Aplikasi Berbasis Web untuk Identifikasi Distribusi Survival Menggunakan Model LLM

Andi Ardiansyah Nasir (222111890, 4SD3)

Dosen Pembimbing: Budi Yuniarto, S.S.T., M.Si

***Ringkasan*— Tuliskan ringkasan dalam Bahasa Indonesia maksimum 160 kata. Dokumen ini adalah template proposal skripsi Program DIV Komputasi Statistik Politeknik Statistika STIS. Dokumen ini disadur dari *IEEE template*. Mahasiswa wajib mengikuti petunjuk yang diberikan dalam panduan ini. Anda dapat menggunakan dokumen ini baik sebagai petunjuk penulisan dan sebagai *template* di mana Anda dapat mengetik teks Anda sendiri.**

***Kata Kunci*— Letakkan maksimal 5 kata kunci Anda di sini, kata kunci dipisahkan dengan koma.**

1. Latar Belakang

Analisis survivalmerupakan salah satu cabang statistik yang berfokus pada pemodelan dan analisis waktu hingga terjadinya suatu peristiwa. Secara umum, analisis survivalmerupakan kumpulan metode analisis longitudinal yang digunakan untuk menganalisis data dengan waktu sebagai variabel hasil. Contohnya adalah analisis waktu hingga kesembuhan pasien dengan penyakit jantung atau waktu hingga kegagalan pada komponen sebuah mesin [1,2]. Metode analisis survivalini umumnyadigunakan pada bidang medis, biologi, pemasaran dan ilmu sosial [3,4,5]*.* Selain itu, analisis *survival* memiliki beberapa nama alternatif atau sinonim karena penggunaannya yang luas di berbagai bidang, seperti *event history analysis* dalam ilmu politik*, reliability theory* dalam bidang teknik*,* atau *duration analysis* dalam ekonomi [2].

Dalam analisis *survival,* metode yang digunakan dikategorikan menjadi tiga kelompok: parametrik, semi-parametrik, dan non-parametrik. Model parametrik memerlukan asumsi mengenai bentuk distribusi dari data tertentu, seperti distribusi eksponensial, distribusi weibull, atau distribusi gamma. Model nonparametrik tidak memerlukan asumsi distribusi, seperti model regresi Cox Proportional Hazard (Cox PH) yang mengasumsikan distribusinya bebas. Sementara model nonparametrik, seperti estimator Kaplan-Meier, bebas dari asumsi distribusi [2,6,7,8].

Salah satu tantangan terbesar dalam analisis survival adalah melakukan identifikasi terkait distribusi data. Identifikasi ini sangat penting untuk memilih model analisis yang tepat, terutama jika bekerja dengan model parametrik. Menurut Prajah dan Emen (2019), terdapat beberapa kesalahan yang sering terjadi dalam melaporkan analisis statistik, salah satunya yang paling sering adalah terkait distribusi data. Oleh karena itu, strategi dalam pemilihan model yang efektif dibutuhkan untuk memastikan analisis yang akurat dan reliabel. Selain itu, data yang sering dihadapi mengandung tantangan seperti censoring atau distribusi kejadian yang tidak simetris. Pemilihan distribusi yang salah dapat mengakibatkan hasil yang bias dalam melakukan estimasi dan dapat mengakibatkan interpretasi yang salah. Oleh karena itu, kita memerlukan pendekatan yang lebih fleksibel dan canggih untuk mengatasi masalah ini [1,9,10].

Perkembangan teknologi Artificial Intelligence (AI), khususnya dalam bidang Natural Language Processing (NLP), telah menghadirkan solusi potensial melalui Large Language Models (LLM).Model-model seperti BERT [11], GPT-4 [12], PaLM [13], dan Llama [14]. Model-model seperti BERT [11], GPT-4 [12], PaLM [13], dan Llama [14] telah menunjukkan kemampuan yang luar biasa dalam memproses dan menganalisis data kompleks. Teknik seperti prompt engineering dan fine-tuning memungkinkan LLM untuk menandingi metode tradisional dalam menyelesaikan berbagai tugas dengan efisiensi tinggi [15].

Salah satu pengembangan dari LLM adalah *Large Multimodal Model* (LMM)*,* yang dapat menangani berbagai tugas secara bersamaan dengan memproses data dari berbagai format, seperti, teks, gambar, video, suara, dll [10,16].Kemampuan ini membuat siapa saja memiliki peluang untuk memanfaatkan LLM dalam domain analisis data yang memiliki kompleksitas yang tinggi, termasuk dalam analisis *survival,* di mana distribusi data yang sulit untuk diidentifikasi atau diinterpretasikan dapat diatasi menggunakan LMM tersebut.

Salah satu model LLM yang memiliki kekuatan yang sangat powerfull adalah GPT-4o mini. GPT-4o mini adalah model yang canggih dalam kategori model kecil dibawah model GPT-4o. Model ini dirancang untuk tugas-tugas yang memerlukan biaya yang relatif kecil dan kecepatan yang tinggi. Model GPT-4o mini bersifat multimodal dimana model ini dapat menerima input berupa teks, gambar, dan menghasilkan output berupa teks. GPT-4o mini memiliki kecerdasan yang lebih tinggi dibandingkan dengan GPT-3.5-turbo. Oleh karena itu, model ini sangat cocok jika kita gunakan untuk melakukan penyesuaian model, sehingga model tersebut nantinya dapat melakukan tugas-tugas yang lebih beragam [17,API]. Dengan kemampuan untuk memahami dan memproses data dalam konteks yang lebih luas, GPT-4o mini dapat digunakan untuk mengatasi masalah identifikasi distribusi data yang seringkali tidak dapat diselesaikan oleh metode tradisional.

Berdasarkan kebutuhan tersebut, dengan menggabungkan metode-metode statistik klasik dan menggunakan kekuatan dari LLM seperti GPT-4o-mini, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model yang dapat mengidentifikasi distribusi data dalam survival analysis dengan lebih akurat menggunakan fine-tuning. Melalui fine-tuning, GPT-4o mini dapat dioptimalkan untuk mengenali atau mengidentifikasi pola dari distribusi *survival analysis* dengan lebih akurat, terutama pada data yang memiliki distribusi yang kompleks seperti *censoring.* Selanjutnya, Model yang nantinya dihasilkan akan diintegrasikan ke dalam sebuah aplikasi berbasis web untuk memudahkan pengguna dalam menganalisis dan menginterpretasikan data survival dengan lebih baik. Pengembangan aplikasi berbasis web ini diharapkan dapat menjadi alat yang inovatif dan praktis bagi peneliti, praktisi, dan akademisi dalam melakukan analisis survival secara lebih efektif dan efisien. Dengan antarmuka yang intuitif serta kemampuan untuk memanfaatkan model LLM, pengguna dapat mengatasi kompleksitas data survival dengan lebih mudah, sehingga mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik dalam berbagai bidang, termasuk kesehatan, teknik, dan ilmu sosial.

1. Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang pada uraian sebelumnya,

dirumuskan tujuan penelitian sebagai berikut:

1. Mengembangkan model LLM untuk mengidentifikasi distribusi data *survival*.
2. Menguji performa model LLM dalam mengenali jenis distribusi data *survival*.
3. Memberikan rekomendasi statistik lanjutan berdasarkan hasil analisis.
4. Membuat aplikasi berbasis web dan mengintegrasikan dengan LLM untuk memberikan rekomendasi statistik lanjutan.
5. Penelitian Terkait

TABEL I

CONTOH KETERANGAN TABEL

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| *No* | *Judul* | *Penulis, Publikasi* | *Tertulis* | *Hasil* |
| 1 | Parametric Distributions for Survival and Reliability Analyses: A Review and Historical Sketch | Taketomi, Yamamoto, Chesneau, dan Emura, Mathematics, 2022 | Tinjauan komprehensif tentang distribusi parametrik yang digunakan dalam analisis survival dan keandalan, termasuk sejarah, properti statistik, dan penerapan pada data nyata | Distribusi parametrik seperti eksponensial, Weibull, lognormal, dan gamma sangat penting dalam memodelkan waktu kejadian. Makalah ini menekankan perlunya pemilihan distribusi yang tepat untuk hasil analisis yang akurat, terutama saat data survival memiliki censoring atau distribusi tidak simetris. Pembahasan juga mencakup distribusi baru untuk memodelkan fenomena yang lebih kompleks. |
| 2. | Review of Language Models for Survival Analysis | Vincent Jeanselme, Nikita Agarwal, Chen Wang, AAAI Conference, 2024 | Ulasan mendalam tentang penggunaan LLM dalam analisis survival, termasuk strategi penerapan seperti fine-tuning, prompting, dan embedding. | LLM menawarkan potensi besar untuk meningkatkan efisiensi analisis data survival. Strategi fine-tuning menghasilkan kinerja superior, tetapi membutuhkan data pelatihan besar. Penggunaan embedding membantu model memahami struktur data yang rumit, sementara prompting memberikan fleksibilitas. Tantangan seperti distribusi yang sangat tidak simetris tetap menjadi perhatian. |
| 3. | From Large Language Models to Large Multimodal Models: A Literature Review | Huang, Yan, Li, dan Peng, Applied Sciences, 2024 | Tinjauan evolusi dari LLM ke LMM, termasuk arsitektur, strategi pelatihan, dan tantangan global. | LMM memperluas kapasitas LLM untuk tugas lintas modal (teks, gambar, audio, video). Strategi fine-tuning, seperti LoRA, meningkatkan efisiensi. Prompt engineering memperkuat kemampuan model dalam tugas kompleks. Namun, tantangan integrasi modal dan sumber daya masih signifikan. |
| 4. | Prompt Engineering or Fine-Tuning? A Case Study on Phishing Detection with Large Language Models | Fouad Trad dan Ali Chehab, Machine Learning & Knowledge Extraction, 2024 | Studi kasus membandingkan keefektifan prompt engineering dan fine-tuning untuk deteksi phishing URL menggunakan LLM. | Penelitian menunjukkan bahwa fine-tuning memberikan hasil yang lebih baik (F1-score hingga 97,29%) dibandingkan dengan prompt engineering. Prompt engineering memungkinkan pengembangan aplikasi yang cepat, tetapi terbatas dalam kinerja. Fine-tuning, meskipun lebih intensif sumber daya, mengungguli pendekatan state-of-the-art dalam deteksi URL phishing, menggarisbawahi pentingnya penyesuaian model untuk tugas spesifik |
| 5. | Do LLMs Play Dice? Exploring Probability Distribution Sampling in Large Language Models for Behavioral Simulatio | Jia Gu, Liang Pang, Huawei Shen, Xueqi Cheng, Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, 2024 | Studi tentang kemampuan LLM dalam memahami dan mensimulasikan distribusi probabilitas, dengan eksperimen pada distribusi yang diketahui dan tidak diketahui. | Hasil menunjukkan bahwa LLM memiliki keterbatasan dalam memahami dan menghasilkan sampel yang sesuai dengan distribusi probabilitas, terutama untuk distribusi yang kompleks. Penggunaan alat bantu seperti kode Python dapat meningkatkan kinerja dalam beberapa kasus, tetapi belum cukup untuk distribusi yang tidak diketahui. Hal ini menyoroti kebutuhan untuk memperbaiki pemahaman distribusi probabilitas oleh LLM untuk simulasi perilaku yang lebih akurat. |
| 6. | Pengembangan Model LLM untuk Identifikasi Distribusi Data Survival |  | Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model berbasis LLM, khususnya GPT-4o mini, untuk mengidentifikasi distribusi data survival. Penelitian menggunakan pendekatan kombinasi prompt engineering dan fine-tuning untuk meningkatkan akurasi model. | Hasil yang diharapkan meliputi model yang mampu mengidentifikasi distribusi data survival dengan akurasi tinggi, mengatasi tantangan censoring dan distribusi yang tidak simetris. Aplikasi berbasis web akan dikembangkan untuk memudahkan pengguna dalam melakukan analisis data survival, serta membandingkan performa model LLM dengan metode statistik tradisional. |

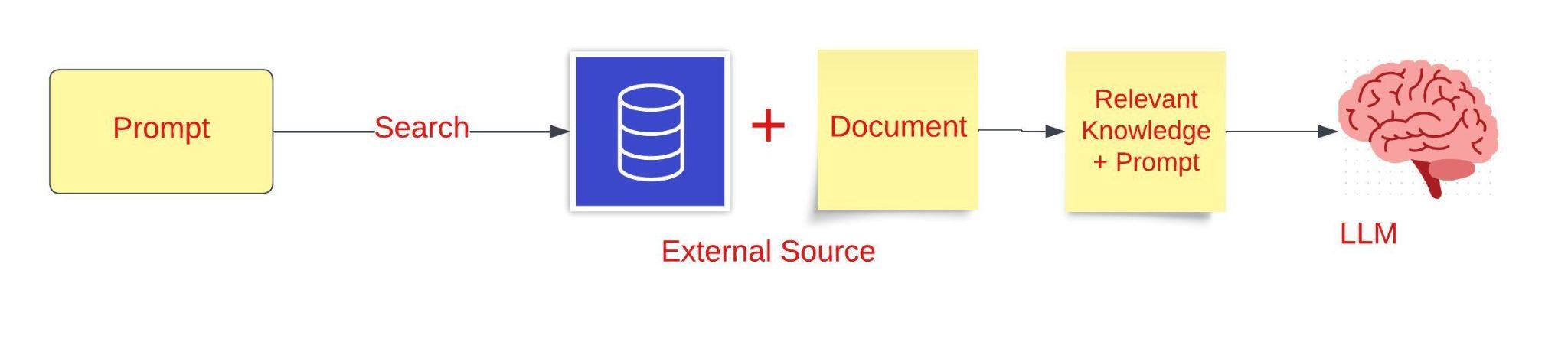
1. Metode Penelitian

Bagian ini berisi uraian metode penelitian secara lebih detail atau langkah-langkah untuk mencapai tujuan penelitian atau menjawab pertanyaan penelitian. Sangat dianjurkan menggunakan grafik, gambar, *flowchart*, atau alat bantu visual lainnya untuk memudahkan.

1. Data dan Sumber Data

Pengumpulan data akan dilakukan dengan menggunakan dua jenis dataset, yaitu data sintetis dan data nyata. Dataset sintetis akan dibuat menggunakan teknik simulasi berbagai macam skenario. Dataset sintetis nantinya akan menghasilkan data survival yang mencakup berbagai macam distribusi parametrik, seperti distribusi eksponensial, weibull, dan gamma. Data sintetis ini nantinya akan kami akan kami buat menggunakan bahasa pemrograman Python. Sementara itu, untuk data nyata akan dikumpulkan dari berbagai macam sumber, seperti data klinis yang ada, atau data mengenai suatu barang hingga rusak. Selain mengumpulkan data, kami juga akan mengumpulkan berbagai macam gambar yang relevan untuk kami gunakan melatih dan menguji model. Data gambar ini kami juga akan menggunakan data sintetis yang kami buat menggunakan bahasa pemrograman python dan mengumpulkan dari google gambar yang relevan untuk distribusi survival.

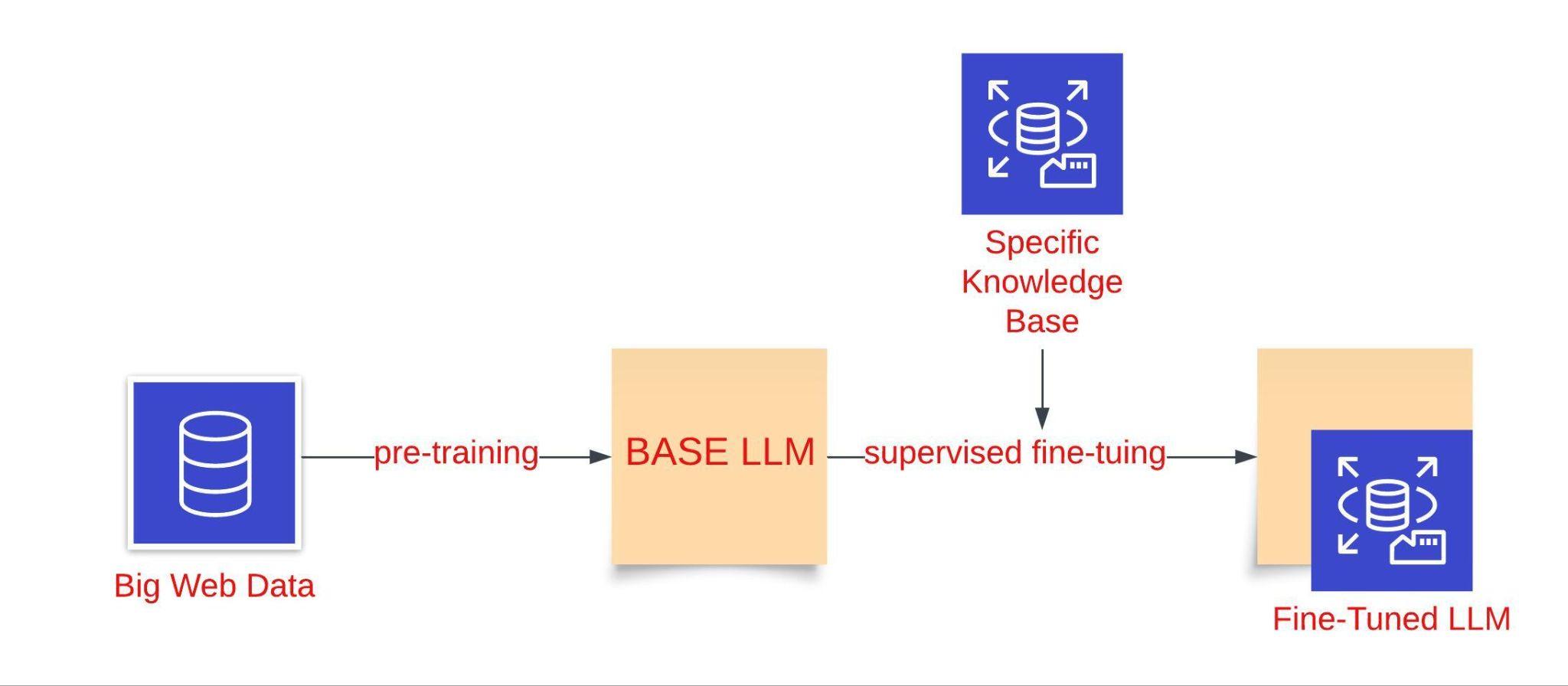
1. Pengembangan Model
2. *Prompt Engineering*

**

Gambar 1. Fine-tuning model

*Prompt engineering* merupakan langkah awal dalam melakukan pengembangan model LLM yang berperan dalam memastikan model memberikan respons sesuai dengan kebutuhan pengguna. *Prompt engineering* melibatkan instruksi khusus agar model dapat mengeluarkan output yang sesuai dengan tugas tertentu tanpa harus mengubah parameter model. Pada tahap ini, kita akan membuat prompt sedemikian rupa agar model dapat secara efektif memahami dan memproses pertanyaan yang terkait dengan distribusi data *survival.* Salah satu teknik *prompt engineering* adalah *few-shot learning.* Teknik ini memanfaatkan kemampuan model untuk menggeneralisasi dari contoh yang sangat sedikit, sehingga membuat model lebih adaptif meskipun hanya menggunakan sejumlah kecil data pelatihan. Dengan menggunak *few-shot learning*  kita dapat membuat model lebih adaptif tanpa memerlukan banyak data pelatihan, dan menghemat sumber daya dan waktu.

1. Fine Tuning



Gambar 2. Fine-tuning model

1. Pengujian Model

Dalam proses prompt engineering dan fine-tuning, kinerja model menjadi sangat penting, terutama karena tujuannya adalah melakukan klasifikasi distribusi data survival. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan beberapa metrik klasifikasi:

1. Akurasi: Akurasi adalah metrik yang paling umum digunakan dan dihitung sebagai rasio prediksi yang benar terhadap keseluruhan observasi. Meskipun metrik ini sangat berguna pada dataset yang seimbang, penggunaannya terbatas dalam kondisi di mana terdapat ketidakseimbangan kelas, karena akurasi dapat memberikan gambaran yang menyesatkan.
2. Presisi: Dikenal juga sebagai positive predictive value, presisi dihitung sebagai rasio antara jumlah prediksi positif yang benar terhadap seluruh prediksi positif. Tingkat presisi yang tinggi penting dalam mengidentifikasi distribusi data, terutama untuk mengurangi kesalahan dalam mengklasifikasikan distribusi tertentu secara keliru.
3. Recall: Juga disebut sensitivity, recall dihitung sebagai rasio antara prediksi positif yang benar dengan semua observasi positif yang sebenarnya. Dalam konteks identifikasi distribusi, recall sangat penting untuk memastikan sebanyak mungkin distribusi yang benar dapat dikenali oleh model, mengurangi potensi terlewatnya distribusi tertentu.
4. F1-score: F1-score adalah rata-rata harmonis dari presisi dan recall. Metrik ini lebih handal dibandingkan akurasi, terutama pada dataset yang tidak seimbang, karena mempertimbangkan baik positif palsu maupun negatif palsu. F1-score cocok untuk situasi di mana presisi dan recall sama-sama penting dalam proses identifikasi distribusi.
5. Area Under the Curve (AUC): Metrik ini mengukur kemampuan model untuk membedakan antara berbagai kelas distribusi dan diringkas dalam bentuk kurva Receiver Operating Characteristic (ROC). AUC memberikan gambaran umum tentang kemampuan model dalam membedakan distribusi yang berbeda.
6. True Positive Rate at a Given False Positive Rate (TPR@FPR): Metrik ini mengukur kemampuan model untuk secara akurat mengidentifikasi distribusi yang benar pada tingkat false positive rate tertentu. Metrik ini sangat bermanfaat dalam konteks identifikasi distribusi, terutama ketika kita perlu menjaga tingkat kesalahan positif palsu tetap rendah.
7. Rancangan Jadwal Penelitian

Tabel 2. merupakan tabel yang menunjukkan rancangan sementara jadwal penelitian. Rancangan jadwal tersebut dapat berubah di kemudian hari.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Kegiatan | 2024 | | | 2025 | | | | | | | | |
| Oktober | November | Desember | Januari | Februari | Maret | April | Mei | Juni | Juli | Agustus |
| Studi literatur |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Penyusunan proposal |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| BAB I |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| BAB II |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| BAB III |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| BAB IV & BAB V |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Makalah Seminar dan Pembuatan Aplikasi |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Seminar skripsi |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Revisi makalah pasca seminar |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Ujian skripsi |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Pengumpulan makalah & buku sidang |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

DAFTAR PUSTAKA

1. Nanami Taketomi, K. Yamamoto, Christophe Chesneau, and Takeshi Emura, “Parametric Distributions for Survival and Reliability Analyses, a Review and Historical Sketch,” Mathematics, vol. 10, no. 20, pp. 3907–3907, Oct. 2022, doi: <https://doi.org/10.3390/math10203907>.
2. F. Emmert-Streib and M. Dehmer, “Introduction to Survival Analysis in Practice,” Machine Learning and Knowledge Extraction, vol. 1, no. 3, pp. 1013–1038, Sep. 2019, doi: https://doi.org/10.3390/make1030058.
3. ‌ C.-Y. Bae, B.-S. Kim, S.-H. Jee, J.-H. Lee, and N.-D. Nguyen, “A Study on Survival Analysis Methods Using Neural Network to Prevent Cancers,” Cancers, vol. 15, no. 19, pp. 4757–4757, Sep. 2023, doi: <https://doi.org/10.3390/cancers15194757>.
4. A. Hazra and N. Gogtay, “Biostatistics Series Module 9: Survival Analysis,” Indian Journal of Dermatology, vol. 62, no. 3, pp. 251–257, May 2017, doi: <https://doi.org/10.4103/ijd.IJD_201_17>.
5. L. Mamudu and C. P. Tsokos, “Parametric and Non-Parametric Analysis of the Survival Times of Patients with Multiple Myeloma Cancer,” Open Journal of Applied Sciences, vol. 10, no. 04, pp. 118–134, 2020, doi: <https://doi.org/10.4236/ojapps.2020.104010>.
6. G. Rodríguez, “Parametric Survival Models 1 Survival Distributions 1.1 Notation,” 2001. Accessed: Nov. 05, 2024. [Online]. Available: <https://grodri.github.io/survival/ParametricSurvival.pdf>.
7. J. Gardiner, “Survival Analysis: Overview of Parametric, Nonparametric and Semiparametric approaches and New Developments,” 2010. Accessed: Nov. 05, 2024. [Online]. Available: <https://support.sas.com/resources/papers/proceedings10/252-2010.pdf>
8. S. K. Praharaj and S. Ameen, “Common errors in reporting of statistical analyses,” Kerala Journal of Psychiatry, vol. 31, no. 1, Apr. 2019, doi: <https://doi.org/10.30834/kjp.31.1.2019.153>.
9. P. Wang, Y. Li, and C. K. Reddy, “Machine Learning for Survival Analysis: A Survey,” arXiv.org, Aug. 15, 2017. <https://arxiv.org/abs/1708.04649>
10. J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding,” arXiv.org, May 24, 2019. [https://arxiv.org/abs/1810.04805#](https://arxiv.org/abs/1810.04805)
11. OpenAI, “GPT-4 Technical Report,” arXiv (Cornell University), Mar. 2023, doi: <https://doi.org/10.48550/arxiv.2303.08774>
12. Aakanksha Chowdhery et al., “PaLM: Scaling Language Modeling with Pathways,” arXiv (Cornell University), Apr. 2022, doi: <https://doi.org/10.48550/arxiv.2204.02311>.
13. H. Touvron et al., “Llama 2: Open Foundation and Fine-Tuned Chat Models,” arXiv.org, Jul. 19, 2023. <https://arxiv.org/abs/2307.09288>
14. S. Jaradat, R. Nayak, A. Paz, H. I. Ashqar, and M. Elhenawy, “Multitask Learning for Crash Analysis: A Fine-Tuned LLM Framework Using Twitter Data,” Smart Cities, vol. 7, no. 5, pp. 2422–2465, Sep. 2024, doi: <https://doi.org/10.3390/smartcities7050095>.
15. D. Zhang et al., “MM-LLMs: Recent Advances in MultiModal Large Language Models,” arXiv (Cornell University), Jan. 2024, doi: <https://doi.org/10.48550/arxiv.2401.13601>.
16. OpenAI, “OpenAI API,” platform.openai.com. <https://platform.openai.com/docs/guides/fine-tuning>
17. F. Trad and A. Chehab, “Prompt Engineering or Fine-Tuning? A Case Study on Phishing Detection with Large Language Models,” Machine learning and knowledge extraction, vol. 6, no. 1, pp. 367–384, Feb. 2024, doi: <https://doi.org/10.3390/make6010018>.
18. “Do LLMs Play Dice? Exploring Probability Distribution Sampling in Large Language Models for Behavioral Simulation,” Arxiv.org, 2023. https://arxiv.org/html/2404.09043v1 (accessed Nov. 05, 2024).