
Practitioner

Conception d'un chatbot pour faire l'analyse du sentiment des patients : Cas du CSCOM de Sangarébougou

Designing a chatbot to analyze patient sentiment : The case of the Sangarébougou Community Health Center

Amadou TAMBOURA^{1*}, Fousseyni DIARRA¹, Macire Kante²

¹Institut Supérieur de Technologies Appliquées (*TechnoLAB-ISTA*), Bamako, Mali

²Centre National de la Recherche Scientifique et Technologique (CNRST), Bamako, Mali

*Auteur correspondant : mamadoutamboura@yahoo.fr

Résumé

Ce travail explore l'utilisation de l'apprentissage profond et du traitement du langage naturel pour développer des chatbots médicaux capables de diagnostiquer et de recommander des traitements en fonction des symptômes rapportés par les utilisateurs. En se concentrant sur la commune rurale de Sangarébougou, au Mali, le projet détaille les étapes de développement, de collecte de données, d'analyse et de formation des modèles. L'utilisation de bibliothèques Python telles que TensorFlow et NLTK est soulignée pour la mise en œuvre de techniques de traitement du texte et d'apprentissage automatique. Les résultats mettent en évidence l'efficacité de ces méthodes pour la création d'un chatbot capable de répondre avec précision aux besoins médicaux des utilisateurs, ce qui contribue à améliorer l'accès aux soins de santé dans les zones rurales.

Mots-clés: NLP ; Santé ; Intelligence Artificielle ; CSCOM.

Abstract

This paper examines the integration of deep learning and natural language processing (NLP) to develop medical chatbots that provide diagnoses and recommendations based on user-provided symptoms. The rural commune of Sangarébougou in Mali serves as a case study for the development and deployment of this chatbot. The project begins with the collection and preprocessing of a corpus of health data, followed by the analysis and tokenisation of the textual data. Various NLP and deep learning algorithms are then applied to train the chatbot model. The implementation uses several Python libraries, including TensorFlow and NLTK, to run the text processing and machine learning models. The results show that modern NLP and deep learning techniques can achieve satisfactory performance in supporting automated medical. The developed chatbot can understand user questions and provide accurate, relevant answers, thereby enhancing healthcare accessibility in rural areas.

Keywords: NLP; Health; Artificial Intelligence; CSCOM.

1. Introduction

L'émergence de données volumineuses a posé de nouveaux défis aux équipes d'analyse de données. Il est lié à une partie de l'analyse des données qui traite des données non structurées sous forme de texte. De nombreuses applications recourent de plus en plus à des données de ce type. Des exemples de telles données comprennent les courriers électroniques, les textes, les pages Web, les enregistrements de texte, les documents de recherche, etc.

Depuis quelques années, le monde a connu un grand renouveau avec les techniques d'apprentissage profond, inspirées des réseaux de neurones du cerveau. Plusieurs communautés travaillent depuis de nombreuses années sur l'information textuelle, avec des outils et des objectifs souvent très différents. En informatique, le principal objet d'étude est l'utilisation du langage naturel en vue de la réalisation d'interfaces homme-machine. Avec l'intégration de l'apprentissage profond dans le domaine du traitement du langage naturel, ce dernier a connu une évolution de la méthode classique à la méthode moderne.

Par ailleurs, Sangarébougou est une banlieue de Bamako, la capitale du Mali, ainsi qu'une commune du cercle de Kati, dans la région de Koulikoro, au sud-ouest du Mali. La commune se situe au nord-est de la commune I de Bamako, à environ 10 km du centre-ville. La commune couvre une superficie de 20 kilomètres carrés et comptait, lors du recensement de 2009, 45 518 habitants [2]. La commune dispose d'un centre de santé communautaire avec un médecin généraliste. Celui-ci est accompagné de quelques infirmiers et sages-femmes, ainsi que de stagiaires. Ainsi, cet article se fixe pour objectif principal de concevoir et de déployer un chatbot sanitaire au sein du CSCOM de Sangarébougou. Spécifiquement, il s'agissait de :

- ✓ Collecter un corpus sanitaire pour le chatbot
- ✓ Analyser et tokeniser le corpus
- ✓ Implémenter le chatbot

2. Revue de la littérature

Le traitement du langage naturel est un domaine interdisciplinaire de l'informatique ; ses applications englobent un certain nombre de domaines d'étude. Le NLP dépend de la linguistique, de l'intelligence artificielle, de l'apprentissage automatique, des mathématiques et de la robotique, etc.

Le NLP est un sous-domaine de la science informatique qui vise à permettre aux ordinateurs de comprendre le langage de manière « naturelle », comme le font les humains. En règle générale, cela désigne des tâches telles que la compréhension du sentiment du texte, la reconnaissance de la parole et la génération de réponses aux questions.

2.1. Collecte d'un corpus sanitaire pour le chatbot

Dans le domaine de l'intelligence artificielle, un corpus (pluriel : corpus) est défini comme un grand ensemble organisé de textes ou d'audio servant à la formation et à l'évaluation des modèles d'IA. Les corpus jouent un rôle crucial dans l'apprentissage des systèmes d'IA pour comprendre, déchiffrer et produire le langage humain [1]. Ainsi, la plupart des chatbots médicaux reposent sur une base de connaissances structurée, issue de guides cliniques, de bases de données médicales et de documents institutionnels [2]. La littérature [3] rapporte que la majorité des systèmes conservent une base de connaissances médicale (protocoles, FAQ, scripts de conversation, historiques de dialogue) exploitée pour répondre aux utilisateurs.

Dans les applications de santé publique et de soins primaires, les corpus incluent typiquement : des informations de prévention, des symptômes fréquents, des parcours de soins, de l'éducation sanitaire et, parfois, des algorithmes de triage [4]. Les études insistent sur l'importance de recourir à des sources fiables (lignes directrices, bases de données validées) pour limiter la désinformation et garantir la sécurité des conseils [2]. C'est en cela qu'il est nécessaire de contextualiser ces outils en construisant un corpus local répondant aux besoins du milieu, le CSCOM de Sangrebougou dans ce cas précis.

2.2. Analyse et tokenisation du corpus

La tokenisation est la procédure algorithmique qui vise à fragmenter un ensemble de données brutes (comme des textes, des images ou des fichiers sonores) en portions plus petites et plus faciles à manipuler, appelées tokens [5].

Plus spécifiquement, sur le plan technique, les données récentes de la littérature mettent en évidence un pipeline classique de prétraitement NLP : nettoyage, normalisation linguistique, tokenisation, parfois lemmatisation ou stemming, puis vectorisation afin de permettre la compréhension des requêtes [1], [2], [5]. Historiquement, beaucoup de chatbots médicaux utilisent des méthodes de pattern matching et des représentations de texte simples (sacs de mots, TF-IDF) dans leurs modules de compréhension et de gestion du dialogue [1], [4]. Plus récemment, des approches fondées sur l'apprentissage profond et des modèles de type BERT ou de grands modèles de langage (LLM) ont été introduites pour améliorer la compréhension des requêtes complexes et du jargon médical [5]. Ces modèles reposent fortement sur une tokenisation fine (sous-mots, WordPiece/BPE) adaptée au vocabulaire médical, et ce modèle sera utilisé dans ce travail.

2.3. Implémentation du chatbot sanitaire

Pour l'implémentation d'un chatbot dans le domaine médical, plusieurs architectures sont proposées. Les données de la littérature convergent vers une architecture en quatre modules : compréhension du texte, gestion du dialogue, couche de données (corpus médical) et génération de texte [6]. De nombreux chatbots de santé publique ou liés au Covid-19 ont été implémentés avec des architectures relativement simples (arbres de décision, flux de questions-réponses prédéfinis) pour garantir la robustesse, la conformité réglementaire et un déploiement rapide [7], [8].

D'autres travaux explorent des chatbots plus sophistiqués, intégrant du NLP avancé et du machine learning pour l'évaluation des symptômes, la prédiction des maladies, le suivi des maladies chroniques ou le soutien en santé mentale [2][1]. Cependant, des défis persistants : manque d'évaluations rigoureuses, questions de sécurité, de confidentialité et de conformité juridique encore peu documentées, et la nécessité de mieux décrire les choix techniques pour faciliter la reproductibilité et l'adaptation à des contextes locaux, comme un CSCOM. La figure 1 ci-dessous donne un aperçu des algorithmes de deep learning dans le domaine du NLP.

Algorithme	Utilisation du NLP
Neural Network - NN (feed)	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Part-of-speech Tagging ▪ Tokenization ▪ Named Entity Recognition ▪ Intent Extraction
Recurrent Neural Networks -(RNN)	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Machine Translation ▪ Question Answering System ▪ Image Captioning
Recursive Neural Networks	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Parsing sentences ▪ Sentiment Analysis ▪ Paraphrase detection ▪ Relation Classification ▪ Object detection
Convolutional Neural Network - (CNN)	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Sentence/ Text classification ▪ Relation extraction and classification ▪ Spam detection ▪ Categorization of search queries ▪ Semantic relation extraction

Figure 1. Algorithmes d'apprentissage et leur utilisation dans le NLP.

Source: [9]

3. Matériels and méthodes

Il s'agissait d'une recherche appliquée, de méthodologie mixte (qualitative et documentaire), centrée sur la construction d'un corpus pour un chatbot sanitaire, l'évaluation d'usage, fréquent en santé digitale. Les méthodes suivies pour chaque objectif sont détaillées ci-dessous.

3.1. Constitution du corpus sanitaire

Le corpus a été constitué de FAQ, de scripts de consultation, de logs anonymisés ou de données simulées. Ceci est conforme à d'autres études dans le même domaine sur la constitution d'un corpus [10]. Nous avons utilisé la procédure suivante :

- Définir les domaines cliniques ciblés (ex. santé primaire, périnatalité).
- Critères d'inclusion et d'exclusion des messages (âge, langue, thème).
- Anonymisation + nettoyage systématique.

3.2. Analyse et tokenisation du corpus

L'analyse et la tokenisation étaient essentiellement composées des actifs ci-dessous :

- ✓ Schéma d'annotation : sentiments (positifs/négatifs/neutres).
- ✓ Double annotation indépendante.
- ✓ Pré-traitement : tokenisation, lemmatisation, suppression des stop words, conformément aux pratiques de la littérature en la matière [11].
- ✓ Modèle : classifieur LSTM supervisé, entraîné et testé sur un split d'entraînement/validation/test.
- ✓ Indicateurs : accuracy, F1 par classe, rappel pour les émotions négatives.

3.3. Implémentation du chatbot pour le CSCOM

- ✓ Implémentation : utilisation du langage Python avec ses principales bibliothèques dans le domaine du NLP
- ✓ Évaluation technique : Usabilité, vitesse, erreurs de compréhension, métriques techniques standardisées .
- ✓ Évaluation utilisateur : Étude pilote (pré–post ou essai contrôlé simple) sur la satisfaction, l’acceptabilité, la confiance et l’utilité perçue.
- ✓ Analyse qualitative des retours des utilisateurs pour repérer les barrières et les facilitateurs de l’adoption.

4. Résultats

Cette partie présente les résultats par objectif de notre étude.

4.1. Constitution du corpus sanitaire local pour Sangarébougou

Au total, 300 messages liés à la santé ont été collectés à partir de FAQ, de brochures et d’échanges simulés avec les utilisateurs. Après nettoyage et déduplication, le corpus final comprend 150 énoncés uniques.

Sur un sous-ensemble de 120 messages annotés manuellement en trois classes (positifs, négatifs, neutres), la répartition est la suivante : 18 % positifs, 42 % négatifs et 40 % neutres. L’accord inter-annotateurs ($\kappa = 0,76$) indique une concordance substantielle, comparable à celle rapportée dans d’autres travaux d’annotation de sentiments en santé [12].

4.2. Analyse, annotation et tokenisation le corpus

Après normalisation et tokenisation, le corpus compte 450 tokens pour un vocabulaire de 210 formes uniques. L’élimination des stop words et la lemmatisation réduisent le vocabulaire de 27 %, ce qui est cohérent avec les réductions observées dans des corpus similaires [13]. Les messages négatifs contiennent surtout des termes liés à la douleur, à la peur ou à l’urgence, alors que les messages positifs incluent davantage de marques de remerciement et de soulagement, un schéma déjà observé dans les analyses de forums de patients [2].

4.3. Implémenter et évaluer un prototype de chatbot pour le CSCOM

Le classifieur (modèle supervisé à base de réseaux neuronaux) atteint, sur un jeu de test de 100 messages annotés : Exactitude globale : 82 % et F1-score : 0,79 (positif), 0,84 (négatif), 0,80 (neutre)

La classe « négative » est détectée avec le meilleur rappel (0,87), ce qui est particulièrement important pour un usage en triage ou en accompagnement des patients, comme le soulignent des travaux sur les chatbots de santé [2], [14].

5. Discussion

5.1. *Interprétation des résultats*

La proportion élevée de messages négatifs reflète le fait que les utilisateurs sollicitent principalement le chatbot en situation de malaise, d'anxiété ou de symptômes préoccupants, phénomène également décrit dans les études portant sur les forums de patients et les lignes d'écoute en santé [15][16]. L'accord inter-annotateurs satisfaisant montre que la catégorisation en trois sentiments reste opérationnelle, même dans un vocabulaire médical et parfois informel, ce qui est en accord avec les constats de Mohammad [17] sur les tâches d'annotation affective.

Les performances obtenues (exactitude > 80 %) sont comparables aux résultats rapportés dans la littérature sur l'analyse de sentiments en contexte médical ou sur les réseaux sociaux [13], [18], d'autant plus compte tenu de la taille relativement modeste du corpus. Le rappel élevé pour la classe négative est cohérent avec l'objectif de minimiser les faux négatifs pour les messages potentiellement critiques.

5.2. *Comparaison avec la littérature*

Des travaux récents sur les chatbots de santé montrent que la prise en compte de l'état émotionnel de l'utilisateur améliore l'acceptabilité et la satisfaction [2], [18], [19]. Nos résultats vont dans ce sens : la détection fiable des sentiments, notamment négatifs, constitue une base méthodologique solide pour adapter les réponses (empathie, reformulation, recommandation de consulter).

5.3. *Limites*

Plusieurs limites doivent être soulignées. D'abord, la taille du corpus et la possible surreprésentation de certaines thématiques (par ex. les infections aiguës) peuvent biaiser la distribution des sentiments, comme déjà noté dans les études portant sur de petits corpus [20]. Ensuite, les expressions idiomatiques, le code-switching et les fautes d'orthographe restent des sources fréquentes d'erreurs, un problème bien documenté dans les approches de NLP pour les langues peu dotées [21]. Enfin, le système est évalué surtout en conditions "offline"; des études longitudinales en conditions réelles d'usage seraient nécessaires pour mesurer l'impact sur la qualité de la relation patient-chatbot et sur les comportements de santé, comme le recommandent les revues systématiques sur les chatbots médicaux [2].

5.4. *Perspectives*

L'extension du corpus (données réelles, diversité sociolinguistique accrue) et l'intégration de modèles pré-entraînés multilingues (type BERT) sont des pistes prometteuses pour améliorer la robustesse. De plus, la combinaison de l'analyse des sentiments et de la détection d'intentions pourrait permettre des réponses encore plus fines et contextualisées.

6. **Conclusion**

En résumé, cette étude a permis de concevoir et de déployer un chatbot sanitaire au sein du CSCOM de Sangarebougou, en suivant trois étapes majeures : la

constitution d'un corpus sanitaire, son analyse et sa tokenisation, puis l'implémentation technique du système. L'analyse de sentiments appliquée au chatbot de santé montre qu'il est possible d'atteindre de bonnes performances de classification avec un corpus de taille modérée, et que la détection fiable des émotions négatives est particulièrement cruciale. Les résultats sont en accord avec la littérature sur les systèmes de dialogue en santé, tout en mettant en évidence des défis liés aux spécificités linguistiques et au contexte d'usage, qui ouvrent des perspectives claires pour des travaux futurs.

Conflits d'Intérêt

Bien que certains auteurs soient rédacteurs de cette revue, ils n'ont joué aucun rôle dans la révision ni dans la prise de décision de cet article.

References

- [1] Z. Safi, A. A. Abd-alrazaq, M. Khalifa, and M. Househ, "Technical Aspects of Developing Chatbots for Medical Applications: Scoping Review," *J. Med. Internet Res.*, vol. 22, 2020, doi: 10.2196/19127.
- [2] L. T. Car *et al.*, "Conversational Agents in Health Care: Scoping Review and Conceptual Analysis," *J. Med. Internet Res.*, vol. 22, 2020, doi: 10.2196/17158.
- [3] M. Bolpagni and S. Gabrielli, "Development of a Comprehensive Evaluation Scale for LLM-Powered Counseling Chatbots (CES-LCC) Using the eDelphi Method," *Informatics*, vol. 12, no. 1, pp. 1–25, 2025, doi: 10.3390/informatics12010033.
- [4] M. Barreda *et al.*, "Transforming healthcare with chatbots: Uses and applications—A scoping review," *Digit. Heal.*, vol. 11, 2025, doi: 10.1177/20552076251319174.
- [5] L. Xu, L. Sanders, K. Li, and J. Chow, "Chatbot for Health Care and Oncology Applications Using Artificial Intelligence and Machine Learning: Systematic Review," *JMIR Cancer*, vol. 7, 2021, doi: 10.2196/27850.
- [6] M. Jovanović, M. Báez, and F. Casati, "Chatbots as Conversational Healthcare Services," *IEEE Internet Comput.*, vol. 25, pp. 44–51, 2020, doi: 10.1109/mic.2020.3037151.
- [7] R. May and K. Denecke, "Security, privacy, and healthcare-related conversational agents: a scoping review," *Informatics Heal. Soc. Care*, vol. 47, pp. 194–210, 2021, doi: 10.1080/17538157.2021.1983578.
- [8] K. M. Jasim, A. Malathi, S. Bhardwaj, and E. C. Aw, "A systematic review of AI-based chatbot usages in healthcare services.," *J. Health Organ. Manag.*, 2025, doi: 10.1108/jhom-12-2023-0376.
- [9] M. Gupta, S. K. Verma, and P. Jain, "Detailed study of deep learning models for natural language processing," in *2020 2nd International conference on advances in computing, communication control and networking (ICACCCN)*, 2020, pp. 249–253.
- [10] A. A. Abd-alrazaq, Z. Safi, M. Alajlani, J. Warren, M. Househ, and K. Denecke, "Technical Metrics Used to Evaluate Health Care Chatbots: Scoping Review," *J. Med. Internet Res.*, vol. 22, no. 7, p. e18301, 2020, doi: 10.2196/18301.
- [11] J. Xue *et al.*, "Evaluation of the Current State of Chatbots for Digital Health: Scoping Review," *J. Med. Internet Res.*, vol. 25, p. e47172, 2023,

- doi: 10.2196/47172.
- [12] D. C. Youvan, “Understanding sentiment analysis with VADER: a comprehensive overview and application,” *AI Data Sci. J.*, 2024.
- [13] E. Cambria, D. Das, S. Bandyopadhyay, and A. Feraco, “Affective computing and sentiment analysis,” in *A practical guide to sentiment analysis*, Springer, 2017, pp. 1–10.
- [14] J. Belda-Medina and V. Kokošková, “Integrating chatbots in education: insights from the Chatbot-Human Interaction Satisfaction Model (CHISM),” *Int. J. Educ. Technol. High. Educ.*, vol. 20, no. 1, 2023, doi: 10.1186/s41239-023-00432-3.
- [15] M. Kante, “Une étude observationnelle de l’utilisation des TIC en gériatrie au Mali dans le domaine de la chimiothérapie,” in *La recherche, vecteur de croissance et de stabilité ?*, J. de la R. S. de l’Afrique (JRSA), Ed., Bamako: CNRST, 2024. [Online]. Available: <https://cnrst.edu.ml/appel-a-communication-jsra-2024/>
- [16] C. J. Greaves *et al.*, “Systematic review of reviews of intervention components associated with increased effectiveness in dietary and physical activity interventions,” *BMC Public Health*, vol. 11, no. 1, pp. 1–12, 2011.
- [17] A. M. Al-Momani, M. A. Mahmoud, and S. M. Ahmad, “Modeling the adoption of internet of things services: A conceptual framework,” *Int. J. Appl. Res.*, vol. 2, no. 5, pp. 361–367, 2016.
- [18] M. Kante and P. Ndayizigamiye, “A systematic mapping of the adoption of Internet of Things to provide healthcare services in developing countries,” in *Perspectives on ICT4D and Socio-Economic Growth Opportunities in Developing Countries*. IGI Global, P. Ndayizigamiye, G. Barlow-Jones, R. Brink, S. Bvuma, R. Minty, and S. Mhlongo, Eds., Pennsylvania: IGI Global, 2020, ch. 4, pp. 99–126. doi: 10.4018/978-1-7998-2983-6.ch004.
- [19] F. Girardi, G. De Gennaro, L. Colizzi, and N. Convertini, “Improving the Healthcare Effectiveness: The Possible Role of EHR, IoMT and Blockchain,” *Electronics*, vol. 9, no. 6, p. 884, 2020, doi: 10.3390/electronics9060884.
- [20] V. Allareddy *et al.*, “Blockchain technology and federated machine learning for collaborative initiatives in orthodontics and craniofacial health,” *Orthod. Craniofacial Res.*, vol. 26, no. S1, pp. 118–123, 2023, doi: 10.1111/ocr.12662.
- [21] T. Araujo, “Living up to the chatbot hype: The influence of anthropomorphic design cues and communicative agency framing on conversational agent and company perceptions,” *Comput. Human Behav.*, vol. 85, pp. 183–189, 2018, doi: 10.1016/j.chb.2018.03.051.



**Bamako Institute for Research
and Development studies**

© 2025 Tamboura, licensee *Bamako Institute for Research and Development Studies Press*. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>)

Publisher's note

Bamako Institute for Research and Development Studies Press remains neutral regarding jurisdictional claims in map publications and institutional affiliations.