



FORM PENGAJUAN JUDUL

Nama : Muhammad Hatta Abdillah

NIM : 211402110

Judul diajukan oleh* : Dosen
 Mahasiswa

Bidang Ilmu (tulis dua bidang) : • Data Science and Intelligent System
• Machine Learning

Uji Kelayakan Judul** : Diterima Ditolak

Hasil Uji Kelayakan Judul :



Calon Dosen Pembimbing I:

Dr. Romi Fadillah Rahmat B.Comp.Sc., M.Sc

(Jika judul dari dosen maka dosen tersebut berhak menjadi pembimbing I)

Paraf Calon Dosen Pembimbing I

Calon Dosen Pembimbing II:

Dr. Erna Budhiarti Nababan, M.IT

Medan, September 2024
Ka. Laboratorium Penelitian,

* Centang salah satu atau keduanya

(Fanindia Purnamasari, S.TI., M.IT)

** Pilih salah satu

NIP.198908172019032023



RINGKASAN JUDUL YANG DIAJUKAN

*Semua kolom di bawah ini diisi oleh mahasiswa yang sudah mendapat judul

Judul / Topik Skripsi	<p>Integrasi <i>Graph-Based Retrieval Augmented Generation (GraphRAG)</i> pada <i>Large Language Model (LLM)</i> dalam pengembangan <i>Chatbot Biomedis Multimodal : Optimalisasi Keandalan Informasi Medis dan Personalisasi Kesehatan</i></p>
Latar Belakang dan Penelitian Terdahulu	<p>Latar Belakang</p> <p>Studi dengan metode campuran menemukan bahwa tingkat relevansi sosial terhadap ChatGPT secara signifikan lebih tinggi dibandingkan dengan Google dalam mencari informasi kesehatan (Sun dkk., 2024)[3]. Masyarakat semakin mengandalkan <i>platform</i> berbasis LLM untuk mencari informasi kesehatan karena kenyamanan dan keterbatasan waktu atau bahkan ekonomi. Secara tradisional, masyarakat menggunakan mesin pencari seperti Google sebagai agen pencarian utama. Kemunculan <i>Artificial Intelligence (AI)</i> generatif telah membuat agen percakapan yang didukung <i>Large Language Model (LLM)</i> seperti ChatGPT menjadi alternatif yang sesuai untuk pencarian informasi kesehatan. Akan tetapi, sangat penting untuk memastikan validasi informasi sebelum mengadopsi saran atau informasi kesehatan <i>online</i>. Sehingga nantinya model juga mampu melakukan personalisasi yang lebih akurat terhadap informasi kesehatan individu.</p> <p>Meskipun <i>Large Language Models (LLM)</i> telah menunjukkan kemampuan luar biasa dalam memahami bahasa, mereka masih menghadapi sejumlah tantangan signifikan dalam memberikan informasi medis yang tepat dan andal. Abbasian <i>et al.</i> (2023), mengidentifikasi beberapa kendala utama yang dihadapi LLM, termasuk kesulitan dalam menangkap kompleksitas konteks medis, ketidakakuratan dalam informasi yang dihasilkan, serta keterbatasan dalam mengikuti perkembangan ilmu medis yang terus berkembang. Tantangan ini menyoroti pentingnya pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan validasi informasi kesehatan yang dihasilkan oleh LLM, khususnya melalui penerapan <i>Retrieval-Augmented Generation (RAG)</i> guna meningkatkan relevansi respons.</p> <p>Penelitian mengenai RAG oleh Mbangula Amugongo <i>et al.</i> (2024) dalam konteks kesehatan juga telah mengungkap sejumlah hambatan yang menghalangi optimalisasi LLM. Salah satu tantangan utamanya adalah keterbatasan data pelatihan yang terbatas dan kurang relevan, sehingga berpotensi menghasilkan respons yang kurang akurat atau tidak sesuai dengan kondisi medis terkini. Selain itu, fenomena "<i>model hallucination</i>", menambah kompleksitas tantangan ini. Hambatan lain yang signifikan mencakup kurangnya transparansi mengenai sumber informasi yang digunakan, ketidakkonsistenan dalam standar evaluasi, dan bias.</p> <p>Namun RAG saja juga belum cukup untuk mengoptimalkan LLM yang ada. Studi mengenai <i>knowledge graphs</i> telah menunjukkan cara yang efektif dan efisien untuk merepresentasikan <i>knowledge base</i> yang berisi deskripsi yang saling berhubungan dari entitas dan peristiwa kata nyata (Varitimiadis <i>et al.</i>, 2021)[9]. Hal tersebut juga yang mendorong penggabungan solusi RAG terhadap <i>Knowledge Graph</i>.</p> <p>Dalam studi mengenai <i>Knowledge Graph-RAG (KG-RAG)</i> ditemukan adanya pengurangan penggunaan token hingga 50% dibandingkan dengan pendekatan RAG tradisional, seperti Cypher-RAG, tanpa mengurangi akurasi. Ini menjadikannya solusi yang lebih hemat biaya untuk penerapan pada LLM yang bersifat komersial. KG-RAG juga secara konsisten meningkatkan kinerja model LLM (<i>Large Language Models</i>) seperti Llama-2, GPT-3.5, dan GPT-4 dalam menghasilkan teks biomedis yang lebih akurat meski didukung oleh pengetahuan terbatas. Sebagai</p>



	contoh, kinerja Llama-2 pada dataset Multiple-Choice Questions (MCQ) meningkat sebesar 71% (Soman et al., 2023). Berdasarkan keterbatasan, latar belakang, dan hasil penelitian sebelumnya, penulis mengusulkan penelitian yang akan mengimplementasikan GraphRAG dengan fokus pada optimalisasi model LLM yang digunakan, serta pemanfaatan sumber data yang lebih luas dan beragam. Tujuan utama penelitian ini adalah untuk meningkatkan performa LLM terlebih dalam kemampuan multi-modal, khususnya di sektor kesehatan, yang semakin kompleks dan memerlukan pendekatan yang lebih personal. Penelitian ini akan diberi judul “Integrasi Graph-Based Retrieval Augmented Generation (GraphRAG) pada Large Language Model (LLM) dalam pengembangan Chatbot Biomedis Multimodal : Optimalisasi Keandalan Informasi Medis dan Personalisasi Kesehatan”.		
Penelitian Terdahulu			
No.	Penulis	Judul	Tahun
1	Gao, Y., Li, R., Caskey, J., Dligach, D., Miller, T., Churpek, M. M., & Afshar, M.	Leveraging A Medical Knowledge Graph into Large Language Models for Diagnosis Prediction	2023
2	Jin, M., Yu, Q., Shu, D., Zhang, C., Fan, L., Hua, W., Zhu, S., Meng, Y., Wang, Z., Du, M., & Zhang, Y.	Health-LLM: Personalized Retrieval-Augmented Disease Prediction System	2024
3	Feng, Y., Zhou, L., Zheng, Y., He, R., Ma, C., & Li, Y.	Knowledge Graph-based Thought: a knowledge graph enhanced LLMs framework for pan-cancer question answering	2024
4	Soman, K., Rose, P. W., Morris, J. H., Akbas, R. E., Smith, B., Peetoom, B., Villouta-Reyes, C., Cerono, G., Shi, Y., Rizk-Jackson, A., Israni, S., Nelson, C. A., Huang, S., & Baranzini, S. E.	Biomedical Knowledge Graph-Optimized Prompt Generation for Large Language Models	2023
5	Abbasian, M., Azimi, I., Rahmani, A. M., & Jain, R.	Conversational Health Agents (CHA) : A Personalized LLM-Powered Agent Framework	2024



**KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN
TEKNOLOGI**
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI
Jalan Alumni No. 3 Gedung C, Kampus USU Padang Bulan, Medan 20155
Telepon/Fax: 061-8210077 | Email: tek.informasi@usu.ac.id | Laman: <http://it.usu.ac.id>

	6	Mbangula Amugongo, L., Mascheroni, P., Brooks, S., Doering, S., & Seidel, J.	Retrieval Augmented Generation for Large Language Models in healthcare: A Systematic Review	2024
	7	Ren, Z., Zhan, Y., Yu, B., Ding, L., & Tao, D.	Healthcare Copilot: Eliciting the Power of General LLMs for Medical Consultation	2024
	8	Varitimiadis, S., Kotis, K., Pittou, D., & Konstantakis, G.	Graph-Based Conversational AI: Towards a Distributed and Collaborative Multi-Chatbot Approach for Museums	2021
	9	Chen, S., Wu, M., Zhu, K. Q., Lan, K., Zhang, Z., & Cui, L.	LLM-empowered Chatbots for Psychiatrist and Patient Simulation: Application and Evaluation	2023
	10	Kresevic, S., Giuffrè, M., Ajcevic, M., Accardo, A., Crocè, L. S., & Shung, D. L.	Optimization of Hepatological clinical guidelines interpretation by large language models: a retrieval augmented generation-based framework	2024
	11	Huang, H., Zheng, O., Wang, D., Yin, J., Wang, Z., Ding, S., Yin, H., Xu, C., Yang, R., Zheng, Q., & Shi, B.	ChatGPT for shaping the future of dentistry: the potential of multi-modal large language model	2023
	12	Ge, J., Sun, S., Owens, J., Galvez, V., Gologorskaya, O., Lai, J. C., Pletcher, M. J., & Lai, K.	Development of a Liver Disease-Specific Large Language Model Chat Interface using Retrieval Augmented Generation	2023
	13	Delile, J., Mukherjee, S., van Pamel, A., & Zhukov, L.	Graph-Based Retriever Captures the Long Tail of Biomedical Knowledge	2024
	14	Bhayana, R.	Chatbots and Large Language Models in Radiology: A Practical Primer for Clinical and Research Applications	2024
	15	Yao, L., Peng, J., Mao, C., & Luo, Y	Exploring Large Language Models for Knowledge Graph Completion	2023



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN
TEKNOLOGI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI

Jalan Alumni No. 3 Gedung C, Kampus USU Padang Bulan, Medan 20155
Telepon/Fax: 061-8210077 | Email: tek.informasi@usu.ac.id | Laman: http://it.usu.ac.id

Keterangan Pembeda :

- a) Metode Pengambilan atau Pemerolehan Informasi

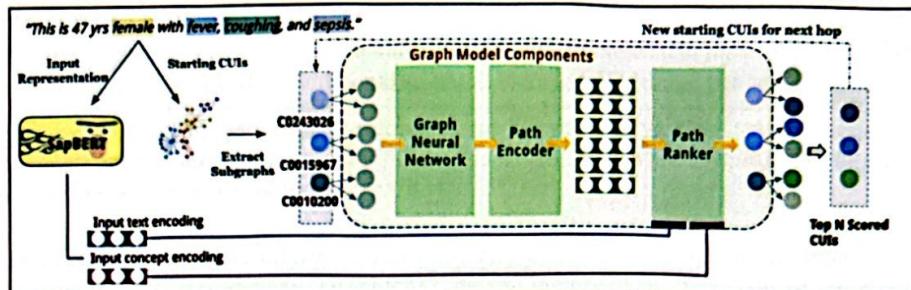


Figure 1 : Figure 3 (Gao dkk., 2023)

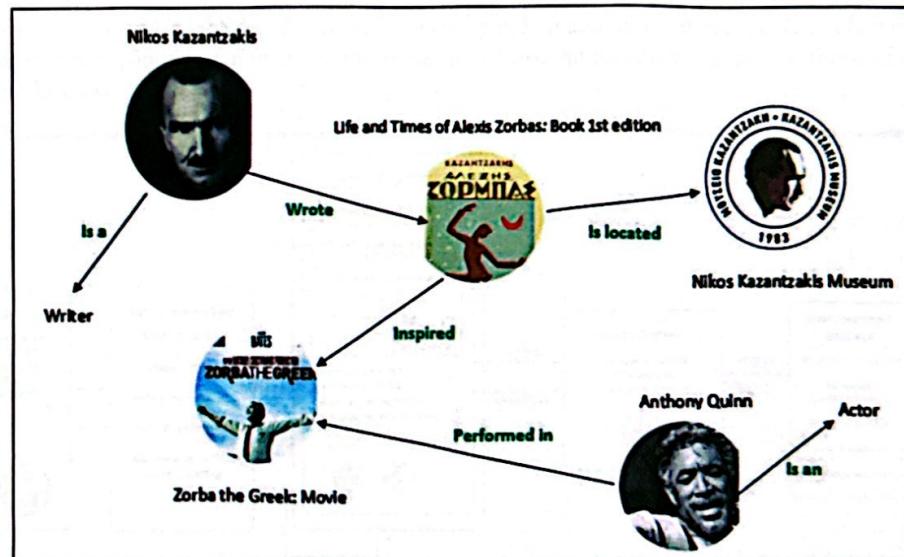


Figure 2 : Figure 1 (Varitimiadis dkk., 2021)

Terlihat pada figure 1, dari penelitian (Gao dkk., 2023) bahwa perolehan informasi untuk diagnosa masih terbilang menggunakan vector meskipun sudah menggunakan *graph*. Hal ini menyebabkan perolehan informasi hanya akan mengembalikan sesuai dengan apa yang ada pada *query* dan akan mempengaruhi kemampuan LLM sebagai *Personal Assistant*. Sedangkan pada penilitian penulis, akan digunakan *GraphRAG* dimana perolehan informasi akan didasarkan pada ‘pemahaman’ model pada *query* sehingga dapat mengembalikan informasi yang lebih luas baik berkaitan maupun tidak dengan *query* (tidak terpaku pada *query*), seperti gambaran pada figure 2 dari penelitian (Varitimiadis dkk., 2021). Dengan begitu nantinya sumber data akan dapat ditingkatkan oleh model LLM sendiri

- b) Dataset

Penulis akan menggunakan dataset yang lebih luas dan akan menggunakan *hybrid* dataset jika memungkinkan dan terbukti menghasilkan informasi yang lebih relevan. Ada



**KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN
TEKNOLOGI**
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI

Jalan Alumni No. 3 Gedung C, Kampus USU Padang Bulan, Medan 20155
Telepon/Fax: 061-8210077 | Email: tek.informasi@usu.ac.id | Laman: http://it.usu.ac.id

	<p>beberapa hal yang perlu diuji lebih lanjut mengenai efektifitas metode yang digunakan pada dataset yang berbeda, melalui <i>training</i> untuk model yang dipilih.</p> <p>c) Peningkatan Multi-modal Penulis juga akan mencoba meningkatkan kemampuan pengenalan <i>input</i> gambar melalui <i>pre-trained</i> model LLM yang digunakan untuk membentuk sumber pengetahuan.</p>
Rumusan Masalah	<ul style="list-style-type: none">Potensi pengoptimalan penyediaan informasi medis yang tervalidasi serta kemampuan multimodal melalui integrasi <i>Large Language Models</i> (LLM) dengan <i>Graph-Based Retrieval Augmented Generation</i> (GraphRAG).Pengaruh terhadap validasi informasi, relevansi respons, dan kemampuan multimodal dari LLM yang terintegrasi dengan GraphRAG dalam memberikan personalisasi kesehatan pengguna.Analisa penerapan GraphRAG dalam mengurangi penggunaan token, meningkatkan efisiensi biaya, dan memoptimalkan multimodal untuk menghasilkan respon yang lebih informatif di bidang kesehatan.
Metodologi	<p>The diagram illustrates the proposed architecture. It starts with 'Data Sources' (Biomedical Corpus, Unstructured Data like PubMed, MIMIC, BioASQ, PDF, External API) which feed into the 'LLM Graph Builder'. This builder performs 'Graph Extraction', 'Graph Storage', 'Community Detection', and 'Community Generation', resulting in 'Extracted Nodes & Edges'. These are then used by the 'Model Generation' module. The 'Model Generation' module contains an 'Enhanced Model' (which includes 'Retrieval Augmented Generation BASED In Graph', 'Related Entities from Nodes', 'Fine-Tuning Model', 'Embedding Model', 'Reasoning Formulation', 'Track and Provide Citation', and 'Graph of Thought Evaluations'), a 'Knowledge Graph' (using Neo4j Aura), and a 'LLM Orchestrator' (which includes 'Response Generator', 'Task Executor', and 'Multimodal Support'). The 'LLM Orchestrator' interacts with the 'Knowledge Graph' and provides 'Information' to the 'End User App / Use Case' (Health Recommendation, Multimodal Question-Answering, Source Transparency, Health Consultation, Personalization Assistant). There is also a feedback loop labeled 'Update New Knowledge' from the 'End User App / Use Case' back to the 'Knowledge Graph'.</p>

Figure 3: Overview Proposed Architecture

1. *Data Sources* : Korpus biomedis dan data tidak terstruktur dari sumber-sumber seperti PubMed, MIMIC, NCBI, etc. akan digunakan sebagai sumber data.
2. *LLM Graph Builder*: Mengekstrak informasi dari sumber data untuk membangun struktur graf, termasuk deteksi komunitas dan pembangunan konteks.
3. *Knowledge Graph*: Menyimpan informasi yang diekstrak dalam basis data Neo4j Aura, yang merepresentasikan pengetahuan biomedis dalam bentuk grafik.
4. *Model Generation*:
 - *Enhanced Model*: Menggabungkan Retrieval Augmented Generation (RAG) menggunakan struktur graf serta teknik guna meningkatkan pengetahuan dasar



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN
TEKNOLOGI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI

Jalan Alumni No. 3 Gedung C, Kampus USU Padang Bulan, Medan 20155
Telepon/Fax: 061-8210077 | Email: tek.informasi@usu.ac.id | Laman: <http://it.usu.ac.id>

	<p>model. <i>Fine-tuning</i>: Menyesuaikan model dengan tugas-tugas biomedis, termasuk penyematan, penalaran, dan pelacakan kutipan.</p> <ul style="list-style-type: none">- <i>RAG in Graph</i> : menggunakan RAG ke dalam graph guna meningkatkan kemampuan LLM dalam memperoleh maupun menambahkan informasi dari/ke graf <ol style="list-style-type: none">5. <i>LLM Orchestrator</i>: Mengelola pemrosesan kueri, pembuatan respons, dan dukungan multimodal.6. <i>End User App / UseCase</i> : disiapkan untuk berbagai kasus penggunaan seperti rekomendasi kesehatan, tanya-jawab multimodal, dan bantuan yang dipersonalisasi. <p>Arsitektur ini akan mencoba menyelesaikan prioritas dalam penyediaan informasi yang andal dan dukungan multimodal dengan menggabungkan pengambilan pengetahuan berbasis graf dengan kemampuan model bahasa tingkat lanjut.</p>
Referensi	<p>Abbasian, M., Azimi, I., Rahmani, A. M., & Jain, R. (2023). Conversational Health Agents: A Personalized LLM-Powered Agent Framework. http://arxiv.org/abs/2310.02374</p> <p>Bhayana, R. (2024). Chatbots and Large Language Models in Radiology: A Practical Primer for Clinical and Research Applications. <i>Radiology</i>, 310(1), e232756. https://doi.org/10.1148/radiol.232756</p> <p>Chen, S., Wu, M., Zhu, K. Q., Lan, K., Zhang, Z., & Cui, L. (2023). LLM-empowered Chatbots for Psychiatrist and Patient Simulation: Application and Evaluation.</p> <p>Delile, J., Mukherjee, S., van Pamel, A., & Zhukov, L. (2024). Graph-Based Retriever Captures the Long Tail of Biomedical Knowledge. http://arxiv.org/abs/2402.12352</p> <p>Feng, Y., Zhou, L., Zheng, Y., He, R., Ma, C., & Li, Y. (2024). Knowledge Graph-based Thought: a knowledge graph enhanced LLMs framework for pan-cancer question answering. <i>BioRxiv</i>, 2024.04.17.589873. https://doi.org/10.1101/2024.04.17.589873</p> <p>Gao, Y., Li, R., Caskey, J., Dligach, D., Miller, T., Churpek, M. M., & Afshar, M. (2023). Leveraging A Medical Knowledge Graph into Large Language Models for Diagnosis Prediction. http://arxiv.org/abs/2308.14321</p> <p>Huang, H., Zheng, O., Wang, D., Yin, J., Wang, Z., Ding, S., Yin, H., Xu, C., Yang, R., Zheng, Q., & Shi, B. (2023). ChatGPT for shaping the future of dentistry: the potential of multi-modal large language model. <i>International Journal of Oral Science</i>, 15(1), 29. https://doi.org/10.1038/s41368-023-00239-y</p> <p>Jin, M., Yu, Q., Shu, D., Zhang, C., Fan, L., Hua, W., Zhu, S., Meng, Y., Wang, Z., Du, M., & Zhang, Y. (2024). Health-LLM: Personalized Retrieval-Augmented Disease Prediction System. https://arxiv.org/abs/2402.00746</p> <p>Kresevic, S., Giuffrè, M., Ajcevic, M., Accardo, A., Crocè, L. S., & Shung, D. L. (2024). Optimization of Hepatological Clinical Guidelines Interpretation by Large Language Models: a Retrieval Augmented Generation-Based Framework. <i>Npj Digital Medicine</i>, 7(1). https://doi.org/10.1038/s41746-024-01091-y</p> <p>Mbangula Amugongo, L., Mascheroni, P., Brooks, S., Doering, S., & Seidel, J. (2024). Retrieval Augmented Generation for Large Language Models in healthcare: A Systematic Review. https://doi.org/10.20944/preprints202407.0876.v1</p> <p>Ren, Z., Zhan, Y., Yu, B., Ding, L., & Tao, D. (2024a). Healthcare Copilot: Eliciting the Power of General LLMs for Medical Consultation. http://arxiv.org/abs/2402.13408</p> <p>Ren, Z., Zhan, Y., Yu, B., Ding, L., & Tao, D. (2024b). Healthcare Copilot: Eliciting the Power of General LLMs for Medical Consultation. http://arxiv.org/abs/2402.13408</p> <p>Soman, K., Rose, P. W., Morris, J. H., Akbas, R. E., Smith, B., Peetoom, B., Villouta-Reyes, C., Cerono, G., Shi, Y., Rizk-Jackson, A., Israni, S., Nelson, C. A., Huang, S., & Baranzini, S. E. (2023). Biomedical knowledge graph-optimized prompt generation for large language models. . http://arxiv.org/abs/2311.17330</p>



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN
TEKNOLOGI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI

Jalan Alumni No. 3 Gedung C, Kampus USU Padang Bulan, Medan 20155
Telepon/Fax: 061-8210077 | Email: tek.informasi@usu.ac.id | Laman: <http://it.usu.ac.id>

Sun, X., Ma, R., Zhao, X., Li, Z., Lindqvist, J., Ali, A. el, & Bosch, J. A. (2024). Trusting the Search: Unraveling Human Trust in Health Information from Google and ChatGPT. http://arxiv.org/abs/2403.09987
Varitimidis, S., Kotis, K., Pittou, D., & Konstantakis, G. (2021). Graph-Based Conversational AI: Towards a Distributed and Collaborative Multi-Chatbot Approach for Museums. <i>Applied Sciences</i> , 11(19), 9160. https://doi.org/10.3390/app11199160
Yao, L., Peng, J., Mao, C., & Luo, Y. (2023). Exploring Large Language Models for Knowledge Graph Completion. http://arxiv.org/abs/2308.13916
Jin, Q., Yang, Y., Chen, Q., & Lu, Z. (2023). <i>GeneGPT: Augmenting Large Language Models with Domain Tools for Improved Access to Biomedical Information.</i> https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btae075
Sahoo, P., Singh, A. K., Saha, S., Chadha, A., & Mondal, S. (2024). Enhancing Adverse Drug Event Detection with Multimodal Dataset: Corpus Creation and Model Development.

Medan, 23 Agustus 2024.
Mahasiswa yang mengajukan,

(Muhammad Hatta Abdillah)
NIM. 211402110