

Exploring Ghanaian Tertiary Students' Perceptions Towards AI as a First-Hand Source of Health Information for Diagnosis and Self-Medication

Albert Junior Nyarko^{a,*}

^a Edward R. Murrow College of Communication, Washington State University, Pullman, United States

Background and Purpose: The rapid advancement of Artificial Intelligence (AI) has opened new avenues in various sectors, including healthcare. In Ghana, where healthcare resources are limited, AI has the potential to bridge the accessibility gap and provide cost-effective health information and services. Therefore, this study aimed to explore Ghanaian tertiary students' perceptions toward AI-driven health information platforms. The study's objectives align with the broader impact of AI-driven health information platforms, emphasizing the need to assess awareness, trust, factors influencing willingness to use AI, and potential concerns among Ghanaian tertiary students.

Methods: The study employed a cross-sectional survey design to gather quantitative data from 50 Ghanaian tertiary students using structured questionnaires. Open-ended responses related to concerns and reservations regarding AI as a health information source were analyzed using thematic analysis. Themes and patterns were identified.

Results: The findings revealed that approximately 56% of respondents knew of AI-driven health platforms, with "Ada" being the most recognized. Trust in AI-based health information varied based on age and gender, with young females exhibiting the highest trust. Factors influencing willingness to use AI included perceived usefulness, perceived ease of use, positive prior experiences, and technological literacy.

Conclusions: The study recommends educational campaigns, enhancing trust, user-friendly platforms, academic integration of AI education, and addressing ethical considerations to promote AI adoption in healthcare decision-making among Ghanaian tertiary students. These insights can inform policymakers and healthcare providers in developing effective strategies to harness AI's transformative potential in healthcare accessibility in Ghana.

Keywords: Artificial Intelligence, healthcare delivery, Ada, Technology Acceptance Model (TAM), Ghana

1 Introduction

1.1 Background

The rapid advancement of Artificial Intelligence (AI) in recent years has led to transformative changes in various sectors, with healthcare being a prominent area of exploration. AI's potential to provide health information, diagnosis, and self-medication tools has garnered significant attention from researchers and healthcare professionals (Bohr & Memarzadeh, 2020; Topol, 2019). Integrating AI-driven health platforms, mobile applications, and chatbots has paved the way for accessible and convenient medical information and self-assessment tools for users (Esmailzadeh, 2020).

AI-driven health platforms offer numerous benefits, especially in regions with limited healthcare resources like Ghana (Ampofo et al., 2023; Ghana Web, 2023). The country has been actively working to improve its healthcare system. Still, challenges such as inadequate healthcare infrastructure, limited access to medical professionals, and a shortage of health education opportunities persist (Koduah et al., 2021). In such contexts, AI has the potential to bridge the healthcare accessibility gap, providing a cost-effective and scalable solution to deliver essential health information and services. For instance, AI-powered chatbots and mobile applications can act as virtual healthcare assistants, providing timely and accurate information

*Corresponding author address: albertnyarkojnr24@gmail.com

to users about common health conditions, symptoms, and self-care measures. Users can access these resources conveniently from their smartphones, making healthcare information readily available, particularly to Ghanaian tertiary students who are digitally connected and technologically inclined.

The objectives of this study align with the broader implications of AI-driven health information platforms. The first objective aims to assess Ghanaian tertiary students' awareness of AI-driven health information platforms. As AI continues to permeate healthcare settings globally, understanding the extent of awareness among students is essential to gauge the potential adoption and acceptance of AI-driven health information solutions. The second objective delves into the trust levels of Ghanaian tertiary students toward AI-based health information for diagnostic purposes. Trust is a critical factor influencing the acceptance and usage of AI technologies in healthcare (Topol, 2019). Establishing high trust in AI for diagnostic purposes is crucial for its successful integration into healthcare practices, empowering users to make informed decisions about their health. The third objective seeks to identify the factors influencing the willingness of Ghanaian tertiary students to use AI for self-medication and health-related decision-making. This exploration will shed light on the underlying motivators and barriers to adopting AI for self-care practices, thereby guiding the

development of tailored and user-centric AI applications. Lastly, the fourth objective aims to explore any potential concerns or reservations Ghanaian tertiary students may have regarding AI as a health information source. Ethical considerations and privacy platforms are pertinent when dealing with AI-driven health platforms, and understanding these reservations will help devise strategies to address them effectively, ensuring responsible and ethical AI usage in healthcare settings.

In summary, the study highlights the transformative potential of AI in healthcare, particularly its implications for healthcare accessibility and affordability in regions like Ghana. The study's objectives align with the broader impact of AI-driven health information platforms, emphasizing the need to assess awareness, trust, factors influencing willingness to use AI, and potential concerns among Ghanaian tertiary students. Through rigorous research and analysis, this study aims to contribute to the broader understanding of AI adoption in healthcare, fostering informed decision-making and policy development to leverage AI's benefits in transforming healthcare accessibility in Ghana.

1.2 Problem Statement

Ghana, located in West Africa, has been striving to enhance its healthcare system. However, several challenges persist, hindering the delivery of quality healthcare to its population. A study by (Koduah et al., 2021) revealed inadequate healthcare infrastructure, limited access to medical professionals, and low health education levels. These challenges have significant implications for the health outcomes and decision-making practices of the country's youth, including tertiary students.

As the younger generation in Ghana becomes more technologically inclined, understanding their perceptions and attitudes toward AI in health information is crucial. AI has the potential to revolutionize healthcare by improving health information dissemination, diagnosis, and treatment. For Ghana's healthcare system to overcome its existing challenges, it is essential to explore how AI can be effectively integrated into health information and how the youth perceive its adoption in their healthcare decision-making processes.

By investigating the adoption and perceptions of AI in health information among Ghana's youth population, the study aims to address the problem of inadequate healthcare infrastructure, limited access to medical professionals, and low health education levels. The insights gained from this research will help inform strategies to harness the potential of AI in healthcare and promote its acceptance among the youth. Ultimately, this can contribute to shaping more informed healthcare decisions and practices, potentially leading to improved health outcomes for the people of Ghana.

1.3 Research Aim and Objectives

This study aims to investigate Ghanaian tertiary students' perceptions of using AI as a first-hand source of health information for diagnosis and self-medication. The specific objectives are as follows:

1. To assess Ghanaian tertiary students' awareness of AI-driven health information platforms.

2. To examine the trust levels of Ghanaian tertiary students towards AI-based health information for diagnostic purposes.
3. To identify the factors influencing the willingness of Ghanaian tertiary students to use AI for self-medication and health-related decision-making.
4. To explore any potential concerns or reservations Ghanaian tertiary students may have regarding AI as a health information source.

1.4 Research Questions

The research questions guiding this study are:

1. What is the level of awareness among Ghanaian tertiary students regarding AI-driven health information platforms?
2. How much trust do Ghanaian tertiary students place in AI-based health information for diagnostic purposes?
3. What factors influence the willingness of Ghanaian tertiary students to use AI for self-medication and health-related decision-making?
4. What are the concerns and reservations of Ghanaian tertiary students regarding AI as a first-hand source of health information?

1.5 Significance of the Study

This study's findings will contribute to understanding AI's role in shaping healthcare decisions and practices among Ghanaian tertiary students. It will shed light on their awareness, trust, and willingness to use AI-driven health information platforms, which can inform policymakers, healthcare providers, and AI developers about potential strategies for improving healthcare access and education.

1.6 Scope and Limitations

This study focuses on Ghanaian tertiary students aged between 18 and 30 years, attending various universities and colleges in different regions of Ghana. The research will be limited to a quantitative approach, which may restrict a comprehensive exploration of participants' perceptions and lacks review board approval. The study's generalizability might also be limited to the population under investigation.

2 Literature Review

2.1 Theoretical Review

The conceptual framework of this study is based on the Technology Acceptance Model (TAM) proposed by (Davis, 1989). TAM is widely used to understand individuals' acceptance and adoption of new technologies, including AI applications in healthcare (Venkatesh & Davis, 2000). According to TAM, two primary factors influence technology acceptance: perceived usefulness and perceived ease of use. Perceived usefulness refers to the extent to which individuals believe that using technology will enhance their performance, while perceived ease of use refers to the degree to which individuals perceive that the technology will be effortless. As shown in Figure 1 is the conceptual framework of the study.

2.2 Conceptual Framework

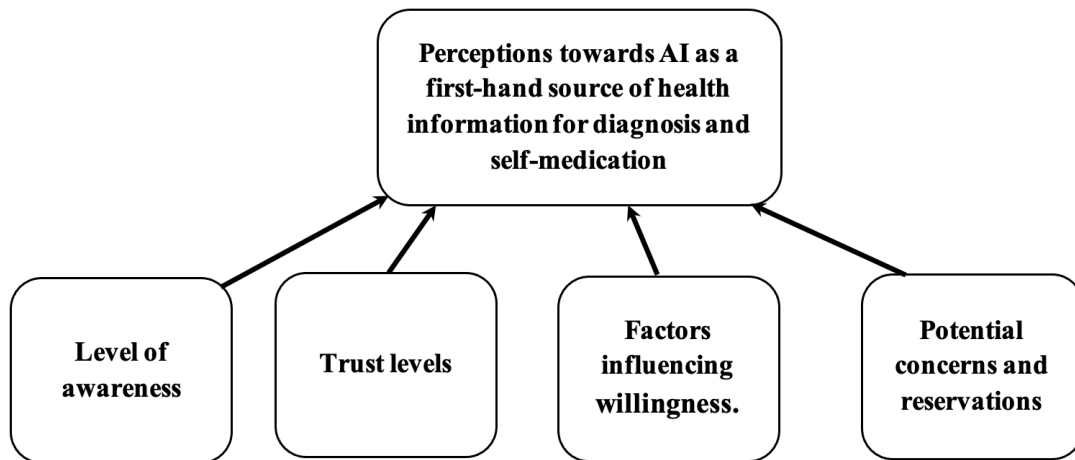


Figure 1. Conceptual Framework

In the context of this study, the conceptual framework posits that Ghanaian tertiary students' perceptions towards AI-driven health information platforms (Objectives 1 and 2) will be influenced by their perceived usefulness in obtaining accurate health information and their perceived ease of use in navigating and interacting with AI-based systems. Additionally, technological literacy, trust in AI, and prior experiences with AI applications will mediate the students' perceptions.

2.3 Empirical Review

2.3.1 Awareness of AI-Driven Health Information Platforms

Studies have explored AI's potential to provide health information and support self-diagnosis. However, limited research has explicitly focused on the awareness of AI-driven health information platforms among Ghanaian tertiary students. Previous research in other contexts has demonstrated that individuals' understanding of AI applications can significantly impact their acceptance and usage of AI technologies (Jain et al., 2022). Thus, exploring the level of awareness among Ghanaian tertiary students (Objective 1) is crucial for understanding their readiness to embrace AI-based health information solutions.

2.3.2 Trust in AI-Based Health Information for Diagnostic Purposes

Trust is a fundamental factor influencing technology adoption, and it is especially critical in the context of AI applications in healthcare. Previous studies have shown that accuracy, transparency, and human oversight can influence individuals' trust in AI's diagnostic capabilities (Topol, 2019). Examining the trust levels of Ghanaian tertiary students towards AI-based health information for diagnostic purposes (Objective 2) will provide insights into their confidence in AI-driven diagnostics and its potential impact on their health-related decision-making.

2.3.3 Factors Influencing Willingness to Use AI for Self-Medication and Health Decision-Making

Various factors influence the acceptance and adoption of AI-driven health information platforms. Previous research has shown that factors such as perceived usefulness, perceived ease of use, technological literacy, and prior experiences with AI applications play vital roles in individuals' willingness to engage with AI in healthcare decision-making and self-medication practices (Venkatesh & Davis, 2000); (Albusalih et al., 2017). Identifying these factors (Objective 3) will enable us to understand the drivers and barriers to AI adoption among Ghanaian tertiary students.

2.3.4 Concerns and Reservations Regarding AI as a Health Information Source

While AI presents promising opportunities in healthcare, it also raises concerns about privacy, data security, and the potential for misdiagnosis (Topol, 2019). Understanding Ghanaian tertiary students' concerns and reservations regarding AI as a health information source (Objective 4) is essential for addressing potential ethical and educational challenges.

3 Methods

This study employed a cross-sectional survey design to gather quantitative data from Ghanaian tertiary students. The survey was conducted in different universities and colleges across various regions of Ghana to ensure a diverse and representative sample.

3.1 Participants and Sampling

The target population for this study was Ghanaian tertiary students aged between 18 and 30 years. A stratified random sampling technique selected participants from different faculties or departments within each university or college. The sample size was determined using a confidence level of 95% and a margin of error of 5%. A total of 50 participants were considered for this study.

3.2 Data Collection

Data was collected through a structured questionnaire designed to address each research objective. The questionnaire consisted of closed-ended and Likert scale-based questions to quantify participants' perceptions and attitudes.

3.3 Data Analysis

3.3.1 To assess the level of awareness among Ghanaian tertiary students regarding AI-driven health information platforms.

Descriptive statistics were used to calculate the percentage of participants aware of AI-driven health information platforms. Subgroup analysis compared awareness levels across different demographic variables, such as gender, age, and academic discipline.

3.3.2 To examine the trust levels of Ghanaian tertiary students towards AI-based health information for diagnostic purposes.

Participants' responses on the Likert scale regarding their trust in AI-based health information for diagnostic purposes were analyzed using descriptive statistics. The mean and standard deviation were calculated to measure the overall trust levels. Inferential statistics, such as correlation, were also used to compare trust levels between different demographic groups.

3.3.3 To identify the factors influencing the willingness of Ghanaian tertiary students to use AI for self-medication and health-related decision-making.

Descriptive statistics were used to group respondents' answers under the themes of perceived usefulness, perceived ease of use, technological literacy, and prior experiences with AI to identify factors influencing willingness to use AI. The theme with the highest frequency and percentage was the most influential factor.

3.3.4 To explore any potential concerns or reservations Ghanaian tertiary students may have regarding AI as a health information source.

Open-ended responses related to concerns and reservations regarding AI as a health information source were analyzed using thematic analysis. Themes and patterns were identified. Responses under themes were

quantified to determine which concern was dominant. Table 1 presents each objective, variables analyzed, description, and units of analysis of the study.

Objective	Variables Analyzed	Description	Unit of Analysis
Objective 1: To assess the level of awareness among Ghanaian tertiary students regarding AI-driven health information platforms.	Awareness of AI-driven Health Platforms	This variable assesses participants' awareness of AI-driven health information platforms.	Individual (Participant)
	AI-driven Health Information Platforms	This variable captures specific AI-driven health information platforms known to participants, if any.	Individual (Participant)
	Gender	This variable records the participants' gender.	Individual (Participant)
	Age	This variable records participants' age in years.	Individual (Participant)
	Academic Discipline	This variable categorizes participants based on their academic discipline.	Individual (Participant)
Objective 2: To examine the trust levels of Ghanaian tertiary students towards AI-based health information for diagnostic purposes.	Trust in AI-based Health Information	This variable assesses participants' level of trust in AI-based health information for diagnostic purposes.	Individual (Participant)
Objective 3: To identify the factors influencing the willingness of Ghanaian tertiary students to use AI for self-medication and health-related decision-making.	Willingness to Use AI for Self-Medication	This variable assesses participants' willingness to use AI for self-medication and health-related decision-making.	Individual (Participant)
	Perceived Usefulness	This variable measures participants' perception of the usefulness of AI for self-medication.	Individual (Participant)
	Perceived Ease of Use	This variable measures participants' perception of the ease of using AI for self-medication.	Individual (Participant)
	Technological Literacy	This variable assesses participants' comfort level in using technology.	Individual (Participant)
	Prior Experiences with AI	This variable captures participants' past experiences with AI in other applications.	Individual (Participant)
Objective 4: To explore any potential concerns or reservations Ghanaian tertiary students may have regarding AI as a health information source.	Concerns/Reservations Regarding AI	This variable captures participants' concerns or reservations regarding AI as a health information source.	Individual (Participant)

Table 1 Description of variables and units of analysis

3.4 Ethical Considerations

The study adhered to ethical guidelines, ensuring confidentiality, informed consent, and voluntary participation of the participants. An informed consent form was provided to all participants, and they could withdraw from the study at any time.

3.5 Validity and Reliability

To ensure the validity of the survey instrument, a pilot test was conducted with a small group of participants before the primary data collection. Necessary adjustments were made based on the pilot test's feedback. Internal consistency checks, such as Cronbach's alpha, were calculated for relevant sections of the questionnaire to establish reliability.

3.6 Limitations

Despite efforts to ensure representativeness, the study's findings might be limited to the specific population of Ghanaian tertiary students. Additionally, the cross-sectional nature of the survey design limits causal inferences. The study was conducted without review board approval; therefore, the author acknowledges this limitation and ethical consideration associated with this.

4 Results & Discussions

4.1 Profile of Respondents

4.1.1 Age

The study's respondents were predominantly young, with 31 participants aged between 18 and 24 years and 19 participants falling in the 25 to 30-year age range. This age distribution suggests a greater representation of younger individuals. Understanding potential variations in perceptions and attitudes towards AI-driven health information platforms between these age groups could provide valuable insights. The age distribution is also relevant in generalizing the study's findings to the wider population of Ghanaian tertiary students. As shown in Figure 2 is the graphical representation of the ages of respondents who participated in the study.

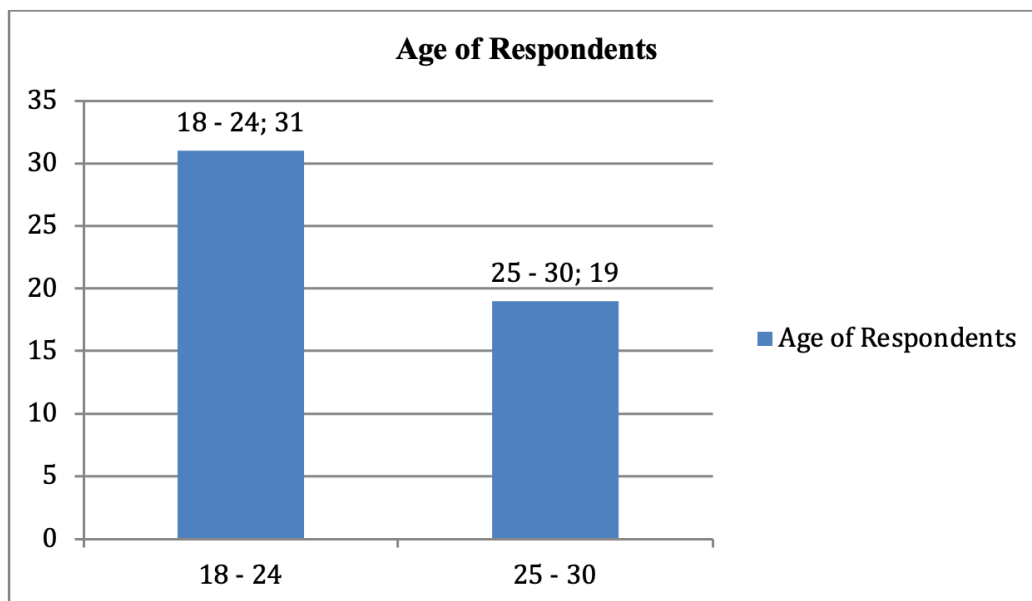


Figure 2: Graphical representation of respondents' ages

4.1.2 Gender

The study's respondents comprised 23 males (46%) and 27 females (54%), indicating a balanced gender representation. This balance enables comprehensive insights into perceptions of AI-driven health information platforms, including potential gender-specific variations. Analyzing differences in awareness, trust, and willingness to use AI between males and females could aid policymakers in developing inclusive AI healthcare solutions. The gender distribution also enhances the study's generalizability to the wider population of Ghanaian tertiary students.

4.1.3 Academic Discipline

The table below displays the distribution of academic disciplines among Ghanaian tertiary students in the study. Humanities had the highest representation with 15 students, followed by Business/Economics and Engineering/Technology with ten each. Health Sciences/Medicine, Natural Sciences, and Social Sciences had five students, while 5 participants belonged to other disciplines. This diverse representation ensures a comprehensive perspective on perceptions towards AI-driven health information platforms among Ghanaian students. Further analysis may explore potential variations in attitudes across different disciplines.

4.2 Assessing awareness among Ghanaian tertiary students regarding AI-driven health information platforms.

4.2.1 Awareness of AI-driven health information platforms

Approximately 56% of respondents were aware of AI-driven health information platforms, while 44% were unaware. The findings suggest a notable level of familiarity among Ghanaian tertiary students. However, 44% were unaware, highlighting the need for increased healthcare education and awareness about AI. Addressing this gap can foster greater acceptance and utilization of AI-driven health platforms among students. As shown in Figure 3 is the graphical representation of respondents' awareness of AI-driven health information platforms.

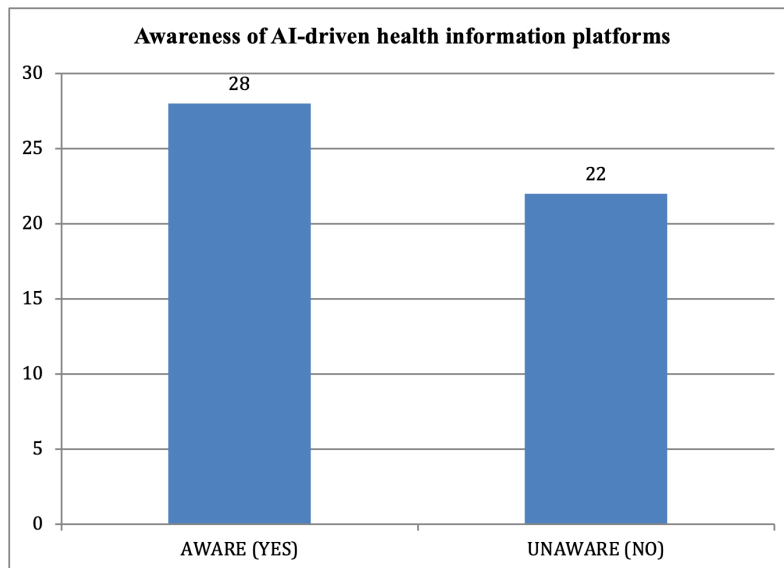


Figure 3: Respondents' awareness of AI-driven health information platforms

4.2.2 Specific AI-driven health information platforms respondents were aware of

Trust levels of males within 25-30 years

4, 3, 3, 2, 2, 2, 2, 2

$$\text{Mean} = (4 + 3 + 3 + 2 + 2 + 2 + 2 + 2) / 8 = 2.50$$

$$\text{Standard Deviation} = \sqrt{[(4-2.50)^2 + (3-2.50)^2 + (3-2.50)^2 + \dots + (2-2.50)^2] / 8} \approx 0.61$$

Age group: 25-30 years, Female Trust Levels

3, 3, 1, 1, 1, 3, 2, 2, 2, 2, 3, 2, 2, 2

$$\text{Mean} = (3 + 3 + 1 + 1 + 1 + 3 + 2 + 2 + 2 + 2 + 3 + 2 + 2 + 2) / 14 = 2.07$$

$$\text{Standard Deviation} = \sqrt{[(3-2.07)^2 + (3-2.07)^2 + (1-2.07)^2 + \dots + (2-2.07)^2] / 14} \approx 0.74$$

The findings reveal variations in trust levels towards AI-based health information among Ghanaian tertiary students based on age and gender. Young females aged 18-24 exhibit the highest and most consistent trust (mean = 4.00, SD = 0). Young males in the same age group also express moderate trust (mean = 3.67, SD = 1.03). In contrast, older males (mean = 2.50, SD = 0.61) and females (mean = 2.07, SD = 0.74) aged 25-30 display lower trust levels. The results imply that young females aged 18-24 are most trusting of AI-based health information, followed by young males. However, older males and females aged 25-30 have lower and more varied trust levels. Age and gender influence perceptions of AI's reliability for healthcare purposes. Trust levels were mainly influenced by concerns such as accuracy, transparency, and human oversight (Topol, 2019).

4.3 Identify the factors influencing the willingness of Ghanaian tertiary students to use AI for self-medication and health-related decision-making.

The chart below reveals that perceived usefulness, perceived ease of use, positive prior experiences with AI, and technological literacy significantly influence Ghanaian tertiary students' willingness to use AI for health-related decision-making. Around 20 respondents recognize AI's usefulness, 23 consider AI platforms user-friendly, ten feel comfortable using technology, and 21 have positive AI experiences. Understanding these factors can inform strategies to promote AI adoption in healthcare decision-making among students. Findings validate the research assertion that perceived usefulness, perceived ease of use, technological literacy, and prior experiences with AI applications play vital roles in individuals' willingness to engage with AI in healthcare decision-making and self-medication practices (Venkatesh & Davis, 2000); (Albusalih et al., 2017). As shown in Figure 5 is a pie chart that shows the data about factors influencing willingness to use AI for health-related decision-making.

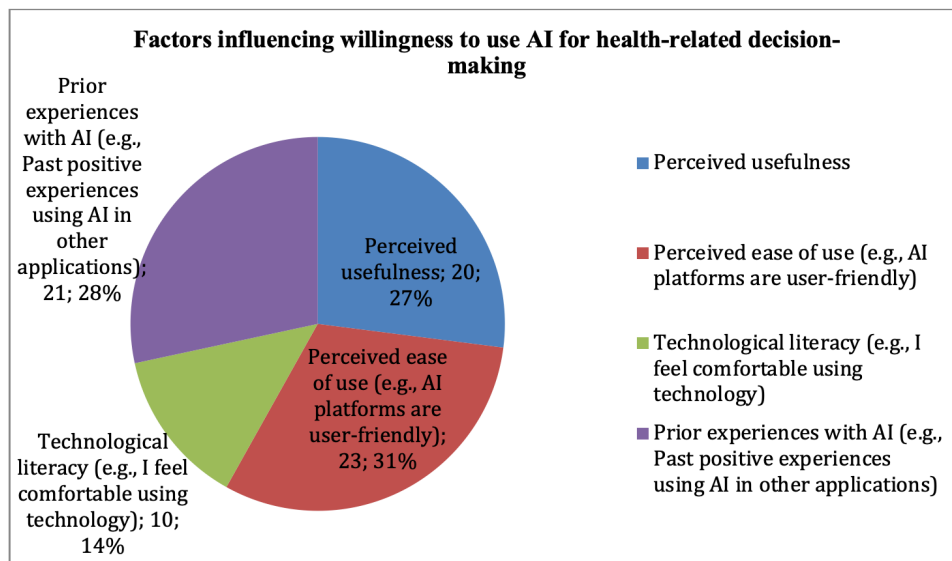


Figure 5: Factors influencing willingness to use AI for health-related decision-making.

4.5 Explore any potential concerns or reservations Ghanaian tertiary students may have regarding AI as a health information source

The data reveals that Ghanaian tertiary students harbor various concerns about AI as a health information source. With 15 students worried about AI providing wrong information, 10 fearing internet connectivity issues during emergencies, 12 concerned about device compatibility, and 13 expressing apprehension about subscription costs, it is evident that trust, accessibility, and financial considerations are significant barriers. Similar concerns were also gathered (Topol, 2019). Addressing these concerns through improved AI accuracy, offline accessibility, device compatibility, and affordable options can enhance students' confidence and adoption of AI-driven health information platforms.

5 Conclusion

This study aimed to explore Ghanaian tertiary students' perceptions of AI as a first-hand source of health information for diagnosis and self-medication. The research objectives were to assess awareness levels, examine trust in AI-based health information, identify factors influencing willingness to use AI and explore concerns and reservations regarding AI in healthcare. The study findings shed light on key insights that can contribute to the understanding and accepting AI-driven health information platforms among Ghanaian tertiary students. The profile of respondents revealed a young and balanced gender representation, providing a representative sample of Ghanaian tertiary students. Approximately 56% of respondents knew of AI-driven health information platforms, with "Ada" being the most recognized. This suggests a notable level of familiarity among the students. However, 44% unaware highlights the need for increased education and awareness about AI in healthcare. Regarding trust in AI-based health information, young females aged 18-24 exhibited the highest and most consistent trust, followed by young males in the same age group. In contrast, older males and females aged 25-30 displayed lower and more varied trust levels. Age and gender influence perceptions of AI's reliability for healthcare purposes. Factors influencing willingness to use AI for health-related decision-making included perceived usefulness, perceived ease of use, positive prior experiences with AI, and technological literacy. Understanding these factors can inform strategies to promote AI adoption in healthcare decision-making among students. Ghanaian tertiary students expressed concerns about AI as a health information source, including providing wrong information, internet connectivity issues, incompatible devices, and subscription costs. Addressing these concerns through

improved AI accuracy, offline accessibility, device compatibility, and affordable options can enhance students' confidence and adoption of AI-driven health information platforms.

5.1 Recommendations

Based on the study findings, the following recommendations are proposed to promote the acceptance and adoption of AI-driven health information platforms among Ghanaian tertiary students:

1. **Educational Campaigns:** Implement educational campaigns and workshops to increase awareness about AI-driven health information platforms. Targeting students across universities and colleges will help disseminate accurate information about AI's benefits and potential applications in healthcare.
2. **Enhancing Trust:** Developers of AI-driven health platforms should prioritize transparency and accuracy to build user trust. Providing clear explanations of how AI algorithms work and ensuring that AI platforms undergo rigorous testing and validation will enhance users' confidence.
3. **User Experience and Accessibility:** Ensure that AI-driven health platforms are user-friendly and accessible to individuals with varying technological literacy levels. Optimizing platforms in low internet connectivity areas will increase usability and reach.
4. **Academic Integration:** Collaborate with academic institutions to integrate AI education into relevant curricula. Offering courses or workshops on AI applications in healthcare will prepare students for a future where AI is increasingly prevalent in the medical field.
5. **Addressing Concerns:** Address concerns regarding AI as a health information source by incorporating features that allow users to verify information, seek human assistance when needed, and provide affordable subscription options.
6. **Ethical Considerations:** Prioritize ethical considerations in developing and implementing AI-driven health platforms. Emphasize user data privacy, informed consent, and compliance with ethical guidelines in AI applications. Review board approval will be sought for future studies.
7. **Collaborative Research:** Encourage interdisciplinary collaborations between healthcare professionals, AI developers, and social scientists to gain comprehensive insights into AI's impact on healthcare decision-making and self-medication practices.

Acknowledgments

None

Statement on conflicts of interest

No conflicts of interest

References

- Albusalih, F., Naqvi, A., Ahmad, R., & Ahmad, N. (2017). Prevalence of Self-Medication among Students of Pharmacy and Medicine Colleges of a Public Sector University in Dammam City, Saudi Arabia. *Pharmacy*, 5(4), 51. <https://doi.org/10.3390/pharmacy5030051>
- Ampofo, J. W., Emery, C. V., & Ofori, I. N. (2023). Assessing the Level of Understanding (Knowledge) and Awareness of Diagnostic Imaging Students in Ghana on Artificial Intelligence and Its Applications in Medical Imaging. *Radiology Research and Practice*, 2023, 1–9. <https://doi.org/10.1155/2023/4704342>
- Bohr, A., & Memarzadeh, K. (Eds.). (2020). *Artificial intelligence in healthcare*. Academic Press, imprint of Elsevier.
- Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319. <https://doi.org/10.2307/249008>

Esmailzadeh, P. (2020). Use of AI-based tools for healthcare purposes: A survey study from consumers' perspectives. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 20(1), 170. <https://doi.org/10.1186/s12911-020-01191-1>

Jain, R., Garg, N., & Khera, S. N. (2022). Effective human–AI work design for collaborative decision-making. *Kybernetes*. <https://doi.org/10.1108/K-04-2022-0548>

Koduah, A., Nonvignon, J., Colson, A., Kurdi, A., Morton, A., Van Der Meer, R., Aryeetey, G., & Megiddo, I. (2021). Health systems, population and patient challenges for achieving universal health coverage for hypertension in Ghana. *Health Policy and Planning*, 36(9), 1451–1458. <https://doi.org/10.1093/heapol/czab088>

Topol, E. J. (2019). High-performance medicine: The convergence of human and artificial intelligence. *Nature Medicine*, 25(1), 44–56. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>

Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model: Four Longitudinal Field Studies. *Management Science*, 46(2), 186–204. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>

« 2arcf Systeme » Un Logiciel A Moindre Cout Pour L'interprétation du Rythme Cardiaque Fœtal

Lanto Nirina Aimé Rainibarijaona¹, Solonirina José Randimbison¹, Tahina Joëlle Rajaonarison¹, Fahafahantsoa Rapelanoro Rabenja²

¹ CHU Gynécologie Obstétrique de Befelatanana, BP 8394, 101 Antananarivo, Madagascar

² LARTIC, Faculté de Médecine d'Antananarivo, Université d'Antananarivo, Madagascar

Contexte : Madagascar, un pays en développement, a des difficultés à acquérir les nouvelles technologies médicales, parmi elles les appareils d'interprétation du rythme cardiaque fœtal (RCF). Notre étude consiste à la création d'un logiciel qui analyse automatiquement le RCF avec les ressources matérielles disponibles et l'évaluation de son efficacité.

Méthode : Le projet informatique s'est fait en deux étapes : la phase de spécifications et la phase de codage du logiciel incluant la phase test. Matrix Laboratory a été utilisé pour la création de ce logiciel.

Pour la phase test, nous avons recruté au hasard des enregistrements du RCF puis analysé le logiciel créé. Une étude prospective descriptive sur ces enregistrements a été menée et pour préciser la fiabilité des résultats du logiciel, nous avons réalisé une étude comparative de ces derniers avec l'analyse conventionnelle se basant sur la classification du RCF du CNGOF.

Résultats : Le logiciel « 2ARCF système » a été créé. Cent dix enregistrements ont été recrutés. Après analyse conventionnelle 40,9% des tracés revenaient normaux contre 61,8% après analyse informatisée avec un coefficient de concordance de kappa à 0,564. La moyenne des écarts entre les valeurs du rythme de base des deux méthodes selon la procédure décrite par Bland et Altman était de 1,249 bpm.

Conclusion : L'application « 2ARCF système » a montré sa fiabilité. Elle est un atout, surtout dans les régions éloignées de Madagascar.

Mots-clés : analyse, logiciel, Madagascar, rythme cardiaque fœtal.

1 Introduction :

Depuis la découverte du cardiocytogramme par Corner et Stran en 1957, les problèmes étaient surtout liés à l'interprétation des tracés. Le rythme cardiaque fœtal (RCF) varie en fonction des événements lesquels ont une influence non négligeable sur son interprétation. D'où l'intérêt d'une interprétation la plus exacte du rythme cardiaque du fœtus. Ainsi est venue l'idée d'automatiser l'interprétation du RCF plus précisément d'analyser l'enregistrement. Plusieurs systèmes ont été déjà développés depuis aidant l'analyse et l'interprétation du RCF tels le système Sonicaid OXFORD 8000 et 8002 établi par l'équipe du Pr Dawes et Redman [1, 2], le système STAN qui a été développé et commercialisé par la société Néoventa médicale AB depuis 2000 [3, 4], le système SISPORTO développé par l'Institut National d'Ingénierie Biomédicale (INEB) à l'université de Porto en 2000 [5]. L'objectif de notre étude est de créer une application capable de scruter et de traiter les données venant du cardiocytogramme et d'en sortir des résultats fiables et exacts, cette application serait utilisable et applicable dans des formations sanitaires à faibles ressources.

2 Matériels et méthode

Le projet informatique se découpe en deux grandes phases : la phase de spécifications décrite par le cahier de charge informatique et la phase de codage du logiciel incluant la phase test.

Concernant la phase de développement de l'application, la conception des algorithmes et l'élaboration des logigrammes correspondants était réalisée avec Qalitel logigramme en tenant compte des

*Corresponding author address: taj.rajaonarison@yahoo.fr

aspects logiques et la pertinence de la création grâce à l'aspect graphique qu'il nous procure. Ensuite, MatLab (Matrix Laboratory) était utilisé vu qu'il apporte un système interactif intégrant calcul numérique, visualisation et développement d'algorithme.

Une modélisation conceptuelle des données était appliquée à chaque paramètre ainsi que des règles de calcul :

- pour le rythme de base, c'est la moyenne quadratique des fréquences cardiaques ;
- pour la variabilité dont l'amplitude des oscillations, l'écart des amplitudes maximales et minimales avec une moyenne sur 10 minutes ;
- pour la fréquence des oscillations c'est le nombre de cycle par minute sur 10 mn ;
- pour la variabilité à long terme (VLT) : $VLT/mn = (60\ 000\ ms / \text{fréquence min}) - (60\ 000\ ms / \text{fréquence max})$ dont $VLT\ globale = \text{moyenne VLT}$;
- pour la variabilité à court terme (VCT), c'est la moyenne des écarts en ms ;
- pour les épisodes de haute fréquence, au moins 5 mn parmi les 6 mn consécutives
- pour les épisodes de basse fréquence, au moins 5 mn parmi les 6 mn consécutives ;
- pour les accélérations avant 32 semaines d'aménorrhée (SA) : élévation fréquence ≥ 10 bpm par rapport ligne de base (rdb) + durée ≥ 10 s et < 10 mn, après 32 SA : élévation fréquence ≥ 15 bpm par rapport ligne de base + durée ≥ 15 s et < 10 mn ;
- pour les décélérations :
 - précoces et tardives: baisse fréquence ≥ 15 bpm par rapport ligne de base (rdb) + durée ≥ 15 s et < 10 mn + nombre ralentissement/nombre CU=1,
 - épisodiques : baisse fréquence ≥ 15 bpm + < 30 bpm par rapport ligne de base (rdb) + durée ≥ 15 s et ≤ 30 s,
 - prolongées : baisse fréquence ≥ 30 bpm par rapport ligne de base (rdb) + durée ≥ 2 mn et < 10 mn
- pour la contraction utérine : intensité vraie= intensité totale - tonus base.

La conception et l'élaboration des algorithmes suivaient les étapes suivantes : acquisition du tracé sous format image, importation de l'image, réorientation de l'image si nécessaire, digitalisation : détermination des coordonnées par pixel, retraçage des courbes, calcul des différents paramètres, affichage des résultats, enregistrement. Un algorithme est ainsi appliqué à chaque variable étudiée.

Au cours de la phase de codage et d'implémentation, nous avons transcrit ou codé les algorithmes des différentes variables et les fonctionnalités décrites précédemment avec le langage MatLab afin d'automatiser l'analyse du RCF et d'en sortir les résultats correspondants. En d'autres termes nous avons créé le logiciel d'analyse nommée : « 2ARCF système ».

Le test du logiciel « 2ARCF Système » a été menée au Centre Hospitalier Universitaire de Gynécologie et d'Obstétrique de Befelatanana sur des enregistrements de RCF au sein de deux services à savoir le service de Grossesses à risque et le service Accouchement. Au cours de cette phase, quatre objectifs sont à atteindre : évaluer l'efficacité du système en exploitation, tester la conformité du système par rapport aux besoins, dégager une quelconque modification des spécifications d'un point de vue fonctionnel et de performance et évaluer l'impact du système sur la pratique quotidienne. Une étude interventionnelle prospective a été effectuée pour la phase test.

3 Resultats

Le logiciel « 2ARCF système » est ainsi créé, son interface (Figure 1) nécessite pour le premier démarrage de l'application l'installation de Matlab Compiler Runtime MCR 7.15.

Pour la phase test, nous avons recueilli 110 RCF dans les deux services. Les tracés résultant du monitoring fœtal en format papier étaient analysés conventionnellement ensuite étaient importés dans le logiciel « 2ARCF système » pour l'analyse informatisée, ensuite le résultat de ces deux types d'analyse ont été confrontés. Ont été inclus dans notre étude les tracés d'enregistrement du RCF de surveillance de toutes les grossesses pathologiques dont l'âge gestationnel est supérieur ou égal à 32 semaines d'aménorrhée et aussi les femmes en début de travail.

Après analyse des résultats sur Microsoft Excel par l'utilisation de fonction logique intégrée ; sur les 110 cas recueillis après l'analyse conventionnelle et informatisée 78 résultats concordaient soit 70,9%,

selon la classification du RCF du CNGOF [6]. En effet, parmi les 29,09% non concordants, soit 20 cas après analyse conventionnelle étaient interprétés comme quasi-normale alors que le logiciel les classifiaient comme normaux selon la classification du CNGOF; de même pour les 5 autres cas que l'analyse visuelle classifiait comme intermédiaire. Un cas était pathologique après analyse visuelle et pourtant le logiciel affichait un résultat normal mais avec une variabilité à long et à court termes qui étaient douteuses et dont la probabilité d'acidose à 0% selon le calcul du logiciel. D'autre part, deux cas de risque d'acidose (intermédiaire) et un cas de faible risque d'acidose (quasi-normal) ont été identifiés par le logiciel ; alors que l'analyse conventionnelle de ces deux cas revenait normale. (Tableau I).

Tableau I : Tableau croisé des nombres de tracés des deux analyses visuelle et informatisée selon l'interprétation du CNGOF

Analyse visuelle	Analyse informatisée	Normal	Quasi- normal	Intermédiaire	Pathologique	Total
Normal		42	1	2	0	45
Quasi-normal		20	13	0	0	33
Intermédiaire		5	3	11	0	19
Pathologique		1	0	0	12	13
Total		68	17	13	12	110

Le coefficient Kappa a été utilisé pour déterminer la concordance entre l'analyse informatisée et l'analyse conventionnelle, sa valeur était de 0,564.

Concernant le rythme de base, le tableau II représentait les valeurs du rythme de base selon les deux méthodes. Le test T pour deux échantillons appariés retrouve une différence des moyennes du rythme de base de 1,249 bpm avec un intervalle de confiance à 95%, 0,109 à 2,389 , p-value=0,032< alpha=0,05.

Tableau II : Statistique descriptive des rythmes de base selon les deux méthodes conventionnelle et informatisée

Variables	Observations	Minimum	Maximum	Moyenne	Ecart-type
<i>Rdb visuel</i>	110	120,000	150,000	134,527	7,763
<i>Rdb calculé</i>	110	118,226	166,669	135,776	9,283

Le calcul de la moyenne des écarts entre les deux valeurs du rythme de base des deux méthodes selon la procédure décrite par Bland et Altman [7, 8] était de 1,249 bpm, avec un intervalle de confiance à 95%, -10,576 à 13,074. Le graphique de Bland et Altman représentait ces valeurs et permettait l'identification des biais.

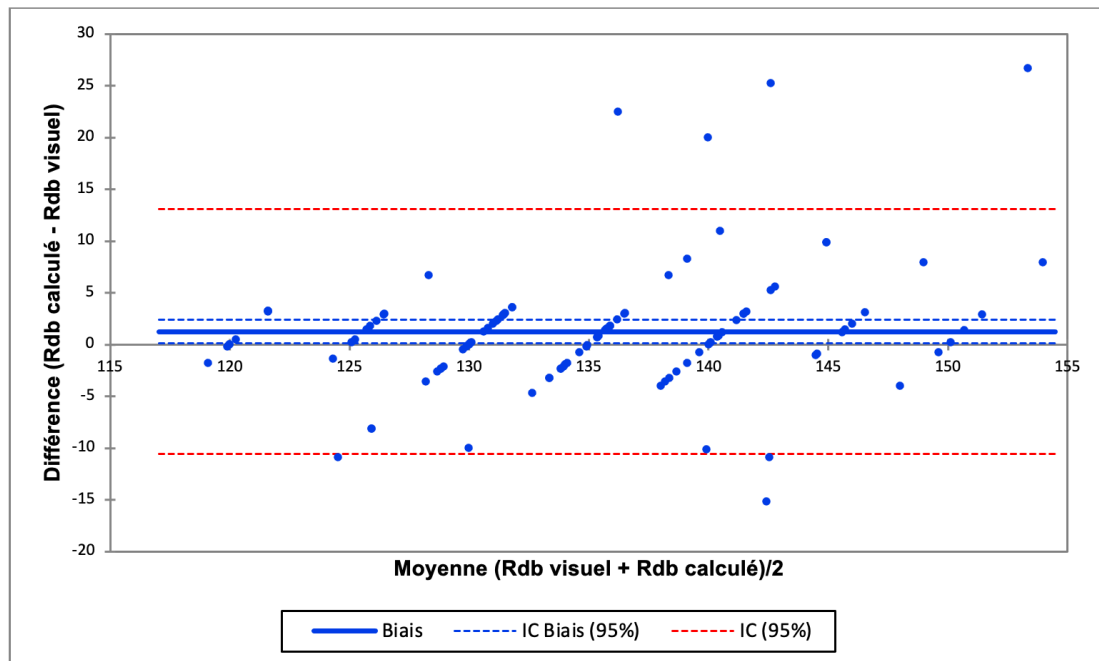


Figure 2 : Graphique de Bland et Altman

4 Discussion

En ce qui concerne la performance médicale, parmi les 110 cas recueillis, nous avons vu que 70,9% du résultat de l'analyse visuelle coïncident avec l'analyse informatisée si nous nous référons à la classification du RCF du CNGOF [6] et que parmi les 29,09% (32 tracés) non concordants 81,25% (26 tracés) sont des tracés normaux après analyse informatisée, de même pour le seul cas pathologique lors de l'analyse visuelle mais qui avait néanmoins une variabilité à long et à court terme douteuse. De plus, 1,81% des cas ont été identifiés comme à risque d'acidose que l'analyse conventionnelle n'a pas pu détecter.

Le coefficient kappa de Cohen égale à 0,564 montre une concordance entre les deux méthodes. A partir de la moyenne des écarts pour les rythmes de base selon la méthode de Bland et Altman nous pouvons dire que le résultat du rythme de base résultant de l'analyse informatisée est valide.

Vu ces résultats on peut dire qu'il y a une concordance entre les deux types d'analyse du RCF. La différence réside probablement sur le fait que l'analyse informatisée est plus précise dans son calcul par rapport à l'œil nu car l'ordinateur scrute pixel par pixel le tracé et réalise le calcul à partir des données captés (précision à 10^{-9} près), contre un résultat qui n'est qu'une approximation de ce qui devrait être si nous nous référons à l'analyse conventionnelle.

Selon les études cliniques antérieures par rapport à l'ordinateur, le taux de faux négatifs de l'analyse conventionnelle est de 30 à 35% [8, 9], de plus il existe en analyse subjective un risque de faux positifs à 44% [8].

La réussite de l'analyse informatisée a permis d'interpréter avec exactitude un tracé à partir des résultats de calcul que le logiciel renvoie à l'utilisateur. Les résultats sont affichés avec un pourcentage de

réussite de 99%, ce qui est largement satisfaisante et aussi encourageante pour une première dans notre pays.

L'impact du logiciel dans la pratique est non négligeable, parce que le système permet de quantifier objectivement les différents paramètres du RCF et même de fournir une reproductibilité des résultats dans le temps et entre observateurs [9]. En effet, lors d'une analyse conventionnelle une grande variation inter et intra-individuelle est souvent observée malgré les différents scores semi-quantitatifs qui existent [10, 11].

L'analyse informatisée du RCF permet de standardiser l'interprétation d'un enregistrement par la quantification des variables, de constituer une aide objective à la décision, de comparer les paramètres du bien-être fœtal jour après jour, de permettre le stockage des enregistrements sur tout support, de constituer une trace écrite quantifiée dont la valeur médico-légale ne peut être ignorée, donc d'éviter les interventions inutiles et permettra d'établir des protocoles de prise en charge dans la surveillance des grossesses à risque et la surveillance du travail.

Selon la littérature, par rapport à l'analyse visuelle, le système informatique diminue la répétition des tracés et qu'on a moins de recours aux différents actes de surveillance fœtale, comme les scores biophysique échographiques [8, 12].

Ainsi le système informatisé permet de confirmer, d'infirmer et de rectifier une interprétation conventionnelle avec précision. En effet la supériorité du système réside dans les tracés suspects et/ou anormaux [8, 10]. La mise en place du système est donc très encourageante et prometteuse pour une première expérience dans notre pays.

Concernant le critère de choix de MatLab, c'est sa disponibilité sur le web en format téléchargeable et sa licence libre. Par rapport aux autres langages de programmation disponibles, il est le plus utilisé en matière de traitement et d'analyse de données représentées en courbe. De plus, il intègre à la fois un module de traitement d'image, des modules de programmation en langage interprété et des outils de création d'interface facilitant ainsi la réalisation d'un projet en utilisant qu'un seul langage. Son efficacité est déjà prouvée dans plusieurs domaines comme dans le domaine de l'ingénierie, de l'économie, etc. Mais jusqu'à maintenant, aucun projet de télémédecine n'a été réalisé avec MatLab à notre connaissance. Or, MatLab ne dispose pas encore de module permettant d'intégrer à la fois le partage des images et le résultat de l'analyse de chaque image. Le logiciel Microsoft Excel a été utilisé à cet effet, l'avantage de cette solution est la possibilité d'enregistrer et de consulter le résultat d'un tracé en format «. XLS ».

Par contre, avec cette solution il s'avère difficile de gérer à la fois les fichiers images analysés et les fichiers Excel résultant de l'analyse. En effet, lors de l'enregistrement du résultat de l'analyse, le fichier image ne sera pas intégré dans le fichier Excel qui contient le résultat de l'interprétation correspondante. L'opérateur aura aussi des difficultés lors de la consultation et le partage des données car il sera confronté à des dizaines voire des centaines de fichiers. La solution à ces défauts est de créer une base de données relationnelle toujours avec MatLab malgré la difficulté de la tâche. Grâce à cette solution, tout fichier image et le résultat correspondant seront enregistrés dans une même base facilitant ainsi la gestion des données. Le système de gestion de base de données utilisé est toujours Microsoft Excel.

Différents systèmes pour la lecture automatisée du RCF ont été développés depuis 1977, tous les travaux provenaient exclusivement des travaux mis au point par le Pr Dawes et par Redman à l'université d'Oxford [1, 13]. De même, dans notre recherche les mêmes règles de calcul des différents paramètres ont été reprises pour l'élaboration de l'algorithme de chaque paramètre. Ces différents systèmes sont actuellement utilisés en Obstétrique dans les pays qui ont les moyens technique et financier, tandis que d'autres sont encore au niveau de la recherche comme notre cas.

Par rapport au système Sonicaid Oxford 8000 et 8002 [1, 2], le nombre de cas que nous avons recruté est considérablement insuffisant, mais vu que nous sommes encore en phase de recherche l'objectif d'avoir le maximum de base était donc priorisé. Toutefois, les deux systèmes ont le même mode de calcul des paramètres, et que dans son interface notre système affiche avec le résultat du calcul, l'interprétation, les étiologies éventuelles de chaque résultat de chaque paramètre. L'atout de notre système réside sur le fait que pour les appareils qui n'ont pas de système de lecture automatisé intégré, on peut y avoir recours malgré que l'enregistrement et le résultat de l'analyse soient non synchronisés.

Le système STAN analyse le segment ST. En effet, il utilise le signal capté par une électrode spiralée posée sur le scalp du fœtus. Pour ce système un petit décalage de ST indique qu'il y a risque

d'acidose [3, 4]. Dans notre étude, faute de moyens technique et financier le segment ST n'est pas pris en compte dans l'analyse d'un enregistrement.

Concernant le système Sisporto, sa particularité est qu'il intègre à la fois l'analyse cardiotocographique et celle du segment ST d'un électrocardiogramme [5]. Quant au résultat, « 2ARCF système » renvoie le résultat des mêmes paramètres que Sisporto et intègre aussi des codes couleur concordant à la classification de tracé du CNGOF. Pour « 2ARCF système » les résultats sont plus descriptifs et que l'analyse est asynchrone. En effet le système calcule et interprète à la fois le résultat trouvé : comme pour la quantification des accélérations et décélérations le logiciel affiche à la fois le nombre, le type et les étiologies éventuelles de ces paramètres.

5 Conclusion

La médecine doit s'adapter, s'intégrer aux nouvelles technologies de l'information et de la communication. A Madagascar, l'informatique médicale représente une solution irréfutable pour l'amélioration et le renforcement de la prise en charge et l'accès aux soins des régions géographiquement éloignées. L'Obstétrique est l'une des spécialités dont l'informatique médicale opère, surtout dans les pays développés, notamment dans la surveillance des grossesses à haut risque par la lecture informatisée du RCF. Dans ce domaine, plusieurs systèmes ont été déjà élaborés et appliqués, malheureusement les moyens financiers et techniques pour acquérir ces logiciels de haute technologie sont hors de portée. C'est une des raisons de l'idée de développer un logiciel qui peut avoir la même performance et la même fonctionnalité mais avec nos propres ressources et qui s'adapte à la situation (technique et financière) actuelle de Madagascar : le « 2ARCF Système ». La fiabilité et la performance du logiciel ont été vérifiées bien que des améliorations techniques et fonctionnelles devront être apportées progressivement.

References bibliographiques

- [1] Economides DL, Selinger M, Ferguson J, Howell PJ, Dawes GS, Mackenzie IZ. Computerized measurement of heart rate variation in fetal anemia caused by rhesus alloimmunization. *Am J Obstet Gynecol.* 1992; 167: 689-93.
- [2] Ribbert LS, Snijders RJ, Nicolaidis KH, Visser GH. Relation of fetal blood gases and data from computer-assisted analysis of fetal heart rate patterns in small for gestation fetuses. *Br J Obstet Gynecol.* 1991; 98: 820-3.
- [3] Westgate J, Harris M, Curnow JSH, Greene KR. Plymouth randomized trial of cardiotocogram only versus ST waveform plus cardiotocogram for intrapartum monitoring in 2400 cases. *Am J Obstet Gynecol.* 1993; 169: 1151-60.
- [4] Strachan B, Sahota D, van Wijngaarden WJ, James DK, Chang AZM. The fetal electrocardiogram: relationship with acidemia delivery. *Am J Obstet Gynecol.* 2000; 182: 603-6.
- [5] Ayres-de-Campos D, Sousa P, Costa A, Bernardes J. Omniview-SisPorto 3.5a central fetal monitoring station with online alerts based on computerised cardiotocogram + ST event analysis. *J Perinat Med.* 2008; 36:260-4.
- [6] Recommandations pour la pratique clinique du CNGOF : modalités de surveillance fœtale pendant le travail. <http://www.cngof.asso.fr/D.TELE/rpc.surv-foet.2007.pdf>
- [7] Journois D. Comparaison de deux variables : l'approche graphique (Méthode de Bland et Altman). *Rev Mal Respir.* 2004; 21: 127-30.
- [8] Hiatt AK, Devoe LD, Youssef A, Gardner P, Black M. A comparison of visual and automated methods of analyzing fetal heart rate tests. *Am J Obstet Gynecol.* 1993; 168: 1517-21.
- [9] Gagnon R, Campbell MK, Hunse C. A comparison between visual and computer analysis of antepartum fetal heart rate tracings. *Am J Obstet Gynecol.* 1993; 168: 842-7.
- [10] Flynn AM, Kelly J, Matthews K, O'Connor M, Viegas O. Predictive value of, and observer variability in, several ways of reporting antepartum cardiotocograph. *Br J Obstet Gynecol.* 1982; 89: 434-40.
- [11] Lotgering FK, Wallenburg HCS, Schouten HJA. Interobserver and intraobserver variation in the assessment of antepartum cardiotocogram. *Am J Obstet Gynecol.* 1992; 144: 701-5.
- [12] Bracero LA, Morgan S, Byrne DW. Comparison of visual and computerized interpretation of nonstress test results in a randomized controlled trial. *Am J Obstet Gynecol.* 1999; 181: 1254-8.
- [13] Dawes GS, Visser GH, Goodman JD, Levine DH. Numerical analysis of the human fetal heart rate: modulation by breathing and movement. *Am J Obstet Gynecol.* 1981; 140: 535-44.

FIGURES

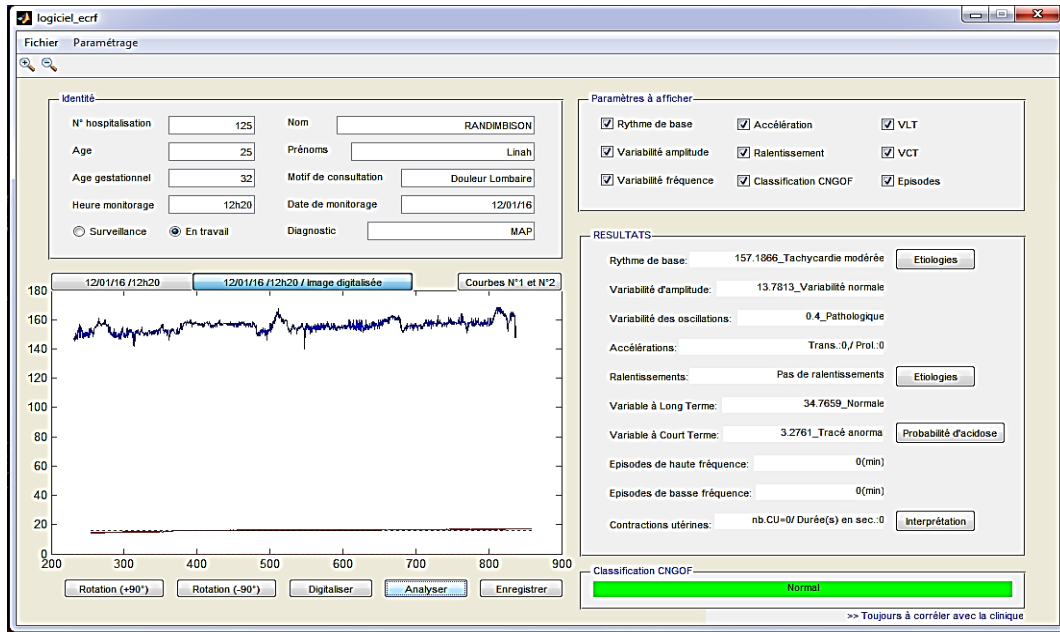


Figure 1 : Interface du logiciel « 2ARCF système ».

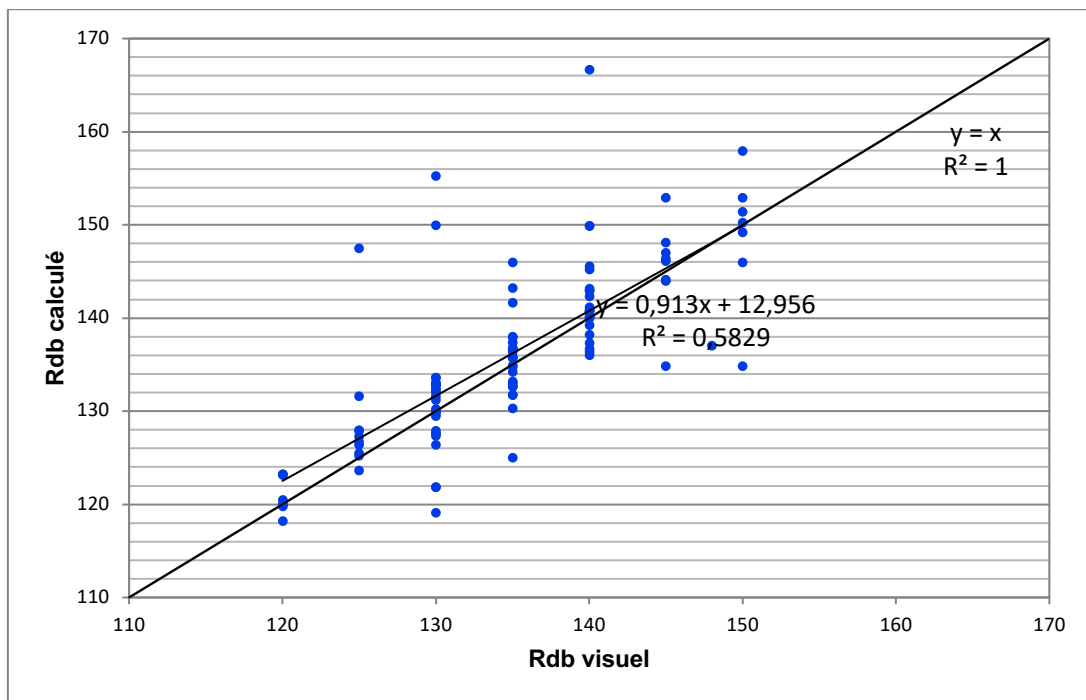


Figure 2 : Reproduction du rythme de base dans un plan cartésien

UNITES DE MESURE

mn = minute
ms = milliseconde
s = seconde

ABBREVIATIONS

LARTIC= Laboratoire d'Appui aux Recherches et Technologies de l'Information et de Communication
RCF = rythme cardiaque fœtal
CHU = centre hospitalier universitaire
MatLab = Matrix Laboratory
VLT = variabilité à long terme
VCT = variabilité à court terme
SA = semaines d'aménorrhée
Rdb = rythme de base
Bpm = battements par minute
min = minimum
max = maximum
CNGOF = Collège National des Gynécologues- Obstétriciens Français
INEB = Institut National d'Ingénierie Biomédicale