

Louvain School of Management

Données, désir et décision : comment l'intelligence artificielle transforme les émotions en engagement économique sur Reddit.

Étude empirique du lancement de GPT-4o sur r/ChatGPT

CONFIDENTIEL

Auteur : Thibault Lardot
Promoteur : Vincenzo Verardi
Année académique 2025-2026
Travail de fin d'études (TFE) en vue d'obtenir le titre de
Master [120] en Sciences de gestion, à finalité spécialisée
Majeure International Finance
Horaire de jour

Résumé :

Ce mémoire se penche sur la manière dont l'intelligence artificielle opère la conversion des expressions émotionnelles des usagers de plateformes numériques et les traduit en une valeur économique quantifiable. Dans ce but, il mobilise la théorie psycho-évolutive de Plutchik (1980) pour analyser l'ensemble des 6 060 posts publiés sur la communauté Reddit r/ChatGPT en mai 2024 lors du lancement de GPT-4o. Les données ont été collectées via Arctic Shift, une plateforme d'archivage académique des données Reddit, et enrichies via un workflow automatisé sur n8n connecté à l'API Claude Haiku d'Anthropic. Des modèles de régression de Poisson avec erreurs standard robustes sont estimés pour les variables de comptage, conformément aux recommandations de Santos Silva et Tenreiro (2006). Les résultats mettent en lumière que l'anticipation, émotion dominante du corpus (36,4%), bénéficie du meilleur consensus communautaire : la colère, le dégoût, la peur et la surprise obtiennent des ratios d'approbation significativement inférieurs ($p < 0,01$). Le dégoût, quant à lui, est le déclencheur du plus grand nombre de commentaires supplémentaires par rapport à l'anticipation (+80,7%, $p < 0,01$). La concurrence journalière pour l'attention, mesurée par le volume de posts publiés le même jour, exerce un effet négatif significatif sur l'engagement dans tous les modèles sur les scores et les commentaires. Ces résultats indiquent que les émotions sont associées à des proxies d'engagement qui constituent des formes de valeur attentionnelle potentiellement monétisables par les plateformes et contribuent à la littérature sur le capitalisme de données (Sadowski, 2019).

Mots-clés : analyse de sentiment, théorie de Plutchik, régression de Poisson, Reddit, GPT-4o, engagement numérique, intelligence artificielle, valeur économique, capitalisme de plateformes

Avant-propos

Ce mémoire a été réalisé sous la supervision de Monsieur Vincenzo Verardi, à qui j'adresse mes sincères remerciements pour ses conseils, sa disponibilité et ses retours constructifs tout au long de ce travail. Je souhaite également exprimer ma profonde gratitude à mes parents, ainsi qu'à mes amis, pour tout le soutien et la confiance qu'ils m'ont accordés.

Utilisation responsable de l'intelligence artificielle dans ma thèse de master

DÉCLARATIONS SUR L'UTILISATION DE L'IA GÉNÉRATIVE	
Déclarations sur l'utilisation responsable de l'IA générative	Ma réponse
Le contenu de ma thèse de master est ma production originale, même si j'ai utilisé l'IA générative pour m'aider à la préparer.	☒ Oui ☐ Non
Je maîtrise les théories, outils et méthodes que j'utilise dans ma thèse.	☒ Oui ☐ Non
J'ai vérifié que les résultats présentés dans la thèse sont exacts et valides, et qu'ils ne contiennent aucune hallucination, aucune fausse référence, etc.	☒ Oui ☐ Non
Je reconnais que je maîtrise le résultat final et que je suis en mesure de l'expliquer et de répondre aux questions à son sujet.	☒ Oui ☐ Non
Je me suis assuré(e) de ne pas fournir aux outils d'IA générative l'accès à des données ou informations confidentielles.	☒ Oui ☐ Non

Signature

Nom, prénom(s) de l'auteur	Date	Signature
Lardot Thibault	27/05/2026	

Déclaration relative à l'utilisation d'outils d'intelligence artificielle

Lors de l'élaboration de ce mémoire, des outils d'intelligence artificielle ont été utilisés de la manière suivante. Il y a l'assistant Claude AI (Anthropic) qui a été employé pour affiner la formulation de certains paragraphes écrits par l'auteur. Il y a aussi un workflow d'automatisation qui a été développé sur n8n, qui a mobilisé l'API Claude Haiku pour réaliser l'analyse des sentiments de données textuelles collectées selon la théorie de Plutchik.

L'ensemble des idées, du contenu scientifique, des choix méthodologiques et de l'interprétation des résultats est issu de la réflexion personnelle de l'auteur. L'aide apportée par ces outils est strictement limitée à un rôle d'assistance technique et de support graphique, et ne peut en aucun cas se substituer au raisonnement ni au travail intellectuel de l'auteur.

Table des matières

Résumé :	ii
1. Introduction	1
2. Revue de la littérature	3
2.1 Contenu émotionnel et engagement numérique	3
2.2 L'intelligence artificielle dans le marketing.....	4
2.3 La donnée comme capital	5
2.4 La théorie de Plutchik : cadre d'analyse des émotions	5
2.5 Les LLM comme outils d'annotation et analyse de sentiment.....	7
2.6 Hypothèses de recherche	8
3. Méthodologie et données	10
3.1 Design de recherche.....	10
3.2 Pourquoi Reddit et quelle source de données	10
3.3 Événement étudié et fenêtre temporelle	11
3.4 Automatisation de l'analyse de sentiment.....	11
3.5 Variables et opérationnalisation	13
3.6 Stratégie analytique	14
4. Résultats.....	16
4.1 Statistiques descriptives.....	16
4.2 Résultats des modèles de Poisson.....	17
4.3 Résultats du modèle OLS (ratio d'upvotes)	19
4.4 Synthèse et évaluation des hypothèses	22
5. Conclusion	23
5.1 Synthèse des résultats	23
5.2 Implications théoriques et managériales.....	24
5.3 Limites de la recherche.....	25
5.4 Pistes de recherche futures	26
Bibliographie	28
Annexes	31
Annexe A. Architecture du workflow n8n	31
Annexe B. Règles de remapping des émotions hors schéma Plutchik	32
Annexe C. Tableaux de résultats complets.....	32
Annexe D. Vérification de robustesse : erreurs standard clusterisées par pseudo-utilisateur	34

1. Introduction

Les marchés numériques contemporains sont le théâtre d'une transformation profonde et silencieuse : les émotions humaines sont devenues une matière première économique. Ainsi, chaque réaction exprimée en ligne, chaque commentaire publié, chaque vote émis constitue une trace affective qu'un système algorithmique sophistiqué peut se donner les moyens de récolter, de traiter et, concrètement, de valoriser au plan marchand. En 2024, les plateformes de médias sociaux telles que Reddit, Meta ou YouTube perçoivent la majeure partie de leurs revenus publicitaires de l'exploitation des données comportementales et émotionnelles. L'adhésion des utilisateurs, qui se matérialise par des votes positifs, des commentaires ou des partages, constitue à présent l'unité de mesure de référence dans l'économie de l'attention numérique.

Cette donnée soulève une question pertinente : comment l'intelligence artificielle transforme-t-elle les données émotionnelles en valeur économique mesurable ? La question implique d'abord de comprendre un processus en plusieurs étapes, allant de l'extraction automatisée de signaux émotionnels dans du texte non structuré, jusqu'à leur mise en relation avec des métriques d'engagement quantifiables, en passant par leur interprétation dans un cadre théorique de création de valeur.

La théorie économique classique fait l'hypothèse que les agents sont rationnels et maximisent leur utilité sur la base d'informations complètes. La remise en cause de cette hypothèse apparaît lorsque l'on fait le constat que la prise en compte du non conscient, du non immédiat ou encore du non rationnel est nécessaire dans les comportements observés sur les plateformes numériques. La prise de décision d'engagement sur ces plateformes est profondément affectée par des émotions dans l'acception la plus large, non réfléchies, inconscientes pour une partie des individus en cause (Berger & Milkman, 2012 ; Davenport et al., 2020). De même, les grandes plateformes précocement ont su non seulement s'en rendre compte mais s'en servir pour construire des modèles économiques entiers, fondés sur l'accumulation et sur l'exploitation systématique des expressions affectives de leurs utilisateurs. Selon Sadowski (2019), ces données ne constituent pas de simples ressources passives mais une forme active de capital dont l'accumulation structure les régimes économiques contemporains.

Ce mémoire vise à répondre à la question centrale suivante : dans quelle mesure le contenu émotionnel des publications générés par les utilisateurs prédit-il les métriques d'engagement qui constituent des indicateurs de valeur économique sur Reddit ? Pour y répondre, nous exploitons l'ensemble des posts publiés sur la communauté Reddit r/ChatGPT lors du lancement de GPT-4o en mai 2024, un événement ayant suscité des réactions émotionnelles d'une grande diversité. L'analyse de sentiment est automatisée par un pipeline d'intelligence artificielle qui repose sur la théorie de Plutchik (1980), permettant de catégoriser chaque post dans l'une des huit catégories émotionnelles fondamentales.

Quant aux contributions, ce travail propose une analyse de l'ensemble des publications d'une communauté sur une période bien définie, éliminant ainsi les biais liés à la sélection des observations. Il développe un workflow d'annotation émotionnelle automatisé à grande échelle s'appuyant sur un grand modèle de langage et illustre empiriquement comment les expressions affectives se traduisent en capital informationnel exploitable par les plateformes.

La suite de ce mémoire est organisée comme suit. La section 2 positionne cette recherche dans la littérature et formule les hypothèses. La section 3 présente les données et la démarche méthodologique. La section 4 expose et interprète les résultats. La section 5 tire les conclusions, discute les limites et ouvre des pistes de recherche futures.

2. Revue de la littérature

2.1 Contenu émotionnel et engagement numérique

La relation entre les émotions et les comportements d'engagement sur les réseaux sociaux fait l'objet d'un corpus de recherche dense et convergent. Berger et Milkman (2012) démontrent, à partir d'une analyse de milliers d'articles du New York Times, que les émotions à haute activation physiologique augmentent significativement la probabilité de partage viral. Ce résultat vaut aussi bien pour les émotions positives intenses, comme l'émerveillement, que pour les émotions négatives intenses, comme la colère ou l'anxiété. La mécanique sous-jacente est celle de l'activation émotionnelle : les émotions fortes augmentent l'éveil physiologique et orientent l'individu vers l'action comportementale (Brady et al., 2020). À l'inverse, les émotions à faible activation, comme la tristesse ou la satisfaction modérée, tendent à générer des comportements d'engagement plus passifs.

Oliveira et al. (2022), dans le *Journal of Business Research*, précisent que cette analyse met en évidence deux types d'engagement, qui a été réalisée à partir d'un corpus de 62 255 tweets émanant de grandes marques connues. Les contenus positifs sont associés à plus de likes, qui font figure d'approbations silencieuses et assez peu coûteuses cognitivement. Il y a cependant des contenus qui suscitent une élaboration plus intense, ce qui engendre plus de retweets et de discussion. Cette distinction entre engagement passif et engagement interactif est directement reprise dans les variables dépendantes de ce mémoire : le score brut d'upvotes, le nombre de commentaires et le ratio d'approbation.

Le choix du réseau social Reddit comme terrain d'étude est particulièrement adapté à cette problématique pour plusieurs raisons. Il y a tout d'abord son organisation en communautés thématiques, appelées subreddits, qui garantit l'homogénéité des échanges. En l'occurrence, au sein de r/ChatGPT, il y a des utilisateurs qui partagent un intérêt commun pour l'intelligence artificielle conversationnelle, ce qui réduit le bruit dans l'analyse de sentiment. Ensuite, il y a les métriques d'engagement sur Reddit, qui sont publiques, standardisées et directement comparables entre posts. Enfin, les publications sont l'œuvre d'utilisateurs ordinaires dans un cadre spontané, ce qui leur donne une authenticité émotionnelle supérieure aux communications de marques planifiées analysées par Oliveira et al. (2022).

Le score d'un post Reddit correspond au nombre d'upvotes (votes positifs) moins le nombre de downvotes (votes négatifs) observés auprès des membres d'une communauté. Dans le cas

de Reddit, le mécanisme se nomme vote fuzzing, un procédé qui consiste à légèrement brouiller les chiffres réels affichés aux utilisateurs. L'objectif est d'empêcher la manipulation coordonnée : si le score exact était visible en temps réel, des groupes organisés pourraient synchroniser leurs votes pour faire basculer un post d'un côté ou de l'autre d'un seuil de visibilité algorithmique. Ce lissage intentionnel explique l'absence de valeurs négatives dans les données exportées, les posts à très faible engagement net apparaissant avec un score de zéro. La distribution des scores suit une loi de puissance caractéristique des plateformes numériques : la médiane est de 1 tandis que le maximum atteint 26 986, ce qui reflète la concentration de l'attention sur un petit nombre de contenus viraux.

2.2 L'intelligence artificielle dans le marketing

Dans le Journal of the Academy of Marketing Science, Davenport et al. (2020) écrivent un cadre théorique pour comprendre le changement de paradigme que l'IA introduit dans les stratégies de marketing. Leur point central réside dans le passage de la posture réactive du marketing à celle prévisionnelle. Loin de se contenter de répondre aux besoins exprimés, les systèmes d'IA visent à anticiper les besoins non encore formulés grâce à l'analyse automatisée de volumes très importants de données non structurées, dans lesquels les émotions des consommateurs représentent un apport informationnel croissant.

Dans l'International Journal of Information Management, Kumar et al. (2024) proposent en complément de cadrer le marketing sous l'influence de l'IA en termes de six champs d'impact : les insights clients spécifiques, l'évaluation de la performance, l'automatisation stratégique, l'émancipation de l'expérience client, l'éthique et l'innovation. Ce que montrait leur voie d'accès, c'est que l'IA ne rend pas simplement plus performantes les équipes marketing, mais lui permet d'agir avec succès dans des champs que le marketing n'aurait pas pu envisager. L'automatisation de l'analyse de plusieurs milliers d'expressions émotionnelles répond précisément à cette visée.

Le design des instructions destinées aux modèles d'intelligence artificielle, le prompt engineering selon la littérature technique, constitue une des clés de l'utilisation des modèles de langage massifs pour les tâches analytiques. White et al. (2023) avancent quant à eux sur les structures de prompts à utiliser, soulignant l'importance de définir clairement la fonction du modèle, la forme du retour souhaité et les contraintes de la tâche à réaliser. Ce sont là les principes d'encadrement du dispositif d'analyse exposé dans ce mémoire.

2.3 La donnée comme capital

Le troisième courant théorique mobilisé dans ce mémoire est la critique politique de la datafication proposée par Sadowski (2019) dans *Big Data & Society*. Sadowski avance que la donnée ne constitue pas une simple ressource passive attendant d'être exploitée. Elle structure une forme active de capital dont la production, la circulation et l'accumulation transforment fondamentalement l'économie et les rapports de pouvoir.

Son agencement théorique repose sur trois concepts. Le premier desquels, qu'il nomme *data imperative*, désigne la contrainte de transformer inlassablement tout phénomène observable en données quantifiables, sans quoi on sera moins bien loti face à un concurrent qui s'en serait mieux emparé. Le second est l'extraction de données qui entend restituer le fait que le prélèvement des expressions émotionnelles des utilisateurs s'incorpore à une forme de prélèvement de valeur au sens économique, dans laquelle les individus qui composent cette valeur sont exclus de la rémunération de leur contribution. Un utilisateur postant un contenu particulièrement émotionnel sur Reddit produit de la valeur pour la plateforme sans en recueillir directement de bénéfice. Enfin le troisième, *data colonialism*, désigne l'extension de la logique capitaliste d'accumulation, afin d'y soumettre tout ce qui peut être agréé dans la forme de la donnée personnelle, et qui reconduit sur le sol numérique des rapports d'appropriation bien connus dans d'autres contextes historiques.

Dans le cadre de cette recherche, les métriques d'engagement constituent des manifestations quantifiées de la valeur extraite des expressions émotionnelles. La chaîne de transformation est la suivante : un utilisateur publie un post exprimant une émotion, ce contenu génère des votes et des commentaires, cet engagement est capté par l'algorithme de classement de Reddit, et les annonceurs paient pour toucher les utilisateurs actifs. L'analyse empirique de ce mémoire documente la première étape de cette chaîne en quantifiant la relation entre le registre émotionnel d'un post et les métriques d'engagement qu'il génère.

2.4 La théorie de Plutchik : cadre d'analyse des émotions

Robert Plutchik (1980) a proposé dans son ouvrage *Emotion: A Psychoevolutionary Synthesis* un modèle des émotions fondé sur une perspective évolutionnaire. Son argument central est que les émotions sont des réponses adaptatives développées au cours de l'évolution pour faire face aux défis environnementaux universels auxquels toutes les espèces sont confrontées. Il identifie huit émotions fondamentales organisées en quatre paires d'opposés :

joie et tristesse, confiance et dégoût, peur et colère, surprise et anticipation, rejoignant ainsi les travaux fondateurs d'Ekman (1992) sur les émotions de base.

Émotion	Valence	Fonction évolutionnaire	Opposé
Joie	Positive	Maintenir les liens sociaux, se reproduire	Tristesse
Confiance	Positive	Coopérer, appartenir à un groupe	Dégoût
Peur	Négative	Éviter les dangers, survivre	Colère
Surprise	Neutre	S'orienter face à l'inattendu	Anticipation
Tristesse	Négative	Traiter les pertes, rechercher du soutien	Joie
Dégoût	Négative	Rejeter ce qui est nuisible ou aversif	Confiance
Colère	Négative	Surmonter les obstacles, répondre aux menaces	Peur
Anticipation	Positive	Explorer, planifier, préparer l'action	Surprise

Tableau A. Les huit émotions fondamentales de Plutchik (1980) et leurs fonctions évolutionnaires.

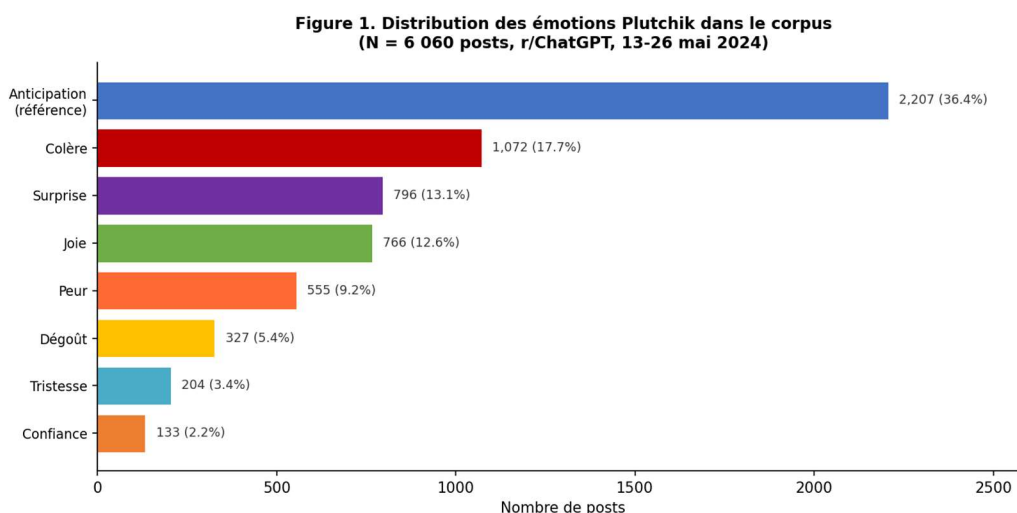


Figure 1. Distribution des émotions Plutchik dans le corpus (N = 6 060 posts, r/ChatGPT, mai 2024)

L'intérêt central de ce cadre pour cette recherche réside dans la distinction fine qu'il permet entre types d'émotions, là où une approche unidimensionnelle ne mesurerait qu'un simple continuum positif-négatif. La colère et le dégoût sont tous deux des émotions négatives, mais leurs implications comportementales divergent : la colère mobilise vers la confrontation directe et la prise de position publique, ce qui se traduit potentiellement par davantage de commentaires ; le dégoût exprime un rejet ou une répulsion qui peut pousser à répondre pour

contester ou signaler son désaccord. Ce sont des nuances qui permettent de formuler des hypothèses différenciées selon le type d'émotion, et non seulement selon sa valence générale.

2.5 Les LLM comme outils d'annotation et analyse de sentiment

L'analyse de sentiment constitue l'un des domaines les plus actifs du traitement automatique du langage naturel. Liu (2015) en propose une définition fondatrice : il s'agit de l'extraction computationnelle d'opinions, de sentiments et d'émotions à partir de textes. Cette définition distingue trois niveaux d'analyse (l'opinion, le sentiment et l'émotion) dont la granularité croissante correspond à des défis techniques distincts. Le passage de la simple polarité positive/négative à la classification d'émotions discrètes représente un saut qualitatif important, documenté notamment par Poria et al. (2020) dans leur revue de l'affective computing.

Dans les données issues des médias sociaux, cette complexité est amplifiée par les spécificités du langage informel : argot, ironie, ellipses, emojis et références contextuelles rendent les approches lexicales classiques insuffisantes. Des ressources spécifiques comme GoEmotions (Demszky et al., 2020), un corpus de 58 000 commentaires Reddit annotés selon 27 catégories émotionnelles fines, illustrent l'effort de la communauté scientifique pour dépasser la polarité binaire. Des benchmarks standardisés comme TweetEval (Barbieri et al., 2020), qui évalue la performance des modèles sur sept tâches de classification de tweets dont la reconnaissance d'émotions, confirment que les modèles généralistes peinent à atteindre des performances satisfaisantes sur les émotions implicites ou ironiques propres aux textes courts des médias sociaux. De même, Cowen et Keltner (2017) ont montré empiriquement que les émotions humaines se distribuent en au moins 27 catégories distinctes reliées par des gradients continus, ce qui justifie théoriquement le recours à une taxonomie plus riche que le simple axe positif/négatif. Il convient également de situer le choix du modèle de Plutchik par rapport à l'approche dimensionnelle de Russell (1980). Ce dernier organise les états émotionnels sur deux axes continus, la valence et l'activation, plutôt qu'en catégories distinctes. Le modèle de Plutchik a néanmoins été retenu pour sa compatibilité avec une annotation automatisée, qui nécessite des étiquettes discrètes et mutuellement exclusives.

Avec la montée en puissance de l'utilisation d'importants modèles de langage (LLM), le cadre d'annotation textuelle à grande échelle a profondément évolué. Gilardi et al. (2023) ont montré que pour une série de tâches de classification de texte, du type analyse de

sentiment, ChatGPT surpassait des annotateurs humains recrutés via des plateformes de crowdsourcing tout en étant très significativement moins onéreux ; cette démonstration a ouvert les portes à un emploi des LLM en tant qu'alternative crédible à l'annotation manuelle dans des situations où les ressources étaient limitées. Pour leur part, Zhang et al. (2024) nuancent cette conclusion dans le cadre d'une revue systématique : si les LLM évoqués font montre de performances propres en zero-shot sur des tâches de classification relativement simples, prenant moins en compte les émotions complexes, les expressions ambivalentes et des textes courts dotés d'ironie, relativement fréquentes sur Reddit, leurs performances se dégradent. Ces travaux encadrent le choix méthodologique de ce mémoire qui est l'usage de Claude Haiku comme annotateur. Il constitue un compromis entre l'efficacité de l'annotation à grande échelle et les limites inhérentes à tout classifieur automatique. Ce sont des limites avec lesquelles l'absence de validation par accord interannotateur ne permet pas de quantifier précisément.

Enfin, la structure communautaire de Reddit en fait un terrain d'étude bien documenté dans la littérature académique. Medvedev et al. (2019) ont proposé une cartographie systématique de Reddit comme objet de recherche, soulignant la richesse de ses métriques d'engagement et la diversité thématique de ses communautés. La modération y joue également un rôle structurant. Chandrasekharan et al. (2018) ont montré que les interdictions de sous-communautés en 2015 ont réduit les discours haineux sur la plateforme. Cela rappelle que les données issues de Reddit ne constituent pas un reflet neutre des expressions des utilisateurs : elles sont filtrées par des politiques de modération actives. Les contenus supprimés avant archivage étant absents du corpus, ce biais de sélection constitue une limite inhérente à tout travail empirique basé sur des données archivées telles qu'Arctic Shift.

2.6 Hypothèses de recherche

Cinq hypothèses structurent l'analyse empirique. Elles sont formulées par rapport à l'anticipation, émotion la plus fréquente du corpus (36,4%), qui constitue la catégorie de référence dans les modèles de régression.

Pour l'hypothèse 1 (**H1**) : Les émotions négatives (colère, dégoût, peur) sont associées à des scores d'upvotes non significativement différents de ceux de l'anticipation.

Le score brut est davantage déterminé par des facteurs contextuels, comme le volume de posts publiés le même jour, que par le registre émotionnel. L'anticipation, émotion

prospective tournée vers l'action, devrait générer un engagement comparable aux émotions négatives en termes de votes bruts.

Pour l'hypothèse 2 (**H2**) : Le dégoût génère significativement plus de commentaires que l'anticipation.

Le dégoût, en tant qu'émotion exprimant un rejet fort et explicite, devrait mobiliser davantage vers la réaction et le débat que l'anticipation. Un post exprimant du dégoût interpelle la communauté et appelle une réponse, contrairement à un post d'anticipation qui reste plus ouvert et moins polarisant.

Pour l'hypothèse 3 (**H3**) : Les émotions positives (joie, confiance) obtiennent un ratio d'upvotes comparable à l'anticipation, tandis que les émotions négatives obtiennent un ratio significativement inférieur.

Le ratio d'upvotes mesure le consensus communautaire. L'anticipation et les émotions positives devraient être perçues favorablement par la majorité des membres, tandis que la colère, le dégoût et la peur génèrent plus de votes partagés entre positifs et négatifs, réduisant ainsi le ratio.

Pour l'hypothèse 4 (**H4**) : La longueur du contenu textuel prédit positivement le nombre de commentaires reçus.

Un post plus développé offre davantage de matière à discussion et d'arguments à commenter. Cet effet de volume informationnel devrait être indépendant du registre émotionnel du contenu.

Pour l'hypothèse 5 (**H5**) : Le volume de posts publiés le même jour réduit significativement l'engagement individuel de chaque post.

Les jours à forte activité, chaque post est en concurrence avec un plus grand nombre de contenus pour capter l'attention des utilisateurs. Cette compétition temporelle devrait se traduire par un engagement moyen plus faible par post, indépendamment de son contenu émotionnel.

3. Méthodologie et données

3.1 *Design de recherche*

Ce mémoire adopte un design quantitatif et transversal qui s'inscrit dans la tradition de l'analyse de contenu computationnelle. Il combine le traitement automatique du langage naturel et l'économétrie pour analyser des corpus textuels à grande échelle. Il y a aussi l'unité d'analyse qui est le post Reddit. La stratégie empirique se déroule en quatre étapes : la collecte des données via une plateforme d'archivage, l'enrichissement par analyse de sentiment automatisée, et l'estimation des modèles de régression ainsi que l'interprétation des résultats dans le cadre théorique.

3.2 *Pourquoi Reddit et quelle source de données*

Le choix de Reddit comme terrain d'étude repose sur plusieurs propriétés distinctives. Avec environ 80 millions d'utilisateurs actifs quotidiens en 2024, Reddit est l'une des plus grandes plateformes de discussion au monde (Medvedev et al., 2019). Son organisation en communautés thématiques garantit l'homogénéité des échanges : au sein d'un subreddit donné, les utilisateurs partagent un intérêt commun, ce qui réduit le bruit dans l'analyse de sentiment. Les métriques d'engagement de Reddit (score, commentaires, ratio d'approbation) sont publiques, standardisées et directement comparables entre posts, ce qui facilite la construction des variables dépendantes. Par rapport aux données de comptes de marques analysées par Oliveira et al. (2022), les posts Reddit émanent d'utilisateurs ordinaires dans un cadre de discussion spontanée, ce qui leur confère une authenticité émotionnelle supérieure. Enfin, le subreddit r/ChatGPT, qui regroupe plus de 507 000 posts sur sa durée de vie, constitue l'une des principales communautés en ligne dédiées à l'intelligence artificielle conversationnelle, rendant pertinente l'étude d'un lancement majeur comme GPT-4o.

La collecte a été réalisée via Arctic Shift (arctic-shift.photon-reddit.com), une plateforme d'archivage à usage de recherche, qui constitue une archive librement accessible des données historiques Reddit. Une API (Application Programming Interface) est un protocole standardisé, qui permet à un logiciel externe de communiquer avec une plateforme pour en extraire des données de manière automatisée. L'accès à l'API officielle de Reddit ayant été rendu payant depuis 2023 au-delà de volumes très limités, Arctic Shift constitue une

alternative reconnue dans la communauté de recherche sur les médias sociaux. Il convient néanmoins de noter une limite potentielle de cette source : les posts supprimés très rapidement par leurs auteurs, par le filtre automatique AutoMod ou par la modération humaine peuvent ne pas avoir été archivés à temps. Le corpus analysé reflète donc les publications ayant été accessibles au moment de l'archivage, et peut sous-représenter légèrement les contenus les plus polarisants ou enfreignant les règles de la communauté.

3.3 Événement étudié et fenêtre temporelle

La fenêtre du 13 au 26 mai 2024 couvre les quatorze jours entourant le lancement de GPT-4o par OpenAI. GPT-4o constitue une avancée technologique notable ayant introduit des capacités multimodales avancées (traitement simultané de texte, image et audio en temps réel), rendues accessibles gratuitement à l'ensemble des utilisateurs. Ce lancement a suscité des réactions émotionnelles polarisées au sein de r/ChatGPT : enthousiasme des utilisateurs précoces, inquiétudes de professionnels concernant les implications économiques, débats éthiques et critiques techniques.

Le corpus brut collecté comprend 6 250 posts publiés sur cette période. L'ensemble de ces posts a été soumis à l'analyse de sentiment, sans aucune sélection préalable par score ou popularité. Cette démarche garantit l'absence de biais de sélection : la population analysée est l'intégralité des publications sur r/ChatGPT durant la fenêtre retenue. Après traitement automatique, 190 posts ont produit des réponses invalides de l'agent d'analyse (3% du corpus), conduisant à un échantillon analytique final de 6 060 posts, soit un taux de rétention de 97%. Les posts par jour varient de 267 (26 mai) à 639 (14 mai), avec une moyenne de 432,9 posts quotidiens sur les 14 jours observés.

3.4 Automatisation de l'analyse de sentiment

3.4.1 Architecture du workflow n8n

Le workflow est implémenté sur n8n (version 2.13.3, cloud). C'est une plateforme d'automatisation qui permet d'orchestrer des séquences de traitements de données sans nécessiter de programmation complexe. Les 6 250 posts sont traités en 13 lots successifs de 500 observations chacun. Cette organisation en lots répond à une contrainte de l'API Anthropic : à ce niveau d'abonnement, le nombre de requêtes est limité à 50 par minute. Chaque lot de 500 posts nécessite donc environ 17 minutes de traitement, avec un intervalle

de 2 secondes imposé entre chaque requête. Sur l'ensemble du corpus, le traitement a requis 13 sessions successives. Pour assurer la reproductibilité des résultats, le paramètre de déterminisme est activé dans tous les appels à l'API, garantissant qu'un même texte produira toujours la même classification. Ce choix s'inscrit dans une littérature émergente qui documente la pertinence des LLM comme annotateurs à grande échelle (Gilardi et al., 2023), tout en reconnaissant leurs limites en contexte émotionnel complexe (Zhang et al., 2024). Les nœuds du workflow sont décrits en Annexe A.

3.4.2 L'agent Plutchik

L'agent Plutchik reçoit le texte de chaque post et retourne une classification en JSON structuré. Le prompt complet soumis à l'API est le suivant :

Rôle

Tu es un expert en psychologie des émotions, spécialisé dans la classification de textes selon la théorie psycho-évolutive de Robert Plutchik (1980).

Contexte

Tu analyses des posts Reddit de la communauté r/ChatGPT publiés lors du lancement de GPT-4o en mai 2024. Les textes sont en anglais, informels, et peuvent contenir des emojis, de l'argot ou des abréviations propres aux médias sociaux.

Tâche

Identifie l'émotion primaire dominante exprimée dans le texte parmi les 8 émotions fondamentales de Plutchik, son intensité et une éventuelle émotion secondaire.

Émotions disponibles (UNIQUEMENT ces 8 valeurs acceptables) :

joy | trust | fear | surprise | sadness | disgust | anger | anticipation

Format de réponse obligatoire

```
{
  "primary_emotion": "<une des 8 émotions ci-dessus>",
  "intensity": "<low | medium | high>",
  "secondary_emotion": "<une des 8 émotions ou null>"
}
```

Contraintes absolues

- Aucun texte en dehors du JSON
- Aucun formatage Markdown
- N'utiliser que les 8 émotions listées ci-dessus

3.5 Variables et opérationnalisation

3.5.1 Variables dépendantes

Trois variables mesurent l'engagement comme proxy de la valeur économique. Le score brut représente le nombre d'upvotes moins le nombre de downvotes. C'est une variable non négative avec de nombreux zéros (938 posts ont un score nul) et une forte asymétrie à droite (médiane = 1, maximum = 26 986). Le nombre de commentaires est également non négatif avec des zéros (192 posts sans commentaire) et fortement asymétrique (médiane = 2, maximum = 1 755). Ces propriétés motivent le recours à des modèles de régression adaptés aux données de ce type, décrits en section 3.6. Le ratio d'upvotes représente la proportion des votes qui sont positifs. Contrairement aux deux variables précédentes, c'est une proportion continue sur l'intervalle $[0,1]$ sans valeur nulle dans le corpus (minimum = 0,09), ce qui permet une approche différente.

3.5.2 Variables indépendantes

Les émotions Plutchik constituent la variable explicative principale. Chaque post est attribué à l'une des huit catégories émotionnelles. Pour les intégrer dans un modèle de régression, cette variable catégorielle est transformée en sept indicatrices binaires, une par émotion, la huitième (l'anticipation) étant omise comme catégorie de référence. Cette transformation est une procédure standard en économétrie : pour éviter une redondance parfaite entre les indicatrices, l'une d'elles est nécessairement omise, et tous les coefficients s'interprètent par rapport à cette catégorie absente. Le choix de l'anticipation comme référence est motivé par sa fréquence dominante (36,4%), qui garantit la stabilité et la précision maximales des estimations.

3.5.3 Variables de contrôle

Quatre variables de contrôle permettent d'isoler l'effet pur des émotions. La longueur du texte (nombre de caractères) contrôle l'effet de volume informationnel. Le jour de la semaine (de 0 pour le lundi à 6 pour le dimanche) et l'heure de publication (de 0 à 23) contrôlent les variations d'activité liées aux rythmes hebdomadaires et quotidiens des utilisateurs, qui sont distribués entre plusieurs fuseaux horaires. Le volume de posts publiés le même jour capte la compétition pour l'attention des utilisateurs : les jours à forte activité, chaque post est en concurrence avec davantage d'autres contenus, ce qui réduit mécaniquement l'engagement

qu'il peut attirer. Cette variable varie de 267 à 639 publications selon le jour, avec une moyenne de 432,9 posts par jour sur les 14 jours de la fenêtre.

3.6 Stratégie analytique

La spécification économétrique est guidée par la nature statistique des variables dépendantes. Santos Silva et Tenreyro (2006), dans leur article de référence «The Log of Gravity» publié dans la *Review of Economics and Statistics*, démontrent qu'appliquer une transformation logarithmique à des variables non négatives comportant des zéros, du type $\log(y+1)$, produit des estimateurs biaisés dans le cadre OLS. La raison est que cette transformation modifie arbitrairement l'échelle de la variable et génère structurellement une hétéroscédasticité dans les résidus. Les auteurs recommandent à la place le recours à un modèle de Poisson qui travaille directement sur les niveaux sans transformation préalable. Ce modèle est cohérent même si les données ne suivent pas exactement une distribution de Poisson, une propriété qu'on nomme dans la littérature statistique robustesse à la mauvaise spécification de la variance (QMLE, pour Quasi-Maximum Likelihood Estimator). En pratique, cela signifie que le modèle donne des estimations fiables même quand la variance des données dépasse leur moyenne, ce qui est précisément le cas ici avec des scores qui varient de 0 à 26 986.

En conséquence, M1 (score) et M2 (nombre de commentaires) sont estimés par régression de Poisson avec erreurs standard robustes HC3. À titre de vérification de robustesse, les trois modèles ont également été réestimés avec des erreurs standard clusterisées au niveau du pseudo-utilisateur (4 493 clusters), afin de contrôler la dépendance intra-groupe potentielle entre posts d'un même auteur. Les erreurs standard HC3 corrigent l'hétéroscédasticité mais supposent l'indépendance complète entre observations. Or, plusieurs posts peuvent émaner du même utilisateur, ce qui peut induire une corrélation intra-groupe. Les résultats de cette vérification sont présentés intégralement en Annexe D. Un clustering par jour a été écarté en raison du faible nombre de jours ($N = 14$ groupes), insuffisant pour garantir la fiabilité de l'inférence asymptotique. Pour M3 (ratio d'upvotes), le modèle de Poisson n'est pas approprié car il s'agit d'une proportion continue entre 0 et 1, sans aucun zéro dans le corpus. Un modèle OLS avec erreurs standard robustes HC3 est utilisé, ce qui constitue une approche pragmatique et interprétable pour ce type de variable.

Les équations estimées sont les suivantes. Pour M1 et M2 :

$$E[y_i | x_i] = \exp(\beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Colère}_i + \beta_2 \cdot \text{Dégoût}_i + \beta_3 \cdot \text{Peur}_i + \beta_4 \cdot \text{Joie}_i + \beta_5 \cdot \text{Tristesse}_i + \beta_6 \cdot \text{Surprise}_i + \beta_7 \cdot \text{Confiance}_i + \beta_8 \cdot \text{Longueur}_i + \beta_9 \cdot \text{Jour}_i + \beta_{10} \cdot \text{Heure}_i + \beta_{11} \cdot \text{PostsJour}_i)$$

Pour M3 :

$$\text{upvote_ratio}_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Colère}_i + \beta_2 \cdot \text{Dégoût}_i + \beta_3 \cdot \text{Peur}_i + \beta_4 \cdot \text{Joie}_i + \beta_5 \cdot \text{Tristesse}_i + \beta_6 \cdot \text{Surprise}_i + \beta_7 \cdot \text{Confiance}_i + \beta_8 \cdot \text{Longueur}_i + \beta_9 \cdot \text{Jour}_i + \beta_{10} \cdot \text{Heure}_i + \beta_{11} \cdot \text{PostsJour}_i + \varepsilon_i$$

Toutes les indicatrices d'émotions (β_1 à β_7) s'interprètent par rapport à l'anticipation, catégorie de référence. Les estimations sont réalisées à l'aide d'un logiciel d'analyse statistique. Il convient enfin de préciser que l'échantillon de 6 060 posts ne résulte pas d'un plan d'échantillonnage probabiliste : il représente l'ensemble des publications observées sur la fenêtre retenue. La notion de puissance statistique au sens classique, qui suppose un tirage aléatoire dans une population cible, ne s'applique donc pas directement ici. L'inférence porte sur la précision des estimations au sein de ce corpus, et non sur la représentativité d'un paramètre populationnel inconnu. La significativité est évaluée aux seuils de 1% (***), 5% (**) et 10% (*). Les résultats complets sont reproduits en Annexe C.

4. Résultats

4.1 Statistiques descriptives

Cette section présente les caractéristiques statistiques du corpus de 6 060 posts analysés.

Tableau 1. Statistiques descriptives. Posts r/ChatGPT, lancement GPT-4o (N = 6 060)

Variable	Moyenne	Écart-type	Minimum	Médiane	Maximum
Score (upvotes nets)	37,43	444,02	0	1	26 986
Nombre de commentaires	10,91	59,91	0	2	1 755
Ratio d'upvotes	0,778	0,210	0,090	0,800	1,000
Longueur texte (caractères)	180,2	172,7	1	93	500
Posts par jour (N journalier)	432,9	99,3	267	442	639

Source : Données collectées via Arctic Shift (r/ChatGPT, 13-26 mai 2024). Analyse de l'auteur.

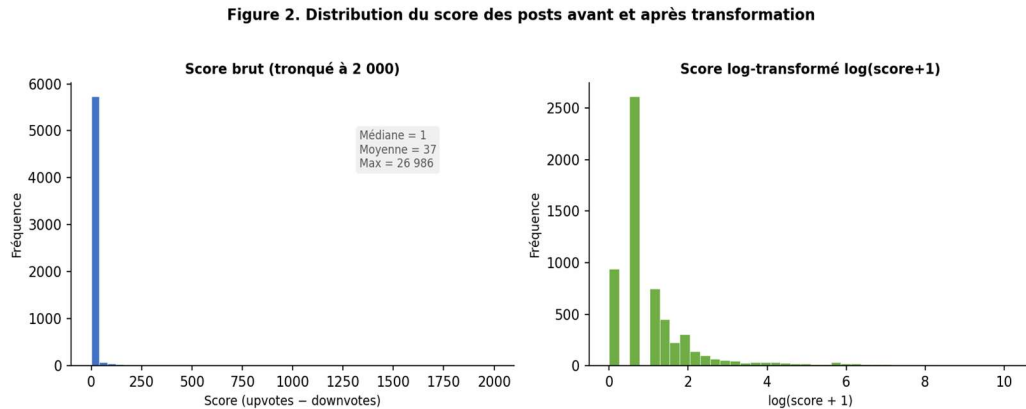


Figure 2. Distribution du score brut et du score transformé (N = 6 060). La forte asymétrie à droite justifie le recours au modèle de Poisson.

La distribution du score révèle une forte asymétrie à droite : la médiane est de 1 tandis que la moyenne est de 37,4 et le maximum de 26 986. Cette concentration de l'attention sur quelques contenus viraux est caractéristique des plateformes numériques et justifie l'usage d'un modèle de Poisson plutôt que d'une régression linéaire classique. Le ratio d'upvotes moyen de 0,778 signifie qu'environ 78% des votes exprimés sont positifs, reflétant une tendance générale à l'approbation au sein de la communauté r/ChatGPT.

Tableau 2. Distribution des émotions Plutchik (N = 6 060)

Émotion	N	%	Rôle dans le modèle
Anticipation	2 207	36,4%	Référence (catégorie omise)
Colère	1 072	17,7%	Indicatrice β_1
Surprise	796	13,1%	Indicatrice β_6
Joie	766	12,6%	Indicatrice β_4
Peur	555	9,2%	Indicatrice β_3
Dégoût	327	5,4%	Indicatrice β_2
Tristesse	204	3,4%	Indicatrice β_5
Confiance	133	2,2%	Indicatrice β_7
Total	6 060	100%	

Note : L'anticipation est choisie comme référence pour deux raisons complémentaires. D'une part, sa fréquence dominante (36,4%) garantit la stabilité statistique des estimations. D'autre part, elle présente une pertinence théorique centrale : l'anticipation est l'état émotionnel naturel d'une communauté technophile face au lancement d'un produit attendu, ce qui en fait un point de comparaison pertinent.

La prédominance de l'anticipation (36,4%) reflète la nature de l'événement analysé : le lancement d'une nouvelle technologie génère naturellement des attentes et des projections chez les membres d'une communauté technophile. La colère en deuxième position (17,7%) témoigne des tensions suscitées par GPT-4o, notamment autour des implications économiques pour certaines professions et des limitations imposées par OpenAI.

4.2 Résultats des modèles de Poisson

Le Tableau 3 présente les résultats des deux modèles de Poisson estimant l'effet des catégories d'émotions Plutchik sur le score et le nombre de commentaires.

Tableau 3. Modèles de régression de Poisson avec erreurs standard robustes HC3 (N = 6 060)

Variable	M1 : score		Effet %	M2 : commentaires		Effet %
	β	p	$(\exp(\beta)-1)\times 100$	β	p	$(\exp(\beta)-1)\times 100$
Constante	5,996	0,000***		3,485	0,000***	

Variable	M1 : score		Effet %	M2 : commentaires		Effet %
Colère vs. Anticipation	- 0,599	0,154	-45,1%	-0,002	0,992	-0,2%
Dégoût vs. Anticipation	0,651	0,226	+91,7%	0,592	0,008***	+80,7%
Peur vs. Anticipation	- 0,152	0,751	-14,1%	0,265	0,378	+30,3%
Joie vs. Anticipation	- 0,057	0,899	-5,5%	0,155	0,584	+16,8%
Tristesse vs. Anticipation	- 0,210	0,727	-18,9%	0,026	0,919	+2,7%
Surprise vs. Anticipation	0,523	0,243	+68,7%	0,346	0,103	+41,3%
Confiance vs. Anticipation	0,379	0,512	+46,0%	0,861	0,083*	+136,6%
Longueur texte	- 0,001	0,158		0,002	0,000***	
Jour semaine	- 0,099	0,132		-0,099	0,009***	
Heure	- 0,011	0,539		-0,004	0,714	
Posts par jour	- 0,004	0,006***	-0,4%/post	-0,003	0,001***	-0,3%/post
Pseudo R ² (McFadden)	0,040			0,037		
AIC	1 593 684			284 427		

Note : *** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; * $p < 0,10$. Modèle de Poisson, erreurs standard HC3 robustes. Référence : anticipation. Effet % = $(\exp(\beta) - 1) \times 100$. Le pseudo R² de McFadden ne s'interprète pas comme un R² OLS. Il est calculé comme $1 - (\log\text{-vraisemblance du modèle complet} / \log\text{-vraisemblance du modèle nul})$, mesurant l'amélioration relative par rapport à un modèle sans prédicteur. Il sert uniquement à comparer les modèles de Poisson entre eux et ne quantifie pas une part de variance expliquée.

Le Modèle 1 (M1) teste l'effet des émotions sur le score brut. Aucune émotion n'est significativement différente de l'anticipation (tous $p > 0,10$), ce qui confirme H1 dans une formulation légèrement révisée : les émotions ne prédisent pas le score différemment de l'anticipation. Le seul prédicteur significatif est le volume journalier de posts ($\beta = -0,0042$, $p = 0,006$; Lorenz-Spreen et al., 2019) : à niveau de contenu comparable, les jours plus chargés

sont associés à un score inférieur d'environ 0,4% par post supplémentaire publié ce jour-là, soutenant H5. Ce résultat met en évidence l'importance de la compétition temporelle pour l'attention sur Reddit.

Le Modèle 2 (M2) est plus riche sur le plan des émotions. Le dégoût génère significativement plus de commentaires que l'anticipation ($\beta = 0,592$, $p = 0,008$), avec un effet estimé de +80,7%, soutenant H2 : un post exprimant du dégoût est associé en moyenne à 80,7% plus de commentaires qu'un post équivalent exprimant de l'anticipation. La confiance est marginalement significative ($\beta = 0,861$, $p = 0,083$) avec un effet substantiel de +136,6%. La longueur du texte est un prédicteur positif et robuste ($\beta = 0,002$, $p < 0,001$), soutenant H4. Le volume journalier réduit également les commentaires ($\beta = -0,003$, $p = 0,001$), soutenant H5.

Ces résultats suggèrent que ce sont les prises de position fortes, qu'elles expriment un rejet (dégoût) ou un soutien fort (confiance), qui mobilisent le plus vers la discussion interactive.

4.3 Résultats du modèle OLS (ratio d'upvotes)

Tableau 4. Modèle OLS avec erreurs standard robustes HC3. Variable dépendante : ratio d'upvotes ($N = 6\,060$)

Variable	β	Err. std. HC3	t-stat	p-value	Sig.	Effet (pp)
Constante	0,800	0,018	43,35	0,000	***	
Colère vs. Anticipation	-0,039	0,008	-5,12	0,000	***	-3,9 pp
Dégoût vs. Anticipation	-0,059	0,013	-4,60	0,000	***	-5,9 pp
Peur vs. Anticipation	-0,032	0,009	-3,47	0,001	***	-3,2 pp
Joie vs. Anticipation	-0,007	0,008	-0,88	0,378		Non sig.
Tristesse vs. Anticipation	-0,029	0,016	-1,87	0,061	*	-2,9 pp
Surprise vs. Anticipation	-0,039	0,008	-4,79	0,000	***	-3,9 pp
Confiance vs. Anticipation	0,008	0,017	0,46	0,645		Non sig.
Longueur texte	-0,0004	0,00001	-27,80	0,000	***	-0,04 pp/car.
Jour semaine	0,005	0,002	3,36	0,001	***	
Heure	0,001	0,0004	2,76	0,006	***	

Variable	β	Err. std. HC3	t-stat	p-value	Sig.	Effet (pp)
Posts par jour	0,0001	0,00003	3,15	0,002	***	
R ²	0,128					
R ² ajusté	0,126					

Note : *** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; * $p < 0,10$. OLS, erreurs standard HC3 robustes. Référence : anticipation. pp = points de pourcentage.

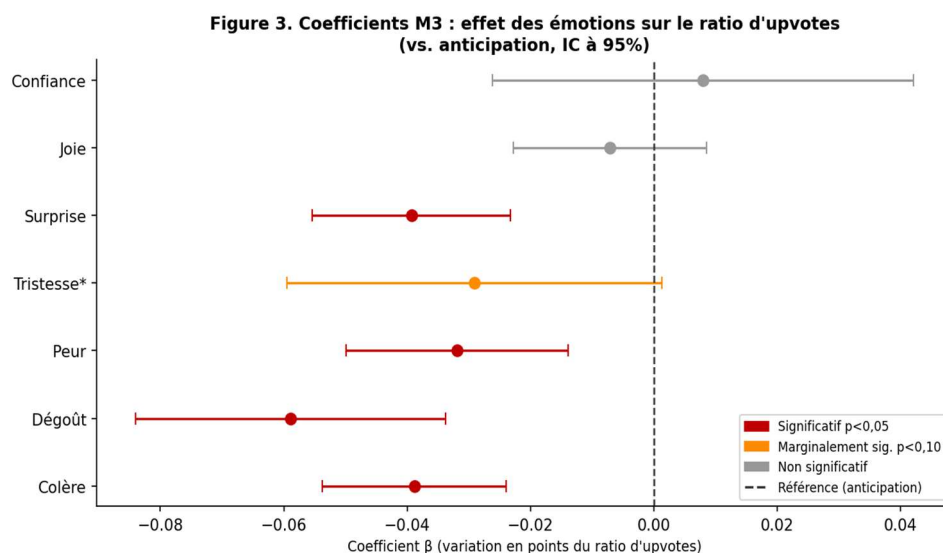


Figure 3. Coefficients M3 : effet des émotions sur le ratio d'upvotes par rapport à l'anticipation (IC à 95%).

Parmi les trois modèles estimés, M3 présente le meilleur ajustement avec un R² de 0,128 et fournit les résultats les plus robustes. L'anticipation obtient le ratio de référence le plus élevé (0,800, soit 80% d'approbation). Il y a quatre émotions qui obtiennent des ratios significativement inférieurs : le dégoût (avec -5,9 points de pourcentage), la colère (-3,9 pp), la surprise (-3,9 pp) et la peur (-3,2 pp). La tristesse est marginalement significative avec des erreurs HC3 (-2,9 pp, $p = 0,061$) mais perd sa significativité lorsque les erreurs standard sont clusterisées au niveau du pseudo-utilisateur ($p = 0,197$), ce qui suggère d'interpréter ce coefficient avec prudence. Il y a seulement la joie et la confiance qui ne sont pas significativement différentes de l'anticipation, soutenant H3 : plusieurs émotions, comprenant la surprise qui n'est pas négative au sens de Plutchik, obtiennent un ratio inférieur à l'anticipation, alors que la joie et la confiance ne diffèrent pas significativement.

La longueur du texte a un effet qui est fortement négatif sur le ratio ($\beta = -0,0004$ par caractère, $p < 0,001$) : un supplément de 100 caractères correspond à un effet de $-0,0004 \times 100 = -0,04$, ce qui veut dire une réduction de 4 points de pourcentage du ratio d'approbation. Les posts

plus longs sont plus polarisants et génèrent proportionnellement plus de downvotes. Le volume journalier de posts présente un effet positif sur le ratio d'approbation ($\beta = +0,0001$, $p = 0,002$), à l'inverse de son effet négatif sur le score et les commentaires. Ce résultat suggère qu'en période de forte activité, les posts qui parviennent à capter l'attention bénéficient d'un meilleur consensus communautaire. C'est possiblement en raison d'un effet de filtre algorithmique favorisant les contenus de qualité.

Il faut tout de même distinguer la significativité statistique et la significativité économique. Avec un échantillon de 6 060 observations, il y a toutefois des coefficients modestes qui peuvent atteindre des seuils de significativité conventionnels. D'ailleurs, les pseudo R^2 de McFadden restent faibles dans les modèles de Poisson (0,040 pour M1 et 0,037 pour M2), ce qui peut indiquer un gain d'ajustement limité par rapport au modèle nul. M3 présente un meilleur ajustement avec un R^2 de 0,128. Cependant, les effets des émotions se lisent en points de pourcentage sur le ratio d'approbation : il y a des différences détectables et robustes, mais elles ne constituent pas des effets de grande amplitude. En ce sens, les résultats de ce mémoire doivent être interprétés, non pas comme des effets massifs, mais plutôt comme des associations statistiquement solides mais de portée économique mesurée. Donc la taille de l'échantillon renforce la précision des estimations sans transformer des effets modestes en effets substantiels. En effet, elle permet de détecter des signaux faibles mais réels, ce qui constitue en soi une contribution empirique sur la question du rôle des émotions dans la dynamique d'engagement numérique.

À titre de vérification de robustesse complémentaire, les trois modèles ont été réestimés avec des erreurs standard clusterisées au niveau du pseudo-utilisateur (4 493 clusters). Les résultats demeurent remarquablement stables : tous les coefficients significatifs au seuil de 5% ou 1% avec les erreurs HC3 conservent leur significativité et leur signe après clusterisation. La seule modification notable concerne la tristesse dans M3, marginalement significative avec HC3 ($p = 0,061$) mais non significative avec les erreurs clusterisées ($p = 0,197$). L'ensemble des conclusions principales du mémoire, fondées sur les résultats du dégoût dans M2 et des émotions négatives dans M3, demeurent donc valides sous cette spécification alternative. Cette stabilité réduit sensiblement le risque que les inférences soient biaisées par une dépendance intra-groupe entre posts d'un même utilisateur.

4.4 Synthèse et évaluation des hypothèses

Tableau 5. Évaluation synthétique des hypothèses de recherche

Hypothèse	Verdict	Modèle	Résultat clé
H1 : Émotions négatives et score non différent de l'anticipation	Non rejetée	M1	Aucune émotion significativement différente de l'anticipation (tous $p > 0,10$)
H2 : Dégoût génère plus de commentaires que l'anticipation	Soutenue ***	M2	Résultat principal : Dégoût +80,7% vs anticipation ($p = 0,008$). Observation secondaire : Confiance +136,6%, $p = 0,083$, non sig. au seuil de 5%.
H3 : Émotions positives comparables à l'anticipation pour ratio	Soutenue ***	M3	Joie et confiance non sig. ; colère (-3,9pp), dégoût (-5,9pp), peur (-3,2pp) et surprise (-3,9pp) significativement inférieurs à l'anticipation
H4 : Longueur du texte et nombre de commentaires	Soutenue ***	M2	$\beta = 0,002$ ($p < 0,001$)
H5 : Volume journalier réduit l'engagement	Soutenue ***	M1, M2	$\beta = -0,004$ (M1) et $-0,003$ (M2), $p < 0,01$. Note : le signe de cette variable s'inverse dans M3 ($\beta = +0,0001$), ce qui est discuté en section 4.3

Source : Analyse de l'auteur. *** $p < 0,01$. H1 est non rejetée : l'absence de différence significative entre émotions négatives et anticipation pour le score constitue un résultat en soi, suggérant que le registre émotionnel ne prédit pas le volume de votes bruts.

Avec H1 non rejetée plutôt que confirmée au sens strict, les hypothèses sont globalement soutenues, ce qui fournit un appui solide et cohérent à la thèse centrale. La comparaison entre M1 et M2 montre une dissociation importante. En effet, les émotions ne prédisent pas le score brut, elles prédisent l'engagement interactif (commentaires) et la qualité de la réception (ratio d'upvotes) de manière significative. Cette dissociation suggère que l'émotion d'un post influence la manière dont la communauté y réagit, mais sans oublier que le nombre brut de votes est déterminé par des facteurs contextuels comme par exemple la compétition temporelle pour l'attention.

5. Conclusion

5.1 Synthèse des résultats

Ce mémoire a cherché à répondre à la question suivante : dans quelle mesure le contenu émotionnel des posts générés par les utilisateurs prédit-il les métriques d'engagement qui constituent des indicateurs de valeur économique sur Reddit ? L'analyse empirique conduite sur 6 060 posts publiés lors du lancement de GPT-4o fournit une réponse nuancée, dont la richesse tient précisément à la dissociation observée entre les trois formes d'engagement étudiées.

Le contenu émotionnel n'exerce pas d'effet significatif pour le score brut d'upvotes. Peu importe l'émotion exprimée dans un post, son score brut ne diffère pas significativement de celui qui exprime de l'anticipation. Le déterminant le plus dominant est la concurrence journalière pour l'attention. En effet, lors des jours avec une forte activité, chaque post individuel reçoit mécaniquement moins de votes, indépendamment de ses propriétés affectives. Ce résultat nuance une idée souvent implicite dans la littérature, qui explique que l'émotion serait un levier d'engagement universel. Les résultats montrent qu'elle l'est, mais pas pour toutes les formes d'engagement.

Pour l'engagement interactif, mesuré par le nombre de commentaires, l'émotion joue en revanche un rôle significatif et différencié. Le dégoût est l'émotion qui mobilise le plus fortement la discussion, avec un effet substantiel et robuste par rapport à la catégorie de référence. Ce résultat est cohérent avec la théorie de l'activation émotionnelle de Berger et Milkman (2012) : les émotions qui expriment un positionnement fort, qu'il soit de rejet ou d'approbation marquée, suscitent davantage de réponses que les émotions prospectives et ouvertes comme l'anticipation. La longueur du contenu textuel prédit également positivement le nombre de commentaires, indiquant qu'un post substantiel offre plus de matière à discussion indépendamment de son registre émotionnel.

Pour la qualité de la réception communautaire enfin, mesurée par le ratio d'approbation, l'anticipation s'impose comme l'émotion la mieux reçue. Les émotions négatives, ainsi que la surprise, obtiennent des ratios d'approbation significativement inférieurs, tandis que la joie et la confiance restent comparables à l'anticipation. Ce résultat révèle une asymétrie importante : les émotions qui génèrent le plus de discussion ne sont pas nécessairement celles qui bénéficient du meilleur accueil communautaire, et inversement. L'engagement d'une

communauté autour d'un contenu prend donc des formes qualitativement différentes selon l'émotion qui le porte.

5.2 Implications théoriques et managériales

Sur le plan théorique, ces résultats enrichissent plusieurs courants de la littérature. Ils précisent d'abord les conditions d'application des travaux de Berger et Milkman (2012) sur la viralité émotionnelle : l'effet des émotions à haute activation s'observe sur l'engagement interactif mais pas sur le volume brut de votes, une distinction que la littérature n'avait pas encore testée empiriquement avec des données de comptage et un estimateur adapté. Ils complètent également les résultats d'Oliveira et al. (2022) sur les messages de marques en montrant que cette logique s'applique aussi au contenu organique généré par des utilisateurs ordinaires, dans un contexte technologique bien précis. Plus fondamentalement, ils illustrent empiriquement le mécanisme décrit par Sadowski (2019) : les expressions émotionnelles des utilisateurs constituent une forme de production de valeur non rémunérée, captée par la plateforme via ses métriques d'engagement et monétisée par la vente d'espaces publicitaires ciblés. La chaîne documentée dans ce travail, de l'expression affective au revenu publicitaire en passant par l'engagement différencié et l'amplification algorithmique, offre une démonstration empirique d'un processus jusqu'ici principalement théorisé.

Sur le plan managérial, les résultats invitent les professionnels du marketing numérique à revoir leur approche vis-à-vis de l'optimisation de l'engagement. Le fait qu'une dissociation existe entre les différentes métriques implique qu'une stratégie de contenu orientée vers la maximisation des commentaires répondra à une logique émotionnelle souvent inverse de celle qui maximise le ratio d'approbation. Prendre position fortement, montrer son dégoût en quelque sorte, génère bien plus de discussions mais aussi davantage de polarisation. Un contenu basé sur une anticipation, sur de la projection positive permettra un meilleur consensus communautaire générant par contre moins de débats. Cette tension n'est pas anecdotique, elle résume en quelque sorte ce qu'est aussi l'essence des plateformes numériques là où la visibilité algorithmique récompense parfois des contenus émotionnellement troublants bien plus que des contenus de qualité du point de vue de l'échange qu'ils génèrent.

Pour les décideurs politiques et les régulateurs des plateformes numériques, ces résultats permettent d'illustrer concrètement une problématique souvent abordée de manière plus

abstraite. Les algorithmes de classement de Reddit, mais aussi d'autres plateformes, favorisent structurellement certaines formes de contenu émotionnel. La course au moment de l'attention favorise une publication lucrative, peu importe l'implication des contributions. Les émotions valorisées différemment selon les indicateurs peuvent massivement orienter les stratégies de production de contenu vers des effets affectifs polarisants et potentiellement opposés à un idéal de délibération calme de la communauté. Ces enjeux méritent d'être intégrés dans les débats sur la transparence algorithmique et la régulation des plateformes.

5.3 Limites de la recherche

Trois limites méritent d'être retenues pour une interprétation équilibrée des résultats.

Tout comme parfois les modèles d'analyse utilisant des données observables, les relations qu'ils établissent ne sont pas plus que des associations statistiques. Les facteurs non pris en compte pourraient partiellement confondre les estimations : le niveau de notoriété d'un auteur avant l'écrit en question, la communication de l'actualité extérieure à Reddit au moment où la post apparaît, la présence dans le contenu d'illustrations ou d'emojis, et les effets de réseau qui prévalent lors des interactions entre utilisateurs, sont autant de variables qui peuvent jouer en faveur d'un certain niveau d'engagement, sans que leur impact ne soit relié à l'intensité des émotions véhiculées. Pour repérer proprement l'effet causal de l'émotion sur l'engagement, il faudrait envisager des stratégies d'identification plus puissantes, telles que la régression discontinue autour de seuils de visibilité algorithmique que cette recherche a permis d'identifier comme une voie naturelle pour le travail à venir.

La portée externe de ce travail est circonscrite par son objet volontairement restreint. L'acquisition des données s'effectue sur une seule communauté technophile, de manière très spécifique, et sur une fenêtre de quatorze jours, correspondant à un événement. Les dynamiques émotionnelles d'une communauté de passionnés d'intelligence artificielle confrontée à un lancement technologique important ne peuvent être transposées à d'autres subreddits, à d'autres médias ou à d'autres types d'événements. Cette contrainte est assumée, car elle assure la cohérence thématique du corpus et l'absence de biais de sélection sur la fenêtre prise en compte, mais elle impose la prudence dans toute volonté généraliste. S'y ajoute une limite quant à la source des données : le corpus est constitué d'un ensemble de publications accessibles par Arctic Shift au moment de la collecte et ne couvre donc pas nécessairement la totalité des posts initialement mis en ligne. Elles peuvent être sous-

représentés les contenus supprimés trop rapidement par leurs auteurs, par AutoMod ou par la modération humaine, avant archivage, ce qui est une légère asymétrie pouvant fausser le corpus dans le sens de publications moins polarisantes ou moins contraires aux règles de la communauté.

Enfin, sur la seule mesure de la variable émotionnelle principale, nous disposons de la classification d'un grand modèle de langue, ce qui rend impossible de prouver la qualité de cette annotation sans une validation manuelle sur un sous-échantillon annoté par des humains, dont la précision pourrait se déplacer à cause de différences systématiques ou aléatoires. Cela peut certes conduire à trop d'effets sous-estimés ou à du bruit ajouté dans les estimations, mais cela doit être mis en rapport avec l'affrontement un peu fastidieux mais habituel dans toutes les démarches d'annotations émotionnelles faites à grande échelle, quel que soit le modèle d'annotation mobilisé (LLM, lexiques) qui ne nous ferait pas renoncer à l'établissement de ces associations : il s'agit bien plus de les redéfinir comme des estimations conservatoires des effets réels que telles de véritables mesures. L'observation d'évaluations sur des modèles de classifications diverses (BERT, GPT-4, Gemini) apparaît à ce titre comme première forme de robustesse externe et la priorité de la recherche de la section 5.4.

5.4 Pistes de recherche futures

Ces limites ouvrent plusieurs directions de recherche que ce travail n'a pu qu'esquisser. La première et sans doute la plus naturelle serait d'étendre l'analyse à plusieurs événements technologiques distincts, ce qui permettrait d'évaluer dans quelle mesure les résultats observés ici sont spécifiques au lancement de GPT-4o ou reflètent une dynamique plus générale de la communauté r/ChatGPT, voire de l'ensemble des communautés technophiles sur Reddit.

Une deuxième direction prometteuse serait la comparaison multi-plateformes. Les dynamiques émotionnelles et les mécanismes d'amplification algorithmique diffèrent sensiblement entre Reddit, Twitter/X et YouTube. Comparer les effets des émotions de Plutchik sur l'engagement à travers ces différentes architectures permettrait d'identifier ce qui relève d'une logique émotionnelle universelle et ce qui est spécifique à l'infrastructure algorithmique de chaque plateforme.

Sur le plan méthodologique, plusieurs extensions renforceraient la robustesse des résultats. Une validation manuelle de l'annotation émotionnelle sur un sous-échantillon représentatif,

avec calcul d'un accord interannotateur, constituerait un apport significatif à la crédibilité de la mesure principale. À défaut de validation humaine complète, une triangulation algorithmique, c'est-à-dire la comparaison des annotations produites par Claude Haiku avec celles d'autres modèles tels que BERT, GPT-4 ou Gemini, permettrait d'évaluer la sensibilité des résultats au choix du classifieur. Si les distributions émotionnelles et les coefficients de régression restent stables à travers plusieurs architectures de modélisation, cela constituerait une forme de robustesse externe de la mesure principale, sans nécessiter d'annotation humaine. Un modèle à réponse fractionnaire pour le ratio d'upvotes offrirait une vérification de robustesse complémentaire au modèle OLS. L'introduction d'indicatrices journalières améliorerait enfin la spécification des effets temporels, dont la forme linéaire adoptée ici reste une approximation.

En conclusion, ce mémoire montre que les émotions constituent des prédicteurs significatifs de l'engagement interactif et de la qualité de la réception communautaire, mais non du volume brut de votes. Cette dissociation, rendue visible par une approche économétrique adaptée aux données de comptage, illustre la complexité du processus par lequel les expressions affectives des utilisateurs se transforment en valeur attentionnelle captée par les plateformes. Elle suggère que comprendre ce processus ne peut se réduire à une seule métrique d'engagement, et qu'une analyse différenciée est nécessaire pour rendre compte de la pluralité des formes de valeur générées par le contenu émotionnel en ligne. L'intelligence artificielle joue dans ce processus un double rôle, comme outil d'analyse dans ce mémoire et comme infrastructure d'amplification sur les plateformes elles-mêmes, ce qui en fait à la fois l'objet et l'instrument de ce travail de recherche.

Bibliographie

Berger, J., & Milkman, K. L. (2012). What makes online content viral? *Journal of Marketing Research*, 49(2), 192-205. <https://doi.org/10.1509/jmr.10.0353>

Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2013). *Regression analysis of count data* (2nd ed.). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139013567>

Davenport, T. H., 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>

El-Chaarani, H., & El-Abiad, Z. (2021). How to write a master thesis. *Journal of Contemporary Research in Business Administration and Economic Sciences*. <https://ssrn.com/abstract=3858768>

Kumar, V., Sharma, A., & Bhaskaran, S. (2024). AI-powered marketing: What, where, and how? *International Journal of Information Management*, 75, Article 102823. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102823>

Oliveira, M., Barbosa, B., & Sousa, B. (2022). The effect of emotional positivity of brand-generated social media messages. *Journal of Business Research*, 138, 303-312. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.09.014>

Petty, R. E., & Cacioppo, J. T. (1986). The elaboration likelihood model of persuasion. *Advances in Experimental Social Psychology*, 19, 123-205. [https://doi.org/10.1016/S0065-2601\(08\)60214-2](https://doi.org/10.1016/S0065-2601(08)60214-2)

Plutchik, R. (1980). *Emotion: A psychoevolutionary synthesis*. Harper & Row.

Sadowski, J. (2019). When data is capital: Datafication, accumulation, and extraction. *Big Data & Society*, 6(1), Article 2053951718820549. <https://doi.org/10.1177/2053951718820549>

Santos Silva, J. M. C., & Tenreiro, S. (2006). The log of gravity. *The Review of Economics and Statistics*, 88(4), 641-658. <https://doi.org/10.1162/rest.88.4.641>

White, J., Fu, Q., Hays, S., Sandborn, M., Olea, C., Gilbert, H., Elnashar, A., Spencer-Smith, J., & Schmidt, D. C. (2023). A prompt pattern catalog to enhance prompt engineering with ChatGPT. arXiv preprint arXiv:2302.11382. <https://arxiv.org/abs/2302.11382>

Zhou, L., Shi, X., Bao, Y., Gao, L., & Ma, C. (2023). Explainable artificial intelligence for digital finance and consumption upgrading. *Finance Research Letters*, 58, Article 104489. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104489>

Barbieri, F., Camacho-Collados, J., Espinosa Anke, L., & Neves, L. (2020). TweetEval: Unified benchmark and comparative evaluation for tweet classification. In *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2020*. Association for Computational Linguistics.

Brady, W. J., Crockett, M., & Van Bavel, J. J. (2020). The MAD model of moral contagion: The role of motivation, attention, and design in online content diffusion. *Current Opinion in Psychology*, 33, 1-6. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2019.06.007>

Chandrasekharan, E., Pavalanathan, U., Srinivasan, A., Glynn, A., Eisenstein, J., & Gilbert, E. (2018). You can't stay here: The efficacy of Reddit's 2015 ban examined through hate speech. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 2(CSCW), 1-22. <https://doi.org/10.1145/3274301>

Cowen, A. S., & Keltner, D. (2017). Self-report captures 27 distinct categories of emotion bridged by continuous gradients. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(38), E7900-E7909. <https://doi.org/10.1073/pnas.1702247114>

Demszky, D., Movshovitz-Attias, D., Ko, J., Cowen, A., Nemade, G., & Ravi, S. (2020). GoEmotions: A dataset of fine-grained emotions. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics* (pp. 4040-4054). <https://doi.org/10.18653/v1/2020.acl-main.372>

Ekman, P. (1992). An argument for basic emotions. *Cognition and Emotion*, 6(3-4), 169-200. <https://doi.org/10.1080/02699939208411068>

Gilardi, F., Alizadeh, M., & Kubli, M. (2023). ChatGPT outperforms crowd-workers for text-annotation tasks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 120(30), e2305016120. <https://doi.org/10.1073/pnas.2305016120>

Liu, B. (2015). *Sentiment analysis: Mining opinions, sentiments, and emotions*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139084789>

Lorenz-Spreen, P., Mønsted, B., Hövel, P., & Lehmann, S. (2019). Accelerating dynamics of collective attention. *Nature Communications*, 10, 1759. <https://doi.org/10.1038/s41467-019-09311-w>

Medvedev, A. N., Lambiotte, R., & Delvenne, J.-C. (2019). The anatomy of Reddit: An overview of academic research. In *Dynamics On and Of Complex Networks III* (pp. 183-204). Springer.

Poria, S., Cambria, E., Hazarika, D., & Vij, P. (2020). A review of affective computing: From unimodal analysis to multimodal fusion. *Information Fusion*, 59, 13-29. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.01.008>

Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(6), 1161-1178. <https://doi.org/10.1037/h0077714>

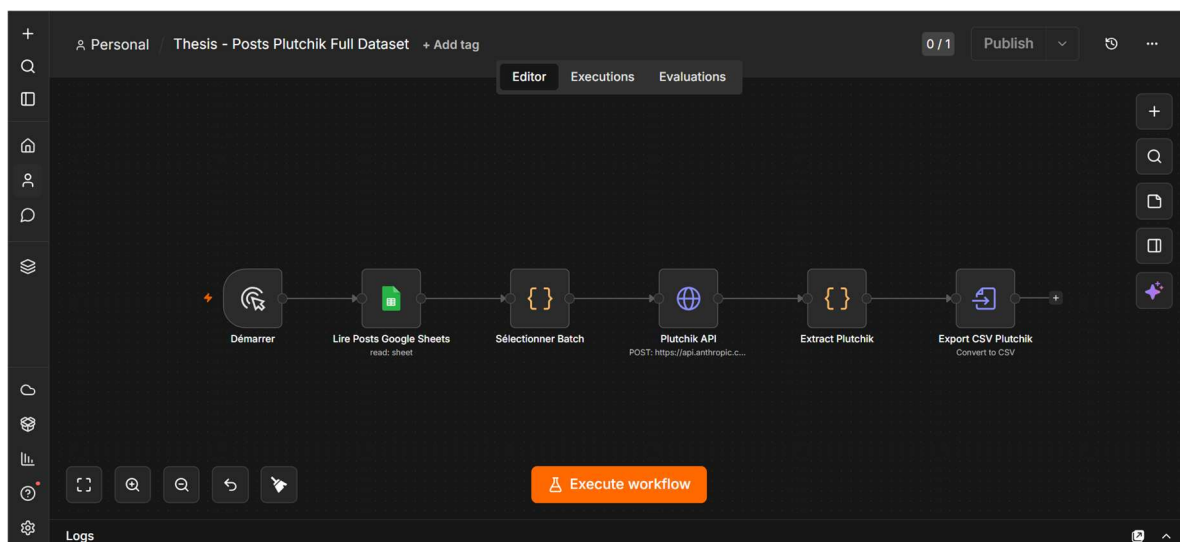
Zhang, W., Deng, Y., Liu, B., Pan, S. J., & Bing, L. (2024). Sentiment analysis in the era of large language models: A reality check. In *Findings of the Association for Computational Linguistics: NAACL 2024* (pp. 3881-3899). Association for Computational Linguistics.

Annexes

Annexe A. Architecture du workflow n8n

Le workflow est implémenté sur n8n version 2.13.3 et traite les 6 250 posts en 13 lots successifs de 500 observations. Les nœuds se succèdent comme suit :

- 1. Déclencheur manuel.** Initiation de l'exécution du workflow.
- 2. Lecture Google Sheets.** Connexion OAuth2 à l'onglet Posts contenant les données brutes.
- 3. Sélection du lot (Code JavaScript).** La commande `items.slice(START, END)` sélectionne 500 observations, nettoie les caractères spéciaux et construit le corps de la requête API via `JSON.stringify`.
- 4. Appel API Anthropic.** Requête POST vers l'API Claude Haiku avec un intervalle de 2 secondes entre chaque appel pour respecter la limite de 50 requêtes par minute.
- 5. Extraction des résultats (Code JavaScript).** Parsing de la réponse JSON, suppression des éventuelles balises Markdown, gestion des erreurs.
- 6. Export CSV.** Génération du fichier résultat téléchargeable.



Annexe B. Règles de remapping des émotions hors schéma Plutchik

Émotion produite par l'agent	Émotion Plutchik assignée	Justification
frustration	anger	Émotion d'approche mobilisant vers la confrontation
disappointment	sadness	Face à une perte ou une attente non satisfaite
confusion	surprise	Réaction à l'inattendu, déstabilisation cognitive
neutral	surprise	Compromis opérationnel : l'absence d'affect marqué est assimilée à la surprise de faible intensité pour garantir une classification complète du corpus et éviter une catégorie hors schéma. Ce choix ne constitue pas une équivalence ontologique stricte entre neutralité affective et surprise, mais une convention d'annotation pragmatique.
anxiety	fear	Variante de la peur à intensité faible
suspicion	fear	Méfiance liée à l'anticipation d'un danger
concern	fear	Préoccupation modérée
amusement	joy	Plaisir léger, variante de la joie
satisfaction	joy	Contentement
awe	surprise	Émerveillement, surprise positive intense
relief	trust	Soulagement lié à la confiance retrouvée
parse_error	(exclu)	Réponse non parseable (190 obs., 3,0%)

Annexe C. Tableaux de résultats complets

Les tableaux ci-dessous présentent l'ensemble des résultats des estimations. M1 et M2 utilisent la régression de Poisson avec erreurs standard robustes HC3. M3 utilise OLS avec erreurs standard HC3.

Tableau C1. M1 : régression de Poisson, variable dépendante : score (N = 6 060)

Variable	Coef.	Err. std.	z	p	Sig.	Effet %
Constante	5,9955	1,0833	5,535	0,000	***	

Variable	Coef.	Err. std.	z	p	Sig.	Effet %
Colère	-0,5992	0,4198	-1,427	0,154		-45,1%
Dégoût	0,6510	0,5381	1,210	0,226		+91,7%
Peur	-0,1521	0,4794	-0,317	0,751		-14,1%
Joie	-0,0570	0,4494	-0,127	0,899		-5,5%
Tristesse	-0,2095	0,6001	-0,349	0,727		-18,9%
Surprise	0,5226	0,4473	1,169	0,243		+68,7%
Confiance	0,3785	0,5774	0,656	0,512		+46,0%
Longueur texte	-0,0011	0,0008	-1,413	0,158		
Jour semaine	-0,0987	0,0654	-1,508	0,132		
Heure	-0,0108	0,0175	-0,614	0,539		
Posts par jour	-0,0042	0,0015	-2,750	0,006	***	-0,42%/post
Pseudo R ²	0,040					

Régression de Poisson. Erreurs standard HC3 robustes. Référence : anticipation (n = 2 207). * $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$.

Tableau C2. M2 : régression de Poisson, variable dépendante : num_comments (N = 6 060)

Variable	Coef.	Err. std.	z	p	Sig.	Effet %
Constante	3,4845	0,4771	7,304	0,000	***	
Colère	-0,0018	0,1814	-0,010	0,992		-0,2%
Dégoût	0,5916	0,2230	2,652	0,008	***	+80,7%
Peur	0,2645	0,2997	0,882	0,378		+30,3%
Joie	0,1552	0,2837	0,547	0,584		+16,8%
Tristesse	0,0264	0,2607	0,101	0,919		+2,7%
Surprise	0,3457	0,2122	1,629	0,103		+41,3%
Confiance	0,8613	0,4964	1,735	0,083	*	+136,6%
Longueur texte	0,0016	0,0004	3,776	0,000	***	
Jour semaine	-0,0989	0,0378	-2,615	0,009	***	
Heure	-0,0037	0,0101	-0,366	0,714		
Posts par jour	-0,0028	0,0009	-3,232	0,001	***	-0,28%/post

Variable	Coef.	Err. std.	z	p	Sig.	Effet %
Pseudo R ²	0,037					

Régression de Poisson. Erreurs standard HC3 robustes. Référence : anticipation (n = 2 207). * $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$.

Tableau C3. M3 : OLS, variable dépendante : upvote_ratio (N = 6 060)

Variable	Coef.	Err. std.	t	p	Sig.
Constante	0,7998	0,0185	43,349	0,000	***
Colère	-0,0388	0,0076	-5,116	0,000	***
Dégoût	-0,0589	0,0128	-4,597	0,000	***
Peur	-0,0319	0,0092	-3,468	0,001	***
Joie	-0,0071	0,0080	-0,882	0,378	
Tristesse	-0,0291	0,0155	-1,874	0,061	*
Surprise	-0,0393	0,0082	-4,792	0,000	***
Confiance	0,0080	0,0174	0,461	0,645	
Longueur texte	-0,0004	0,00001	-27,803	0,000	***
Jour semaine	0,0053	0,0016	3,362	0,001	***
Heure	0,0010	0,0004	2,757	0,006	***
Posts par jour	0,0001	0,00003	3,149	0,002	***
R ²	0,128				
R ² ajusté	0,126				

OLS. Erreurs standard HC3 robustes. Référence : anticipation (n = 2 207). * $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$.

Annexe D. Vérification de robustesse : erreurs standard clusterisées par pseudo-utilisateur

Cette annexe présente la vérification de robustesse principale du mémoire : la réestimation des trois modèles (M1, M2, M3) avec des erreurs standard clusterisées au niveau du pseudo-utilisateur. Avec 4 493 clusters (pseudo-utilisateurs uniques sur les 6 060 observations), cette spécification permet de relaxer l'hypothèse d'indépendance complète entre posts d'un même auteur, que les erreurs HC3 ne corrigent pas. Les erreurs standard clusterisées autorisent une corrélation arbitraire entre les résidus des posts d'un même utilisateur, tout en maintenant

l'indépendance entre utilisateurs différents. Pour que l'inférence asymptotique soit fiable, la règle empirique recommande généralement un minimum de 30 à 50 clusters ; avec 4 493 clusters, cette condition est largement satisfaite. Un clustering par jour n'aurait pas été approprié ici en raison du faible nombre de jours (14), insuffisant pour l'inférence asymptotique.

Tableau D1 : M1 et M2, Régression de Poisson, HC3 vs. erreurs clusterisées (N = 6 060)

M1 : Score brut (Poisson) Référence : anticipation N = 6 060 Clusters = 4 493						
Variable	β	ES HC3	p HC3	ES Clust.	p Clust.	Stable
Constante	+5.9955	1.0833	<0,001***	1.1068	<0,001***	✓
Colère vs. Anticipation	-0.5992	0.4198	0.154	0.4272	0.161	✓
Dégoût vs. Anticipation	+0.6510	0.5381	0.226	0.5423	0.230	✓
Peur vs. Anticipation	-0.1521	0.4794	0.751	0.4820	0.752	✓
Joie vs. Anticipation	-0.0570	0.4494	0.899	0.3990	0.886	✓
Tristesse vs. Anticipation	-0.2095	0.6001	0.727	0.6102	0.731	✓
Surprise vs. Anticipation	+0.5226	0.4473	0.243	0.4705	0.267	✓
Confiance vs. Anticipation	+0.3785	0.5774	0.512	0.5937	0.524	✓
Longueur du texte	-0.0011	0.0008	0.158	0.0008	0.173	✓
Posts par jour	-0.0042	0.0015	0.006**	0.0015	0.007**	✓

Note : Poisson QMLE. HC3 = erreurs robustes à l'hétéroscédasticité. Clust. = erreurs clusterisées par pseudo-utilisateur (4 493 clusters). *** $p < 0,01$; * $p < 0,10$. ✓ = résultat stable ; Δ = changement de significativité.

Tableau D2 : M2, Commentaires (Poisson), HC3 vs. erreurs clusterisées

M2 : Commentaires (Poisson) Référence : anticipation N = 6 060 Clusters = 4 493						
Variable	β	ES HC3	p HC3	ES Clust.	p Clust.	Stable
Constante	+3.4845	0.4771	<0,001***	0.4925	<0,001***	✓
Colère vs. Anticipation	-0.0018	0.1814	0.992	0.1860	0.992	✓
Dégoût vs. Anticipation	+0.5916	0.2230	0.008**	0.2246	0.008**	✓

M2 : Commentaires (Poisson) Référence : anticipation N = 6 060 Clusters = 4 493						
Variable	β	ES HC3	p HC3	ES Clust.	p Clust.	Stable
Peur vs. Anticipation	+0.2645	0.2997	0.378	0.3026	0.382	✓
Joie vs. Anticipation	+0.1552	0.2837	0.584	0.2844	0.585	✓
Tristesse vs. Anticipation	+0.0264	0.2607	0.919	0.2702	0.922	✓
Surprise vs. Anticipation	+0.3457	0.2122	0.103	0.2140	0.106	✓
Confiance vs. Anticipation	+0.8613	0.4964	0.083*	0.5066	0.089*	✓
Longueur du texte	+0.0016	0.0004	<0,001***	0.0004	<0,001***	✓
Posts par jour	-0.0028	0.0009	0.001**	0.0009	0.001**	✓

Note : Mêmes conventions que le Tableau D1.

Tableau D3 : M3, Ratio d'upvotes (OLS), HC3 vs. erreurs clusterisées

M3 : Ratio d'upvotes (OLS) Référence : anticipation N = 6 060 Clusters = 4 493						
Variable	β	ES HC3	p HC3	ES Clust.	p Clust.	Stable
Constante	+0.7998	0.0185	<0,001***	0.0209	<0,001***	✓
Colère vs. Anticipation	-0.0388	0.0076	<0,001***	0.0088	<0,001***	✓
Dégoût vs. Anticipation	-0.0589	0.0128	<0,001***	0.0137	<0,001***	✓
Peur vs. Anticipation	-0.0319	0.0092	<0,001***	0.0102	0.002**	✓
Joie vs. Anticipation	-0.0071	0.0080	0.378	0.0092	0.441	✓
Tristesse vs. Anticipation	-0.0291	0.0155	0.061*	0.0226	0.197	⚠ CHANGE
Surprise vs. Anticipation	-0.0393	0.0082	<0,001***	0.0086	<0,001***	✓
Confiance vs. Anticipation	+0.0080	0.0174	0.645	0.0179	0.653	✓
Longueur du texte	-0.0004	0.0000	<0,001***	0.0000	<0,001***	✓
Posts par jour	+0.0001	0.0000	0.002**	0.0000	0.005**	✓

Note : OLS. *** $p < 0,01$; * $p < 0,10$. ⚠ Tristesse : p passe de 0,061* (HC3) à 0,197 (clust.), seul coefficient changeant de statut.

Synthèse de la vérification de robustesse

Sur les 30 coefficients estimés dans les trois modèles, 29 conservent exactement le même statut de significativité entre la spécification HC3 et la spécification clusterisée. Le seul changement notable concerne la tristesse dans M3 : marginalement significative avec HC3 ($p = 0,061$, seuil 10%) mais non significative avec les erreurs clusterisées ($p = 0,197$). Ce résultat confirme que la tristesse devait être interprétée avec prudence dans la présentation principale. Tous les résultats centraux du mémoire, l'effet du dégoût sur les commentaires (+80,7%, M2), les effets négatifs sur le ratio d'approbation (M3 : colère, dégoût, peur, surprise), et l'effet de la concurrence journalière (M1 et M2), demeurent stables et significatifs sous la spécification clusterisée. Cette robustesse valide les inférences présentées dans le corps du mémoire.