.
- Chatterjee, S., Rana, N. P., Dwivedi, Y. K., & Baabdullah, A. M. (2021). Understanding AI adoption in manufacturing and production firms using an integrated TAM-TOE model. *Technological Forecasting and Social Change*, 170, 120880.
- Chiu, C. M., Hsu, M. H., & Wang, E. T. G., 2006, Understanding knowledge sharing in virtual communities: An integration of social capital and social cognitive theories. *Decision Support Systems*, 42(3), 1872-1888.
- Choudrie, J., Manandhar, N., Castro, C., & Obuekwe, C. (2023). Hey Siri, Google! Can you help me? A qualitative case study of smartphones AI functions in SMEs. *Technological Forecasting and Social Change*, 189, 122375.
- Choung, H., David, P., & Ross, A. (2023). Trust in AI and its role in the acceptance of AI technologies. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 39(9), 1727-1739.
- Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative science quarterly*, 35(1), 128-152.

- Coleman, J. S. (1988). Social capital in the creation of human capital. *American journal of sociology*, 94, S95-S120.
- Culot, G., Nassimbeni, G., Orzes, G., & Sartor, M. (2020). Behind the definition of Industry 4.0: Analysis and open questions. *International Journal of Production Economics*, 226, 107617.
- Deepa, R., Sekar, S., Malik, A., Kumar, J., & Attri, R. (2024). Impact of AI-focussed technologies on social and technical competencies for HR managers—A systematic review and research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 202, 123301.
- Dennehy, D., Griva, A., Pouloudi, N., Dwivedi, Y. K., Mäntymäki, M., & Pappas, I. O. (2023). Artificial intelligence (AI) and information systems: perspectives to responsible AI. *Information Systems Frontiers*, 25(1), 1-7.
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., ... & Williams, M. D. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International journal of information management*, 57, 101994.
- Eisenhardt, K. M., & Martin, J. A. (2017). Dynamic capabilities: what are they?. *The SMS Blackwell handbook of organizational capabilities*, 341-363.
- Fukuyama, F. (1995). Social capital and the global economy. *Foreign Aff.*, 74, 89.
- Gallardo, J. Q., Morales, S. N., & Argüelles, V. T. (2025). Transformational Leadership and Absorptive Capacity: A Bibliometric Review. *TEM Journal*, 14(2).
- Ghobakhloo, M., Iranmanesh, M., Vilkas, M., Grybauskas, A., & Amran, A. (2022). Drivers and barriers of industry 4.0 technology adoption among manufacturing SMEs: a systematic review and transformation roadmap. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 33(6), 1029-1058.
- Glückler, J. (2013). Knowledge, networks and space: Connectivity and the problem of non-interactive learning. *Regional Studies*, 47(6), 880-894.

- Gölgeci, I., & Kuivalainen, O. (2020). Does social capital matter for supply chain resilience? The role of absorptive capacity and marketing-supply chain management alignment. *Industrial marketing management*, 84, 63-74.
- Gomez, J., & Vargas, P. (2009). The effect of financial constraints, absorptive capacity and complementarities on the adoption of multiple process technologies. *Research Policy*, 38(1), 106-119.
- Granovetter, M. (1985). Economic action and social structure: The problem of embeddedness. *American journal of sociology*, 91(3), 481-510.
- Håkansson, H., & Snehota, I. (1995). The burden of relationships or who's next. In *IMP Conference (11th) (Vol. 11)*. IMP.
- Hashem, G. (2024). Adopting Industry 4.0 through absorptive capacity and innovation ambidexterity with the moderation of learning capability. *Business process management journal*, 30(6), 1995-2024.
- Hofmann, E., & Rüsç, M. (2017). Industry 4.0 and the current status as well as future prospects on logistics. *Computers in industry*, 89, 23-34.
- Ho, L. T., Gan, C., Jin, S., & Le, B. (2022). Artificial intelligence and firm performance: does machine intelligence shield firms from risks?. *Journal of risk and financial management*, 15(7), 302.
- Inaba, Y. (2019). How is Social Capital Associated with Perception of AI? An Observation from a Survey of Residents in Metropolitan Tokyo Area. In *Proceedings of the Annual Conference of JSAI 33rd (2019) (pp. 1K4E101-1K4E101)*. The Japanese Society for Artificial Intelligence.
- Jiang, F., Guo, H., Wei, Z., & Wang, D. (2018). The fit between managerial ties and resource bundling capabilities: Implications for performance in manufacturing firms. *IEEE Transactions on engineering Management*, 65(2), 216-226.
- Jiang, W., Wang, L., Zhou, K. Z., & Guo, Z. (2021). How managerial ties affect hotels' proactive environmental practices in China: The contingent role of institutional environments. *International journal of hospitality management*, 95, 102756.

- Kastelli, I., Dimas, P., Stamopoulos, D., & Tsakanikas, A. (2024). Linking digital capacity to innovation performance: The mediating role of absorptive capacity. *Journal of the Knowledge Economy*, 15(1), 238-272.
- Keller, W. (1996). Absorptive capacity: On the creation and acquisition of technology in development. *Journal of development economics*, 49(1), 199-227.
- Kinney, M., Anastasiadou, M., Naranjo-Zolotov, M., & Santos, V. (2024). Expectation management in AI: A framework for understanding stakeholder trust and acceptance of artificial intelligence systems. *Heliyon*, 10(7).
- Kittikunchotiwut, P. (2015). The role of social capital on absorptive capacity and organizational innovation. *Journal of Business and Retail Management Research*, 10(1).
- Kudina, O., & van de Poel, I. (2024). A sociotechnical system perspective on AI. *Minds and Machines*, 34(3), 21.
- Kumar, A., Shankar, A., Hollebeek, L. D., Behl, A., & Lim, W. M. (2025). Generative artificial intelligence (GenAI) revolution: A deep dive into GenAI adoption. *Journal of Business Research*, 189, 115160.
- Kuzembayeva, N., Nurgazy, S., Kaliyeva, A., & Khalizhan, D. (2025). THE IMPACT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE ON ORGANIZATIONAL PERFORMANCE. *Farabi Journal of Social Sciences*, 11(1), 22-28.
- Lane, P. J., Koka, B. R., & Pathak, S. (2006). The reification of absorptive capacity: A critical review and rejuvenation of the construct. *Academy of management review*, 31(4), 833-863.
- Lee, Y., Cortes, A. F., Zhuang, Y., & Herrmann, P. (2021). Social capital and organizational ambidexterity: the moderating effect of absorptive capacity. *International journal of emerging markets*, 16(8), 1793-1812.
- Levin, D. Z., & Cross, R. (2004). The strength of weak ties you can trust: The mediating role of trust in effective knowledge transfer. *Management science*, 50(11), 1477-1490.

- Li, Y., Chen, H., Liu, Y., & Peng, M. W. (2014). Managerial ties, organizational learning, and opportunity capture: A social capital perspective. *Asia Pacific Journal of Management*, 31(1), 271-291.
- Limayem, M., Hirt, S. G., & Cheung, C. M. (2007). How habit limits the predictive power of intention: The case of information systems continuance. *MIS quarterly*, 705-737.
- Liu, H., Wang, Y., Fan, W., Liu, X., Li, Y., Jain, S., ... & Tang, J. (2022). Trustworthy ai: A computational perspective. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 14(1), 1-59.
- Loilier, T., & Malherbe, M. (2010). Genèse d'un écosystème d'affaires et approche par les capacités: les enseignements d'une étude de cas issue du secteur des télécommunications. In *Conférence de l'AIMS*.
- Long, D., & Magerko, B. (2020, April). What is AI literacy? Competencies and design considerations. In *Proceedings of the 2020 CHI conference on human factors in computing systems* (pp. 1-16).
- Lorenz, R., Benninghaus, C., Friedli, T., & Netland, T. H. (2020). Digitization of manufacturing: the role of external search. *International Journal of Operations & Production Management*, 40(7/8), 1129-1152.
- McBride, C. (2015). *Children's literacy development: A cross-cultural perspective on learning to read and write*. Routledge.
- Mubarik, M., Maciukaite-Zviniene, S., Mubarak, M. F., Ghobakhloo, M., & Pilkova, A. (2025). Strategic and organisational factors for advancing knowledge in intelligent automation. *Journal of Innovation & Knowledge*, 10(2), 100675.
- Nahapiet, J., & Ghoshal, S. (1998). Social capital, intellectual capital, and the organizational advantage. *Academy of management review*, 23(2), 242-266.
- Nekka, H., & Aribi, A. (2022). La capacité d'absorption des connaissances de l'entreprise et capital intellectuel: contribution à une relation complexe. *Management international*, 26(4), 78-95.

- Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100041.
- OUAHBI, A., & YAHYAOU, T. (2025). Étude de la contribution du capital social à la résilience organisationnelle des entreprises du cluster haliopôle d'agadir: l'effet médiateur de l'innovation managériale. *Revue Française d'Economie et de Gestion*, 6(1).
- OUAHBI, A., & YAHYAOU, T. (2025). La contribution du capital social à la capacité d'innovation: Étude empirique du rôle médiateur du partage des connaissances et l'engagement des salariés. *International Journal of Accounting Finance Auditing Management and Economics*, 6(2), 84-107.
- OUAHBI, A., & YAHYAOU, T. (2025). Le rôle du capital social dans l'adoption de l'intelligence artificielle et son impact sur l'innovation managériale: Une revue de la littérature. *Revue Internationale des Sciences de Gestion*, 8(4).
- Pinski, M., & Benlian, A. (2023). AI literacy-towards measuring human competency in artificial intelligence.
- Polisetty, A., Chakraborty, D., G, S., Kar, A. K., & Pahari, S. (2024). What determines AI adoption in companies? Mixed-method evidence. *Journal of Computer Information Systems*, 64(3), 370-387.
- Ransbotham, S., Khodabandeh, S., Kiron, D., Candelon, F., Chu, M., & LaFountain, B. (2020). Expanding AI's impact with organizational learning.
- Soluk, J., Miroshnychenko, I., & Nambisan, S. (2022). Adoption of artificial intelligence: A mixed methods study on network ties and family influence. In *Academy of Management Proceedings* (Vol. 2022, No. 1, p. 13303). Briarcliff Manor, NY 10510: Academy of Management.
- Steinbauer, G., Kandlhofer, M., Chklovski, T., Heintz, F., & Koenig, S. (2021). A differentiated discussion about AI education K-12. *KI-Künstliche Intelligenz*, 35(2), 131-137.
- Stohr, A., Ollig, P., Keller, R., & Rieger, A. (2024). Generative mechanisms of AI implementation: A critical realist perspective on predictive maintenance. *Information and*

*Organization*, 34(2), 100503. Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: the nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic management journal*, 28(13), 1319-1350.

- Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic management journal*, 18(7), 509-533.
- Todorova, G., & Durisin, B. (2007). Absorptive capacity: Valuing a reconceptualization. *Academy of management review*, 32(3), 774-786.
- Touretzky, D., Gardner-McCune, C., Martin, F., & Seehorn, D. (2019, July). Envisioning AI for K-12: What should every child know about AI?. In *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence* (Vol. 33, No. 01, pp. 9795-9799).
- TSAPI, V., & GARANDI, A. A. (2020). Comprendre le phénomène des capacités dynamiques au sein des PME: des enseignements tirés du contexte camerounais. *Revue Internationale des Sciences de Gestion*, 3(3).
- Van de Poel, I. (2020). Embedding values in artificial intelligence (AI) systems. *Minds and machines*, 30(3), 385-409.
- Von Garrel, J., & Jahn, C. (2023). Design framework for the implementation of AI-based (service) business models for small and medium-sized manufacturing enterprises. *Journal of the knowledge economy*, 14(3), 3551-3569.
- Wang, Y., Liu, C., & Tu, Y. F. (2021). Factors affecting the adoption of AI-based applications in higher education. *Educational technology & society*, 24(3), 116-129.
- Wang, Y. Y., & Wang, Y. S. (2022). Development and validation of an artificial intelligence anxiety scale: An initial application in predicting motivated learning behavior. *Interactive Learning Environments*, 30(4), 619-634.
- Xu, J., Chau, M., & Tan, B. C. (2014). The development of social capital in the collaboration network of information systems scholars. *Journal of the Association for Information Systems*, 15(12), 3.

- Xu, Q., Hou, Z., Zhang, C., Yu, F., Guan, J., & Liu, X. (2022). Human capital, social capital, psychological capital, and job performance: Based on fuzzy-set qualitative comparative analysis. *Frontiers in psychology*, 13, 938875.
- Yaqub, M. Z., & Alsabban, A. (2023). Knowledge sharing through social media platforms in the silicon age. *Sustainability*, 15(8), 6765.
- Zahra, S. A., & George, G. (2002). Absorptive capacity: A review, reconceptualization, and extension. *Academy of management review*, 27(2), 185-203.
- Zhang, J. A., O'Kane, C., & Chen, G. (2020). Business ties, political ties, and innovation performance in Chinese industrial firms: The role of entrepreneurial orientation and environmental dynamism. *Journal of Business Research*, 121, 254-267.
- Zhang, W., Zuo, N., He, W., Li, S., & Yu, L. (2021). Factors influencing the use of artificial intelligence in government: Evidence from China. *Technology in Society*, 66, 101675.
- Zerilli, J., Knott, A., Maclaurin, J., & Gavaghan, C. (2019). Transparency in algorithmic and human decision-making: is there a double standard?. *Philosophy & Technology*, 32(4), 661-683.