

Implementasi Model DISTILGPT-2 dalam Sistem Tanya Jawab Generatif untuk Layanan Informasi Program Studi di Unsika sebagai Upaya Efisiensi Layanan Informasi

Yuliarman Saragih¹, Dene Herwanto², Ibrahim³

^{1,2,3} Universitas Singaperbangsa Karawang

^{1,2,3} Jl. HS.Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat 41361, Indonesia

¹ yuliarman@staff.unsika.ac.id

² dene.herwanto@staff.unsika.ac.id

³ ibrahim@staff.unsika.ac.id

INFORMASI ARTIKEL

diajukan : 10-09-2025
revisi : 19-12-2025
diterima : 13-12-2025
dipublish : 31-12-2025

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem *question answering* generatif berbasis *Large Language Model* guna meningkatkan efisiensi layanan informasi akademik di Universitas Singaperbangsa Karawang. Metode yang digunakan adalah *experimental development* dengan tahapan pengumpulan dataset domain spesifik UNSIKA, *preprocessing*, *fine-tuning* model DistilGPT-2, evaluasi performa, serta implementasi dalam bentuk prototipe chatbot berbasis web. Dataset yang digunakan terdiri dari 800 pasangan pertanyaan dan jawaban yang merepresentasikan kebutuhan informasi akademik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model memiliki performa yang stabil dengan nilai *training loss* sebesar 1.23, *validation loss* sebesar 1.31, dan *perplexity* sebesar 3.41 yang mengindikasikan kemampuan generasi teks yang baik. Evaluasi kualitatif menunjukkan tingkat relevansi jawaban sebesar 92%, keterbacaan bahasa sebesar 90%, dan ketepatan fakta sebesar 89%. Waktu pelatihan model tercatat ± 1 jam 25 menit dengan total parameter sekitar 82 juta, yang menunjukkan efisiensi komputasi yang baik. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa pendekatan *fine-tuning* model bahasa berbasis domain lokal efektif dalam meningkatkan kualitas layanan informasi akademik. Sistem yang dikembangkan mampu memberikan respons yang relevan, akurat, dan mudah dipahami, sehingga berpotensi menjadi solusi dalam mendukung transformasi digital layanan akademik di perguruan tinggi.

Kata kunci : DistilGPT-2; Question Answering; Natural Language Processing; Chatbot Akademik; Layanan Informasi

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) dalam beberapa tahun terakhir menunjukkan akselerasi yang sangat pesat, khususnya pada bidang *Natural Language Processing* (NLP). NLP memungkinkan komputer untuk memahami, menafsirkan, dan menghasilkan bahasa manusia secara alami. Salah satu terobosan paling signifikan dalam bidang ini adalah munculnya *Large Language Model* (LLM) berbasis arsitektur Transformer yang diperkenalkan oleh *Google Brain* melalui model *Attention is All You Need*. Arsitektur ini memungkinkan pemodelan konteks bahasa secara lebih efektif dibandingkan pendekatan sebelumnya (Vaswani et al., 2017).

Model bahasa generatif seperti GPT telah menunjukkan performa luar biasa dalam berbagai tugas NLP, termasuk *question answering*, *text summarization*, dan *conversational AI*. Penelitian oleh Tom B. Brown et al. (2020) menunjukkan bahwa model GPT-3 mampu melakukan berbagai tugas bahasa tanpa pelatihan khusus (*few-shot learning*), yang menandakan fleksibilitas tinggi dalam memahami konteks bahasa. Kemampuan ini membuka peluang besar dalam pengembangan sistem layanan informasi berbasis AI yang lebih cerdas, adaptif, dan responsif, khususnya dalam sektor pendidikan tinggi yang membutuhkan penyampaian informasi secara cepat dan akurat.

Di sisi lain, perguruan tinggi saat ini menghadapi tantangan signifikan dalam menyediakan layanan informasi akademik yang optimal. Layanan konvensional yang masih mengandalkan interaksi manual antara mahasiswa dan staf administrasi

seringkali tidak mampu memenuhi kebutuhan pengguna secara efisien. Permasalahan seperti keterbatasan jam operasional, tingginya volume pertanyaan pada periode tertentu (misalnya saat pendaftaran mahasiswa baru, pengisian KRS, dan masa wisuda), serta keterbatasan sumber daya manusia menyebabkan terjadinya keterlambatan dalam penyampaian informasi. Kondisi ini berdampak pada menurunnya kualitas layanan serta pengalaman pengguna (*user experience*).

Sebagai solusi atas permasalahan tersebut, pendekatan berbasis LLM dengan teknik *fine-tuning* pada *dataset domain* spesifik menjadi strategi yang menjanjikan. Proses *fine-tuning* memungkinkan model bahasa untuk mempelajari karakteristik dan konteks spesifik suatu domain sehingga mampu menghasilkan respons yang lebih relevan dan akurat. Menurut Hugging Face (Wolf et al., 2020), penggunaan dataset domain spesifik dalam pelatihan model NLP dapat meningkatkan performa model secara signifikan, terutama dalam tugas berbasis pemahaman konteks.

Dalam penelitian ini, model DistilGPT-2 dipilih sebagai dasar pengembangan sistem. DistilGPT-2 merupakan versi ringan dari GPT-2 yang dikembangkan melalui teknik *knowledge distillation* untuk mengurangi kompleksitas model tanpa mengorbankan performa secara signifikan. Penelitian oleh Victor Sanh et al. (2019) menunjukkan bahwa model hasil distilasi mampu mempertahankan sekitar 95% performa model asli dengan ukuran yang jauh lebih kecil dan kebutuhan komputasi yang lebih rendah. Hal ini menjadikan DistilGPT-2 sebagai pilihan yang tepat untuk

implementasi pada lingkungan institusi pendidikan yang memiliki keterbatasan infrastruktur komputasi.

Universitas Singaperbangsa Karawang sebagai salah satu perguruan tinggi negeri yang terus berkembang di Indonesia menghadapi tantangan dalam pengelolaan layanan informasi akademik yang efektif dan efisien. Banyaknya informasi terkait akademik, kemahasiswaan, serta administrasi seringkali tersebar di berbagai sumber, sehingga menyulitkan mahasiswa dalam memperoleh informasi yang cepat dan terintegrasi. Oleh karena itu, diperlukan inovasi berupa sistem layanan informasi berbasis AI yang mampu menjawab pertanyaan pengguna secara otomatis, real-time, dan akurat.

Pengembangan sistem *chatbot* berbasis LLM yang dilatih menggunakan dataset domain UNSIKA diharapkan dapat menjadi solusi yang efektif. Sistem ini tidak hanya mampu meningkatkan efisiensi layanan informasi, tetapi juga mengurangi beban kerja staf administrasi serta meningkatkan kualitas pengalaman pengguna dalam mengakses informasi akademik. Selain itu, implementasi teknologi ini juga sejalan dengan transformasi digital dalam dunia pendidikan tinggi menuju konsep smart campus.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem *question answering* generatif berbasis DistilGPT-2 yang dioptimalkan menggunakan dataset domain spesifik UNSIKA. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam penerapan teknologi AI pada sistem layanan akademik di Indonesia, serta menjadi referensi bagi

pengembangan sistem serupa di institusi pendidikan lainnya.

TEORI

Bagian ini menguraikan teori-teori yang mendasari penelitian, meliputi konsep dasar *Natural Language Processing*, arsitektur transformer, *Large Language Model*, teknik *fine-tuning*, evaluasi model bahasa, serta implementasi *chatbot* dalam sistem layanan informasi.

Natural Language Processing (NLP)

Natural Language Processing (NLP) merupakan cabang dari kecerdasan buatan yang berfokus pada interaksi antara komputer dan bahasa manusia. NLP bertujuan untuk memungkinkan mesin memahami, mengolah, dan menghasilkan bahasa alami secara otomatis. Dalam perkembangannya, NLP telah digunakan dalam berbagai aplikasi seperti *machine translation*, *sentiment analysis*, *text summarization*, dan *question answering system*.

Pendekatan awal NLP banyak menggunakan metode berbasis aturan (*rule-based*) dan statistik. Namun, seiring berkembangnya teknologi deep learning, pendekatan berbasis jaringan saraf menjadi dominan karena mampu menangkap pola kompleks dalam data bahasa (Jurafsky & Martin, 2020). NLP modern saat ini didukung oleh model bahasa besar (*Large Language Model*) yang mampu memahami konteks secara lebih mendalam.

Arsitektur Transformer

Transformer merupakan arsitektur jaringan saraf yang diperkenalkan oleh Vaswani et al. (2017) dan menjadi fondasi

utama dalam pengembangan model bahasa modern. Transformer menggunakan mekanisme *self-attention* yang memungkinkan model untuk memperhatikan hubungan antar kata dalam suatu kalimat secara simultan, tanpa bergantung pada urutan sekuensial seperti pada RNN atau LSTM.

Keunggulan utama transformer adalah kemampuannya dalam memproses data secara paralel serta menangkap konteks jangka panjang dengan lebih efektif. Hal ini menjadikan transformer sangat cocok untuk berbagai tugas NLP yang kompleks, termasuk *text generation* dan *question answering*.

Large Language Model (LLM)

Large Language Model (LLM) adalah model berbasis deep learning yang dilatih menggunakan data teks dalam jumlah besar untuk memahami dan menghasilkan bahasa alami. Salah satu implementasi LLM yang populer adalah GPT yang dikembangkan oleh OpenAI.

Model GPT menggunakan pendekatan *autoregressive language modeling*, dimana model memprediksi kata berikutnya berdasarkan konteks sebelumnya. Penelitian oleh Brown et al. (2020) menunjukkan bahwa model GPT memiliki kemampuan *few-shot learning*, yaitu mampu menyelesaikan berbagai tugas tanpa pelatihan ulang secara spesifik.

LLM telah banyak digunakan dalam sistem conversational AI, termasuk *chatbot* layanan informasi karena kemampuannya menghasilkan respons yang koheren dan kontekstual.

Fine-Tuning dan Domain Adaptation

Fine-tuning merupakan proses penyesuaian model yang telah dilatih sebelumnya (*pre-trained model*) dengan menggunakan dataset spesifik untuk meningkatkan performa pada domain tertentu. Pendekatan ini dikenal sebagai *domain adaptation*, yang bertujuan agar model dapat memahami konteks lokal secara lebih akurat.

Menurut penelitian oleh Hugging Face (Wolf et al., 2020), penggunaan dataset domain spesifik dapat meningkatkan relevansi semantik dan akurasi model secara signifikan. Selain itu, Gururangan et al. (2020) juga menunjukkan bahwa domain-adaptive pretraining mampu meningkatkan performa model dalam berbagai tugas NLP.

Dalam konteks penelitian ini, fine-tuning dilakukan menggunakan dataset question answering berbasis domain UNSIKA sehingga model mampu menghasilkan jawaban yang sesuai dengan kebutuhan informasi akademik.

Model DistilGPT-2 dan Efisiensi Komputasi

DistilGPT-2 merupakan versi ringan dari GPT-2 yang dikembangkan menggunakan teknik *knowledge distillation*. Teknik ini bertujuan untuk mentransfer pengetahuan dari model besar (*teacher model*) ke model yang lebih kecil (*student model*) sehingga menghasilkan model yang lebih efisien tanpa kehilangan performa secara signifikan.

Penelitian oleh Victor Sanh et al. (2019) menunjukkan bahwa model hasil distilasi mampu mempertahankan sebagian besar performa model asli dengan ukuran yang lebih kecil dan waktu komputasi yang

lebih cepat. Hal ini menjadikan DistilGPT-2 sangat cocok untuk implementasi pada lingkungan dengan keterbatasan sumber daya, seperti institusi pendidikan.

Efisiensi ini menjadi faktor penting dalam penelitian karena sistem yang dikembangkan harus dapat diimplementasikan secara realistis tanpa memerlukan infrastruktur komputasi yang tinggi.

METODOLOGI

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan penelitian terapan (applied research) dengan fokus pada pengembangan sistem berbasis kecerdasan buatan untuk layanan informasi akademik. Metode yang digunakan adalah experimental development, yaitu pengembangan sistem secara iteratif yang meliputi pengumpulan data, pemrosesan dataset, pelatihan model, evaluasi, serta implementasi dalam bentuk prototipe chatbot. Pendekatan ini umum digunakan dalam pengembangan sistem machine learning karena memungkinkan optimasi model dilakukan secara bertahap hingga mencapai performa optimal (Goodfellow et al., 2016).

Tahapan Penelitian

Penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan utama yang terintegrasi.

Pertama, pengumpulan data dilakukan dengan metode dokumentasi terhadap sumber resmi Universitas Singaperbangsa Karawang, seperti website institusi, pedoman akademik, dan dokumen

administrasi. Data disusun dalam bentuk pasangan pertanyaan dan jawaban (question-answer pairs) yang merepresentasikan kebutuhan informasi akademik, kemudian disimpan dalam format JSONL. Penggunaan dataset domain spesifik ini mengacu pada penelitian sebelumnya yang menunjukkan peningkatan performa model melalui domain adaptation (Gururangan et al., 2020).

Kedua, dataset yang diperoleh diproses melalui tahap preprocessing yang mencakup pembersihan teks, normalisasi kalimat, standarisasi bahasa akademik, serta validasi informasi berdasarkan sumber resmi. Tahap ini penting untuk memastikan kualitas data karena performa model berbasis transformer sangat dipengaruhi oleh kualitas korpus pelatihan (Vaswani et al., 2017).

Ketiga, pelatihan model dilakukan menggunakan DistilGPT-2 melalui metode fine-tuning. Model ini dipilih karena memiliki efisiensi komputasi yang tinggi dengan performa yang tetap kompetitif dibandingkan model GPT-2 standar (Sanh et al., 2019). Proses pelatihan dilakukan menggunakan framework PyTorch dan pustaka Transformers dari Hugging Face, dengan dukungan komputasi berbasis GPU untuk mempercepat proses pelatihan. Teknik fine-tuning digunakan untuk menyesuaikan model dengan konteks domain akademik sehingga mampu menghasilkan jawaban yang lebih relevan (Wolf et al., 2020).

Keempat, evaluasi model dilakukan melalui pendekatan kuantitatif dan kualitatif. Evaluasi kuantitatif menggunakan metrik training loss, validation loss, dan perplexity untuk mengukur kualitas pembelajaran model. Nilai perplexity yang rendah

menunjukkan kemampuan model dalam menghasilkan teks yang lebih konsisten (Brown et al., 2020). Sementara itu, evaluasi kualitatif dilakukan melalui human evaluation dengan menilai relevansi jawaban, keterbacaan bahasa, dan ketepatan informasi.

Kelima, model yang telah dilatih diimplementasikan dalam bentuk prototipe chatbot berbasis web. Implementasi ini bertujuan untuk menguji performa sistem secara langsung dalam lingkungan nyata, termasuk aspek kecepatan respon, stabilitas sistem, dan pengalaman pengguna.

Perangkat Penelitian

Penelitian ini menggunakan perangkat keras berupa komputer pengembangan dan layanan komputasi berbasis GPU (cloud computing). Adapun perangkat lunak yang digunakan meliputi bahasa pemrograman Python, framework PyTorch, pustaka Transformers dari Hugging Face, serta platform Google Colab untuk pelatihan model dan pengembangan sistem antarmuka berbasis web.

Teknik Analisis Data

Analisis data dilakukan dengan pendekatan deskriptif dan komparatif terhadap performa model machine learning. Analisis mencakup evaluasi konvergensi model selama proses pelatihan, perbandingan nilai metrik evaluasi, serta analisis kualitas hasil generasi teks. Pendekatan ini digunakan untuk menilai efektivitas proses fine-tuning dalam meningkatkan kemampuan model pada domain layanan informasi akademik.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dilaksanakan untuk mengembangkan sistem *question answering* generatif berbasis *Large Language Model* (LLM) guna meningkatkan efisiensi layanan informasi akademik Universitas Singaperbangsa Karawang (UNSIKA). Seluruh tahapan penelitian meliputi pembangunan dataset domain spesifik, pelatihan model DistilGPT-2 melalui fine tuning, evaluasi performa model secara kuantitatif dan kualitatif, serta implementasi prototipe chatbot berbasis web. Pelaksanaan penelitian telah berjalan sesuai dengan rencana kegiatan dan menghasilkan capaian signifikan berupa dataset QA domain UNSIKA, model DistilGPT-2 yang telah dilatih, serta prototipe chatbot generatif.

Hasil Pengembangan Dataset Domain UNSIKA

Dataset penelitian dikembangkan dari berbagai sumber resmi UNSIKA seperti website universitas, pedoman akademik, serta dokumen layanan administrasi. Dataset terdiri dari 800 pasangan pertanyaan dan jawaban yang mencerminkan kebutuhan informasi akademik mahasiswa dan civitas akademika.

Tabel 1. Kategori dan Distribusi Dataset QA UNSIKA

No	Kategori	Jumlah Data	Contoh Pertanyaan
1	Informasi Umum UNSIKA	80	Apa visi UNSIKA?
2	Akademik & Pendaftaran	80	Bagaimana cara mendaftar mahasiswa baru?
3	Fasilitas Kampus	80	Apa saja fasilitas laboratorium?
4	KKN	80	Siapa penyelenggara KKN?
5	PKL	80	Apakah PKL wajib?

No	Kategori	Jumlah Data	Contoh Pertanyaan
6	Wisuda	80	Apa syarat wisuda?
7	Pascasarjana	80	Program magister apa saja?
8	Alumni	80	Apa itu tracer study?
9	Layanan Akademik Umum	80	Cara mengurus KHS hilang?

Dataset disimpan dalam format JSONL dengan ukuran ± 350 KB dan menggunakan Bahasa Indonesia formal

Hasil Evaluasi Kuantitatif

Model dasar yang digunakan adalah DistilGPT-2, versi ringan dari GPT-2 yang dikembangkan oleh Hugging Face. DistilGPT-2 mempertahankan $\pm 95\%$ performa GPT-2 dengan ukuran model hanya 60% dari aslinya, menjadikannya ideal untuk lingkungan penelitian terbatas seperti UNSIKA.

Evaluasi kuantitatif dilakukan menggunakan dua metrik utama: Training Loss dan Perplexity. Hasil evaluasi ditunjukkan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Kuantitatif Model

No	Metrik Evaluasi	Nilai Akhir	Interpretasi
1	Training Loss	1.23	Model stabil dan konvergen
2	Validation Loss	1.31	Tidak terjadi <i>overfitting</i> signifikan
3	Perplexity	3.41	Keluaran model alami dan relevan
4	Waktu Training	± 1 jam 25 menit	Efisien untuk 800 entri dataset
5	Total Parameter Model	82 juta	Cukup ringan untuk implementasi pada laptop GPU

Hasil ini menunjukkan bahwa model DistilGPT-2 mampu beradaptasi dengan baik pada dataset domain UNSIKA. Nilai

perplexity < 5 menandakan model menghasilkan urutan teks yang konsisten secara semantik dan sintaktik (Brown et al., 2020).

Hasil Evaluasi Kualitatif (Human Evaluation)

Selain evaluasi metrik numerik, dilakukan juga evaluasi kualitatif dengan menilai hasil jawaban model terhadap 50 pertanyaan mahasiswa UNSIKA. Penilaian dilakukan berdasarkan tiga aspek: relevansi, keterbacaan, dan ketepatan fakta.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Kualitatif Model

No	Aspek Penilaian	Deskripsi	Nilai Rata-rata (%)
1	Relevansi Jawaban	Kesesuaian konteks jawaban dengan pertanyaan	92%
2	Keterbacaan Bahasa	Kemudahan dalam memahami struktur kalimat	90%
3	Ketepatan Fakta	Konsistensi informasi dengan sumber resmi UNSIKA	89%

Berdasarkan hasil evaluasi kualitatif yang disajikan pada Tabel 3, model menunjukkan performa yang sangat baik dalam menghasilkan jawaban yang relevan, mudah dipahami, dan sesuai dengan fakta yang tersedia.

Aspek relevansi jawaban memperoleh nilai tertinggi sebesar 92%, yang menunjukkan bahwa model mampu memahami konteks pertanyaan dengan baik serta menghasilkan respons yang sesuai dengan kebutuhan pengguna. Hal ini mengindikasikan bahwa proses fine-tuning menggunakan dataset domain spesifik

berhasil meningkatkan kemampuan model dalam memahami konteks layanan akademik.

Pada aspek keterbacaan bahasa, diperoleh nilai sebesar 90%, yang menunjukkan bahwa struktur kalimat yang dihasilkan model relatif mudah dipahami oleh pengguna. Model mampu menghasilkan kalimat yang koheren dan mengikuti kaidah bahasa yang baik, sehingga mendukung pengalaman pengguna dalam berinteraksi dengan sistem chatbot.

Sementara itu, aspek ketepatan fakta memperoleh nilai sebesar 89%, yang menunjukkan bahwa sebagian besar informasi yang dihasilkan model telah sesuai dengan sumber resmi Universitas Singaperbangsa Karawang. Meskipun demikian, masih terdapat potensi peningkatan dalam menjaga konsistensi informasi, terutama pada pertanyaan yang membutuhkan detail spesifik atau data yang sering diperbarui.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi kualitatif ini menunjukkan bahwa model DistilGPT-2 yang telah di-fine-tune memiliki kemampuan yang baik dalam mendukung sistem layanan informasi akademik. Model tidak hanya mampu menghasilkan jawaban yang relevan, tetapi juga mempertahankan kualitas bahasa dan akurasi informasi, sehingga layak untuk diimplementasikan dalam prototipe chatbot layanan akademik.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem *question*

answering generatif berbasis model DistilGPT-2 yang dioptimalkan menggunakan dataset domain spesifik Universitas Singaperbangsa Karawang. Hasil rancang bangun menunjukkan bahwa pendekatan *fine-tuning* pada model bahasa berbasis *transformer* mampu meningkatkan kemampuan model dalam memahami konteks layanan akademik secara lebih akurat dan relevan.

Berdasarkan hasil eksperimen, model menunjukkan performa yang stabil dengan nilai *training loss* dan *validation loss* yang konvergen serta nilai *perplexity* yang rendah, yang mengindikasikan kualitas generasi teks yang baik. Selain itu, hasil evaluasi kualitatif memperlihatkan bahwa model mampu menghasilkan jawaban dengan tingkat relevansi, keterbacaan, dan ketepatan fakta yang tinggi, sehingga memenuhi kebutuhan layanan informasi akademik secara efektif.

Secara konseptual, penelitian ini menegaskan bahwa penerapan *Large Language Model* berbasis domain lokal merupakan pendekatan yang efektif dalam meningkatkan kualitas sistem layanan informasi. Integrasi antara dataset domain spesifik dan model bahasa yang efisien menjadi faktor kunci dalam menghasilkan sistem yang tidak hanya akurat, tetapi juga adaptif terhadap kebutuhan pengguna.

Dengan demikian, sistem yang dikembangkan berpotensi menjadi solusi inovatif dalam meningkatkan efisiensi layanan informasi akademik di perguruan tinggi. Selain itu, penelitian ini juga memberikan kontribusi praktis dan teoretis dalam pengembangan NLP

berbasis domain di Indonesia, khususnya dalam mendukung transformasi digital menuju konsep *smart campus*.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Universitas Singaperbangsa Karawang atas dukungan yang diberikan melalui Program Pendanaan Hibah Aji Saka Tahun 2025 pada skema Hibah Penelitian Bersaing. Dukungan tersebut sangat berperan penting dalam pelaksanaan dan penyelesaian penelitian ini, baik dari segi pendanaan maupun fasilitas pendukung.

Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada seluruh pihak yang telah berkontribusi, baik secara langsung maupun tidak langsung, dalam proses pengumpulan data, pengembangan sistem, hingga penyusunan hasil penelitian ini. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan serta peningkatan kualitas layanan informasi akademik di lingkungan perguruan tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Hernandez, D., Liang, P., Winter, C., Hesse, C., Chen, M., Sigler, E., Litwin, M., Gray, S., Chess, B., Clark, J., Berner, C., McCandlish, S., Radford, A., ... Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33, 1877–1901.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Gururangan, S., Marasović, A., Swayamdipta, S., Lo, K., Beltagy, I., Downey, D., & Smith, N. A. (2020). Don't stop pretraining: Adapt language models to domains and tasks. *arXiv preprint arXiv:2004.10964*.
- Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2020). *Speech and language processing* (3rd ed., draft). <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/>
- Sanh, V., Debut, L., Chaumond, J., & Wolf, T. (2019). DistilBERT, a distilled version of BERT: Smaller, faster, cheaper and lighter. *arXiv preprint arXiv:1910.01108*.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30.
- Wolf, T., Debut, L., Sanh, V., Chaumond, J., Delangue, C., Moi, A., Cistac, P., Rault, T., Louf, R., Funtowicz, M., Davison, J., Shleifer, S., von Platen, P., Ma, C., Jernite, Y., Plu, J., Xu, C., Le Scao, T., Gugger, S., ... Rush, A. M. (2020). Transformers: State-of-the-art natural language processing. In *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations* (pp. 38–45).