

# Etude de l'apport de l'Intelligence Artificielle pour l'innovation de produit

F. HAMDANI<sup>1</sup>, D. MONTICOLO<sup>1</sup>, V. BOLY<sup>1</sup>

<sup>1</sup> laboratoire ERPI, Université de Lorraine, F-54000 Nancy, France

*Language Processing, Sentiment Analysis, Innovation Process.*

## Résumé

*L'analyse de besoins des clients est considérée comme un défi majeur pour les entreprises de tous les secteurs. C'est une procédure critique et une condition essentielle pour le développement réussi de nouveaux produits (NPD). L'adoption de technologies et de méthodes d'intelligence artificielle (IA) pourrait améliorer le processus de l'analyse de besoins et assister les entreprises à renforcer leur position concurrentielle dans un environnement commercial en constante évolution et dynamique. Cependant, malgré sa popularité, de nombreuses organisations sont réticentes à adopter l'IA dans leur processus en raison de l'ambiguïté et l'incertitude quant aux avantages potentiels qu'elle peut apporter.*

*Dans ce contexte, cet article examine le rôle de l'intelligence artificielle et l'efficacité de l'IA sur le processus d'analyse de besoins en présentant un aperçu des travaux de recherche menés dans ce domaine. Cette étude contribue à la théorisation des capacités de l'IA pour l'analyse de besoins et fournit des orientations pour les futures recherches dans ce domaine.*

## Mots-clés

*Intelligence Artificielle, Analyse des besoins Clients, Processus d'innovation, Apprentissage Automatique, Apprentissage Profond, Traitement du Langage Naturel, Analyse de Sentiments, Processus d'Innovation.*

## Abstract

*Customer needs analysis is considered a major challenge for businesses across all sectors. It is a critical procedure and an essential condition for developing new products (NPD) successfully. The adoption of artificial intelligence (AI) technologies and methods could improve the needs analysis process and assist companies in strengthening their competitive position in a constantly evolving and dynamic business environment. However, despite its popularity, many organizations are reluctant to adopt AI in their processes due to ambiguity and uncertainty about the potential benefits it can bring.*

*In this context, this article examines the role of artificial intelligence and the effectiveness of AI in the needs analysis process by providing an overview of research conducted in this area. This study contributes to the theorization of AI capabilities for needs analysis and provides guidance for future research in this field.*

## Keywords

*Artificial Intelligence, Customer Needs, Customer Management, Machine Learning, Deep Learning, Natural*

## 1 Introduction

L'importance de l'analyse de besoins des clients dans le développement de produits a été largement reconnue dans les milieux universitaires et industriels (Zhou et al., 2013). C'est l'un des principaux facteurs de succès du développement de produits sur le marché. L'analyse efficace des besoins des clients est le moteur du développement de nouveaux produits innovants. En revanche, une mauvaise compréhension des besoins des clients et des hypothèses inexactes faites lors de du processus de l'analyse peut avoir des implications négatives significatives sur la conception et la fabrication du produit en termes de qualité, de délai et de coût.

L'analyse des besoins des clients est un processus particulièrement difficile qui implique un processus de gestion fastidieux entre les clients, les spécialistes du marketing et les concepteurs. Le développement de produits et de services avec une qualité perçue élevée et l'implication des clients dans la co-conception ne sont plus une option pour l'entreprise. Cela implique de travailler étroitement avec les clients pour les aider à développer une compréhension plus précise de leurs besoins, ce qui n'est pas toujours trivial. De plus, il s'agit d'un processus avec des difficultés inhérentes de sémantique et de terminologie. Cela conduit à l'adoption de méthodes et de technologies qui peuvent rendre l'échange fluide et qui peuvent gérer le manque de cohérence et de cohésion dans la communication et l'échange d'informations. Au cours de la dernière décennie, des approches basées sur l'IA ont été largement utilisées dans divers domaines pour résoudre des problèmes complexes. De même, l'adoption de l'IA a démontré son potentiel dans la conception personnalisée de produits et la gestion des clients. L'IA avancée offre un grand potentiel pour améliorer le processus de gestion des besoins. Dans ce contexte, ce travail présente un aperçu sur les travaux et des avancées sur l'adoption de l'IA pour analyser les besoins des clients, afin de comprendre les multiples dimensions des capacités clés de l'IA, ses défis, ses limites et ses orientations pour dans la gestion des besoins des clients.

## 2 Les challenges liés à l'analyse de besoins

L'analyse des besoins est une étape cruciale pour le développement des produits. Cependant, cette étape peut s'avérer difficile et complexe, en particulier lorsque les besoins des utilisateurs sont mal compris ou mal articulés. Dans cette

section, nous présentons les défis courants liés à l'analyse des besoins,

**Les défis linguistiques** : les besoins clients sont exprimés en langage naturel et en termes linguistiques, ce qui entraîne des différences linguistiques en termes de sémantique et de terminologie. Les clients, les équipes marketing et les designers expriment leurs besoins dans des contextes, des sémantiques et des terminologies différents, les clients manquent souvent de termes et de terminologie spécifiques pour décrire la spécification technique, ce qui crée un écart entre "ce qui est conçu" et "ce qui est désiré".

**Les besoins latents** : les besoins des clients sont composés de besoins explicites et latents. Les besoins latents sont des besoins que les clients peuvent ne pas être conscients ou ne pas être en mesure d'exprimer consciemment. Toutefois, si ces besoins sont satisfaits, les clients peuvent être ravis, mais s'ils ne le sont pas, ils peuvent être déçus. Ils sont difficiles à identifier, ne sont pas directement mesurables et ne sont pas toujours exprimés par le langage naturel. Ils peuvent être exprimés par les émotions, les comportements, et les données physiologiques. L'identification des besoins latents peut nécessiter l'utilisation de réseaux de capteurs spécifiques et sophistiqués, ce qui rend l'identification des besoins latents difficile.

**Les changements rapides et dynamiques des besoins clients** : les besoins clients ne sont pas un concept statique, mais plutôt un concept très rapide, dynamique et temporellement changeant. Les besoins clients changent rapidement avec l'avancement des produits/services concurrents. Les données obtenues sur une période spécifique deviennent rapidement obsolètes et peuvent ne pas suivre la même distribution à un moment ultérieur.

**Les défis de l'optimisation des ressources** : l'identification des besoins clients est un processus fastidieux qui demande souvent une multitude de ressources d'experts du domaine. Les retards dans l'identification des besoins clients peuvent être longs, avec un effort constant de l'équipe de développement de produits. En effet, une grande partie des retards dans l'identification des besoins clients est due au temps que l'équipe consacre à l'observation et à l'analyse des transcriptions et à la synthèse des besoins clients. L'effort requis entraîne souvent des retards sur le marché et limite l'échelle des données et des informations à prendre en compte. Cependant, dans l'environnement concurrentiel actuel, l'optimisation du temps et des coûts de développement de produits est décisive.

**La complexité du processus d'innovation** : le processus d'innovation implique des décisions critiques avec une dimension d'incertitude (Rejeb et al., 2011). Elle implique également des équipes avec des caractéristiques individuelles et des points de vue différents, ce qui en fait un processus difficile qui nécessite un soutien proactif pour le processus de prise de décision humaine. De plus, la complexité liée à la compréhension des besoins dans la phase amont en raison de déclarations de clients imprécises, vagues et peu claires peut affecter négativement la créativité de la conception de l'ingénierie.

**Les défis numériques** : les opportunités d'expansion numérique sont depuis longtemps une priorité claire, même avant la pandémie de COVID-19, bien qu'elles soient devenues plus apparentes lorsque toutes les interactions quotidiennes ont été déplacées en ligne. Le nouvel état normal est numérique, agile, durable, écologique, coopératif et personnalisé. Le marché complexe et changeant force les entreprises à suivre le progrès technologique (Lindemann et al., 2020). La transformation numérique et sa capacité à générer des informations perspicaces et prévisibles à partir des données ont émergé comme un principe de légitimité numérique pour toutes les entreprises qui souhaitent rester compétitives et prospères. Cette évolution conduit à un fort besoin d'aspects technologiques et numériques ainsi que de nouvelles méthodes modernes, authentiques et dynamiques pour gérer les besoins des clients et comprendre leurs besoins en temps réel.

**Les défis de la gestion des données** : les défis de gestion des données liés à la croissance rapide du commerce électronique et des plateformes de médias sociaux, où de grandes quantités d'informations de groupes divers de clients sur une multitude de produits / services sont disponibles en ligne. Bien que ces données soient une source précieuse pour identifier les besoins et les préférences des clients, les défis incluent le traitement de grandes quantités de données structurées et non structurées provenant de diverses sources, la sélection d'informations à valeur ajoutée, la gestion de spam et de faux besoins, la difficulté à extraire des informations significatives de la quantité de données et l'analyse en temps réel.

Plusieurs méthodes conventionnelles ont été largement utilisées et ont fait leurs preuves pour relever les défis liés à l'analyse des besoins. Cependant, elles restent insuffisantes pour relever les défis actuels. Elles reposent fortement sur les capacités et la volonté des clients à exprimer explicitement leurs préférences et leurs besoins. La qualité des acquisitions dépend fortement de la formulation des questionnaires d'enquête présentés aux clients actuels/potentiels (Tucker & Kim, 2011). Aussi, ces méthodes dépendent fortement des experts, ce qui peut être très coûteux en temps et en argent. Elles sont souvent opérées de manière subjective, et la qualité des acquisitions dépend de la compétence. Les facteurs subjectifs impliqués peuvent compliquer le problème et même égarer la sollicitation. Par exemple, la méthode de conception empathique est chronophage nécessite une compétence et une expertise considérables, elle repose également sur une interprétation subjective et constitue une approche basée sur des connaissances d'experts. L'effort manuel requis entraîne souvent des retards sur le marché et limite l'échelle des données et des informations à traiter. La taille de l'ensemble de données d'enquête est souvent assez limitée en raison des coûts en temps et en argent. De plus, les approches les plus courantes sont qualitatives, ce qui peut conduire à des résultats trompeurs et insuffisants. Par exemple, les catégories de Kano sont généralement qualitatives, et elles ne peuvent pas mesurer précisément le degré de satisfaction des clients (Chen et al., 2013). Pour combler l'écart sémantique entre les clients et les concepteurs, les méthodes traditionnelles reposent fortement sur l'action humaine et sont toutes exécutées manuellement, ce

qui peut être chronophage et nécessiter une connaissance étendue du domaine (Y. Wang, Li, & Mo, 2021). Les méthodes traditionnelles ne sont ni efficaces ni efficientes pour traiter de grandes quantités de données générées par les clients.

Dans un autre contexte, la technologie de l'IA se propage rapidement dans tous les contextes pour résoudre des problèmes et des défis complexes, et de plus en plus de chercheurs et d'experts de l'industrie ont proposé des modèles et des méthodes d'IA pour résoudre les problèmes de la vie humaine et améliorer l'efficacité du travail. L'objectif de cet article est de présenter les capacités de l'IA, de son utilité, de ses défis pour supporter le processus de l'analyse de besoins.

### **3 L'Intelligence Artificielle peut-elle améliorer le processus d'analyse des besoins des clients ?**

L'intelligence artificielle est une technologie émergente qui offre de nouvelles possibilités pour améliorer le processus d'analyse de besoins en automatisant certaines tâches et en fournissant des insights précis en temps réel, L'annexe 1 présente une liste non exhaustive d'études utilisant l'IA pour l'analyse des besoins. Dans cette section, nous allons examiner le potentiel de l'IA pour améliorer le processus d'analyse des besoins des clients, en explorant les avantages, les défis et les limites de cette approche.

**Défis linguistiques et terminologiques :** pour l'asymétrie cognitive et le gap sémantique entre les domaines des clients et des ingénieurs/concepteurs. Contrairement aux méthodes traditionnelles qui reposent fortement sur l'action humaine et qui sont effectuées manuellement pour combler le gap sémantique, ce qui est chronophage et nécessite des connaissances étendues dans le domaine, l'IA peut améliorer efficacement la cartographie des besoins en spécifications de conception de produit, faciliter l'interprétation et la traduction en spécifications de produit/service, et contribuer considérablement à raccourcir les délais de développement de produits. Des solutions basées sur les réseaux de neurones conventionnels pour cartographier automatiquement les spécifications de produit (Y. Wang et al., 2022) (Y. Wang & Li, 2021a) (Y. Wang & Li, 2021b) (Y. Wang, Zhao, et al., 2020) (Y. Wang, Li, et al., 2020), et cartographier les paramètres de conception (Y. Wang, Mo, & Tseng, 2018). Un apprentissage automatique supervisé (machine à vecteurs de support) pour combler automatiquement le gap sémantique entre les besoins perceptuels et les spécifications de produit (Y. Wang & Zhang, 2017).

Cependant, l'espace de solution pour les spécifications de produit n'est pas en expansion et comprend également des solutions fixes, ce qui peut entraver le processus d'innovation. De plus, le manque d'approches pratiques pour de nombreuses questions concernant la commodité dans des contextes réels et son accessibilité ressortent.

**Les changements rapides et dynamiques du besoin :** la

dimension temporelle de la compréhension des besoins constitue un paramètre décisif pour les entreprises ayant un taux élevé d'innovation afin d'identifier et de développer des nouveaux produits (Arco et al., 2019). En effet, la rapidité pour atteindre ses objectifs dans le temps requis pour atteindre les changements du marché est crucial, de même qu'une compréhension à grande échelle des CN est une exigence clé pour la conception innovante. Les entreprises adoptent dans leur posture compétitive la manière de collecter, stocker et analyser les informations clients, pour acquérir rapidement et efficacement des connaissances exploitables pour avoir une longueur d'avance. L'analyse des données client dès le stade initial de la conception de produits/services s'est avérée efficace dans le succès global du développement de nouveaux produits/services (Zhou et al., 2020) (Zhou et al., 2015). Un nombre limité d'études (Kilroy et al., 2022; Luo & Xu, 2021 ; Jin et al., 2016) répondent aux défis des besoins des clients en évolution rapide et dynamique. Des approches plus robustes, incluant des informations clients dynamiques, sont nécessaires pour une meilleure élucidation des besoins des clients, en particulier avec le développement de la technologie de l'Internet des objets et de la conception de produits basée sur les données, qui peuvent soutenir une réponse rapide et aider à suivre le rythme des changements rapides des besoins des clients

**Les besoins latents :** la capacité offerte par l'apprentissage automatique à évaluer des détails massifs et à découvrir les besoins tacites et spontanés des clients a été exploitée dans certaines des études. Par exemple, l'étude (Zhou et al., 2015) formule l'élicitation des besoins latents en se basant sur un modèle à deux niveaux utilisant le raisonnement par cas et l'analyse des sentiments. Cependant, l'évaluation des besoins latents dans cette étude était limitée aux études de cas exceptionnelles. Une analyse de sentiment basée sur un paradigme utilisant l'analyse des sentiments des avis de produits en ligne a été proposée par (Zhou & Jiao, 2016), pour répondre au défi de l'identification explicite et latente des besoins des clients. Le paradigme combine l'apprentissage automatique non supervisé pour extraire les attributs des produits, l'apprentissage automatique supervisé avec des lexiques affectifs pour la prédiction des sentiments, et une mesure de similarité des termes, pour faciliter le processus d'identification des besoins latents et explicites des clients. Dans le contexte de la santé, un modèle d'analyse de sentiment non supervisé et une méthode basée sur l'apprentissage non supervisé ont été utilisés pour identifier les maladies infectieuses latentes du monde réel en exploitant les données des réseaux sociaux (Lim et al., 2017). Un algorithme d'extraction de fonctionnalités d'extraction de données pour identifier les fonctionnalités potentielles des utilisateurs avancés et des produits latents à partir des données sociales (Tuarob & Tucker, 2015). Au niveaux des approches basées sur l'IA l'identification automatique des besoins explicites est une zone bien explorée avec des résultats intéressants et importants. Néanmoins, une quantité limitée de recherche permet l'identification des besoins latents.

**Analyse émotionnelle/comportementale :** l'utilisation de l'analyse de sentiment et de l'apprentissage automatique a été employée dans de nombreuses études pour analyser les émotions, les attentes et les sentiments des clients à partir de

données en ligne. Un système de gestion de l'indice de satisfaction des produits basé sur l'analyse de sentiment et la modélisation de sujets a été proposé pour améliorer la qualité des produits et répondre aux attentes des clients (Sun et al., 2021). Une approche de fouille de texte pour capturer les sujets d'intérêt des clients et leur satisfaction à partir des interactions avec les chatbots et les clients (Akhtar et al., 2019). Analyse de sentiment pour les commentaires en ligne basée sur l'apprentissage profond pour modéliser le sentiment et la prédiction des évaluations (Luo et Xu, 2021). Modélisation de sujets et analyse de sentiment pour évaluer les sentiments et les opinions qui surgissent avant et après l'introduction d'un nouveau produit à travers deux langues et quatre pays (Wedel et al., 2021). Pour comprendre et analyser le comportement des clients, de nombreuses études ont émergé ces dernières années (Zhao et al., 2021 ; (Chan et Fan, 2020 ; Wu et al., 2019 ; Roh et al., 2019 ; Ameen et al., 2021).

L'un des principaux inconvénients de l'analyse émotionnelle et comportementale est le fait que les approches utilisent des techniques sentimentales ou d'exploration d'opinions pour classer les avis des clients en catégories positives ou négatives sans contexte ni raisons liées au sentiment défini. Cela peut entraîner des résultats incohérents ou trompeurs, car les opinions des clients peuvent être nuancées et influencées par des facteurs externes tels que leur expérience passée avec le produit ou le service, leur état émotionnel actuel, ou même leur environnement physique et social. Il est donc important de prendre en compte ces facteurs contextuels et de comprendre les raisons sous-jacentes derrière les émotions et les comportements des clients, afin de fournir des insights précis et utiles pour améliorer l'expérience client et l'efficacité des stratégies commerciales.

#### **Dépendance à l'expertise et aux compétences des experts :**

Au niveau de l'IA les ressources utilisées restent limitées par rapport aux méthodes traditionnelles, elles nécessitent moins de compétences d'experts. Notez que la majorité des études qui mobilisent des ressources sont pour le codage et l'étiquetage des données pour les approches supervisées, et parfois pour l'intégration et la validation des résultats.

**Prise de décisions proactives :** les approches basées sur l'IA aide à comprendre et à imiter les comportements des concepteurs et à développer de nouveaux systèmes intégrés à l'intelligence humaine pour augmenter la conception computationnelle. Une approche technique basée sur des algorithmes prédominants en régression et en classification pour modéliser et valider l'utilité du point de vue du concepteur pour sélectionner des critiques clients représentatives (Y. Liu et al., 2013). Une plateforme cognitive basée sur des agents pour simuler et analyser les processus et performances de conception humaine pour modéliser les caractéristiques de plusieurs individus dans de petites équipes de conception a été proposée par (McComb et al., 2015). Un apprentissage inversé basé sur un algorithme d'optimisation bayésien pour imiter les démonstrations humaines de recherche de solutions, pour poursuivre l'exécution d'une recherche de solutions, même après que les participants humains ont abandonné le problème (Sexton & Ren, 2017). Une étude des capacités et

comportements d'apprentissage humain pour résoudre des problèmes de conception de configuration a été menée, en utilisant une chaîne de Markov et une modélisation basée sur des agents (McComb et al., 2017a). Un processus d'extraction d'heuristiques humaines basé sur une chaîne de Markov cachée (McComb et al., 2017b). Un modèle descriptif pour comprendre les stratégies individuelles de prise de décision pour l'acquisition séquentielle d'informations, sous contraintes de coûts et de complexité de la tâche (Chaudhari & Panchal, 2019). Un cadre pour imiter la conception humaine, la génération de conception et la visualisation sans aucune information spécifique sur les opérations de conception en utilisant l'apprentissage profond (Raina et al., 2019). Une comparaison de modèles bayésiens de divers Un cadre pour imiter la conception humaine et la génération et la visualisation de la conception sans aucune information spécifique sur les opérations de conception en utilisant l'apprentissage en profondeur (Raina et al., 2019). Une comparaison de modèles bayésiens de divers heuristiques pour fournir la meilleure présentation des décisions d'acquisition d'informations d'un concepteur sous plusieurs sources d'informations et des contraintes budgétaires limitées (Chaudhari et al., 2020). Un logiciel de générateur de motifs émotionnels a été développé pour créer des motifs automatiquement en fonction des émotions et des sentiments de l'utilisateur en utilisant l'intelligence computationnelle (logique floue) (Trautmann et Piro, 2020). Une approche d'apprentissage en profondeur pour modéliser le comportement de conception et prédire les décisions de conception séquentielles en se basant sur le modèle fonction-comportement-structure et le modèle de mémoire à court terme (Rahman et al., 2021). Un cadre prédictif basé sur un réseau de neurones récurrents et la théorie des jeux non coopératifs pour modéliser les décisions futures des individus pour les processus de conception séquentielle en concurrence (Bayrak et Sha, 2021).

Cependant, bien que les approches basées sur l'IA offrent de nombreux avantages pour l'analyse des besoins, il existe également des limites qui doivent être prises en compte. En ce qui concerne la faisabilité économique, l'estimation du coût de mise en œuvre des approches basées sur l'IA par rapport aux approches traditionnelles reste vague. De plus, l'utilisation de telles approches nécessite des compétences difficiles et coûteuses à acquérir, ce qui peut être un obstacle pour les petites et moyennes entreprises.

En termes de représentativité, l'utilisation de grandes quantités de données peut ne pas refléter une grande variété d'informations pertinentes et de qualité, et l'utilisation de données générées par les clients peut ne pas refléter le véritable besoin de l'ensemble ou de différentes catégories de la société. De plus, le manque d'adaptabilité à l'analyse de données de langue mixte peut limiter l'efficacité de l'identification des besoins des clients.

Enfin, en ce qui concerne l'applicabilité, un nombre limité d'études ont fourni des outils et des méthodologies qui peuvent être facilement mis en œuvre et adoptés dans le processus de l'innovation. Il n'est pas clair non plus comment les résultats peuvent être intégrés dans le processus d'innovation et la

manière dont ces approches peuvent soutenir et aider la conception de produits est rarement discutée. Les recherches futures devront mener des études supplémentaires pour vérifier l'applicabilité et la généralisabilité des méthodes proposées dans différents domaines et dans des environnements pratiques réels.

## 4 Conclusion

Le processus d'analyse de besoins est d'une importance cruciale pour le succès des produits/services d'une entreprise. En effet, il est évident que si l'identification des besoins n'est pas bien faite, il y a peu ou pas de chance que des résultats satisfaisants soient obtenus et que les besoins soient satisfaits. La clé du succès des produits/services repose sur une meilleure compréhension de la voix du client et des liens plus étroits entre les préférences et les besoins des clients. La mauvaise compréhension des besoins des clients et les hypothèses inexactes faites pendant l'identification et l'analyse ont des implications négatives significatives sur la conception et la fabrication du produit en termes de qualité, de délai et de coût.

L'IA peut avoir le plus grand impact sur la gestion du processus de besoins. En particulier, les avancées de l'IA ont le potentiel d'améliorer les processus de gestion des clients et d'augmenter

la connaissance des entreprises sur les préférences, les émotions et les comportements des clients. Le déploiement stratégique des technologies d'IA à différents points de contact clés avec les clients peut donc apporter des avantages significatifs aux entreprises et une possible augmentation de la satisfaction des clients. L'IA peut rationaliser et améliorer la flexibilité et la réactivité de la gestion des processus clients. Par rapport aux approches qualitatives, les techniques quantitatives basées sur l'IA et la découverte de connaissances semblent plus précises et objectives en termes d'interprétation des Besoins.

L'IA peut soutenir la gestion évolutive des besoins des clients, en termes de collecte de données des consommateurs à partir de nombreuses sources et de fourniture d'informations et de prévisions importantes. De plus, l'adoption du paradigme de l'IA pourrait améliorer les performances de gestion des processus clients dans l'environnement commercial et de marché rapide et dynamique d'aujourd'hui. Elle peut aider les entreprises à automatiser le processus d'identification des besoins, à se protéger contre les coûts de main-d'œuvre élevés et à faciliter les opérations de l'entreprise. L'IA peut être considérée comme un facteur de conduite pour que les entreprises soient plus compétitives et innovantes et les soutenir dans leur émergence de la digitalisation.

## 5 Annexes

**Annexe 1 :** approches basées sur l'IA pour l'analyse des besoins (Deep Learning « apprentissage profond », Machine Learning « apprentissage automatique » (ML), Texte Mining « fouille de textes » (TM), Sentiment Analysis (SA), Opinion Mining (OM), Data Mining (DM), Natural Language Processing « Traitement automatique des langues » (NLP), Multi-agent system « Système multi-agents » (MSA), Ontologies (Ot), Case-based reasoning « Raisonnement à partir de cas » (CBR), L'intelligence computationnelle (IC))

Référence	Téchniques	Automatisatio n	Scalabilit é	Gestio n de donnée s	Changement s rapides et dynamiques	Opinion/sentime nt	Capacités d'analyse comportementa le	Elicitatio n des besoins latents	Défis sémantique s
(Kilroy et al., 2022)	NLP, ML	v	v	v	v				
(Y. Wang et al., 2022)	NL, DL	v	v	v					v
(T. Wang, 2022)	NLP	v	v	v					v
(Y. Wang, Li, Zhang, et al., 2021)	NLP, DL	v	v	v					
(Y. Wang & Li, 2021a)	NLP, DL	v	v	v					v
(Jayashree et al., 2021)	SA, NLP	v	v	v		v			
(Y. Wang, Li, & Mo, 2021)	NLP, DL	v	v	v					v
(Malik et al., 2021)	NLP, ML	v	v	v					
(Y. Wang & Li, 2021b)	NLP, DL	v	v	v					v
(Y. Wang, Zhao, et al., 2020)	NLP, DL	v	v	v					v
(Luo & Xu, 2021)	NLP, DL	v	v	v	v	v			
(Peddireddy et al., 2021)	DL	v	v	v					

(Han & Moghaddam, 2021)	NLP, DL	v	v	v		v			
(Wedel et al., 2021)	NLP, TM, SA	v	v	v		v			
(Bansal, 2019)	NLP, SA	v	v	v		v			
(E. J. Xu et al., 2020)	NLP, SA, DL	v	v	v		v			
(Zhou et al., 2020)	ML, TM, SA	v	v	v		v			
(Kühl et al., 2020)	NLP, ML	v	v	v					
(Y. Wang, Li, et al., 2020)	NLP, DL	v	v	v					v
(Q. Liu et al., 2020)	NLP, ML	v	v	v					
(Chiu & Tsai, 2020)	MSA	v	v	v		v			
(Sharif et al., 2019)	NLP, ML	v	v	v					
(Cantwell & Hayashi, 2019)	TM	v	v	v					
(Timoshenko & Hauser, 2019)	NLP, DL	v	v	v		v			v
(Roh et al., 2019)	NLP, ML	v	v	v					
(S. G. Kim et al., 2019)	NLP, DL	v	v	v					v
(Y. Wang et al., 2018)	NLP, DL	v	v	v		v			
(Haque et al., 2018)	NLP, SA, ML	v	v	v					
(H. Xu et al., 2017)	TM	v	v	v					
(Rangu et al., 2017)	TM	v	v	v					
(Alan et al., 2016)	DM, IC	v	v	v					
(Eckstein et al., 2016)	ML	v	v	v					
(Algur & Biradar, 2016)	NLP, SA	v	v	v		v			
(Y. Xu et al., 2016)	DL, IC	v	v	v		v			
(Zhou et al., 2015)	SA, NLP, CBR,	v	v	v				v	
(Jin et al., 2015)	NLP, ML	v	v	v					v
(Chen et al., 2013)	Ot, ML	v	v	v					
(Kutschenreiter-Praszkiwicz, 2013)	ML	v	v	v					
(K. Jae Kim, 2011)	DM	v	v	v			v		
(Wu et al., 2019)	DL	v	v	v		v		v	
(Tuarob & Tucker, 2015b)	NLP, DM	v	v	v			v		
(Rahman et al., 2021)	DL, Ot	v	v	v		v			
(Giatsoglou et al., 2017)	SA, ML	v	v	v		v			
(H. Liu et al., 2021)	NLP, DM, SA	v	v	v		v			
(L. Wang et al., 2011)	TM	v	v	v		v			
(Tuarob & Tucker, 2015a)	NLP, DM, TM	v	v	v		v			
(Jin et al., 2019)	OM	v	v	v		v			
(Jin et al., 2016)	OM	v	v	v	v	v			

## 6 Références

- Akhtar, M., Neidhardt, J., & Werthner, H. (2019). The potential of chatbots: Analysis of chatbot conversations. *Proceedings - 21st IEEE Conference on Business Informatics, CBI 2019*, 1, 397–404. <https://doi.org/10.1109/CBI.2019.00052>
- Algur, S. P., & Biradar, J. G. (2016). Rating consistency and review content based on multiple stores review spam detection. *Proceedings - IEEE International Conference on Information Processing, ICIP 2015*, 685–690. <https://doi.org/10.1109/INFOP.2015.7489470>
- Ameen, N., Tarhini, A., Reppel, A., & Anand, A. (2021). Customer experiences in the age of artificial intelligence. *Computers in Human Behavior*, 114(August 2020), 106548. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106548>
- Arco, M. D., Presti, L. I., Marino, V., & Resciniti, R. (2019). Embracing AI and Big Data in customer journey mapping: From a literature review to a theoretical framework. *Innovative Marketing*, 15(4), 102–115. [https://doi.org/10.21511/im.15\(4\).2019.09](https://doi.org/10.21511/im.15(4).2019.09)
- Bayrak, A. E., & Sha, Z. (2021). Integrating Sequence Learning and Game Theory to Predict Design Decisions under Competition. *Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME*, 143(5). <https://doi.org/10.1115/1.4048222>
- Cantwell, J., & Hayashi, T. (2019). A paradigm shift in technologies and innovation systems. In *Paradigm Shift in Technologies and Innovation Systems*. <https://doi.org/10.1007/978-981-32-9350-2>
- Chaudhari, A. M., Billionis, I., & Panchal, J. H. (2020). Descriptive Models of Sequential Decisions in Engineering Design: An Experimental Study. *Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME*, 142(8). <https://doi.org/10.1115/1.4045605>
- Chaudhari, A. M., & Panchal, J. H. (2019). An experimental study of human decisions in sequential information acquisition in design: Impact of cost and task complexity. In *Smart Innovation, Systems and Technologies (Vol. 134)*. Springer Singapore. [https://doi.org/10.1007/978-981-13-5974-3\\_28](https://doi.org/10.1007/978-981-13-5974-3_28)
- Chen, X., Chen, C. H., Leong, K. F., & Jiang, X. (2013). An ontology learning system for customer needs representation in product development. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 67(1–4), 441–453. <https://doi.org/10.1007/s00170-012-4496-2>
- Eckstein, L., Kuehl, N., & Satzger, G. (2016). Towards Extracting Customer Needs from Incident Tickets in IT Services. *Proceedings - CBI 2016: 18th IEEE Conference on Business Informatics*, 1, 200–207. <https://doi.org/10.1109/CBI.2016.30>
- Han, Y., & Moghaddam, M. (2021). Eliciting Attribute-Level User Needs from Online Reviews with Deep Language Models and Information Extraction. *Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME*, 143(6). <https://doi.org/10.1115/1.4048819>
- Haque, T. U., Saber, N. N., & Shah, F. M. (2018). Sentiment analysis on large-scale Amazon product reviews. *2018 IEEE International Conference on Innovative Research and Development, ICIRD 2018*, June, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICIRD.2018.8376299>
- Jin, J., Ji, P., Liu, Y., & Johnson Lim, S. C. (2015). Translating online customer opinions into engineering characteristics in QFD: A probabilistic language analysis approach. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 41, 115–127. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2015.02.006>
- Jin, J., Liu, Y., Ji, P., & Liu, H. (2016). Understanding big consumer opinion data for market-driven product design. *International Journal of Production Research*, 54(10), 3019–3041. <https://doi.org/10.1080/00207543.2016.1154208>
- Kilroy, D., Healy, G., & Caton, S. (2022). Using Machine Learning to Improve Lead Times in the Identification of Emerging Customer Needs. *IEEE Access*, 10, 37774–37795. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3165043>
- Kim, S., Kim, S., Min, S., Yang, M., Choi, J., & Akay, H. (2019). AI for design : Virtual design assistant *CIRP Annals - Manufacturing Technology AI for design : Virtual design assistant. CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 68(1), 141–144. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2019.03.024>
- Kühl, N., Mühlthaler, M., & Goutier, M. (2020). Supporting customer-oriented marketing with artificial intelligence: automatically quantifying customer needs from social media. *Electronic Markets*, 30(2), 351–367. <https://doi.org/10.1007/s12525-019-00351-0>
- Kühl, N., & Satzger, G. (2021). Needmining: Designing Digital Support to Elicit Needs from Social Media. 1–36. <http://arxiv.org/abs/2101.06146>
- Lim, S., & Tucker, C. S. (2016). A Bayesian Sampling Method for Product Feature Extraction from Large-Scale Textual Data. *Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME*, 138(6), 1–26. <https://doi.org/10.1115/1.4033238>
- Lim, S., Tucker, C. S., & Kumara, S. (2017). An unsupervised machine learning model for discovering latent infectious diseases using social media data. *Journal of Biomedical Informatics*, 66, 82–94. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2016.12.007>
- Lindemann, M., Briele, K., & Schmitt, R. H. (2020). Methodical data-driven integration of customer needs from social media into the product development process. *Procedia CIRP*, 88, 127–132. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.05.023>
- Liu, Q., Wang, K., Li, Y., & Liu, Y. (2020). Data-driven concept network for inspiring designers' idea generation. *Journal of Computing and Information Science in Engineering*, 20(3), 1–12. <https://doi.org/10.1115/1.4046207>
- Liu, Y., Jin, J., Ji, P., Harding, J. A., & Fung, R. Y. K. (2013). Identifying helpful online reviews: A product designer's perspective. *CAD Computer Aided Design*, 45(2), 180–194. <https://doi.org/10.1016/j.cad.2012.07.008>

- Luo, Y., & Xu, X. (2021). Comparative study of deep learning models for analyzing online restaurant reviews in the era of the COVID-19 pandemic. *International Journal of Hospitality Management*, 94(January), 102849. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2020.102849>
- McComb, C., Cagan, J., & Kotovsky, K. (2015). Lifting the Veil: Drawing insights about design teams from a cognitively-inspired computational model. *Design Studies*, 40, 119–142. <https://doi.org/10.1016/j.destud.2015.06.005>
- McComb, C., Cagan, J., & Kotovsky, K. (2017a). Capturing Human Sequence-Learning Abilities in Configuration Design Tasks Through Markov Chains. *Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME*, 139(9), 1–12. <https://doi.org/10.1115/1.4037185>
- McComb, C., Cagan, J., & Kotovsky, K. (2017b). Mining Process Heuristics from Designer Action Data Via Hidden Markov Models. *Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME*, 139(11), 1–12. <https://doi.org/10.1115/1.4037308>
- Nordin, V. J. (2002). The voice of the customer. *Forestry Chronicle*, 78(3), 343–345. <https://doi.org/10.4324/9780080496313-9>
- Peddireddy, D., Fu, X., Shankar, A., Wang, H., Joung, B. G., Aggarwal, V., Sutherland, J. W., & Jun, M. B. G. (2021). Identifying manufacturability and machining processes using deep 3D convolutional networks. *Journal of Manufacturing Processes*, 64(February), 1336–1348. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2021.02.034>
- Rahman, M. H., Xie, C., & Sha, Z. (2021). Predicting sequential design decisions using the function-behavior-structure design process model and recurrent neural networks. *Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME*, 143(8). <https://doi.org/10.1115/1.4049971>
- Raina, A., McComb, C., & Cagan, J. (2019). Learning to design from humans: Imitating human designers through deep learning. *Proceedings of the ASME Design Engineering Technical Conference*, 2A-2019(November), 1–11. <https://doi.org/10.1115/1.4044256>
- Rejeb, H. ben, Boly, V., & Morel-Guimaraes, L. (2011). Attractive quality for requirement assessment during the front end of innovation. *TQM Journal*, 23(2), 216–234. <https://doi.org/10.1108/17542731111110258>
- Roh, T., Jeong, Y., Jang, H., & Yoon, B. (2019). Technology opportunity discovery by structuring user needs based on natural language processing and machine learning. *PLoS ONE*, 14(10). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0223404>
- Sexton, T., & Ren, M. Y. (2017). Learning an optimization algorithm through human design iterations. *Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME*, 139(10). <https://doi.org/10.1115/1.4037344>
- Sun, Y. F., Lu, A. P., Zhuo, L., Li, G., Jia, J., Liu, W., & Hu, C. J. (2021). Quality Big Data Analysis and Management Based on Product Satisfaction Index. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1043(3). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1043/3/032004>
- Timoshenko, A., & Hauser, J. R. (2019). Identifying customer needs from user-generated content. *Marketing Science*, 38(1), 1–20. <https://doi.org/10.1287/mksc.2018.1123>
- Trautmann, L., & Piros, A. (2020). The concept of EmPatGen (Emotional Pattern Generator). *SN Applied Sciences*, 2(5). <https://doi.org/10.1007/s42452-020-2765-5>
- Tuarob, S., & Tucker, C. S. (2015). Automated discovery of lead users and latent product features by mining large-scale social media networks. *Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME*, 137(7). <https://doi.org/10.1115/1.4030049>
- Tucker, C., & Kim, H. M. (2011). Predicting emerging product design trend by mining publicly available customer review data. *ICED 11 - 18th International Conference on Engineering Design - Impacting Society Through Engineering Design*, 6(August), 43–52.
- Wang, L. (2011). Detc2011-48338 Using Web Based User-Generated Content. *Asme 2011*, 1–15.
- Wang, M. (2015). A Data-Driven Network Analysis Approach to Predicting Customer Choice Sets for Choice Modeling in Engineering Design. *137(July)*, 1–11. <https://doi.org/10.1115/1.4030160>
- Wang, T. (2022). A Novel Approach of Integrating Natural Language Processing Techniques with Fuzzy TOPSIS for Product Evaluation. *Symmetry*, 14(1). <https://doi.org/10.3390/sym14010120>
- Wang, X., Wang, Y., & Liu, A. (2020). Determining Customer-Focused Product Features through Social Network Analysis. *Procedia CIRP*, 91, 704–709. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.02.227>
- Wang, Y., & Li, X. (2021a). Addressing the Semantic Gap in the Consumer-to-Manufacturer Strategy Using Dual Convolutional Neural Network. *2021 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, IEEM 2021*, 624–628. <https://doi.org/10.1109/IEEM50564.2021.9673094>
- Wang, Y., & Li, X. (2021b). Mining Product Reviews for Needs-Based Product Configurator Design: A Transfer Learning-Based Approach. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(9), 6192–6199. <https://doi.org/10.1109/TII.2020.3043315>
- Wang, Y., Li, X., & Mo, D. (2021). Knowledge-Empowered Multi-Task Learning to Address the Semantic Gap Between Customer Needs and Design Specifications. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 3203(c). <https://doi.org/10.1109/TII.2021.3067141>
- Wang, Y., Li, X., & Tsung, F. (2020). Configuration-based smart customization service: A multitask learning approach. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 17(4), 2038–2047. <https://doi.org/10.1109/TASE.2020.2986774>
- Wang, Y., Luo, L., & Liu, H. (2022). Bridging the Semantic Gap Between Customer Needs and Design Specifications Using User-Generated Content. In *IEEE Transactions on Engineering*



- Management (Vol. 69, Issue 4, pp. 1622–1634). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. <https://doi.org/10.1109/TEM.2020.3021698>
- Wang, Y., Mo, D., Wang, Y., Mo, D. Y., & Tseng, M. M. (2018). Mapping customer needs to design parameters in the front end of product design by applying deep learning. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 67(1), 145–148. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2018.04.018>
- Wang, Y., Mo, D. Y., & Tseng, M. M. (2018). Mapping customer needs to design parameters in the front end of product design by applying deep learning. *CIRP Annals*, 67(1), 145–148. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2018.04.018>
- Wang, Y., & Zhang, J. (2017). Bridging the semantic gap in customer needs elicitation: A machine learning perspective. *Proceedings of the International Conference on Engineering Design, ICED*, 4(DS87-4), 643–651.
- Wang, Y., Zhao, W., & Wan, W. X. (2020). Needs-Based Product Configurator Design for Mass Customization Using Hierarchical Attention Network. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, January, 1–10. <https://doi.org/10.1109/tase.2019.2957136>
- Wedel, I., Palk, M., & Voß, S. (2021). A Bilingual Comparison of Sentiment and Topics for a Product Event on Twitter. *Information Systems Frontiers*. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10169-x>
- Wu, Q., Hsu, W. L., Xc, T., Liu, Z., Ma, G., Jacobson, G., & Zhao, S. (2019). Speaking with Actions - Learning Customer Journey Behavior. *Proceedings - 13th IEEE International Conference on Semantic Computing, ICSC 2019*, 279–286. <https://doi.org/10.1109/ICOSC.2019.8665577>
- Xu, E. J., Tang, B., Liu, X., & Xiong, F. (2020). Automatic aspect-based sentiment analysis (AABSA) from customer reviews. *CEUR Workshop Proceedings*, 2614, 47–66.
- Xu, K., Liao, S. S., Li, J., & Song, Y. (2011). Mining comparative opinions from customer reviews for Competitive Intelligence. *Decision Support Systems*, 50(4), 743–754. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.08.021>
- Zhao, Y., Zhao, J., Jiang, L., Tan, R., Niyato, D., Li, Z., Lyu, L., & Liu, Y. (2021). Privacy-Preserving Blockchain-Based Federated Learning for IoT Devices. *IEEE Internet of Things Journal*, 8(3), 1817–1829. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3017377>
- Zhou, F., Ayoub, J., Xu, Q., & Yang, X. J. (2020). A machine learning approach to customer needs analysis for product ecosystems. *Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME*, 142(1). <https://doi.org/10.1115/1.4044435>
- Zhou, F., & Jiao, R. J. (2016). Latent customer needs elicitation for big-data analysis of online product reviews. *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 2016-Janua, 1850–1854. <https://doi.org/10.1109/IEEM.2015.7385968>
- Zhou, F., Jiao, R. J., & Linsey, J. S. (2015). Latent customer needs elicitation by use case analogical reasoning from sentiment analysis of online product reviews. *Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME*, 137(7). <https://doi.org/10.1115/1.4030159>
- Zhou, F., Qu, X., Jiao, J., and Helander, M. G., (2014). Emotion Prediction From Physiological Signals: A Comparison Study Between Visual and Auditory Elicitors," *Interact. Comput.*, 26(3), pp. 285–302.