



## ***Passage Retrieval* untuk *Question Answering* Bahasa Indonesia Menggunakan BERT dan FAISS**

Teguh Ikhlas Ramadhan<sup>1\*</sup>, Agus Supriatman<sup>2</sup>, Taufik Rahmat Kurniawan<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup> Universitas Perjuangan Tasikmalaya, Indonesia

<sup>3</sup> Universitas Muhammadiyah Bandung, Indonesia

\*email: teguhikhlas@unper.ac.id

---

### **Info Artikel**

Dikirim: 25 Oktober 2024

Diterima: 25 November 2024

Diterbitkan: 30 November 2024

### ***Kata kunci:***

*Passage Retrieval;*

*BERT embedding;*

*Question Answering.*

---

### **ABSTRAK**

Penelitian ini mengembangkan model *passage retrieval* untuk aplikasi *Question Answering* (QA) berbahasa Indonesia dalam domain spesifik, menggunakan teknik BERT embedding dan Faiss index. Model bertujuan meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam menemukan jawaban atas pertanyaan pengguna, dengan fokus pada korpus teks yang berkaitan dengan Universitas Perjuangan Tasikmalaya. Evaluasi dilakukan terhadap 80 pertanyaan, mencakup berbagai aspek informasi dalam korpus. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mencapai akurasi sebesar 65% dengan waktu eksekusi rata-rata 0,23 detik per pertanyaan dan total 18,8 detik untuk semua pertanyaan. Meskipun demikian, setelah dilakukan fine-tuning pada beberapa parameter, seperti parafrase pertanyaan dan panjang maksimal karakter dalam *passage*, akurasi meningkat menjadi 72,5%. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi terhadap pengembangan teknologi QA berbahasa Indonesia, khususnya dalam pengolahan *Passage Retrieval*, serta menjadi dasar untuk penelitian lanjutan yang dapat meningkatkan efektivitas dan akurasi sistem QA dalam domain spesifik. *Index Terms*—*Passage Retrieval, Question Answering, BERT Embedding*

---

## **1. PENDAHULUAN**

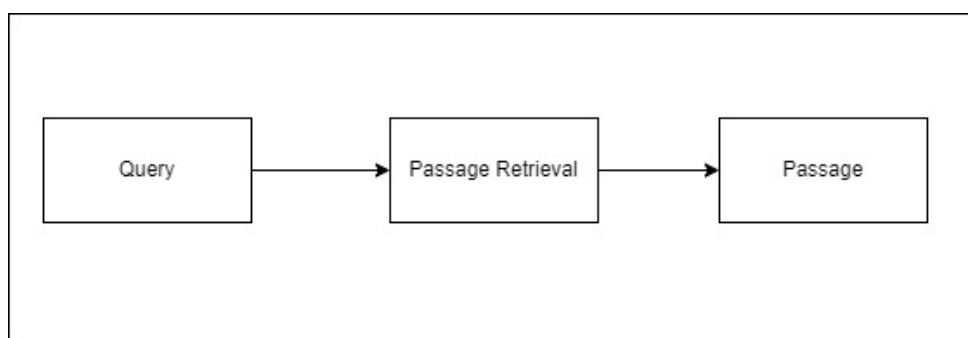
Aplikasi *Question Answering* (QA) telah berkembang pesat dalam beberapa tahun terakhir, seiring dengan meningkatnya kebutuhan akan akses informasi yang cepat dan akurat. Teknologi ini memanfaatkan kemajuan dalam pemrosesan bahasa alami (NLP) untuk memberikan jawaban atas pertanyaan pengguna berdasarkan teks yang tersedia. Namun, kebanyakan aplikasi QA saat ini dirancang untuk beroperasi dalam domain umum, yang tidak selalu memenuhi kebutuhan spesifik pengguna dalam berbagai bidang seperti kedokteran, hukum, atau pendidikan [1]. Untuk domain-domain khusus, diperlukan aplikasi QA yang mampu memahami konteks spesifik dan terminologi teknis, sehingga dapat memberikan jawaban yang lebih relevan dan tepat. Penelitian sebelumnya telah mencoba membangun aplikasi QA berbahasa Indonesia pada domain spesifik di bidang pendidikan [2]. Namun, terdapat beberapa tantangan, terutama terkait dengan kinerja yang masih kurang cepat dan efisien, khususnya dalam memproses data dengan volume yang besar dan kompleks [3]. Salah satu solusi yang untuk mempercepat kinerja aplikasi QA dalam domain spesifik adalah implementasi teknik *Passage Retrieval* [4]. Metode ini memungkinkan sistem untuk secara efektif menemukan bagian teks yang paling relevan dari kumpulan data besar sebelum melakukan pemrosesan lebih lanjut, sehingga dapat mengurangi waktu pencarian jawaban dan meningkatkan efisiensi secara keseluruhan. Berbagai penelitian dalam bahasa Indonesia telah memanfaatkan *Passage Retrieval* sebagai bagian dari pengembangan model *Question Answering*. Sebagai contoh, penelitian oleh Kusumaningrum [5] menggunakan *word2vec* untuk *embedding* dan

model LSTM dalam membangun *passage* serta meng- hasilkan jawaban. Namun, penelitian tersebut masih terbatas pada dataset yang kecil dan merekomendasikan penggunaan BERT, yang menjadi salah satu fokus dalam penelitian ini. Penelitian lain oleh Dai Lu [6] memanfaatkan *Passage Retrieval* untuk meningkatkan performa sistem *question an- swering* menggunakan metode *dense retrieval*. Sementara itu, penelitian yang dilakukan oleh Dongze Hao [7] menerapkan metode *dense Passage Retrieval (DPR)*, menghasilkan akurasi model sebesar 62,83.

Berdasarkan kajian penelitian terdahulu, penulis memilih menggunakan metode FAISS [8], sebuah *library* yang relatif baru namun mampu memberikan hasil yang cepat dan akurat. Hingga saat penelitian ini dilakukan, implementasi FAISS untuk bahasa Indonesia belum ditemukan, sehingga diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi *Question Answering* berbasis bahasa Indonesia.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Input dan Output



Gambar 1. Input dan output

Pada Gambar 1 ditunjukkan alur proses input dan out- put yang digunakan dalam penelitian ini. Tahapan utama yang diperhatikan adalah proses *Passage Retrieval*, di mana input yang diberikan berupa *query*, sementara output yang dihasilkan berupa *passage* atau penggalan teks, baik berupa kalimat maupun paragraf, yang memiliki relevansi tinggi ter- hadap *query* tersebut. Tahapan ini memiliki peran penting karena menentukan kualitas informasi yang akan disajikan sebagai jawaban.

Dalam konteks penelitian ini, dengan mempertimbangkan penerapannya untuk pengembangan aplikasi *Question Answering* [9], *query* yang digunakan akan dikonversi ke dalam bentuk pertanyaan. Proses ini bertujuan untuk mempermudah identifikasi *passage* yang relevan. Sebagai hasil dari proses ini, output berupa *passage* yang dihasilkan harus memiliki keterkaitan erat dengan pertanyaan yang diajukan, baik dalam hal konteks maupun isi informasi

Sebagai ilustrasi, hasil *Passage Retrieval* ini ditampilkan pada Tabel I yang memuat contoh pertanyaan dan *passage* relevan yang berhasil diidentifikasi. Proses ini menjadi bagian penting dalam pipeline penelitian, mengingat akurasi dan relevansi dari *passage* yang dihasilkan akan sangat memen- garuhi performa keseluruhan sistem *Question Answering* yang dikembangkan. Dengan demikian, pendekatan ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan kualitas informasi dalam menjawab pertanyaan secara otomatis

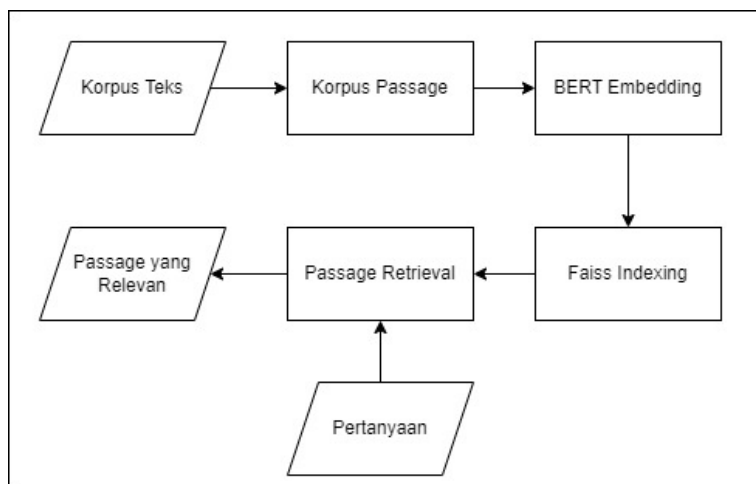
Tabel 1. Contoh Input dan Output

No	Query (Pertanyaan)	Output (Passage yang Mengandung Jawaban)
1	Apa ibu kota Indonesia?	”Jakarta adalah ibu kota Indonesia dan pusat pemerintahan serta ekonomi negara.”
2	Siapa penulis novel ”Laskar Pelangi”?	”Novel ’Laskar Pelangi’ ditulis oleh Andrea Hirata, yang menceritakan kehidupan anak-anak di Belitung.”

No	Query (Pertanyaan)	Output (Passage yang Mengandung Jawaban)
3	Kapan Indonesia merdeka?	"Indonesia memproklamasikan kemerdekaannya pada tanggal 17 Agustus 1945, yang dipimpin oleh Soekarno dan Mohammad Hatta."
4	Apa penyebab utama perubahan iklim	"Perubahan iklim terutama disebabkan oleh emisi gas rumah kaca dari aktivitas manusia, seperti pembakaran bahan bakar fosil dan deforestasi"
5	Siapa presiden pertama Amerika Serikat?	"George Washington adalah presiden utama Amerika Serikat, menjabat dari tahun 1789 hingga 1797".

## 2.2 Diagram Alur

Secara garis besar, penelitian ini mencakup pengembangan model *Passage Retrieval* dengan alur yang dijelaskan pada Gambar 2. Korpus teks berbahasa Indonesia akan dipersiapkan dan dipecah menjadi sejumlah *passage* kecil dengan bantuan *spacy* [10]. Setiap *passage* tersebut kemudian akan diekstraksikan menjadi vektor representasi menggunakan BERT embedding untuk bahasa Indonesia, sebagaimana dijelaskan oleh Wi-jayanti et al. (2021) [11]. Proses *retrieval* akan dioptimalkan dengan menggunakan Faiss index [12] sebagai pustaka untuk pengindeksan dan pencarian. Setelah semua *passage* terindeks.



Gambar 2. Proses *Passage Retrieval*

pertanyaan diajukan dan model akan mencari *passage* yang paling relevan, yaitu yang berisi jawaban terhadap pertanyaan tersebut.

## 2.3 Korpus

Teks Korpus teks yang digunakan dalam penelitian ini merupakan kumpulan informasi terkait Universitas Perjuangan Tasikmalaya, mencakup berbagai aspek mulai dari informasi umum hingga kegiatan mahasiswa. Korpus ini berisi 5.560 kata dan akan menjadi basis data untuk menjawab pertanyaan yang diajukan, dengan jawaban yang diharapkan terdapat dalam salah satu paragraf korpus. Korpus yang sama telah digunakan pada penelitian sebelumnya [2] sebagai acuan pengembangan aplikasi *Question Answering* dan kini dimanfaatkan kembali dalam konteks tugas *Passage Retrieval* [13]. Berikut disajikan contoh potongan teks yang diambil dari korpus yang digunakan.

“...Visi dari Yayasan Siliwangi adalah Profesional, Proposional dan berkualitas dalam mengembangkan ilmu pengetahuan, teknologi dan seni serta aktivitas usaha yang berkarakter kejuangan dan Misi nya adalah Meningkatkan Kualitas Pendidikan diSemua unit pendidikan, Menyiapkan generasi yang bertaqwa kepada Tuhan yang Maha Esa, cerdas, mandiri, berdisiplin dan bermartabat, menjaga kelangngan generasi yang menjunjung tinggi kearifan lokal,...”

## 2.4 Pertanyaan

Pada penelitian ini, disiapkan sejumlah pertanyaan yang jawabannya telah dipastikan terdapat dalam korpus teks yang telah dikumpulkan sebelumnya. Sebanyak 80 pertanyaan telah dirancang, sebagaimana ditunjukkan dalam contoh di Tabel 2, dan akan digunakan sebagai input setelah seluruh proses pengindeksan dengan Faiss selesai. Setelah pengindeksan, sistem akan melakukan *retrieval* untuk mengambil *passage* yang paling relevan sebagai jawaban dari pertanyaan yang diajukan. Pertanyaan-pertanyaan ini dirancang agar mencakup berbagai aspek yang terdapat dalam korpus, sehingga mendukung evaluasi kinerja model *Passage Retrieval*.

Tabel 2. Contoh enam pertanyaan

No	Pertanyaan
1	Dimanakah letak kampus Universitas Perjuangan?
2	Kapan berdirinya Universitas Perjuangan?
3	Berapakah kode Universitas Perjuangan pada laman LLDIKTI?
4	Sebutkan website resmi dari Universitas Perjuangan
5	Universitas Perjuangan berdiri berdasarkan surat apa?
6	Apa email resmi dari Universitas Perjuangan?

### 2.5 Proses Evaluasi

Proses evaluasi bertujuan untuk mengukur kinerja model *Passage Retrieval* yang telah dikembangkan. Evaluasi dilakukan secara manual dengan memeriksa satu per satu *passage* yang dihasilkan untuk setiap pertanyaan. Dari hasil pemeriksaan ini, dihitung jumlah pertanyaan yang berhasil menghasilkan jawaban relevan dan jumlah pertanyaan yang menghasilkan *passage* tidak relevan atau yang tidak mengandung jawaban. Akurasi dihitung dengan rumus  $\frac{\text{jumlah passage relevan}}{\text{jumlah semua passage}} * 100$ , dimana akurasi 100% dicapai jika semua pertanyaan dapat menghasilkan *passage* yang relevan. Pendekatan ini penting untuk memastikan efektivitas system dalam memberikan informasi yang dibutuhkan [14].

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Percobaan Pertama

Hasil evaluasi model *Passage Retrieval* ini dianalisis dari dua aspek utama: waktu eksekusi dan akurasi. Kedua aspek ini menjadi tantangan dalam penelitian sebelumnya. Model yang dikembangkan menggunakan Python di Google Colab dengan kondisi internet stabil menunjukkan waktu eksekusi rata-rata 0,23 detik per pertanyaan, yang dianggap baik karena berada di bawah satu detik. Total waktu eksekusi untuk 80 pertanyaan adalah 18,8 detik [15].

Model ini mencapai akurasi 65%, dengan 52 dari 80 pertanyaan berhasil menghasilkan *passage* relevan. Meskipun hasil awal ini menunjukkan potensi model, akurasi masih kurang memadai, karena lebih dari setengah pertanyaan tidak menemukan *passage* yang sesuai. Rangkuman hasil dapat dilihat pada Tabel 3 [16]

Tabel 3. Rekap Hasil Model

No	Item	Hasil
1	Rata-rata waktu eksekusi	0,23 detik
2	Waktu eksekusi keseluruhan	18,8 detik
3	Akurasi	65 %

### 3.2 Fine-tuning Parameter

Hasil model yang didapatkan meskipun sudah cepat dalam menghasilkan *passage*-nya namun target dari penulis setidaknya bisa melewati akurasi 70 % untuk tahap awal ini Maka dari itu penulis mencoba melakukan *fine-tuning* terhadap empat aspek yaitu:

- 1) Parafrase pertanyaan

Proses parafrase pertanyaan dilakukan sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4. Parafrase ini bertujuan untuk menghasilkan pertanyaan dengan variasi kata-kata dan konteks yang berbeda. Dengan demikian, proses ini memberikan peluang bagi model BERT untuk menghasilkan representasi *embedding* yang unik. Variasi dalam *embedding* diharapkan mampu mengidentifikasi *passage* yang lebih beragam dan relevan, sehingga meningkatkan akurasi serta kualitas informasi yang dihasilkan. Selain itu, penggunaan parafrase juga dapat mengurangi potensi bias yang muncul akibat penggunaan pertanyaan dengan pola yang seragam

Tabel 4. Contoh Enam Pertanyaan dan Hasil Parafrase

No	Pertanyaan	Parafrase
1	Dimanakah letak kampus Universitas Perjuangan?	Di mana lokasi kampus Universitas Perjuangan berada ?
2	Kapan berdirinya Universitas Perjuangan?	Kapan Universitas Perjuangan didirikan?
3	Berapakah kode Universitas Perjuangan pada laman LLDIKTI?	Berapa kode Universitas Perjuangan di laman LLDIKTI?
4	Sebutkan website resmi dari Universitas Perjuangan	Sebutkan situs resmi Universitas Perjuangan
5	Universitas Perjuangan berdiri berdasarkan surat apa ?	Berdasarkan dokumen apa Universitas Perjuangan didirikan?
6	Apa email resmi dari Universitas Perjuangan	Apa alamat surel resmi Universitas Perjuangan

## 2) Metode *Similarity* pada text

Library Faiss menyediakan fleksibilitas dalam memilih metode pengukuran similaritas teks, yaitu *Euclidean Distance* atau *Cosine Similarity*. Kedua metode ini sering digunakan untuk mengukur kesamaan antar teks, namun memiliki pendekatan yang berbeda. *Euclidean Distance* menghitung jarak geometris antara dua vektor dalam ruang n-dimensi dan sangat dipengaruhi oleh magnitudo vektor, sehingga lebih sesuai untuk data dengan skala yang seragam. Sebaliknya, *Cosine Similarity* mengukur sudut antara dua vektor dengan fokus pada orientasi atau arah vektor, tanpa memperhatikan panjangnya. Pendekatan ini lebih efektif untuk analisis teks, karena mampu mengabaikan perbedaan panjang dokumen dan lebih sensitif terhadap hubungan semantik [17]. Dengan mengubah parameter metode pengukuran pada Faiss, diharapkan terjadi peningkatan performa model. Secara *default*, Faiss menggunakan *Euclidean Distance* sebagai metrik utama dalam pengukuran similaritas teks

## 3) Maksimal karakter untuk setiap *passage*

Sebelum memasuki proses *embedding* menggunakan BERT, setiap paragraf dalam teks korpus sumber dipecah menjadi *passage* dengan panjang maksimal karakter tertentu. Pemecahan ini bertujuan untuk menghasilkan representasi yang lebih tersegmentasi, sehingga FaissIndex dapat mengidentifikasi *passage* yang paling relevan berdasarkan pertanyaan yang diajukan. Parameter panjang maksimal karakter memengaruhi jumlah dan ukuran *passage* yang dihasilkan. Dengan mengubah batasan ini, panjang setiap *passage* akan bervariasi, menciptakan ruang representasi yang berbeda selama proses *embedding* oleh BERT. Hal ini berpotensi memengaruhi hasil akhir yang diperoleh Faiss dalam proses *indexing* dan pengambilan informasi. Penyesuaian parameter ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi jawaban yang dihasilkan dengan menyesuaikan karakteristik data teks. Secara *default*, Faiss membatasi panjang maksimal *passage* hingga 500 karakter

### 3.3 Hasil setelah Fine-tuning

Hasil penelitian menunjukkan bahwa proses memparafrase pertanyaan tidak memberikan perubahan signifikan terhadap performa model. Model tetap menghasilkan hasil yang sama seperti sebelum dilakukan parafrase. Hal

ini mengindikasikan bahwa BERT memiliki kemampuan yang sangat baik dalam memahami konteks pertanyaan, meskipun kombinasi kata-kata dalam pertanyaan berbeda. Kemampuan ini memperkuat keandalan BERT dalam menangkap semantik dari berbagai struktur Bahasa.

Selanjutnya, pengujian dengan mengganti metode similaritas teks dari *Euclidean Distance* menjadi *Cosine Similarity* juga tidak memberikan peningkatan performa. Bahkan, model cenderung menunjukkan hasil yang lebih buruk dibandingkan dengan metode sebelumnya. Hal ini menunjukkan bahwa *Euclidean Distance*, yang merupakan metrik *default* pada Faiss, lebih sesuai untuk skenario yang digunakan dalam penelitian ini.

Namun, perubahan signifikan terlihat ketika dilakukan penyesuaian terhadap parameter panjang maksimal karakter dalam setiap *passage*. Pada konfigurasi awal, panjang maksimal ditetapkan 500 karakter. Penulis kemudian mencoba mengurangi panjang maksimal menjadi 250 karakter, yang memberikan hasil positif terhadap performa model. Sebagaimana ditunjukkan dalam Tabel 5, akurasi model meningkat menjadi 72,5%, dengan 58 pertanyaan dari total 80 berhasil dijawab. Penyesuaian ini menghasilkan enam pertanyaan tambahan yang dapat menemukan *passage* relevan, terutama pada pertanyaan yang sebelumnya tidak dapat dijawab.

Penambahan relevansi pada pertanyaan-pertanyaan yang gagal dijawab ini menunjukkan potensi signifikan dalam mengoptimalkan performa sistem. Untuk penelitian selanjutnya, pendekatan *hybrid* dapat diterapkan, di mana *passage* dihasilkan dari berbagai batasan maksimal karakter, lalu digabungkan untuk meningkatkan relevansi. Selain itu, optimasi lebih lanjut dapat dilakukan dengan mengeksplorasi metode pembentukan *passage* lainnya, menerapkan teknik *embedding* yang lebih kompleks [18], menggunakan *cross-encoder* untuk pemeringkatan [19], serta meningkatkan efisiensi pencarian Faiss [20]. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap pengembangan sistem *Question Answering* berbasis *Passage Retrieval*

Tabel 5. Rekap Hasil Model Setelah *fine-tuning*

No	Item	Hasil
1	Rata-rata waktu eksekusi	0,23 detik
2	Waktu eksekusi keseluruhan	18,8 detik
3	Akurasi	72,5 %

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model *passage retrieval* berbasis FAISS untuk mendukung sistem *Question Answering* (QA) dalam bahasa Indonesia. Hasil uji coba menunjukkan bahwa meskipun performa awal model cukup baik dari segi kecepatan, tingkat akurasi awal yang mencapai 65% masih menyisakan ruang untuk perbaikan. Setelah dilakukan penyesuaian terhadap beberapa parameter, akurasi meningkat menjadi 72,5%. Salah satu faktor utama yang berkontribusi terhadap peningkatan ini adalah pengurangan panjang maksimal karakter pada setiap *passage* dari 500 menjadi 250 karakter.

Meskipun demikian, hasil ini menunjukkan bahwa proses optimasi lebih lanjut tetap diperlukan. Relevansi *passage* yang dihasilkan pada tahap *retrieval* sangat memengaruhi kualitas jawaban yang dihasilkan oleh model IndoBERT-QA. Jika *passage* yang diperoleh kurang relevan, model cenderung gagal memberikan jawaban yang tepat.

Beberapa strategi yang dapat diterapkan untuk meningkatkan performa sistem, sebagaimana yang diusulkan dalam penelitian ini, mencakup pendekatan *hybrid* dengan mengoptimalkan panjang maksimal karakter pada setiap model yang digunakan. Selain itu, strategi lainnya meliputi penerapan metode alternatif dalam proses pembentukan *passage*, penggunaan teknik *embedding* yang lebih efektif [18], implementasi *cross-encoder* untuk meningkatkan akurasi pemeringkatan [19], serta pengoptimalan pencarian berbasis FAISS [20].

Pendekatan-pendekatan tersebut diharapkan tidak hanya meningkatkan efisiensi proses retrieval, tetapi juga mendukung pengembangan sistem *Question Answering* berbasis bahasa Indonesia yang lebih akurat. Dengan optimalisasi yang lebih baik, relevansi passage yang dihasilkan akan meningkat sehingga kualitas jawaban yang diberikan oleh model menjadi lebih tepat dan sesuai dengan kebutuhan pengguna. Hal ini menunjukkan pentingnya integrasi berbagai teknik mutakhir untuk menciptakan sistem QA yang andal dan berkinerja tinggi

## UCAPAN TERIMA KASIH

Kami ingin menyampaikan rasa terima kasih sebesar-besarnya kepada Nizar Fadilah dan nama Rakhi arwa sheva atas kerja sama yang sangat berharga dalam kontribusinya untuk proses penyusunan jurnal ini.

## REFERENSI

- [1] Y. Zhang *et al.*, “Knowledgeable preference alignment for llms in domain-specific *Question Answering*,” *arXiv Prepr. arXiv2311.06503*, 2023.
- [2] T. I. Ramadhan, A. Supriatman, and T. R. Kurniawan, “Evaluasi dan Implementasi Indobert *Question Answering* (QA) pada Domain Spesifik Menggunakan Mean Reciprocal Rank,” *J. Algoritma.*, vol. 21, no. 1, pp. 180–188, 2024.
- [3] M. A. Arefeen, B. Debnath, and S. Chakradhar, “Leancontext: Cost-efficient domain-specific *Question Answering* using llms,” *Nat. Lang. Process. J.*, vol. 7, p. 100065, 2024.
- [4] G. Izacard and E. Grave, “Leveraging *Passage Retrieval* with generative models for open domain *Question Answering*,” *arXiv Prepr. arXiv2007.01282*, 2020.
- [5] R. Kusumaningrum, A. F. Hanifah, K. Khadijah, S. N. Endah, and P. S. Sasongko, “Long short-term memory for non-factoid answer selection in Indonesian *Question Answering* system for health information,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 14, no. 2, 2023.
- [6] L. Dai, H. Liu, and H. Xiong, “Improve dense *Passage Retrieval* with entailment tuning,” *arXiv Prepr. arXiv2410.15801*, 2024.
- [7] D. Hao, Q. Wang, L. Guo, J. Jiang, and J. Liu, “Self-Bootstrapped Visual-Language Model for Knowledge Selection and *Question Answering*,” in *Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 2024, pp. 1857–1868.
- [8] M. Douze *et al.*, “The faiss library,” *arXiv Prepr. arXiv2401.08281*, 2024.
- [9] P. Lewis *et al.*, “Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive nlp tasks,” *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 33, pp. 9459–9474, 2020.
- [10] P. Qi, Y. Zhang, Y. Zhang, J. Bolton, and C. D. Manning, “Stanza: A Python natural language processing toolkit for many human languages,” *arXiv Prepr. arXiv2003.07082*, 2020.
- [11] R. Wijayanti, M. L. Khodra, and D. H. Widyantoro, “Indonesian abstractive summarization using pre-trained model,” in *2021 3rd East Indonesia Conference on Computer and Information Technology (EIConCIT)*, 2021, pp. 79–84.
- [12] V. Karpukhin *et al.*, “Dense *Passage Retrieval* for open-domain *Question Answering*,” *arXiv Prepr. arXiv2004.04906*, 2020.
- [13] B. Kratzwald and S. Feuerriegel, “Putting question-answering systems into practice: Transfer learning for efficient domain customization,” *ACM Trans. Manag. Inf. Syst.*, vol. 9, no. 4, pp. 1–20, 2019.
- [14] F. Zhu, W. Lei, C. Wang, J. Zheng, S. Poria, and T.-S. Chua, “Retrieving and reading: A comprehensive survey on open-domain *Question Answering*,” *arXiv Prepr. arXiv2101.00774*, 2021.
- [15] R. Lee and I.-Y. Chen, “The time complexity analysis of neural network model configurations,” in *2020 International conference on mathematics and computers in science and engineering (MACISE)*, 2020, pp. 178–183.
- [16] I. Yamada, A. Asai, and H. Hajishirzi, “Efficient *Passage Retrieval* with hashing for open-domain *Question Answering*,” *arXiv Prepr. arXiv2106.00882*, 2021.
- [17] D. Chandrasekaran and V. Mago, “Evolution of semantic similarity—a survey,” *ACM Comput. Surv.*, vol. 54, no. 2, pp. 1–37, 2021.
- [18] W. X. Zhao, J. Liu, R. Ren, and J.-R. Wen, “Dense text retrieval based on pretrained language models:

- A survey,” *ACM Trans. Inf. Syst.*, vol. 42, no. 4, pp. 1–60, 2024.
- [19] Y. Qu *et al.*, “RocketQA: An optimized training approach to dense *Passage Retrieval* for open-domain *Question Answering*,” *arXiv Prepr. arXiv2010.08191*, 2020.
- [20] C. Qin, C. Deng, J. Huang, K. Shu, and M. Bai, “An efficient faiss-based search method for mass spectral library searching,” in *2020 3rd International Conference on Advanced Electronic Materials, Computers and Software Engineering (AEMCSE)*, 2020, pp. 513–518.