ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND

L'intelligence artificielle comme levier stratégique de construction de l'e-réputation : une revue systématique de littérature

Artificial intelligence as a strategic lever for building e-reputation: a systematic literature review

Hasna EL HAMZAOUI, (*Doctorante*)
Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales - Souissi
Université Mohammed V Rabat, Maroc

Fatima-zahra BENZEID, (*Doctorante*)
Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales - Souissi
Université Mohammed V Rabat, Maroc

Imane GHAZLANE, (*Enseignant-chercheur*)
Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales - Souissi
Université Mohammed V Rabat, Maroc

Lalla saadia HAMIDI, (*Enseignant-chercheur*)
Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales - Souissi
Université Mohammed V Rabat, Maroc

Adresse de correspondance :	Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales - Souissi, Université Mohammed V Rabat, Maroc
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude. Ils assument l'entière responsabilité de tout éventuel plagiat, de l'usage de l'intelligence artificielle dans la rédaction, ainsi que des résultats présentés dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	EL HAMZAOUI, H., BENZEID, F.- zahra, GHAZLANE, I., & HAMIDI, L. saadia. (2026). L'intelligence artificielle comme levier stratégique de construction de l'e-réputation : une revue systématique de littérature. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics*, *7*(14), 95–126. https://doi.org/10.5281/zenodo.23651413
Licence	**Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND**

Received: 22/09/2026 *Accepted: 03/11/2026*

L'intelligence artificielle comme levier stratégique de construction de l'e-réputation : une revue systématique de littérature.

Résumé :

Face à la montée en puissance de l'intelligence artificielle, l'e-réputation constitue une ressource stratégique dont la gestion représente l'un des défis les plus complexes auxquels les entreprises contemporaines sont confrontées. Si les revues existantes, notamment celle de Molavi et Zhang (2025), se sont surtout intéressées à la mesure de la réputation d'entreprise par l'IA, l'articulation entre usages organisationnels de l'IA, construction active de l'e-réputation et contextes émergents demeurent peu traités. Notre article cherche à répondre à la question suivante : comment l'intelligence artificielle est-elle mobilisée par les entreprises pour construire et renforcer l'e-réputation ? Il présente une revue systématique de la littérature conduite selon la démarche PRISMA 2020, sans restriction temporelle a priori, et fondée sur deux bases de données : Scopus et Web of Science. A l'issue du processus de sélection, un corpus final de 30 articles a été retenu pour l'analyse sur 1509 documents identifiés. Une analyse bibliométrique a été également conduite pour compléter les résultats. Les résultats font ressortir une typologie de cinq actions de l'IA : la surveillance de la réputation en ligne, la réponse aux avis des consommateurs, la création de contenu, la détection des avis frauduleux et la prédiction. Ils montrent que l'IA est surtout mobilisée à des fins opérationnelles, en particulier pour la surveillance et la mesure de la réputation. Seule la réponse aux avis fait l'objet d'effets mesurés sur l'entreprise, tandis que les usages prédictifs, encore émergents, et le lien entre e-réputation, confiance et performance relèvent d'hypothèses qui restent à tester. Le corpus est dominé par les approches computationnelles (18 articles sur 30), concentré sur la Chine, la Turquie et l'Espagne, et ne compte qu'une seule étude longitudinale. L'analyse bibliométrique révèle trois clusters au sein desquels l'IA occupe une position périphérique, tandis que la région MENA ne représente que 6,1 % des travaux. Les résultats sont discutés à la lumière de la théorie des ressources (RBV), la théorie du signal, la théorie de l'identité sociale et le modèle d'acceptation des technologies (TAM). Notre article propose enfin un agenda de recherche future orienté vers les marchés émergents de la région MENA, en particulier le contexte marocain.

Mots clés : Intelligence artificielle, e-réputation, revue systématique, PRISMA, analyse bibliométrique.
JEL Classification : M31, M37, O33
Type du papier : revue systématique de littérature avec analyse bibliométrique

Abstract:

In a highly digitized business environment powered by artificial intelligence, online reputation has emerged as a strategic organizational asset whose management represents one of the most salient concerns for firms seeking to maintain competitiveness and stakeholder trust. While existing reviews, notably **Molavi & Zhang (2025)**, have mainly focused on AI-driven measurement of corporate reputation, the articulation between organizational uses of AI, the active building of e-reputation and emerging contexts remains largely unaddressed. This article therefore addresses the following question: how do firms mobilize artificial intelligence to build and strengthen their online reputation? It presents a systematic literature review following the PRISMA 2020 protocol, without a priori time restriction, based on two databases: Scopus and Web of Science. At the end of the selection process, a final set of 30 articles is retained out of 1,509 identified documents. A bibliometric analysis complements the review. The results reveal a typology of four AI actions supporting e-reputation: online reputation monitoring, responding to consumer reviews, content creation, fake review detection and prediction. They show that AI is primarily used for operational purposes, specifically for monitoring and measuring reputation. Only the act of responding to reviews has been shown to have measurable effects on a business, whereas predictive applications which are still emerging, and the link between online reputation, trust, and performance remain hypotheses that have yet to be tested. The corpus is dominated by computational approaches (18 of 30 articles) and concentrated on a few platforms and geographical contexts (China, Turkey, Spain), with only one longitudinal study. The bibliometric analysis identifies three thematic clusters in which AI occupies a peripheral position, while the MENA region accounts for only 6.1% of publications. These findings are discussed in light of the Resource-Based View, Signaling Theory, Social Identity Theory and the Technology Acceptance Model are used as an interpretive lens for the mechanisms through which AI contributes to e-reputation. Finally, it develops a future research agenda aimed at addressing existing knowledge gaps, with particular emphasis on emerging economies, including the Moroccan context.

Keywords: Artificial intelligence, online reputation, systematic review, PRISMA, bibliometric analysis.
Classification JEL: M31, M37, O33
Paper type: Systematic literature review with bibliometric analysis

ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND
IJAFAME
International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management & Economics

1. Introduction

En avril 2017, une vidéo filmée par des passagers et diffusée sur les réseaux sociaux, montrant l'expulsion forcée d'un passager à bord d'un avion de United Airlines, a provoqué en l'espace de quelques heures une crise réputationnelle majeure, générant ainsi une forte mobilisation des internautes, se traduisant par une vague de critiques et des appels au boycott de la compagnie aérienne (Rebillat, 2017). Les répercussions économiques de cet incident furent immédiates ; le 11 avril, l'action de sa maison mère a perdu jusqu'à 6.3 % en séance, soit une baisse temporaire d'environ 1,4 milliard de dollars de capitalisation (shen, 2017), avant de clôturer en recul de 1,1 %, soit environ 250 millions de dollars. Même partiellement résorbée en bourse, cette crise illustre la capacité d'un contenu généré par des usagers à affecter, en un temps très court et hors du contrôle de l'entreprise, sa réputation en ligne et à créer une crise réputationnelle de grande envergure. L'e-réputation apparaît ainsi comme un actif stratégique incontournable mais fragile des entreprises, et l'intelligence artificielle (IA) émerge comme un moyen de la surveiller, de la protéger et de la construire.

La littérature consacrée à l'IA et à l'e-réputation s'est développée autour de plusieurs usages : la classification de la réputation en ligne par apprentissage automatique Rantanen et al. (2020), l'analyse de l'opinion publique sur les marques par apprentissage profond (Li & Chung, 2025), la détection des faux avis (Salminen et al., 2022) ou encore la gestion des réponses aux avis en ligne (Lopes et al., 2024). Plusieurs revues ont commencé à synthétiser ce champ. Molavi et Zhang (2025) examinent 104 études publiées entre 2000 et 2024 sur la mesure de la réputation d'entreprise par l'IA. Cesar et al. (2024) consacrent une revue à l'analyse de sentiments multimodale en marketing. Moukdad & Juidette (2024) proposent une revue PRISMA sur le rôle de l'IA dans la gestion de la réputation en ligne.

Ces travaux privilégient toutefois la mesure de la réputation ou des usages techniques isolés. Molavi et Zhang (2025) relèvent notamment que la plupart des mécanismes étudiés mesurent la réputation au niveau du produit plutôt qu'à celui de l'organisation. Les usages organisationnels par lesquels les entreprises mobilisent l'IA pour construire activement leur e-réputation, et non seulement pour la mesurer, restent donc peu synthétisés.

Ce manque est particulièrement marqué pour les marchés émergents. Au Maroc, comme dans le reste de la région MENA, les entreprises sont exposées aux mêmes risques réputationnels liés aux réseaux sociaux et aux avis en ligne. Les outils d'IA y rencontrent pourtant des difficultés propres, notamment le multilinguisme (arabe, darija, amazighe). La recherche sur l'IA au service de l'e-réputation reste néanmoins centrée sur les contextes européens et asiatiques, ce qui limite la transposabilité de ses résultats à ces marchés. Cette insuffisance justifie l'exploration de la question de recherche suivante : *« Comment l'intelligence artificielle est-elle mobilisée par les entreprises pour construire et renforcer leur e-réputation en ligne ?»*.

Nous entendons par « construire » les actions par lesquelles l'entreprise produit ou oriente les contenus et les signaux qui forment sa réputation en ligne, et par « renforcer » celles qui visent à la consolider et à la protéger. L'IA est considérée comme un « levier stratégique » lorsqu'elle s'inscrit dans une logique d'anticipation et de création de valeur réputationnelle, et non uniquement dans des usages opérationnels ponctuels (veille, modération, réponse aux avis)

Cette question de recherche se décline en trois sous-questions:

- RQ1 : quelles technologies d'IA sont mobilisées pour construire et renforcer l'e-réputation ?
- RQ2 : dans quels contextes (secteurs, plateformes, pays) et à quelles conditions de réussite ?
- RQ3 : pour quelles fonctions réputationnelles (veille, gestion de crise, réponse aux avis, production de contenu) ces technologies sont-elles utilisées ?

Afin d'y répondre, nous avons conduit une revue systématique de littérature selon la démarche PRISMA 2020, sans restriction temporelle a priori, à partir des bases de données Scopus et Web

of Science. Le processus de sélection s'appuie sur des critères d'inclusion et d'exclusion, ainsi qu'une procédure de double codage pour renforcer et garantir la validité et la qualité des résultats. A l'issue du processus de sélection, un corpus final de 30 articles a été retenu pour l'analyse.

Cette revue apporte une triple contribution. Sur le plan théorique, elle propose une typologie des usages de l'IA dans la construction de l'e-réputation et met en évidence le passage d'une gestion réactive à une gestion prédictive. Sur le plan méthodologique, elle associe une revue systématique de la littérature, reposant sur un double codage, à une analyse bibliométrique. Sur le plan managérial, elle propose des orientations pour une adoption réfléchie et responsable de l'IA, tout en proposant un agenda de recherche consacrées aux marchés émergents, en particulier au contexte marocain.

Ainsi, notre article est organisé comme suit : la section 2 présente le cadre d'analyse et les concepts clés. La section 3 expose la méthodologie. La section 4 présente l'analyse des données bibliométriques et la section 5 les résultats de la revue. La section 6 discute ces résultats et présente les contributions managériales, les limites et les perspectives de recherche. La section 7 conclut le travail.

2. Cadre d'analyse : théories mobilisées et concepts clés

2.1. De la réputation traditionnelle à l'e-réputation : une clarification conceptuelle

Aujourd'hui, la révolution numérique et le développement des plateformes interactives ont profondément changé la manière dont les entreprises construisent et gèrent leurs réputations. Dans ce sens, la notion de l'e-réputation s'est imposée comme un actif immatériel stratégique influençant les perceptions des parties prenantes ainsi que la performance des entreprises (Fombrun & Van Riel, 2004).

Pour bien saisir la portée de cette évolution, il convient de distinguer trois notions souvent confondues dans la littérature : l'e-réputation, la réputation traditionnelle et l'image de marque. La réputation traditionnelle peut être définie, selon Fombrun (1996) comme la représentation globale que les différentes parties prenantes (clients, salariés, investisseurs, fournisseurs, médias, partenaires) se font de l'entreprise à partir de ses actions passées, de ses performances actuelles et de ses perspectives futures, en la comparant à ses rivaux. Walker (2010) la définit comme une représentation perceptuelle agrégée, relativement stable, des actions passées et des perspectives d'une entreprise, évaluée par rapport à un standard. Lange et al. (2011) y distinguent trois dimensions : être connu, être connu pour quelque chose, et bénéficier d'une appréciation favorable généralisée. La réputation repose ainsi sur les perceptions des parties prenantes, et non uniquement sur les faits. Elle est de nature collective, puisqu'elle agrège l'ensemble de ces perceptions, et elle s'apprécie souvent en comparaison avec les entreprises concurrentes. La réputation n'est donc pas directement contrôlable par l'entreprise, qui ne peut l'influencer qu'indirectement par ses actions. Avec le développement du numérique, le concept de réputation s'est progressivement étendu, donnant lieu au début des années 2000 à ce qu'on appelle aujourd'hui l'e-réputation, également désigné *online reputation* ou *digital reputation* selon le registre anglophone. Elle a été introduite en 2001 par Chun et Davies qui l'ont appréhendé comme une simple extension de la réputation traditionnelle dans l'environnement numérique (Chun & Davies, 2001). L'e-réputation se distingue par deux aspects cruciaux : la rapidité de circulation de l'information et le caractère durable de la mémoire du Web (Réguer, 2011). Ainsi, les avis, les commentaires et toutes autres informations publiées sur le web peuvent se diffuser rapidement et rester accessibles longtemps, ce qui représente un risque pour l'entreprise. En outre, le numérique permet à chaque internaute de participer à la construction de la réputation, ce qui rend sa gestion beaucoup plus complexe et difficilement contrôlable.

ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND
IJAFAME
International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management & Economics

L'image de marque, quant à elle, renvoie aux « perceptions portant sur une marque reflétée par les associations à la marque détenues dans la mémoire du consommateur » (Keller, 1993) ; (Korchia, 2000). Dans une formulation simplifiée, Korchia (2000) la résume comme : «tout ce qu'un consommateur peut associer à une marque donnée». Ainsi, la réputation est plus profonde, stable et collective, et se construit avec le temps, tandis que l'image de marque, plus sensible aux actions de communication, évolue à court et moyen terme. Le tableau ci-dessous compare les trois concepts mentionnés auparavant ; la réputation traditionnelle, l'e-réputation et l'image de marque selon 8 dimensions clés. Il indique que la réputation traditionnelle se fonde sur une évaluation collective, construite progressivement sur le long terme à travers les expériences et les jugements des parties prenantes, tandis que l'e-réputation, qui représente la déclinaison numérique de la réputation traditionnelle, se distingue par la célérité de diffusion de l'information, ainsi que le caractère interactif des échanges. Par ailleurs, l'e-réputation est mesurable quantitativement grâce à des indicateurs comme le TOR (Total online reputation) proposé par Pollák et Markovič (2022). L'image de marque, pour sa part, renvoie aux perceptions que l'organisation s'efforce d'ancrer dans l'esprit de son public à travers les actions marketing et de communication. Ces trois concepts se différencient par leurs supports, les acteurs impliqués dans leur formation, leur rythme de formation, ainsi que leur mesurabilité. Toutefois, ils demeurent complémentaires et participent conjointement à la construction de la perception globale de l'organisation auprès de ses différentes parties prenantes.

Tableau 1. Comparaison entre la réputation traditionnelle, l'e-réputation et l'image de marque selon différentes dimensions.

Dimension	Réputation traditionnelle	E-réputation	Image de marque
Objet évalué	L'organisation dans sa globalité	Organisation, marque, produit.	Marque ou organisation telle qu'elle est perçue par le public
Support	Bouche à oreille, média traditionnelle, expériences directes avec l'organisation.	Plateformes digitales, moteurs de recherche.	Publicité, identité virtuelle.
Vitesse de formation	Lente, construite sur plusieurs années.	Très rapide, même virale.	Relativement rapide grâce aux actions de communication
Temporalité	Long terme, relativement stable et cumulative.	Immédiate, continue et très volatile.	Court à moyen terme, évolutive.
Acteurs	Entreprise et toutes les parties prenantes.	Internautes, consommateurs, influenceurs, médias digitaux, plateformes numériques et entreprise.	Entreprise, agences de marketing et consommateurs.
Mesurabilité	Mesurable par des enquêtes de réputation et des indices de confiance.	Quantifiable (Avis, notes, commentaires, engagement numérique, TOR).	Partiellement mesurable (notoriété, associations de marque, image perçue).
Degré de contrôle de l'entreprise	Moyen	Faible à moyen	Elevé
Processus de formation	Expériences, jugement des parties prenantes.	Interactions, avis et contenus diffusés en ligne.	Communication marketing, expérience client.

Note : le degré de contrôle désigne la capacité de l'entreprise à influencer le concept par ses propres actions ; la mesurabilité renvoie à l'existence d'indicateurs établis dans la littérature.

Source : Élaboré par les auteurs à partir de Fombrun (1996), Chun et Davies (2001), Keller (1993), Korchia (2000), Réguer (2011), Walker (2010) et Pollák et Markovič (2022).

L'e-réputation se construit à travers plusieurs composantes, qui s'emboîtent plus qu'elles ne s'opposent. Le contenu généré par les utilisateurs (UGC, User Generated Content) désigne le contenu créé et partagé par les internautes, sans percevoir de rémunération de la part de la marque, qu'il soit évaluatif ou non, par exemple des stories, des vidéos ou encore des publications sur les réseaux sociaux. On distingue deux types d'UGC. D'un côté, l'UGC

organique correspond au contenu totalement spontané. De l'autre, l'UGC incité désigne le contenu encouragé par la marque, et qui est orienté et partiellement contrôlé comme des jeux concours, des défis ou des giveaways**.** L'e-WOM, ou bouche-à-oreille électronique, en constitue la part évaluative. Hennig-Thurau et al. (2004) **le** définissent comme « Toute déclaration positive ou négative faite par des clients potentiels, actuels ou anciens sur un produit ou une entreprise, disponible pour de nombreuses personnes et institutions via Internet » (Hennig-Thurau et al., 2004)**.** À la différence des avis en ligne, qui se manifestent sous la forme d'évaluations structurées, l'e-WOM englobe l'ensemble des opinions, recommandations et expériences, formelles ou informelles, partagées par les internautes quel que soit le support. L'e-WOM représente un puissant vecteur réputationnel, dans la mesure où il bénéficie d'une forte crédibilité d**e** source parce qu'il émane de pairs et non de l'entreprise elle-même (Cheung & Thadani, 2012). Les avis en ligne en sont la forme la plus structurée, et constituent la composante la plus influente et la plus visible de l'e-réputation. Ce sont les évaluations des consommateurs publiées sur des plateformes dédiées**,** de type Google et TripAdvisor, ou sur les réseaux sociaux suite à une expérience avec la marque. À l'inverse des discours de l'entreprise, les avis émanent directement des clients, ce qui leur offre une crédibilité supérieure. Les consommateurs ont tendance à consulter les avis avant d'acheter. Ainsi**,** un avis positif peut jouer en faveur de l'e-réputation de l'entreprise en renforçant la confiance, tandis qu'un avis négatif peut nuire à celle-ci s'il n'est pas bien géré, d'où l'importance de la gestion et de la maîtrise des avis à travers les réponses personnalisées, ce qui témoigne de l'engagement de l'entreprise à satisfaire ses clients. Le référencement et la visibilité numérique relèvent enfin d'une logique distincte, puisqu'ils ne dépendent pas uniquement des internautes mais aussi des moteurs de recherche. Cette composante revêt une importance stratégique quoiqu'elle soit négligée dans la littérature du fait que les chercheurs en e-réputation se concentrent surtout sur les composantes humaines citées ci-dessus. Les travaux de Baye et al. (2016) soulignent que les internautes interprètent souvent la position d'une entreprise dans les résultats de recherche comme indicateur de légitimité, de fiabilité et de qualité organisationnelle, donnant lieu à ce qu'ils nomment le « search engine reputation effect » (Baye et al., 2016).

Au regard de ce qui précède, l'e-réputation devient un enjeu stratégique majeur pour les entreprises. En effet, une e-réputation positive peut renforcer la visibilité de la marque, la confiance des parties prenantes notamment les consommateurs. Ainsi, elle permettra de générer un avantage concurrentiel durable aux entreprises. A l'inverse, une e-réputation négative peut engendrer une baisse de vente et une perte de crédibilité.

Selon BrightLocal (2023), 98% des consommateurs consultent au moins occasionnellement les avis en ligne lorsqu'ils recherchent une entreprise locale et se réfèrent aux témoignages des clients. Le Spiegel Research Center (2017) montre quant à lui que la probabilité d'achat culmine pour des notes comprises entre 4.0 et 4.7 sur 5, puis diminue à l'approche de 5,0, les notes parfaites étant perçues comme moins crédibles.

Par ailleurs, l'e-réputation n'affecte pas uniquement les ventes et le marketing mais également la finance, la gestion, ainsi que l'organisation en général. En effet, la littérature associe une bonne réputation d'entreprise à une performance financière supérieure et durable (Roberts & Dowling, 2002) ainsi qu'à une plus grande attractivité auprès des candidats (Turban & Cable, 2003).

2.2. L'IA comme levier marketing : périmètre d'application et outils mobilisés

De manière générale, l'IA est définie comme « la capacité d'un système à interpréter correctement des données externes, à apprendre de ces données et à utiliser ces apprentissages pour atteindre des objectifs spécifiques par le biais d'une adaptation flexible » (Kaplan & Haenlein, 2019). Examinée sous l'angle du marketing, cette capacité prend une dimension stratégique particulière ; elle est capable de simuler certaines fonctions cognitives humaines au

ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND
IJAFAME
International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management & Economics

service des stratégies marketing, de la prise de décision ainsi que de la performance. Selon Davenport et al. (2020), l'IA marketing est l'ensemble de technologies avancées tels que l'apprentissage automatique et le traitement automatique du langage, permettant aux entreprises d'accroitre leur efficacité à travers l'automatisation des processus décisionnels, la personnalisation des expériences clients et des interactions avec les parties prenantes ainsi que l'optimisation de leurs performances marketing avec un niveau de précision et de rapidité supérieur aux capacités humaines (Davenport et al., 2020).

Plusieurs types d'IA sont mobilisés en marketing et en gestion de l'e-réputation, notamment le traitement automatique du langage naturel, l'analyse de sentiments et l'IA générative.

Le traitement automatique du langage naturel (NLP) désigne « l'ensemble des techniques informatiques permettant à des machines de comprendre, d'interpréter et de générer le langage humain » (Cambria & White, 2014). Il permet d'exploiter de vastes volumes de contenus textuels non structurés, tels que les avis clients, les commentaires et les articles de presse, afin d'identifier les tendances réputationnelles et les signaux faibles, et d'anticiper les risques susceptibles d'affecter la réputation numérique de l'entreprise.

L'analyse de sentiments, également désignée sous le terme "opinion mining", en constitue une sous-discipline. Elle vise à détecter et de classifier l'orientation affective des opinions exprimées à l'égard d'une marque ou d'une entreprise. Elle permet ainsi de convertir des flux massifs de contenus hétérogènes en indicateurs réputationnels exploitables, et offre aux entreprises un suivi en temps réel de leur image perçue (Stieglitz et al., 2018).

L'IA générative, enfin, constitue une avancée majeure dans l'application de l'IA aux pratiques marketing. Les grands modèles de langage (Large Language Models - LLM) génèrent des textes, des images, des vidéos sophistiqués, qui présentent un niveau de qualité qui se rapproche de celui d'une production humaine, offrant aux entreprises des opportunités exceptionnelles en matière de création de contenu et de personnalisation. Leurs applications en e-réputation comprennent la génération de réponses individualisées aux avis clients, la production de contenus optimisés pour le référencement naturel et l'harmonisation de la communication de marque sur les différentes plateformes. Toutefois, Mariani & Borghi (2024) soulignent que l'intégration de ces outils s'accompagne de défis significatifs liés à l'authenticité et à la transparence, susceptible d'affecter négativement la réputation des entreprises si les mécanismes de gouvernance et de contrôle sont insuffisants. En nous inspirant des travaux de Huang & Rust (2021) et de Davenport et al. (2020), nous proposons de distinguer deux approches de mobilisation de l'intelligence artificielle dans les stratégies de gestion de l'e-réputation. D'une part une approche réactive, qui se caractérise par une mobilisation de l'IA en réponse à des événements réputationnels déjà survenus. Elle englobe plusieurs actions notamment la détection des avis négatifs, la génération des réponses personnalisées aux commentaires des clients, la modération des contenus indésirables ainsi que l'analyse des sentiments. Cette posture améliore l'efficacité opérationnelle car elle permet une certaine rapidité d'exécution et une cohérence des réponses. Elle s'inscrit dans une logique défensive et se situe en aval du processus réputationnel. De l'autre part, une approche proactive, qui repose sur l'exploitation des capacités prédictives, analytiques et génératives de l'IA pour identifier de manière précoce les risques et les opportunités réputationnels et aussi pour produire des contenus susceptibles d'influencer favorablement les perceptions du public. Cette posture s'inscrit dans une logique d'anticipation et de création de valeur réputationnelle. Cette distinction est mobilisée comme une grille de lecture des modalités d'intervention de l'IA, et non comme une catégorie de codage du corpus.

2.3. IA et e-réputation : une grille de lecture théorique

Expliquer le rôle de l'IA dans la construction de l'e-réputation suppose de mobiliser plusieurs cadres complémentaires. Dans ce sens, quatre théories principales structurent notre analyse : La

ressource-based view (RBV), la signaling theory, la social identity theory et le technology acceptance model (TAM).

La première, la RBV, développée par Barney, prône que l'avantage concurrentiel durable d'une entreprise repose sur la détention de ressources qui sont rares, précieuses, inimitables et non substituables, critères connus sous l'acronyme VRIN (Barney, 1991).

Dans le contexte de l'e-réputation, il convient de distinguer deux objets. L'e-réputation constitue en elle-même une ressource stratégique : immatérielle, construite dans le temps et difficilement imitable. Les outils d'IA, en revanche, sont aujourd'hui largement accessibles et substituables, et ne satisfont donc pas en eux-mêmes les critères VRIN. L'avantage éventuel réside plutôt dans les capacités organisationnelles qui les entourent : les données, les compétences d'analyse et l'intégration de ces outils dans les processus de décision. Cette lecture rejoint l'approche par les capacités dynamiques (Teece et al., 1997) et les travaux sur les capacités informatiques (Bharadwaj, 2000). Elle permet de comprendre pourquoi, à outils comparables, certaines entreprises tirent davantage parti de l'IA pour construire leur e-réputation.

La deuxième, la signaling theory est une théorie développée par Spence (1978) et part du constat que l'information est asymétrique. Autrement dit, dans un marché, l'une des parties détient une ou plusieurs informations que l'autre partie ne possède pas. Dans notre contexte, l'e-réputation est un mécanisme de signalement. En effet, les avis, les réponses sur les commentaires et les notes représentent tous des signaux que les parties prenantes notamment les clients potentiels et les partenaires utilisent pour évaluer l'entreprise avant de s'engager avec elle (Connelly et al., 2025). Dans cette perspective, l'IA est utilisée par les entreprises pour maximiser la qualité des signaux qu'elles émettent, par exemple, elle permet d'adapter et individualiser le contenu, de repérer les sujets qui intéressent l'audience et aussi d'affiner le style des réponses aux avis (Zhao et al., 2026). L'adoption de l'IA pourrait elle-même constituer un signal adressé aux parties prenantes quant à la capacité d'innovation de l'entreprise, ce que les travaux futurs pourraient examiner.

La troisième, la social identity theory (*SIT*) développée par Tajfel et Turner (1979,2004) atteste que l'identité des individus se forge en partie par leur appartenance à des groupes sociaux spécifiques Tajfel & Turner (2004). Ces groupes ne se limitent pas aux nations ou aux professions mais va au-delà pour inclure également les marques. Appliquée à l'e-réputation, la SIT permet de comprendre pourquoi l'e-réputation ne dépend pas seulement des signaux émis par la marque mais également des réactions identitaires des consommateurs. L'intégration de l'IA dans les interactions entre la marque et ses clients rend la dynamique identitaire plus complexe. D'un côté, l'automatisation des échanges peut modifier la perception d'authenticité de la marque. Les consommateurs s'identifient à une marque perçue comme porteuse de valeurs, d'une histoire et d'une culture. Dans un contexte de commerce physique, Bhoumik et al. (2026) montrent que la nature des tâches confiées à l'IA influence l'attitude envers la marque et sa perception éthique. On peut supposer qu'un mécanisme comparable opère dans les interactions en ligne, ce qui reste à vérifier empiriquement. De l'autre côté, les techniques de NLP et d'analyse de sentiments permettent de relier les contenus publiés par une marque aux réactions des consommateurs (Gombos et al., 2025). Par extension, ces outils pourraient aider les marques à repérer les segments de leur communauté dont l'attachement est fragile, et à agir avant que les signaux de désengagement ne se traduisent par une détérioration de leur e-réputation.

La quatrième, le TAM, développée en 1989 par Davis, stipule que l'adoption de la technologie est déterminée par deux perceptions principales : l'utilité perçu et la facilité d'utilisation perçue (Davis, 1989). Ces deux dimensions exercent une influence sur l'attitude des utilisateurs envers la technologie, qui constitue à son tour un facteur déterminant de l'intention d'usage et par conséquent le comportement d'adoption effectif. Le TAM modélise l'adoption individuelle

ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND
IJAFAME
International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management & Economics

d'une technologie. Son transfert à l'adoption organisationnelle de l'IA appelle des cadres adaptés, tels que le modèle technologie-organisation-environnement (Tornatzky et al., 1990) ou l'UTAUT (Venkatesh et al., 2003). Dans cette revue, le TAM est donc mobilisé du point de vue du consommateur. Il permet de comprendre les perceptions qu'ont les consommateurs vis-à-vis des interactions basées sur l'IA misent en place par l'entreprise. Il met en lumière que l'adhésion des utilisateurs à ces outils constitue une condition essentielle à leur contribution positive à l'e-réputation de l'entreprise. A l'inverse, des outils perçus comme peu transparents, peu fiables et intrusives risquent d'altérer la confiance des consommateurs et, par conséquent, de détériorer la réputation numérique de l'entreprise.

L'intégration de ces quatre théories permet d'appréhender la complexité de l'e-réputation, envisagée à la fois comme capital immatériel stratégique, comme signal informationnel, comme représentation collective et comme déterminant comportemental. La RBV considère l'e-réputation comme une ressource stratégique, et explique par les capacités organisationnelles, plutôt que par les outils eux-mêmes, l'avantage que certaines entreprises tirent de l'IA (Barney, 1991) ; (Teece et al., 1997). Quant à la signaling theory, les composantes de l'e-réputation notamment les avis en ligne et l'UGC constituent des signaux de qualité permettant de réduire l'asymétrie d'information, que les parties prenantes utilisent pour réduire l'incertitude et faciliter la prise de décision (Connelly et al., 2025). S'agissant de la social identity theory, elle apporte une lecture socio-cognitive de l'e-réputation. Elle explique la manière dont les individus contribuent en partie à la construction collective de l'e-réputation à travers leur identification à des groupes ou à des communautés en ligne. Dans cette logique, les interactions sur les réseaux sociaux ou les plateformes digitales ne représentent pas de simples échanges d'informations, mais reflètent des appartenances identitaires qui influencent la formation et l'évolution de l'e-réputation. Finalement, sur le plan comportemental, la TAM soutient que l'intention d'adoption de la technologie comme l'IA est conditionnée par le bénéfice perçu et la simplicité d'usage perçue.

Ces quatre théories constituent une grille de lecture mobilisée a priori. Elles ne visent pas à proposer un modèle conceptuel, mais à éclairer, à différents niveaux d'analyse, les mécanismes par lesquels l'IA peut contribuer à l'e-réputation. La discussion (section 6) les confronte aux ancrages théoriques effectivement mobilisés par les articles du corpus.

Le tableau 2 synthétise le niveau d'analyse et le mécanisme éclairé par chacune de ces théories.

Tableau 2. Grille de lecture théorique mobilisée

Théorie	Niveau d'analyse	Mécanisme éclairé
RBV	Organisation	Conditions dans lesquelles l'IA crée un avantage réputationnel
Théorie du signal	Entreprise / parties prenantes	Avis, réponses et contenus comme signaux de qualité
Identité sociale	Consommateur/ communauté	Identification à la marque et réactions à l'automatisation
TAM	Consommateur	Acceptation des interactions assistées par l'IA

Source : Élaboré par les auteurs.

3. Méthodologie de recherche

La présente étude mobilise en premier lieu une approche méthodologique qualitative, qui porte sur une revue systématique de littérature conduite selon la démarche PRISMA 2020 (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) (Moher et al., 2009), et en second lieu une méthode quantitative bibliométrique à travers VOSviewer. Cette démarche est un élément de référence qui est reconnu aujourd'hui par les journaux académiques indexés pour sa transparence et par sa capacité de reproduire un grand nombre de sources (Cesar et al., 2024). A travers ce qui précède, la présente partie met en avant les deux méthodologies de recherche, les critères d'inclusions et d'exclusions et la co-occurrence des deux bases de données Scopus et Web of Science.

3.1. Méthodologie qualitative de la revue systématique de littérature

3.1.1. Base de données Scopus

Notre étude adopte une revue systématique de littérature SLR, et analyse le champ d'application de l'e-réputation en intégrant l'intelligence artificielle sur une recherche préliminaire conduite sans restriction temporelle. Les premiers résultats ont révélé que les publications sur Scopus se concentraient sur la période 2022-2026. Les données sont relevées le 28/04/2026, qui sont suivies exactement par les recommandations de la démarche PRISMA (Page et al 2021) ; (Molavi et Zhang, 2025). Une revue systématique de littérature peut être définit comme : «Une revue systématique est une revue d'une question clairement formulée qui utilise des méthodes systématiques et explicites pour identifier, sélectionner et évaluer de manière critique les recherches pertinentes, et pour collecter et analyser les données des études incluses dans la revues » (Page et al 2021). En se basant sur cette définition, une stratégie de trois étapes a été mise en place, en commençant par l'identification, la sélection et l'éligibilité. Le choix est porté dans une première démarche scientifique sur Scopus, justifiant la pertinence et la qualité des articles publiés. Par ailleurs, la requête est affinée à l'aide d'opérateurs booléens (OR, AND), comme suit :

ALL (("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "natural language processing" OR "sentiment analysis" OR "generative AI") AND ("e-reputation" OR "online reputation" OR "digital reputation" OR "online brand management" OR "corporate reputation" OR "brand image online"))

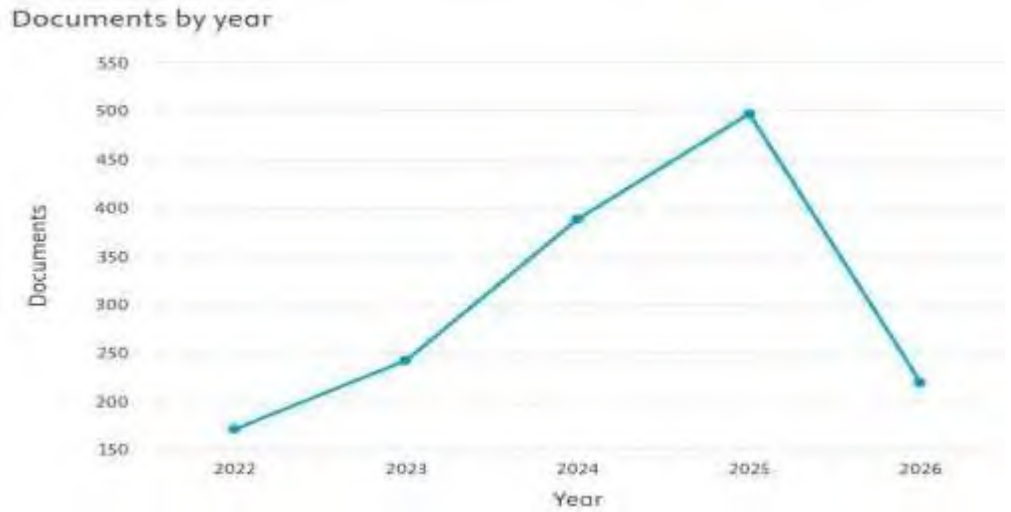
En se basant sur Scopus comme première base de données, nous avons relevé comme résultat un chiffre de 1466 documents (voir tableau 3).

Tableau 3. Données Scopus

Catégorie	Filtre appliqué	Nombre
Domaine	Business, Management and Accounting	2,944
Domaine	Social Sciences	2,903
Type de document	Article	2,139
Etape de publication	Finale	1,761
Type de source	Journal	1,752
Langue	English	1719
Accès libre	Tous en accès libre	1466

Source : Elaboré par les auteurs à partir des données de la RSL.

Figure 1 : évolution de publication par années (base de données Scopus).



Source : Elaboré par les auteurs

ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND

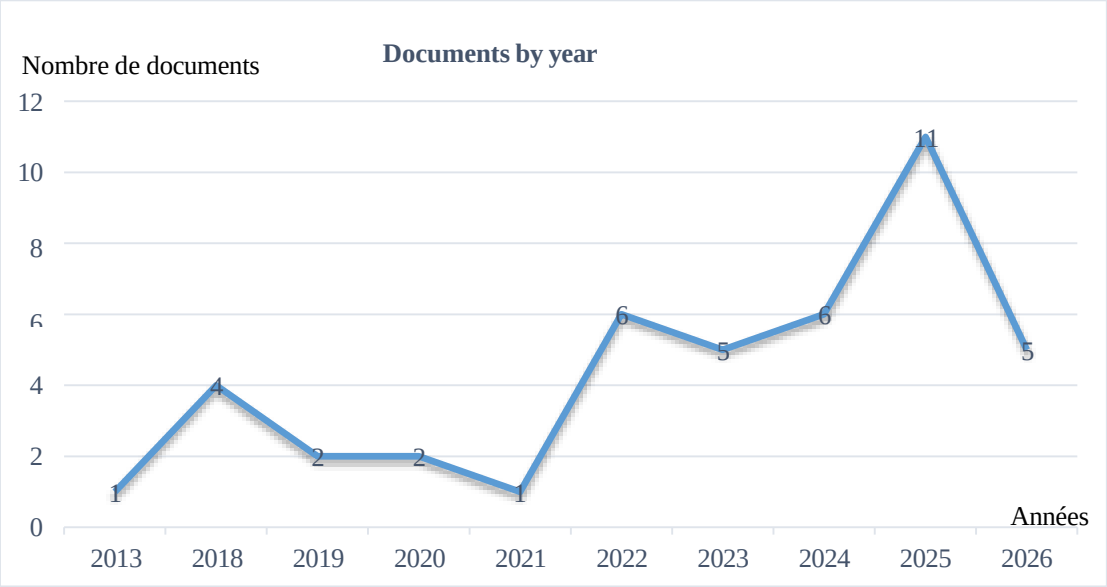
A travers plusieurs critères de sélection sur Scopus et en appliquant la requête mentionnée ci-dessus, un résultat de 1466 articles a été trouvé (tableau 3). La figure ci-dessus montre l'évolution de l'intelligence artificielle au service de la construction de l'e-réputation dans le volet organisationnel, montrant ainsi la présence d'une évolution scientifique progressive entre 2022 et 2026, impliquant ainsi que l'e-réputation et l'intelligence artificielle sont peu explorés dans ladite période par les chercheurs. En ce qui concerne la deuxième période de 2022 à 2025, les résultats montrent que le sujet sur la e-réputation devient de plus en plus important et que les chercheurs s'intéressent plus à développer les travaux expliquant la relation entre l'intelligence artificielle et la réputation de l'entreprise. Cette accélération est marquée plus en 2025, enregistrant le plus grand nombre de publications. Pourtant, l'année de 2026 est marquée par une baisse de publication dû probablement à une extraction incomplète des données, puisque le moment de l'extraction de la base de données est en mois d'Avril.

3.1.2. Base de données Web of Science

Pour compléter et renforcer notre étude sur l'e-réputation, la même requête avec les mêmes conditions de sélection, y compris la non restriction temporelle. Elles sont établies pour construire notre revue systématique de littérature à travers la requête ci-dessus, avec un résultat de 43 articles (voir figure 2)

(("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "natural language processing" OR "sentiment analysis" OR "generative AI") AND ("e-reputation" OR "online reputation" OR "digital reputation" OR "online brand management" OR "corporate reputation" OR "brand image online"))

Figure 2 : nombre d'articles dans la base de données Web of Science



Source : Elaboré par les auteurs

Le présent graphique représente le résultat de tous les documents indexés chez Web of Science. Etant donné l'absence de la restriction temporelle, on remarque que le premier résultat apparait en 2013. Avant la suppression des doublons issus de Scopus et après avoir utilisé la même requête, on remarque un seul article en 2013 et en 2021. Toutefois, à partir de 2022, on assiste à une progression avec un pic en 2025 avec 11 documents publiés.

3.2. Critère d'inclusion et d'exclusion

3.2.1. Critères d'inclusion

César et al. (2024) et Page et al. (2021) démontrent à travers leur étude que: *« Les critères d'inclusion et d'exclusion jouent l'un des rôles les plus influents dans la sélection de l'ensemble final d'études à inclure dans la revue. Tout au long du processus de recherche, les restrictions définies accélèrent la prise de décision pour chaque examen d'article. En plus de cela, certains de ces paramètres sont même inclus comme règle de recherche avancée pour les données obtenues ».* En effet, pour en suivant la démarche PRISMA, une étape primordiale à appliquer est celle d'inclure et d'exclure les études qui sont pertinentes ou non à notre champ d'étude, ce qui entraine par la suite le résultat final de notre corpus. Autrement dit, ces critères rendent possible l'encadrement des éléments de sélection afin de simplifier la prise de décision des études présélectionnées, sachant que certains articles peuvent être rejeté une deuxième fois lors de la lecture et de l'analyse de l'étude. Finalement, un filtre avancé permet la construction de notre champ d'application final.
Les critères d'inclusion définis pour cette revue comportent quatre conditions qu'une étude doit satisfaire afin d'être retenue. Ces éléments sont expliqués dans le Tableau 4:

Tableau 4. Critères d'inclusion

Code	Critère d'inclusion	Justification
CI1	L'IA comme un élément actif et central, tel que : ML, deep learning, IA générative, etc.)	Exclusion des études mentionnant l'IA comme un élément intermédiaire et non central dans l'étude
CI2	L'article traite explicitement de l'e-réputation, de l'image de marque en ligne ou de la réputation d'entreprise numérique	Thématique centrale avec le cœur de notre recherche
CI3	Article traitant la construction de l'e-réputation, les stratégies adoptées par l'entreprise, les perspectives.	Exclure les travaux qui sont centrées seulement sur le comportement de consommateur et non sur le volet organisationnel.
CI4	Les chercheurs apportent des éléments significatifs et des contributions concrètes que ce soit managériale ou stratégique pour la construction de l'e-réputation des entreprises.	Les articles doivent être pertinents non seulement sur le plan théorique mais aussi sur le plan managérial.

Source : les auteurs (2026)

3.2.2. Critères d'exclusion

Les critères d'exclusion assurent l'élimination des articles qui ne font pas partie, partiellement ou totalement, aux critères d'inclusion, ou qui ne font pas partie du périmètre choisis par la question centrale de recherche.

Tableau 5. Critères d'exclusion

Code	Critère d'exclusion	Articles exclus (exemples)
CE1	Les études portant seulement sur le secteur touristique sans aucun regard sur les perspectives de l'e-réputation d'entreprise ou de la marque.	n = 21 au Niveau 1
CE2	Les études issues du secteur de la santé publique ou de la médecine.	n = 4 au Niveau 1
CE3	Les Articles discutant uniquement le comportement de consommateur sans aucune liaison avec la construction de l'e-réputation ou de la marque en ligne.	n = 12 au Niveau 1
CE4	Les articles hors champs d'application tels que : RH, défense militaire, finance sans aucune dimension parallèle à la e-réputation.	n = 14 au Niveau 1
CE5	Les articles hors périmètres abordant des sujets techniques tels que l'architecture système, sans aucune dimension marketing de l'e-réputation.	n = 1 au Niveau 1

Source : Les auteurs (2026)

ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND

3.2.3. Inter-codage et fiabilité des résultats

Belur et al. (2021) soulignent que: *«L'importance de réaliser correctement un exercice de fiabilité inter-codeurs réside dans le fait d'assurer le contrôle de la qualité et l'uniformité de l'application des décisions de codage»*, et «Les résultats de l'étude ont montré qu'il était nécessaire de créer et ensuite d'affiner un manuel de références détaillé pour clarifier des concepts complexes et aider à la prise de décision.». A partir de ces deux citations, nous avons suivi une étape très importante dans le processus de l'établissement de la revue systématique de littérature. Cette étape concerne le codage entre les auteurs que nous avons réalisés sur la base de 8 articles. Les points de divergence et de convergences entre les codeurs ont été identifiés et discutés afin d'harmoniser et d'assurer la fiabilité des résultats.

La grille de codage qu'on a utilisé pour l'ensemble des articles comprend plusieurs éléments à savoir : le titre, les théories exploitées, les méthodes de recherches, le contexte, les différents outils utilisées de l'intelligence artificielle, les leviers de la e-réputation, les variables, les résultats et discussions et les contributions théoriques et managériales, ainsi que l'identification des limites.

La grille de codage ci-dessous (Tableau 6) concerne les 8 articles qui ont suivi la démarche de double codage, avec CE : Critère d'exclusion ; CR : Critère retenu ; CI : Critère d'inclusion.

Tableau 6. Grille de codage des 8 articles

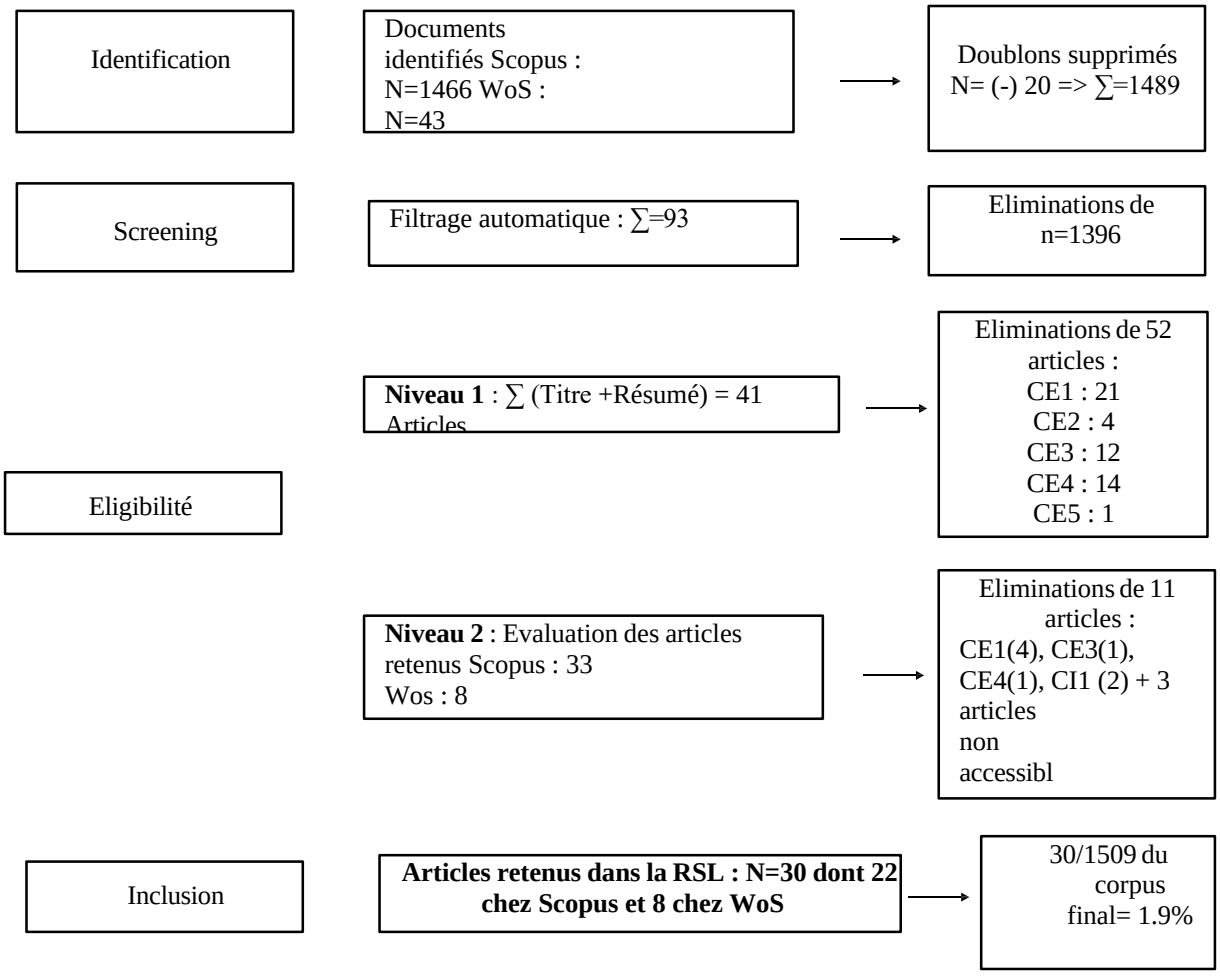
Titre complet	*Auteurs/ Année*	*Décision Niveau 2*	*Auteur 1*	*Auteur 2*
« CEO Power and Sustainable Innovation Resilience: The influence of corporate»	(X. Zhang et al., 2026)	CE4	L'IA et la réputation d'entreprise sont mobilisées comme variables médiatrices entre le pouvoir du PGD et la résilience à l'innovation. L'article ne traite pas la construction de l'e-réputation de marque donc CI3 non satisfait car la perspective est la gouvernance d'entreprise pas la stratégie e-réputation. CI1 partiel, mais CI2 et CI3 non satisfaits. Donc article exclu.	« Corporate reputation » et «AI adoption » sont présentes mais hors périmètre à CI2. Article portant sur la gouvernance e la résilience à l'innovation sans lien avec l'e-réputation. L'IA et la réputation ne sont que des intérmediaires.
«Integrated Learning with AI Enabled Interactions with Customers by Fashion Retailers»	(Ai-Shafei et al., 2026)	CE3	Article parlant des chatbots IA pour l'engagement et la satisfaction client dans la mode. La variable centrale est le comportement du consommateur mais pas l'e-réputation. CI1 partiellement (NLP/chatbots), mais CI2 et CI3 non satisfaits.	Article centrée sur l'engagement client comme variable centrale. La variable e-réputation est intermédiaire et les perspectives sont centrées sur le comportement de consommateur uniquement
«Investigating banks' social media content and consumer reactions with machine learning»	(Gombos et al., 2025)	CR	NLP, analyse de sentiments mobilisés comme outil central donc CI1 satisfait. L'article examine l'impact des éléments de marque sur les réactions consommateurs, directement lié à la construction de l'e-réputation bancaire	Article très riche en méthodologie, la présence d'un lien directe avec la construction de l'image de marque dans le secteur banquier.
«An updated social media users' crisis response framework»	(Wilk et al., 2025)	CR	NLP comme outil central L'article analyse comment l'UGC façonne la réputation de marque lors d'une crise donc CI2, CI3 et CI4 satisfaits.	Article pertinent appliquant à la construction de l'e-réputation.
«Robots with hearts: How in-store AI's task types impact brand attitude and ethicality»	(Bhoumik et al., 2026)	CR	IA conversationnelle et robots mobilisés via 4 études expérimentales et porte sur la construction de l'e-réputation.	Lien directe entre l'IA et la construction de l'e-réputation.
«Communication and Conversation: An Empirical Study on the Influencing Factors of Brand Information Value on Social Media»	(Zhao et al., 2026)	CR	Web crawling, analyse de sentiments et régression multiple. La valeur de réputation est une variable centrale mesurée dans la valeur d'information de marque sur les réseaux sociaux CI1, CI2, CI3, CI4 satisfaits.	Liaison directe à la construction de l'e-réputation puisqu'il discute le volet sur la communication conversationnelle

«Decoding brand perception through online customer reviews: A comparative study across geographical locations»	(Holm et al., 2026)	CR	Analyse de sentiments ainsi que d'autres outils donc CI1. Analyse directe de la perception de marque via les avis en ligne CI2. Perspective stratégique est d'améliorer l'e-réputation à partir des insights clients CI3, CI4.	Analyse comparative pertinente sur le monitoring et sur l'analyse des sentiments impactant l'image de marque.
«Innovating data-driven tourism reputation management: methodological foundations of the tourism online reputation index (TORI)»	(Puche-Regaliza et al., 2026)	CE1	Méthodologie TORI constitue une contribution innovante transférable à la mesure de l'e-réputation de marque, exploitable dans la revue de littérature. Pourtant l'objet de l'étude est centré sur les destinations touristiques E1, impliquant l'exclusion de l'article.	Très riche en méthodologie (TORI), mais il reste hors périmètre puisqu'il est centré sur le secteur du tourisme. Implique l'exclusion de l'article.

Source : les auteurs (2026)

3.2.4. Critères d'inclusion et d'exclusion (Résultats)

Schéma 1. Résultat de la démarche PRISMA (Scopus et WoS)



Source : Elaboré par les auteurs à travers les données de la RSL.

3.3. Méthode quantitative : analyse bibliométrique

L'analyse bibliométrique est une technique qui applique les techniques mathématiques et méthodes statistiques d'un champ d'application précis d'un projet de recherche, afin de mettre en lumière les tendances les plus récentes. Pritchard (1969) fondateur de l'analyse bibliométrique, la définit comme suit : *« La bibliométrie est l'application des mathématiques et*

ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND
IJAFAME
International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management & Economics

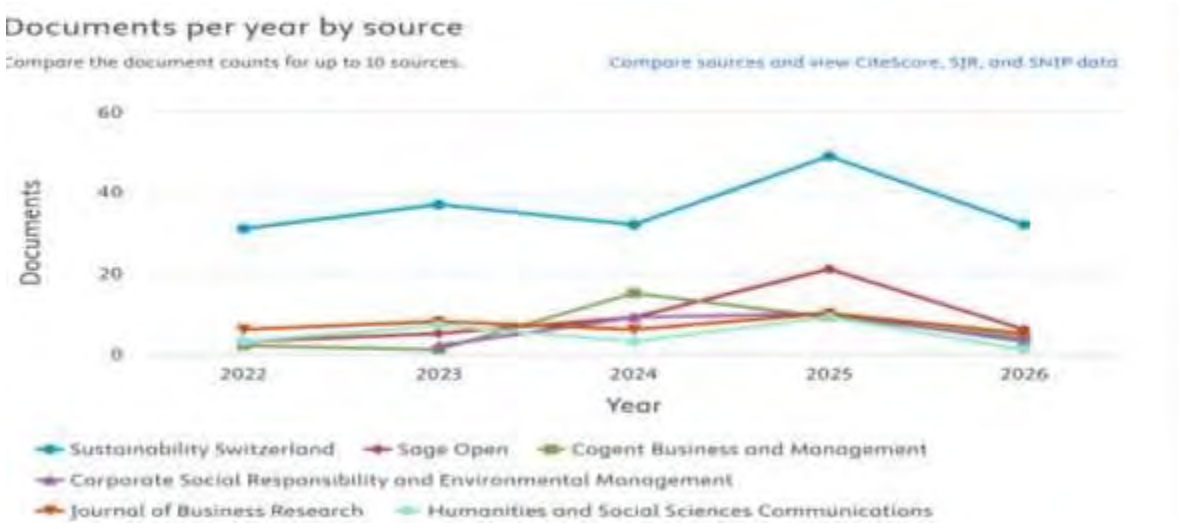
des méthodes statistiques aux livres et aux autres supports de communication». En effet, elle permet, à l'aide de plusieurs logiciels tel que VOSviewer, de visualiser l'ensemble du sujet de recherche, ses tendances et d'en extraire les pistes futures. Donthu et al. (2021) stipulent : « Il permet et donne aux chercheurs les moyens de (1) obtenir une vue d'ensemble complète, (2) identifier les lacunes dans les connaissances, (3) générer de nouvelles idées pour leurs recherches, et (4) situer leurs contributions prévues dans le domaine », rajoutant à cela que c'est une technique rigoureuse permettant d'explorer et d'analyser un large volume de données afin de relever les nuances spécifiques de chaque document *« L'analyse bibliométrique est une démarche populaire et rigoureuse pour explorer et analyser de grands volumes de données scientifiques. Elle nous permet de décomposer les nuances évolutives d'un domaine spécifique, tout en mettant en lumière les domaines émergents dans ce domaine»* (Donthu et al., 2021).
D'après Donthu et al. (2021), *«L'analyse bibliométrique est utile pour déchiffrer et cartographier les connaissances scientifiques cumulées ainsi que les nuances évolutives des domaines bien établis»*, autrement dit, elle repose sur des techniques quantitatives cumulées à partir des données issues de différentes bases de données. Dans notre présente étude, le choix s'est porté sur Scopus et Web of Science, afin d'explorer le champ intellectuel de l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'e-réputation. Ces bases de données ont permis d'identifier plusieurs éléments tels que les auteurs contribuant plus dans ce domaine, les revues et les institutions publiant le plus grand nombre de travaux, et de révéler les nouvelles orientations de ce champ de recherche.

4. Analyse des données

4.1. Analyse des principales revues scientifiques du domaine

A partir de la figure 3 ci-dessous extraite de la base de données Scopus, on souligne en premier lieu un intérêt important de la revue Sustainability Switzerland comptant 49 documents en 2025 limités aux sciences sociales. Sage Open, avec 21 documents, est la deuxième revue la plus contributive, publiant des travaux liés à la responsabilité sociale des entreprises, l'e-réputation, les techniques de communications incluant les réseaux sociaux, ainsi que les intentions comportementales et la satisfaction des clients.

Figure 3 : Documents par années et par sources (Scopus)

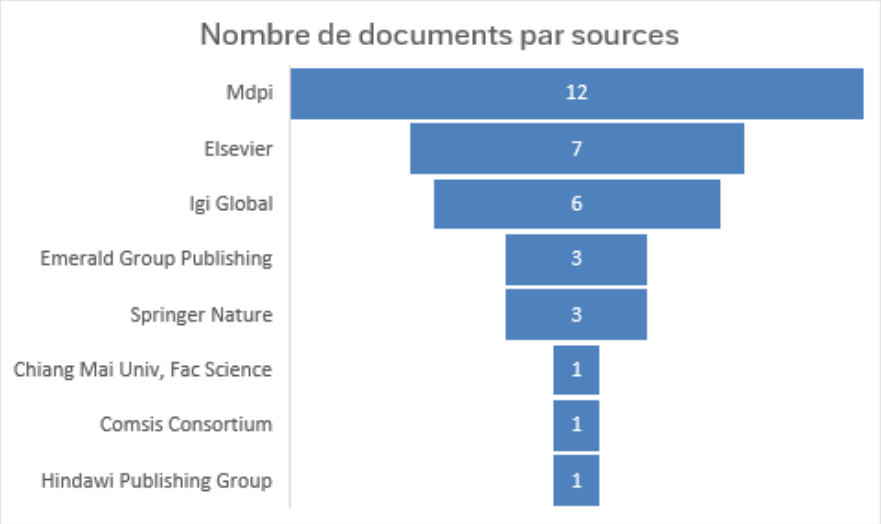


Source : Scopus

En ce qui concerne la base de données Web of science, la figure 4 souligne un intérêt plus au moins modéré vu le nombre de publications. Elle inclut 12 documents en 2025 du même

éditeur; Multidisciplinary Digital Publishing Institute de la revue Sustainability Switzerland, en deuxième position Elsevier avec 7 documents et en dernière position IGI Global avec 6 documents.

Figure 4. Nombre de documents par sources (Web of Science)



Source : Elaboré par les auteurs

4.2. Cooccurrence des mots clés

La cartographie générée par le logiciel VOSviewer examine 15 items qui sont repartis en trois clusters. Notre sélection a permis de révéler 105 liens entre les items (15 × 14 / 2 = 105), identifiant l'interconnexion de notre champ d'application issues de la base de données Scopus et Web of Sciences. Les éléments analysés traduisent l'existence de trois groupes distincts dans le domaine de recherche de l'intelligence artificielle et l'e-réputation (Voir tableau 6).

Tableau 7. Co-occurrence des mots clés

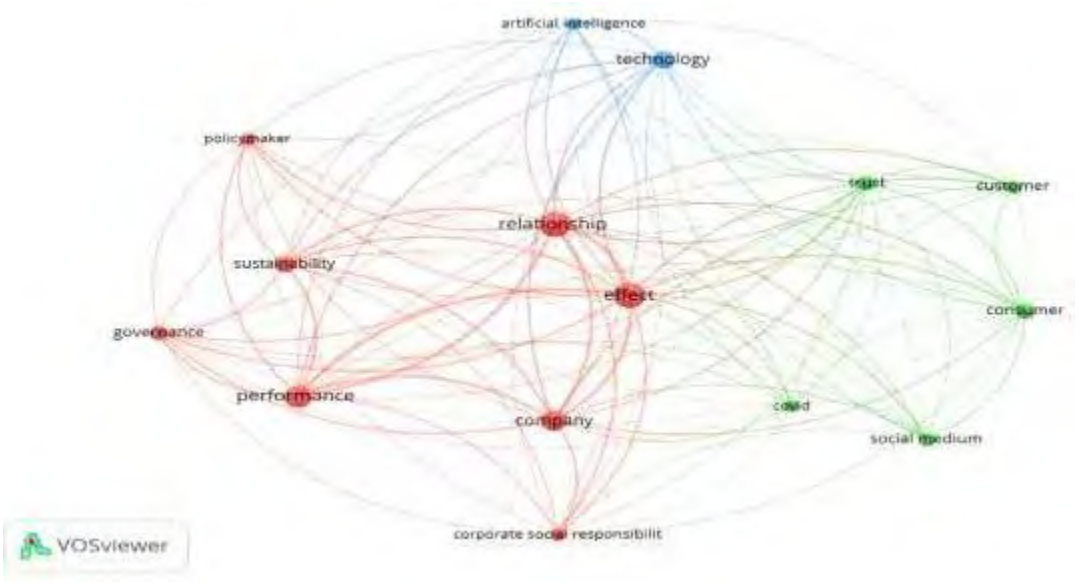
Mot clé	Cluster	Connexion	Intensité totale des connexions	Occurrences
Effect	1	14	1175	518
Relationship	1	14	1081	483
Performance	1	14	884	374
Company	1	14	856	354
Sustainability	1	14	563	223
Technology	3	14	525	240
Governance	1	14	405	162
Consumer	2	14	399	190
Trust	2	14	399	160
Corporate social responsibility	1	14	332	119
Policymaker	1	14	321	129
Customer	2	14	306	149
Artificial intelligence	3	14	297	130
Social medium	2	14	258	141
Covid	2	14	223	118

Source : Elaboré par les auteurs en se basant sur les résultats de VOSviewer

La cartographie Network visualization (Figure 5) met en évidence trois clusters, rassemblant des thématiques distinctes, et sont identifiées par trois couleurs : rouge, bleu et vert. Les trois clusters résultent de la fusion de Scopus et Web of Science résultant d'un regroupement d'occurrence de plusieurs mots clés. La taille de chaque nœud correspond au nombre d'occurrences du mot-clé. Elle ne mesure pas l'intensité du cluster : un cluster plus étendu regroupe simplement davantage de mots-clés.

ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND
IJAFAME
International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management & Economics

Figure 5. Carte de densité des mots clés



Source : VOSviewer

- ***Cluster 1 (Rouge) Performance organisationnelle et gouvernance d'entreprise***

Effect et relationship ont les forces de liaison totales les plus élevées (1 175 et 1 081). Ils sont donc très souvent associés aux autres mots-clés. Le terme e-réputation, lui, ne figure pas dans ce cluster. Avec governance, sustainability et corporate social responsibility, ce cluster aborde surtout la réputation des entreprises à travers la RSE et la gouvernance durable.

- ***Cluster 2 (Vert) Relations client et environnement numérique***

Ce cluster regroupe notamment les mots-clés confiance et consommateur, ainsi que Covid, qui compte 118 occurrences.

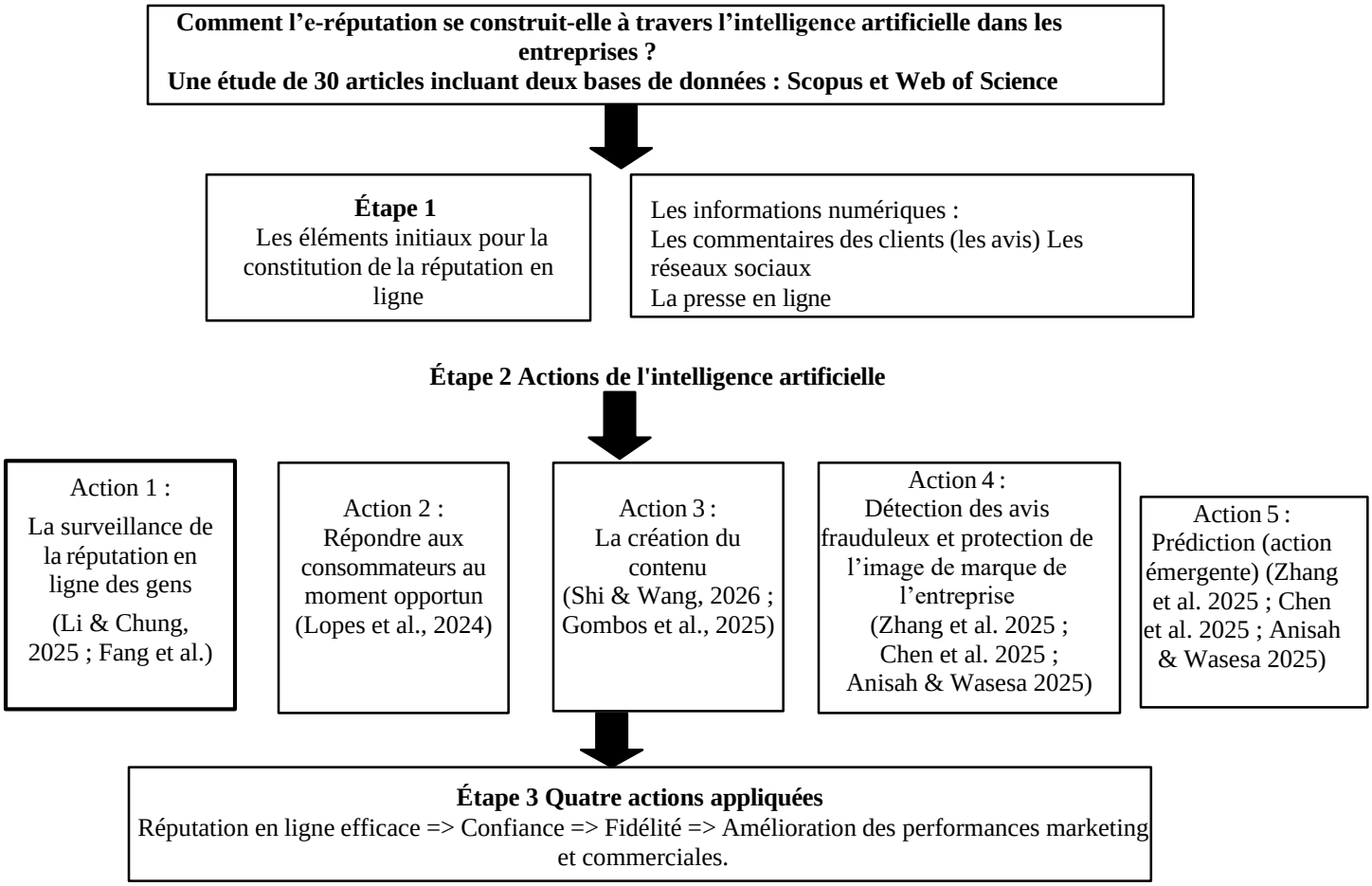
- ***Cluster 3 (Bleu) Intelligence artificielle et technologie***

Le troisième cluster, en bleu, réunit deux mots-clés : technology (240 occurrences) et artificial intelligence (130 occurrences). Avec 130 occurrences, l'IA a une force de liaison totale de 297, nettement en dessous d'effect (1 175 ; 518) et de relationship (1 081 ; 483). Comme ces mots-clés sont génériques, leur fréquence ne se compare pas à celle d'un terme spécifique. Ces indicateurs décrivent la structure thématique du corpus, mais ils ne suffisent pas à établir un gap théorique : seule l'analyse de contenu des articles permet de l'argumenter. Les deux mots-clés sont éloignés du centre de la carte, ce qui suggère un cluster distinct de celui de la performance et de la gouvernance.
Finalement, la cartographie des cooccurrences réalisée à l'aide du logiciel VOSviewer montre des liens très denses entre les termes identifiés, qui sont largement interconnectés dans le corpus. Cette densité rend toutefois les regroupements thématiques peu distincts les uns des autres. La carte doit donc être lue comme un outil descriptif et exploratoire, et non comme la preuve de structures scientifiques séparées. Elle illustre néanmoins les associations entre les principaux termes retenus, sans fournir de classification thématique définitive du champ.
L'analyse bibliométrique menée avec VOSviewer distingue les occurrences, qui mesurent la fréquence des termes, et la force totale des liens (TLS), qui reflète l'intensité cumulée de leurs associations. Les clusters donnent une lecture exploratoire des thématiques, mais leur taille n'indique pas leur importance scientifique. Ces résultats ne permettent pas, à eux seuls, de conclure à l'existence d'une lacune théorique.

5. Résultats

Le schéma se lit de haut en bas, en trois étapes. Il synthétise les 30 articles retenus, leur répartition par action et la force de l'évidence sont détaillées dans la matrice de synthèse (voir tableau 8).

Schémas 2. Résultats des articles inclus



Source : Elaboré par les auteurs

Le point de départ regroupe les travaux sélectionnés dans Scopus et WoS. Ils servent à identifier le rôle des outils d'intelligence artificielle à partir de plusieurs types de contenus : les avis clients, les articles de presse et les publications sur les réseaux sociaux. Ce sont les données de départ que l'IA analyse pour le compte des entreprises.

Deuxième étape : les 30 articles font apparaître quatre actions complémentaires de l'intelligence artificielle au service des entreprises, avec une force de l'évidence inégale. La première est la surveillance continue de ce qui se dit sur l'entreprise en ligne, en particulier sur sa marque et sa e-réputation (11 articles). La deuxième aide les entreprises à répondre aux avis clients (6 articles) ; c'est la seule dont le corpus mesure les effets. La troisième contribue à produire et à améliorer le contenu de marque (5 articles). Toutefois, leurs résultats portent sur l'engagement plutôt que sur la réputation. La dernière est la détection des faux avis (1 article), qui relève autant de la protection de l'intégrité de l'information en ligne que de la construction de l'e-réputation. La prédiction (3 articles) apparaît comme une action émergente ; elle est traitée dans la discussion.

Troisième étape : elle présente les effets attendus, formulés comme des hypothèses. Une e-réputation efficace contribuerait à la confiance, puis à la fidélité, et enfin à l'amélioration des performances marketing et commerciales. Aucun article du corpus ne teste cette chaîne

ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND
IJAFAME
International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management & Economics

complète : la plupart des études développent des modèles sans mesurer ces effets.

Tableau 8. Matrice de synthèse des preuves

Action	Articles (effectif)	Contexte	Force de l'évidence
Surveillance et mesure de la réputation	(Li & Chung, 2025);(Pollák & Markovič, 2022);(Polli & Santonocito, 2024); (M. Zhang et al., 2025);(Kayakus et al., 2024); (Yiğit Açikgöz et al., 2024);(Holm et al., 2026); (Tang et al., 2023) ; (Mohamed Zaki Ahmed & Rodríguez Díaz, 2022);(Puma Flores & Rosa-Díaz, 2023); (Alantari et al., 2022)	Réseaux sociaux, avis en ligne, e-commerce, hôtellerie.	**Faible à moyenne** : surtout de la mesure et de la performance des modèles, peu d'effets organisationnels.
Réponse aux consommateurs	(Lopes et al., 2024); (Wilk et al., 2025) ;(Yang et al., 2025);(Mariani & Borghi, 2024) ;(Bhoumik et al., 2026) ; (Olbermann & Nagl, 2025)	Hôtellerie, magasin, crise.	**Moyenne** : seule action avec des effets mesurés (réservations, satisfaction, expérimentations).
Création de contenu	(Shi & Wang, 2026); (Chen et al., 2025) ; (Gombos et al., 2025);(Zhao et al., 2026); (Corzo-Cortés et al., 2025)	Réseaux sociaux, banque.	**Faible à moyenne** : les résultats portent sur l'engagement, pas sur la réputation.
Protection de l'intégrité de l'information (faux avis)	(Salminen et al., 2022)	Avis en ligne.	**Faible** : une seule étude expérimentale.
Prédiction (action émergente)	(Zhang et al., 2025) ; (Chen et al., 2025) ; (Anisah & Wasesa, 2025)	Crise, engagement.	**Faible** : performance de modèles.

Source : Elaboré par les auteurs à partir du corpus

6. Discussion

Une revue systématique de la littérature ne se limite pas à un simple rassemblement descriptif des études existantes ; elle repose sur une analyse critique et structurée sur un sujet donné pour en déduire les tensions, les vides théoriques, les contradictions temporelles, et aussi la proposition de nouvelles pistes de recherches que ce soit théoriques ou empiriques (Page et al., 2021 ; Tranfield et al., 2003). Dans ce sens, la présente section a pour objectif de proposer une analyse critique de la totalité du corpus (30 articles retenus).

- ***Un domaine en évolution : l'intelligence artificielle au service de la construction de l'e-réputation***

A partir de la recherche sur les deux bases de données Scopus et WoS, une remarque pertinente a été relevée : si la requête initiale identifie 1 509 documents, seuls 30 traitent effectivement du rôle de l'IA dans la construction de l'e-réputation des entreprises, la majorité portant sur la réputation sans dimension IA ou sur l'IA sans lien avec l'e-réputation. Cette lecture transversale ne dispose ni d'un volet théorique unifié, ni d'un langage spécifique à l'intersection de ces deux socles de recherche.

Les travaux de ce champ sont surtout techniques (Chen et al., 2025 ; Li & Chung, 2025 ; Shi & Wang, 2026 ; M. Zhang et al., 2025). Ils montrent que l'intelligence artificielle joue un rôle actif dans la mesure. En effet, elle permet de visualiser les crises et d'optimiser les ressources grâce à la qualité des contenus de marque.

A partir de cette mesure, le corpus fait apparaître un décalage entre la maîtrise technique de l'IA et son usage managérial : la plupart des travaux montrent que l'IA sait mesurer l'e-réputation, par l'analyse de sentiment et le deep learning appliqués aux avis et aux réseaux sociaux (Fang et al., 2022 ; Li & Chung, 2025 ;(Gombos et al., 2025), mais pas qu'elle aide à la construire. À cela s'ajoute un risque créé par l'IA elle-même : la production de faux avis, qui fausse la réputation (Salminen et al., 2022). Trois lacunes en découlent. Aucune étude n'évalue

l'effet de ces usages sur la réputation dans la durée, et le lien entre réputation, confiance et acceptation de l'IA n'a été étudié que ponctuellement, dans le secteur bancaire (Alnaser et al., 2023). La perception des consommateurs est le plus souvent déduite de données textuelles plutôt que mesurée directement (Lopes et al., 2024 ; Mariani & Borghi, 2024). Enfin, les terrains se limitent à quelques secteurs, ce qui rend les résultats difficiles à généraliser.

- ***Diversité théorique sans cadre unifié***

Les 30 articles retenus à l'issue de la démarche PRISMA s'appuient sur des ancrages théoriques variés : la perspective de la réputation d'entreprise de Fombrun (1996), la Signaling Theory (Spence, 1973), la théorie de l'eWOM (Hennig-Thurau et al., 2004), le Technology Acceptance Model (Davis, 1989), la Service Recovery Theory (Hart et al., 1990), la Resource-Based View (Wernerfelt, 1984); Barney, 1991), l'Affective Computing (Picard, 1997) et la Parasocial Relationship Theory (Horton & Richard Wohl, 1956).
L'ancrage le plus fréquent est celui de Fombrun (9 articles). Il s'agit davantage d'une perspective que d'une théorie unifiée, et les études l'opérationnalisent de manière très différente. La réputation y est mesurée tantôt par le TOR Index (Pollák & Markovič, 2022);(Puma Flores & Rosa-Díaz, 2023), tantôt par la satisfaction client (Mariani & Borghi, 2024), tantôt par le rendement boursier anormal (Chen et al., 2025). Avec des construits aussi différents, les résultats se comparent difficilement.
Les autres ancrages se situent chacun à un niveau d'analyse différent : stratégique (RBV, Service Recovery), communicationnel (Signaling, eWOM), relationnel (relations parasociales) et technologique (TAM, Affective Computing). Pourtant, aucun article ne les relie entre eux.
Cette pluralité a des avantages et des inconvénients. Elle tient au caractère multiniveau de l'e-réputation construite par l'IA, qui est en même temps une ressource stratégique, un signal, un objet d'eWOM et une expérience vécue par le consommateur. Elle pose problème lorsque la réputation est opérationnalisée de façons incompatibles et que les niveaux d'analyse sont juxtaposés sans être reliés. L'accumulation des connaissances est freinée par l'absence d'un cadre unifié davantage que par la diversité des théories.
Ces ancrages ne recoupent d'ailleurs qu'en partie les théories retenues a priori comme grille de lecture dans le cadre théorique de cette revue. Cet écart montre à nouveau que le champ est fragmenté et ne dispose pas de référentiel commun. Les recherches futures pourraient construire un cadre théorique commun qui articule ces quatre niveaux et repose sur une définition et une mesure stable de la réputation.

- ***Confrontation avec la littérature antérieure.***

Nos résultats prolongent ceux de César et al. (2024), qui notent la prédominance de l'analyse de sentiment multimodale dans les applications marketing de l'IA et le faible développement de ses dimensions éthiques. Notre corpus confirme cette orientation technique et montre aussi que peu de travaux évaluent l'effet de ces outils sur la réputation de l'entreprise. Molavi et Zhang (2025) arrivent à un constat proche à partir de 104 études : les outils d'IA mesurent le plus souvent la réputation des produits plutôt que celle de l'organisation, et beaucoup s'appuient sur des données de simulation plutôt que sur des données de terrain. Sur le plan méthodologique, notre démarche suit (Tranfield et al., 2003), qui cherchent à produire une connaissance managériale fondée sur des preuves. Or le corpus en apporte peu sur les effets organisationnels. Par rapport aux cadres de Davenport et al. (2020) et de Huang et Rust (2021), qui distinguent plusieurs niveaux d'intelligence (mécanique, analytique, émotionnelle), le corpus porte surtout sur des usages mécaniques et analytiques (surveillance, classification). Les usages relationnels y sont rares (Bhoumik et al., 2026 ; Corzo-Cortés et al., 2025 ; Olbermann & Nagl, 2025). Enfin, les résultats divergent sur deux points. D'une part, les interactions avec l'IA mécanique améliorent la satisfaction et la réputation (Mariani & Borghi, 2024 ; Yang et

ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND
IJAFAME
International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management & Economics

al., 2025), alors que Bhoumik et al. (2026) ne trouvent aucun effet significatif des tâches mécaniques sur l'image de marque, seules les tâches éthiques en ont un. D'autre part, les influenceurs virtuels développent des relations parasociales comparables à celles des influenceurs humains (Corzo-Cortés et al., 2025), mais sont moins efficaces que des porte-parole humains pour restaurer la réputation en situation de crise (Olbermann & Nagl, 2025). Ces écarts viennent probablement de la diversité des variables dépendantes (satisfaction, attitude, réputation) et des contextes étudiés (hôtellerie, magasin, crise). Ils confirment l'hétérogénéité déjà relevée.

6.1. Les contributions managériales

Les implications managériales présentées ci-dessous découlent directement des constats de la revue. Le tableau 9 relie chaque constat aux études qui le soutiennent, à l'implication qui en découle et à son contexte d'application.

Tableau 9. Des constats de la revue aux implications managériales

Constat	Études du corpus	Implication managériale	Contexte d'application
Les réponses de l'entreprise aux avis en ligne influencent la perception de la marque	Lopes et al. (2024)	Répondre de façon systématique et personnalisée aux avis, y compris négatifs ; l'IA peut assister la rédaction sous supervision humaine	Hôtellerie et services exposés aux plateformes d'avis
La réputation est mesurée de façon hétérogène	Pollák & Markovič (2022) ; Puma Flores & Rosa-Díaz (2023) ; Mariani & Borghi (2024) ; Chen et al. (2025)	Combiner plusieurs indicateurs (perception, satisfaction, sentiment en ligne) plutôt que s'appuyer sur un seul	Toute entreprise assurant le suivi de son e-réputation
Les robots de service modifient l'expérience client	Bhoumik et al. (2026)	Accompagner leur déploiement d'un contact humain disponible	Commerce physique, points de vente

Source : Elaboré par les auteurs à partir du corpus.

Ces implications peuvent être organisées selon la typologie de Huang et Rust (2021). L'IA mécanique automatise les tâches répétitives, comme la veille des mentions de la marque ou le tri des avis ; elle libère du temps mais ne doit pas produire seule des réponses publiques. L'IA analytique permet d'analyser le sentiment des clients et de détecter les signaux faibles d'une crise de réputation ; elle appuie la décision du manager sans la remplacer. L'IA émotionnelle intervient dans l'interaction directe avec le client, par exemple via un chatbot ; c'est elle qui expose le plus la marque, car une réponse perçue comme inauthentique peut dégrader la réputation qu'elle devait protéger.

Dans le contexte marocain, ces recommandations gagneraient à être adaptées aux pratiques linguistiques des consommateurs. Les interactions automatisées conçues uniquement en français ou en arabe standard risquent de paraître distantes ; leur adaptation à la darija constitue une piste que nous proposons, qui reste à valider empiriquement.

Ces recommandations s'inscrivent enfin dans un cadre juridique et éthique contraignant. Au Maroc, la loi 09-08 relative à la protection des personnes physiques à l'égard du traitement des données à caractère personnel impose le consentement des personnes, leur information sur les finalités du traitement et le contrôle de la Commission nationale de contrôle de la protection des données à caractère personnel (CNDP). Les entreprises marocaines qui ciblent des clients situés dans l'Union européenne sont en outre soumises au Règlement général sur la protection des données (RGPD), notamment pour l'analyse automatisée des avis et des profils clients. Le Règlement (UE) 2024/1689 sur l'intelligence artificielle impose par ailleurs une obligation de transparence : les personnes doivent être informées lorsqu'elles interagissent avec un système d'IA, et les contenus générés automatiquement doivent être identifiables comme tels. Au-delà

de l'obligation légale, cette transparence constitue un enjeu réputationnel : une réponse générée par IA présentée comme humaine expose la marque à une perte de confiance si elle est découverte.

6.2. Les limites

L'examen des méthodologies mobilisées dans le corpus révèle une domination très nette des approches quantitatives computationnelles : 18 articles sur 30 proposent la conception, l'évaluation ou la comparaison de modèles IA. Cette prédominance n'est pas surprenante, compte tenu de l'objet d'étude, toutefois, elle entraîne un déséquilibre méthodologique qui mérite d'être souligné de manière critique.

L'approche méthodologique adoptée dans 18 des 30 articles repose sur une évaluation quantitative fondée sur des calculs informatiques. Chen et al. (2025) et Shi & Wang (2026), par exemple, évaluent respectivement un modèle de prédiction d'engagement et un modèle de classification des sentiments. Leurs performances, mesurées sur des jeux de données propres à chaque étude, ne sont pas comparables entre elles et ne disent rien de la tenue de ces modèles dans la durée. Il en résulte un écart théorique entre la performance algorithmique mesurée en laboratoire et ce qui est observé dans les entreprises.

Par ailleurs, les auteurs ont signalé que les modèles sont testés sur une catégorie bien définie de plateformes tels que : Weibo, TripAdvisor, Google Maps, sur des secteurs spécifiques comme l'hôtellerie, les services ou le transport, et dans un contexte géographique centré sur la Chine, la Turquie et l'Espagne.

Sur les 30 articles, l'absence de la composante longitudinale sauf l'étude de Pollák & Markovič (2022) qui adopte une étude comparative temporelle sur la réputation en ligne avant et après la pandémie Covid-19. Les autres articles développent des résultats dans un temps précis.

- ***Une revue limitée à deux bases de données : Scopus et WoS***

Les deux bases données sont dotées de leurs pertinences et de leurs rigueurs dans la validité des publications par les pairs, seulement ce choix implique une élimination d'un autre ordre est celui de d'autres bases de données tels que Google Scholar où il regroupe une base de données assez importante qui pourront faire l'objet d'une meilleure extraction de données.

- ***Une sélection limitée aux publications anglophones***

La revue s'est limitée aux articles rédigés en langue anglaise. Ce choix introduit un biais linguistique. En effet, des travaux pertinents ont pu être écartés du fait de leur langue de publication, et non pour des motifs liés à leur qualité méthodologique ou à leur contribution scientifique. Cette limite est particulièrement importante à signaler dans le cas du Maroc et des pays francophones et arabophones, où une part importante de la recherche en sciences de gestion est publiée en français ou en arabe.

- ***Une exclusion des publications à accès restreint***

L'accès libre a été retenu comme critère de sélection afin que le texte intégral de chaque article soit lisible par l'ensemble des auteurs et que le processus reste reproductible. Ce choix a toutefois une limite : il exclut les revues à accès restreint (quatre articles arrivés à l'étape d'évaluation en texte intégral ont ainsi dû être écartés par faute d'accès) et peut laisser de côté des travaux pertinents. Il favorise aussi les revues et les éditeurs en open access. Des recherches futures pourraient lever cette restriction, par exemple en passant par un accès institutionnel ou en contactant les auteurs.

6.3. Les perspectives futures

La présente étude sur la construction de l'e-réputation par les outils de l'intelligence artificielle contribue à ouvrir la voie vers d'autres pistes de recherches futures qui doivent être exploré. En

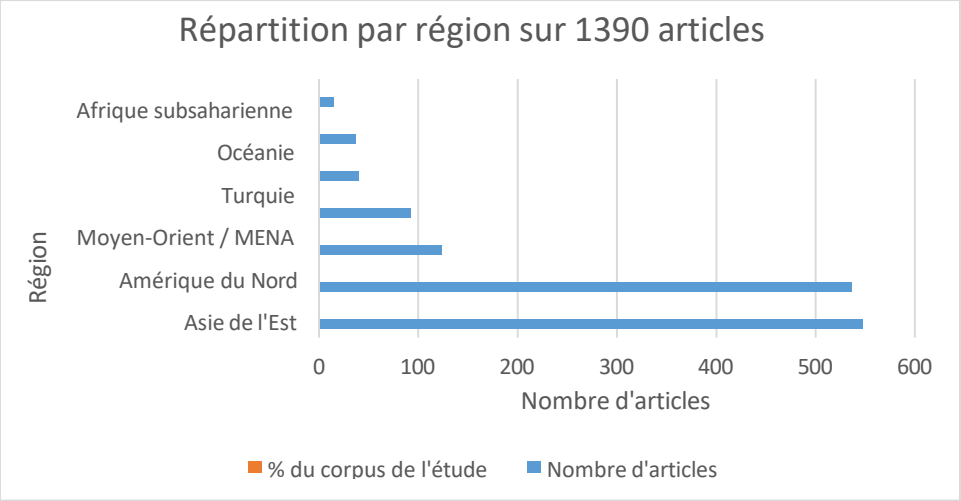
ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND
IJAFAME
International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management & Economics

effet, suite aux différents gaps relevés dans le corpus d'études, trois nouvelles voies d'investigations futures sont suggérées ci-dessous.

- ***Mobilisation de la recherche sur les pays émergents***

Une absence de travaux sur les contextes MENA (Maghreb, Moyen-Orient) dans la littérature est frappante, dans la mesure où, sur 1509 articles, on n'y trouve que 92 travaux impliquant un pourcentage de 6.1%. Autrement dit, les chercheurs se focalisent principalement sur les pays de l'Europe Occidentale (547 articles), de l'Asie (458 articles) et de l'Amérique (123 articles) (Voir figure 6). Une précision sur les 1509 articles, on ne trouve que 1390 articles dont les données géographiques sont enregistrées dans les deux bases de données Scopus et Wos. Cet écart ouvre un agenda de recherche propre aux contextes émergents, notamment marocain. Les travaux futurs pourraient d'abord tester la précision des outils d'analyse de sentiments face au multilinguisme marocain (arabe, darija, amazighe), les modèles entraînés sur une autre langue perdant en performance (Li & Chung, 2025). Ils pourraient ensuite étudier, à la lumière du TAM, la perception des interactions assistées par l'IA par les consommateurs marocains et son effet sur la confiance et l'e-réputation. Des études qualitatives auprès des entreprises marocaines permettraient aussi d'identifier lesquelles des quatre actions sont réellement mobilisées et quels freins limitent leur adoption. Enfin, des comparaisons entre pays de la région MENA vérifieraient la transposabilité des résultats issus des contextes chinois, turc et espagnol.

Figure 6. Répartition des articles par région



Source : Elaboré par les auteurs

- ***Mobiliser les études longitudinales pour suivre l'évolution du sujet dans le temps***

La dimension longitudinale est présente dans le corpus de l'étude uniquement chez (Pollák et Markovič, 2022), qui comparent l'e-réputation des entreprises avant et après la pandémie. Les recherches futures peuvent mesurer l'influence des techniques d'IA sur l'e-réputation dans le temps, tant sur le volet organisationnel que sur le volet consommateur. Elles pourraient notamment tester la proposition suivante :

P1 *: Les entreprises qui adoptent des outils de veille fondés sur l'IA connaissent une évolution plus favorable de leur score réputationnel que des entreprises comparables non adoptantes.*

Des données de panel analysées par la méthode des doubles différences, ou une étude d'événement autour de l'adoption de l'outil, constitueraient des devis appropriés.

- ***Introduction de la variable éthique dans un cadre intégrateur, avec des implications managériales***

Dans le volet organisationnel, la construction de l'e-réputation nécessite de soulever une

problématique liée à l'éthique. Salminen et al. (2022) montrent que des modèles génératifs peuvent produire de faux avis convaincants, tandis que des classifieurs peuvent les détecter : l'IA constitue à la fois un risque et un moyen de protection pour l'e-réputation. Ceci soulève une question fondamentale relative à l'éthique de l'IA : dans quelle mesure accepte-t-il qu'une marque recoure à des outils algorithmiques pour analyser ses avis et ses comportements ? Les recherches futures pourraient tester la proposition suivante :

***P2** : La divulgation de l'usage de l'IA par la marque atténue l'effet de ces outils sur la réputation perçue.*

Une expérimentation à scénarios (divulgation vs non-divulgation) permettrait de la tester et d'en tirer des implications managériales en matière de communication responsable.

- ***Élargir le corpus aux publications francophones et arabophones***

La présente revue s'est limitée aux articles publiés en anglais, ce qui a pu ne pas considérer des travaux pertinents, notamment ceux issus des contextes maghrébins et francophones. Les recherches futures gagneraient à intégrer des sources multilingues afin d'offrir une vision plus complète et plus représentative du champ étudié. Elles pourraient s'appuyer sur des bases de données régionales et francophones, par exemple Cairn, en complément de Scopus et Web of Science. Une telle démarche permettrait de répondre à la question suivante : les déterminants de l'e-réputation et les usages de l'IA identifiés dans la littérature anglophone se retrouvent-ils dans la littérature francophone et arabophone, ou celle-ci met-elle en évidence des spécificités propres à ces contextes ? Une comparaison des deux corpus, par analyse bibliométrique et thématique, permettrait d'identifier les convergences et les écarts.

- ***Étudier la visibilité des marques dans les moteurs génératifs***

Les consommateurs consultent de plus en plus les IA génératives pour comparer des marques, ce qui en fait un nouveau terrain de construction de l'e-réputation. Les recherches futures pourraient tester la proposition suivante :

***P3** : Les marques bénéficiant d'une forte réputation en ligne sont citées plus fréquemment et plus favorablement dans les réponses des moteurs génératifs.*

Un audit comparatif de requêtes identiques soumises à plusieurs modèles de langage permettrait de la vérifier.

7. Conclusion

Notre analyse systématique a permis de répondre à une question centrale : Comment l'intelligence artificielle est-elle mobilisée par les entreprises pour construire et renforcer leur e-réputation en ligne ? A l'issue de la démarche PRISMA 2020, 30 articles ont été retenus parmi les 1509 documents identifiés dans Scopus et Web of Science. Ils portent surtout sur l'hôtellerie, les services et la banque et font apparaître quatre fonctions : la surveillance de la réputation, la réponse aux consommateurs, la création de contenu et la détection des faux avis. Les résultats mettent en évidence que l'IA est aujourd'hui surtout mobilisée comme un outil de veille réputationnelle, et qu'elle tend à s'affirmer comme un instrument stratégique susceptible de participer à la construction et à la consolidation de l'e-réputation des entreprises. Seule la réponse aux avis fait l'objet d'effets mesurés, et aucun article ne teste le lien complet entre e-réputation, confiance, fidélité et performance.

Notre article offre trois apports distincts. Sur le plan théorique, il propose une typologie de quatre actions de l'IA et mobilise de manière complémentaire la RBV, la Signaling Theory, la Social Identity Theory et le TAM comme grille de lecture des mécanismes par lesquels l'IA peut façonner la réputation numérique, sans prétendre les démontrer. Sur le plan méthodologique, il offre une cartographie de la production académique sans restriction temporelle a priori, dont les articles retenus se concentrent sur la période 2022-2026 reposant

ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND
IJAFAME
International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management & Economics

sur un codage et une sélection systématique du corpus. Sur le plan managérial, il fournit aux praticiens des recommandations pour une adoption stratégique, éthique et réussie de l'IA dans la gestion de l'e-réputation, qui doivent être adaptées selon la taille de l'entreprise, le secteur et le cadre réglementaire marocain.

Enfin, bien que la présente revue offre plusieurs enseignements et contributions, elle demeure soumise à certaines limites. La restriction aux bases de données Scopus et Web of science, la sélection d'articles rédigés exclusivement en anglais et en accès libre, ainsi que la faible représentation des marchés émergents limitent la généralisation des résultats. Sans oublier l'absence quasi-totale d'études longitudinales dans le corpus. Ces limites ont permis d'identifier un ensemble de perspectives futures destinées à prolonger et enrichir les résultats de cette revue, notamment la validation des outils d'IA sur les langues pratiquées au Maroc à savoir darija et l'arabe, l'étude de l'effet de la transparence sur la réputation perçue et le suivi longitudinal des entreprises adoptantes.

Références

(1). Ahmed, T., & Saxton, G. D. (2025). The price of controversy: CEO Twitter activity and stock market performance. *Public Relations Review*, *51*(4), Article 102606. https://doi.org/10.1016/j.pubrev.2025.102606

(2). Alantari, H. J., Currim, I. S., Deng, Y., & Singh, S. (2022). An empirical comparison of machine learning methods for text-based sentiment analysis of online consumer reviews. *International Journal of Research in Marketing*, *39*(1), 1-19. https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2021.10.011

(3). Alnaser, F., Rahi, S., Alghizzawi, M., & Ngah, A. H. (2023). Does artificial intelligence (AI) boost digital banking user satisfaction? Integration of expectation confirmation model and antecedents of artificial intelligence enabled digital banking. *Heliyon*, *9*(8), Article e18930. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e18930

(4). Al-Shafei, M., Gupta, S., Shin, M. M., Yan, Y., & Liu, R. (2026). Integrated learning with AI enabled interactions with customers by fashion retailers. *Corporate Reputation Review*, *29*(1), 61-78. https://doi.org/10.1057/s41299-025-00246-1

(5). Anisah, S., & Wasesa, M. (2025). Improving café reputation: Machine learning analytics for predicting customer engagement on Google Maps. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, *11*(1), 91-102. https://doi.org/10.20473/jisebi.11.1.91-102

(6). Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, *17*(1), 99-120. https://doi.org/10.1177/014920639101700108

(7). Baye, M. R., De los Santos, B., & Wildenbeest, M. R. (2016). What's in a name? Measuring prominence and its impact on organic traffic from search engines. *Information Economics and Policy*, *34*, 44-57. https://doi.org/10.1016/j.infoecopol.2016.01.002

(8). Belur, J., Tompson, L., Thornton, A., & Simon, M. (2021). Interrater reliability in systematic review methodology: Exploring variation in coder decision-making. *Sociological Methods & Research*, *50*(2), 837-865. https://doi.org/10.1177/0049124118799372

(9). Bharadwaj, A. S. (2000). A resource-based perspective on information technology capability and firm performance: An empirical investigation. *MIS Quarterly*, *24*(1), 169-196. https://doi.org/10.2307/3250983

(10). Bhoumik, K., Fang, L., & Igarashi, R. (2026). Robots with hearts: How in-store AI's task types impact brand attitude and ethicality. *Journal of Business Research*, *206*, Article 115923. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2025.115923

(11). BrightLocal. (2023). *Local consumer review survey 2023*.

https://www.brightlocal.com/research/local-consumer-review-survey-2023/

(12). Cambria, E., & White, B. (2014). Jumping NLP curves: A review of natural language processing research. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, *9*(2), 48-57. https://doi.org/10.1109/MCI.2014.2307227

(13). César, I., Pereira, I., Rodrigues, F., Miguéis, V. L., Nicola, S., Madureira, A., Reis, J. L., Santos, J. P. M. D., & Oliveira, D. A. de. (2024). A systematic review on responsible multimodal sentiment analysis in marketing applications. *IEEE Access*, *12*, 111943-111961. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3441514

(14). Chen, B., Yao, X., Cao, Y., Chen, M., & Yu, X. (2025). Application of deep neural network-based social media data analysis in brand management. *Journal of Organizational and End User Computing*, *37*(1), 1-34. https://doi.org/10.4018/JOEUC.383053

(15). Cheung, C. M. K., & Thadani, D. R. (2012). The impact of electronic word-of-mouth communication: A literature analysis and integrative model. *Decision Support Systems*, *54*(1), 461-470. https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.06.008

(16). Chun, R., & Davies, G. (2001). E-reputation: The role of mission and vision statements in positioning strategy. *Journal of Brand Management*, *8*(4), 315-333. https://doi.org/10.1057/palgrave.bm.2540031

(17). Connelly, B. L., Certo, S. T., Reutzel, C. R., DesJardine, M. R., & Zhou, Y. S. (2025). Signaling theory: State of the theory and its future. *Journal of Management*, *51*(1), 24-61. https://doi.org/10.1177/01492063241268459

(18). Corzo-Cortés, L., Carrillo-Durán, M.-V., & García-García, M. (2025). Nuevas formas de comunicación digital: Revisión sistemática de la literatura sobre influencers virtuales [Nouvelles formes de communication digitale : revue systématique de la littérature sur les influenceurs virtuels]. Revista Mediterránea de Comunicación, 16(2), 347-364. https://doi.org/10.14198/MEDCOM.28712

(19). Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *48*(1), 24-42. https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0

(20). Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, *13*(3), 319-340. https://doi.org/10.2307/249008

(21). Donthu, N., Kumar, S., Mukherjee, D., Pandey, N., & Lim, W. M. (2021). How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, *133*, 285-296. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.04.070

(22). Fang, Z., Qian, Y., Su, C., Miao, Y., & Li, Y. (2022). The multimodal sentiment analysis of online product marketing information using text mining and big data. *Journal of Organizational and End User Computing*, *34*(1), 1-19. https://doi.org/10.4018/JOEUC.316124

(23). Fombrun, C. J. (1996). *Reputation: Realizing value from the corporate image*. Harvard Business School Press.

(24). Fombrun, C. J., & Van Riel, C. B. M. (2004). *Fame & fortune: How successful companies build winning reputations*. FT Prentice Hall.

(25). Gombos, N. J., Vlaszov, A., Bíró-Szigeti, S., & Molontay, R. (2025). Investigating banks' social media content and consumer reactions with machine learning. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, *11*(2), Article 100512. https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100512

(26). Hart, C. W. L., Heskett, J. L., & Sasser, W. E., Jr. (1990). The profitable art of service recovery. *Harvard Business Review*, *68*(4), 148-156.

(27). Hennig-Thurau, T., Gwinner, K. P., Walsh, G., & Gremler, D. D. (2004). Electronic word-of-mouth via consumer-opinion platforms: What motivates consumers to articulate

ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND

themselves on the internet? *Journal of Interactive Marketing*, *18*(1), 38-52. https://doi.org/10.1002/dir.10073

(28). Holm, G., António, N., & Rita, P. (2026). Decoding brand perception through online customer reviews: A comparative study across geographical locations. *Research in Transportation Business & Management*, *66*, Article 101624. https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2026.101624

(29). Horton, D., & Wohl, R. R. (1956). Mass communication and para-social interaction: Observations on intimacy at a distance. *Psychiatry*, *19*(3), 215-229. https://doi.org/10.1080/00332747.1956.11023049

(30). Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *49*(1), 30-50. https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9

(31). Isidore, C. (2017, 11 avril). United Airlines shares drop after man dragged off flight. *CNN Money*. https://money.cnn.com/2017/04/11/investing/united-airlines-stock-passenger-flight-video/

(32). Jeljeli, R., Farhi, F., Setoutah, S., Lagha, F. B., Mohsen, M., & Mallek, M. (2024). The role of artificial intelligence and public relations in reputation management: A structural equation modelling-based (SEM) study. *International Journal of Data and Network Science*, *8*, 1815-1828. https://doi.org/10.5267/j.ijdns.2024.2.007

(33). Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, *62*(1), 15-25. https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004

(34). Kayakuş, M., Yiğit Açikgöz, F., Dinca, M. N., & Kabas, O. (2024). Sustainable brand reputation: Evaluation of iPhone customer reviews with machine learning and sentiment analysis. *Sustainability*, *16*(14), Article 6121. https://doi.org/10.3390/su16146121

(35). Keller, K. L. (1993). Conceptualizing, measuring, and managing customer-based brand equity. *Journal of Marketing*, *57*(1), 1-22. https://doi.org/10.1177/002224299305700101

(36). Korchia, M. (2000). Une nouvelle typologie de l'image de marque. Dans *Actes du Congrès de l'Association française du marketing* (p. 489-502). Association française du marketing.

(37). Lange, D., Lee, P. M., & Dai, Y. (2011). Organizational reputation: A review. *Journal of Management*, *37*(1), 153-184. https://doi.org/10.1177/0149206310390963

(38). Li, M., & Chung, W. (2025). Brand public opinion data analysis method based on deep learning. *PLOS ONE*, *20*(12), Article e0339563. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0339563

(39). *Loi n° 09-08 relative à la protection des personnes physiques à l'égard du traitement des données à caractère personnel*. (2009). Bulletin officiel du Royaume du Maroc, n° 5714 du 5 mars 2009.

(40). Lopes, A. I., Malthouse, E. C., Dens, N., & De Pelsmacker, P. (2024). Is webcare good for business? A study of the effect of managerial response strategies to online reviews on hotel bookings. *Journal of Service Management*, *35*(6), 22-41. https://doi.org/10.1108/JOSM-05-2023-0219

(41). Mariani, M. M., & Borghi, M. (2024). Artificial intelligence in service industries: Customers' assessment of service production and resilient service operations. *International Journal of Production Research*, *62*(15), 5400-5416. https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2160027

(42). Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., Altman, D. G., & The PRISMA Group. (2009). Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: The PRISMA statement. *Annals of Internal Medicine*, *151*(4), 264-269. https://doi.org/10.7326/0003-4819-151-4-200908180-00135

(43). Molavi, H., & Zhang, L. (2025). AI-driven corporate reputation measurement in digital ecosystems: A systematic literature review. *Acta Psychologica*, *261*, Article 105846. https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2025.105846

(44). Moukdad, K., & Juidette, S. (2024). A role of artificial intelligence in online reputation management: A systematic literature review using PRISMA methodology. Dans B. Alareeni & A. Hamdan (dir.), *Navigating the technological tide: The evolution and challenges of business model innovation* (p. 502-516). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-67431-0_48

(45). Olbermann, Z., & Nagl, M. (2025). Reputation through artificial intelligence? On the effectiveness of virtual influencers as spokespersons in corporate crisis communication. *Frontiers in Communication*, *10*, Article 1509682. https://doi.org/10.3389/fcomm.2025.1509682

(46). Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., … Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, *372*, Article n71. https://doi.org/10.1136/bmj.n71

(47). Picard, R. W. (1997). *Affective computing*. MIT Press.

(48). Pikatza-Gorrotxategi, N., Borregan-Alvarado, J., Ruiz-de-la-Torre-Acha, A., & Alvarez-Meaza, I. (2024). News and ESG investment criteria: What's behind it? *Social Network Analysis and Mining*, *14*, Article 47. https://doi.org/10.1007/s13278-024-01209-w

(49). Pollák, F., & Markovič, P. (2022). Challenges for corporate reputation: Online reputation management in times of global pandemic. *Journal of Risk and Financial Management*, *15*(6), Article 250. https://doi.org/10.3390/jrfm15060250

(50). Polli, C., & Santonocito, C. S. (2024). Reputation at risk: Sentiment analysis and social media listening tools under the lens of critical multimodal discourse studies. *Hermes: Journal of Language and Communication in Business*, (64), 331-352. https://doi.org/10.7146/hjlcb.vi64.145480

(51). Pritchard, A. (1969). Statistical bibliography or bibliometrics? *Journal of Documentation*, *25*(4), 348-349.

(52). Puche-Regaliza, J. C., Marcilla-Lombraña, I., Antón-Maraña, P., & Arranz-Val, P. (2026). Innovating data-driven tourism reputation management: Methodological foundations of the tourism online reputation index (TORI). *Information Technology & Tourism*, *28*(1), Article 26. https://doi.org/10.1007/s40558-026-00368-0

(53). Puma Flores, M. J., & Rosa-Díaz, I. M. (2023). Online reputation for food sector exporters in the B2B context: The importance of sustainability. *Foods*, *12*(20), Article 3862. https://doi.org/10.3390/foods12203862

(54). Rantanen, A., Salminen, J., Ginter, F., & Jansen, B. J. (2020). Classifying online corporate reputation with machine learning: A study in the banking domain. *Internet Research*, *30*(1), 45-66. https://doi.org/10.1108/INTR-07-2018-0318

(55). Rebillat, C. (2017, 11 avril). United Airlines : l'énorme scandale d'un passager expulsé violemment de son avion pour cause de surbooking. *Paris Match Belgique*. https://www.parismatch.be/actualites/societe/2017/04/11/united-airlines-lenorme-scandale-dun-passager-expulse-violemment-de-son-avion-pour-cause-de-surbooking-JOL5VZ3IINBRDN6JCSNPA7YHNU/

(56). *Règlement (UE) 2024/1689 du Parlement européen et du Conseil du 13 juin 2024 établissant des règles harmonisées concernant l'intelligence artificielle*. (2024). Journal officiel de l'Union européenne, L, 2024/1689.

(57). Réguer, D. (2011). *E-réputation : manager la réputation à l'heure du digital*. Dunod.

(58). Roberts, P. W., & Dowling, G. R. (2002). Corporate reputation and sustained superior

ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND
IJAFAME
International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management & Economics

financial performance. *Strategic Management Journal*, *23*(12), 1077-1093. https://doi.org/10.1002/smj.274

(59). Salminen, J., Kandpal, C., Kamel, A. M., Jung, S.-G., & Jansen, B. J. (2022). Creating and detecting fake reviews of online products. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *64*, Article 102771. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102771

(60). Shen, L. (2017, 11 avril). United Airlines stock drops $1.4 billion after passenger-removal controversy. *Fortune*. https://fortune.com/2017/04/11/united-airlines-stock-drop/

(61). Shi, Q., & Wang, C. (2026). The analysis of brand social media marketing strategy for consumer behavior based on deep learning. *International Journal of Information Technologies and Systems Approach*, *19*(1), 1-18. https://doi.org/10.4018/IJITSA.401349

(62). Spence, M. (1973). Job market signaling. *The Quarterly Journal of Economics*, *87*(3), 355-374. https://doi.org/10.2307/1882010

(63). Spiegel Research Center. (2017). *How online reviews influence sales: Evidence of the power of online reviews to shape customer behavior*. Northwestern University. https://spiegel.medill.northwestern.edu/how-online-reviews-influence-sales/

(64). Stieglitz, S., Mirbabaie, M., Ross, B., & Neuberger, C. (2018). Social media analytics: Challenges in topic discovery, data collection, and data preparation. *International Journal of Information Management*, *39*, 156-168. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.12.002

(65). Tajfel, H., & Turner, J. C. (1979). An integrative theory of intergroup conflict. Dans W. G. Austin & S. Worchel (dir.), *The social psychology of intergroup relations* (p. 33-47). Brooks/Cole.

(66). Tajfel, H., & Turner, J. C. (2004). The social identity theory of intergroup behavior. Dans J. T. Jost & J. Sidanius (dir.), *Political psychology: Key readings* (p. 276-293). Psychology Press. https://doi.org/10.4324/9780203505984-16

(67). Tang, M., Zhang, X., Wang, J., & Kim, H.-S. (2023). An analysis of online reputation at integrated resort in Macao: Evidence from the survey of customer online review. *Environment and Social Psychology*, *8*(1), Article 1517. https://doi.org/10.18063/ESP.V8.I1.1517

(68). Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, *18*(7), 509-533. https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z

(69). Tornatzky, L. G., & Fleischer, M. (1990). *The processes of technological innovation*. Lexington Books.

(70). Tranfield, D., Denyer, D., & Smart, P. (2003). Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. *British Journal of Management*, *14*(3), 207-222. https://doi.org/10.1111/1467-8551.00375

(71). Turban, D. B., & Cable, D. M. (2003). Firm reputation and applicant pool characteristics. *Journal of Organizational Behavior*, *24*(6), 733-751. https://doi.org/10.1002/job.215

(72). Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, *27*(3), 425-478. https://doi.org/10.2307/30036540

(73). Walker, K. (2010). A systematic review of the corporate reputation literature: Definition, measurement, and theory. *Corporate Reputation Review*, *12*(4), 357-387. https://doi.org/10.1057/crr.2009.26

(74). Wernerfelt, B. (1984). A resource-based view of the firm. *Strategic Management Journal*, *5*(2), 171-180. https://doi.org/10.1002/smj.4250050207

(75). Wilk, V., Stocco, F., Mat Roni, S., & Jie, F. (2025). An updated social media users' crisis response framework. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, *37*(11), 3436-

3463. https://doi.org/10.1108/APJML-07-2024-0899

(76). Yang, F., Ying, T., & Liu, X. (2025). Echoes of innovation: Exploring the use of voice assistants to boost hotel reputation. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, *20*(1), Article 46. https://doi.org/10.3390/jtaer20010046

(77). Yiğit Açikgöz, F., Kayakuş, M., Moiceanu, G., & Sönmez, N. (2024). A new approach to assess sustainable corporate reputation with citizen comments using machine learning and natural language processing. *Sustainability*, *16*(22), Article 9610. https://doi.org/10.3390/su16229610

(78). Zaki Ahmed, A., & Rodríguez Díaz, M. (2022). A methodology for machine-learning content analysis to define the key labels in the titles of online customer reviews with the rating evaluation. *Sustainability*, *14*(15), Article 9183. https://doi.org/10.3390/su14159183

(79). Zhang, M., Cui, L., & Malik, M. S. A. (2025). Corporate brand reputation management strategies combining computational and sentiment analysis. *Journal of Organizational and End User Computing*, *37*(1), 1-19. https://doi.org/10.4018/JOEUC.393667

(80). Zhang, X., Jia, J., Wu, J., & Xu, B. (2026). CEO power and sustainable innovation resilience: The influence of corporate reputation and AI adoption. *Sustainability*, *18*(5), Article 2480. https://doi.org/10.3390/su18052480

(81). Zhao, Z., Lan, H., Men, B., Wang, J., Zhang, Y., Xia, H., & Wu, H. (2026). Communication and conversation: An empirical study on the influencing factors of brand information value on social media. *Engineering Economics*, *37*(1), 123-138. https://doi.org/10.5755/j01.ee.37.1.34922

ISSN: 2658-8455
Volume 7, Issue 14 (2026), pp. 95-126.
© Authors: CC BY-NC-ND

IJAFAME
International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management & Economics

Annexe

Corpus de la revue systématique de littérature

Titre complet	Auteurs	Année	Revue	DOI
Investigating banks' social media content and consumer reactions with machine learning	Nóra, Julianna, G., Artúr, V., Szilvia, B.-S., Roland, M.	2025	Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity	10.1016/j.joitmc.2025.100512
An updated social media users' crisis response framework	Wilk, V., Stocco, F., Mat Roni, S., Jie, F.	2025	Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics	10.1108/APJML-07-2024-0899
Robots with hearts: How in-store AI's task types impact brand attitude and ethicality	Bhoumik, K., Fang, L., Igarashi, R.	2026	Journal of Business Research	10.1016/j.jbusres.2025.115923
Communication and Conversation: An Empirical Study on the Influencing Factors of Brand Information Value on Social Media	Zhao, Z., Lan, H., Men, B., Wang, J., Zhang, Y., Xia, H., Wu, H.	2026	Engineering economics	10.5755/j01.ee.37.1.34922
Decoding brand perception through online customer reviews: A comparative study across geographical locations	Holm, G., Antonio, N., Rita, P.	2026	Research in Transportation Business and Management	10.1016/j.rtbm.2026.101624
The price of controversy: CEO Twitter activity and stock market performance	Ahmed, T., Saxton, G.D.	2025	Public relations review	10.1016/j.pubrev.2025.102606
News and ESG investment criteria: What's behind it?	Pikatza-Gorrotxategi, N., Borregan-Alvarado, J., Ruiz-de-la-Torre-Acha, A., Alva	2024	Social Network Analysis and Mining	10.1007/s13278-024-01209-w
New forms of digital communication: a systematic review of the literature on virtual influencers	Corzo-Cortés, L., Carrillo-Durán, M.-V., García-García, M.	2025	Revista Mediterranea de Comunicacion	10.14198/MEDCOM.28712
Reputation at Risk: Sentiment Analysis and Social Media Listening Tools under the Lens of Critical Multimodal Discourse Studies	Polli, C., Santonocito, C.S.	2024	Hermes (denmark)	10.7146/hjlcb.vi64.145480
Echoes of Innovation: Exploring the Use of Voice Assistants to Boost Hotel Reputation	Yang, F., Ying, T., Liu, X.	2025	Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research	10.3390/jtaer20010046
The role of artificial intelligence and public relations in reputation management: A structural equation modelling-based (SEM) study	Jeljeli, R., Farhi, F., Setoutah, S., Lagha, F.B., Mohsen, M., Mallek, M.	2024	International Journal of Data and Network Science	10.5267/j.ijdns.2024.2.007
Improving Café Reputation: Machine Learning Analytics for Predicting Customer Engagement on Google Maps	Anisah, S., Wasesa, M.	2025	Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence	10.20473/jisebi.11.1.91-102
Reputation through artificial intelligence? On the effectiveness of virtual influencers as spokespersons in corporate crisis communication	Olbermann, Z., Nagl, M.	2025	Frontiers in Communication	10.3389/fcomm.2025.1509682
A New Approach to Assess Sustainable Corporate Reputation with Citizen Comments Using Machine Learning and Natural Language Processing	Yiğit Açikgöz, F., Kayakuş, M., Moiceanu, G., Sönmez, N.	2024	Sustainability (switzerland)	10.3390/su16229610
Challenges for Corporate Reputation—Online Reputation Management in Times of Global Pandemic	Pollák, F., Markovič, P.	2022	Journal of Risk and Financial Management	10.3390/jrfm15060250
An empirical comparison of machine learning methods for text-based sentiment analysis of online consumer reviews	Alantari, H.J., Currim, I.S., Deng, Y., Singh, S.	2022	International Journal of Research in Marketing	10.1016/j.ijresmar.2021.10.011
Is webcare good for business? A study of the effect of managerial response strategies to online reviews on hotel bookings	Lopes, A.I., Malthouse, E.C., Dens, N., De Pelsmacker, P.	2024	Journal of Service Management	10.1108/JOSM-05-2023-0219

An analysis of online reputation at integrated resort in Macao—Evidence from the survey of customer online review	Tang, M., Zhang, X., Wang, J., Kim, H.-S.	2023	Environment and Social Psychology	10.18063/ESP.V8.I1.1517
Artificial intelligence in service industries: customers' assessment of service production and resilient service operations	Mariani, M.M., Borghi, M.	2024	International Journal of Production Research	10.1080/00207543.2022.2160027
A Methodology for Machine-Learning Content Analysis to Define the Key Labels in the Titles of Online Customer Reviews with the Rating Evaluation	Zaki Ahmed, A., Rodríguez Díaz, M.	2022	Sustainability (switzerland)	10.3390/su14159183
Creating and detecting fake reviews of online products	Salminen, J., Kandpal, C., Kamel, A.M., Jung, S.-G., Jansen, B.J.	2022	Journal of Retailing and Consumer Services	10.1016/j.jretconser.2021.102771
Online Reputation for Food Sector Exporters in the B2B Context: The Importance of Sustainability	Puma Flores, M.J., Rosa-Díaz, I.M.	2023	Foods	10.3390/foods12203862
A Systematic Review on Responsible Multimodal Sentiment Analysis in Marketing Applications	César, I, Pereira, I, Rodrigues, F, Miguéis, VL, Nicola, S, Madureira, A, Reis,	2024	Ieee access	10.1109/ACCESS.2024.3441514
Brand public opinion data analysis method based on deep learning	Li, M, Chung, WJ	2025	Plos one	10.1371/journal.pone.0339563
The Analysis of Brand Social Media Marketing Strategy for Consumer Behavior Based on Deep Learning	Shi, Q, Wang, CH	2026	International journal of information technologies and systems approach	10.4018/IJITSA.401349
Does artificial intelligence (AI) boost digital banking user satisfaction? Integration of expectation confirmation model and antecedents of artificial intelligence enabled digital banking	Alnaser, FM, Rahi, S, Alghizzawi, M, Ngah, AH	2023	Heliyon	10.1016/j.heliyon.2023.e18930
Corporate Brand Reputation Management Strategies Combining Computational and Sentiment Analysis	Zhang, MQ, Cui, LP, Malik, MSA	2025	Journal of organizational and end user computing	10.4018/JOEUC.393667
Sustainable Brand Reputation: Evaluation of iPhone Customer Reviews with Machine Learning and Sentiment Analysis	Kayakus, M, Acikgöz, FY, Dinca, MN, Kabas, O	2024	Sustainability	10.3390/su16146121
Application of Deep Neural Network-Based Social Media Data Analysis in Brand Management	Chen, BB, Yao, X, Cao, YP, Chen, M, Yu, X	2025	Journal of organizational and end user computing	10.4018/JOEUC.383053
The Multimodal Sentiment Analysis of Online Product Marketing Information Using Text Mining and Big Data	Fang, Z, Qian, YF, Su, C, Miao, YR, Li, YM	2022	Journal of organizational and end user computing	10.4018/JOEUC.316124