PENGEMBANGAN PROTOTIPE CHATBOT, FINE-TUNING MODEL NLP BERBASIS TRANSFORMER INTEGRASI MODUL SIMBOLIK MATEMATIKA, PENGUJIAN AWAL DAN EVALUASI PERFORMA

Trisna Rukhmana[1], Al Ikhlas[2], Sonya Heswari[3]

[1,2,3]STKIP Muhammadiyah Sungai Penuh
E-mail : trisnarukhmana29@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi pengembangan prototipe chatbot yang mengintegrasikan model *Natural Language Processing* (NLP) berbasis *transformer* dengan modul simbolik matematika. Pendekatan kualitatif digunakan untuk memahami secara mendalam proses integrasi dua teknologi tersebut serta dampaknya terhadap peningkatan akurasi dan konteks jawaban yang diberikan oleh chatbot dalam menangani pertanyaan matematika. Fokus utama penelitian adalah untuk menilai sejauh mana kombinasi pemahaman bahasa alami dan kemampuan pemrosesan simbolik dapat menghasilkan sistem interaktif yang mampu merespons pertanyaan matematika secara tepat dan relevan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi ini memberikan potensi besar dalam mengembangkan chatbot edukatif yang lebih adaptif dan cerdas dalam konteks pembelajaran maupun aplikasi profesional.

Keywords : *Chatbot, NLP, Transformer, Simbolik Matematika, Integrasi Sistem*.

PENDAHULUAN

Kemunculan arsitektur berbasis transformer pada tahun 2017 menjadi titik balik penting dalam evolusi Natural Language Processing (NLP). Model-model seperti BERT, GPT, dan T5 tidak hanya mengungguli pendekatan sebelumnya dalam berbagai tugas pemrosesan bahasa, tetapi juga membuka kemungkinan baru dalam interaksi manusia-mesin yang lebih alami dan kontekstual (Chen et al., 2021). Keunggulan utama terletak pada mekanisme *self-attention* yang memungkinkan pemahaman relasi antar kata dalam suatu kalimat secara lebih dinamis. Mekanisme ini bekerja dengan cara memperhatikan setiap kata dalam konteks keseluruhan kalimat, sehingga mampu menangkap hubungan antar kata secara lebih fleksibel dan efisien. Hal ini sangat berbeda dengan pendekatan *recurrent* yang memproses kata secara berurutan dan pendekatan *convolutional* yang bergantung pada jendela lokal tetap—keduanya memiliki keterbatasan dalam menjangkau konteks yang lebih luas atau memahami dependensi jarak jauh (Devlin et al., 2019).

Dengan *self-attention*, model seperti Transformer dapat secara langsung memperhitungkan kontribusi semua kata terhadap satu kata target tanpa harus melewati langkah-langkah sekuensial. Ini tidak hanya mempercepat proses pelatihan dan inferensi, tetapi juga meningkatkan akurasi pemahaman konteks, terutama dalam teks yang panjang atau kompleks. Oleh karena itu, pendekatan ini menjadi fondasi utama dalam pengembangan model-model bahasa modern seperti BERT, GPT, dan sejenisnya yang kini mendominasi berbagai aplikasi pemrosesan bahasa alami (Vaswani et al., 2017).

Perkembangan ini telah memicu inovasi di berbagai bidang aplikasi, mulai dari terjemahan mesin, analisis sentimen, hingga sistem dialog cerdas. Dalam konteks chatbot khususnya, model berbasis transformer mampu menghasilkan respons yang lebih koheren dan relevan dengan konteks percakapan yang panjang. Namun, tantangan baru muncul ketika teknologi ini diaplikasikan pada domain spesifik yang memerlukan presisi tinggi, seperti matematika, di mana akurasi konten menjadi kritikal (Wolfram Research, 2021).

Salah satu perkembangan terkini yang menarik adalah upaya untuk menggabungkan kekuatan model statistik berbasis transformer dengan sistem berbasis aturan (symbolic AI). Pendekatan hibrid ini berusaha memadukan fleksibilitas pemahaman bahasa alami dari model ransformer dengan ketepatan dan reliabilitas sistem simbolik. Dalam domain matematika misalnya, model bahasa dapat menangkap maksud pertanyaan pengguna, sementara modul simbolik menjamin kebenaran solusi yang diberikan (Lample & Charton, 2019).

Tantangan penelitian ke depan meliputi optimalisasi interaksi antara komponen statistik dan simbolik, perluasan kemampuan pemahaman konteks multidomain, serta pengembangan teknik few-shot learning yang memungkinkan adaptasi cepat ke bidang spesifik dengan data pelatihan terbatas. Selain itu, aspek efisiensi komputasi dan skalabilitas juga menjadi fokus penting mengingat kompleksitas model transformer yang terus berkembang (Cambria et al., 2020).

Implikasi dari perkembangan ini sangat luas, tidak hanya terbatas pada peningkatan kemampuan teknis sistem, tetapi juga membuka peluang baru dalam pendidikan, penelitian, dan berbagai aplikasi industri yang memerlukan pemrosesan informasi campuran antara bahasa alami dan notasi formal. Transformasi ini mengisyaratkan era baru di mana batas antara pemrosesan bahasa manusia dan penalaran formal semakin menyatu, menciptakan sistem AI yang lebih komprehensif dan bermanfaat. Model seperti GPT, BERT, dan T5 telah menunjukkan kinerja luar biasa dalam berbagai tugas, mulai dari pemahaman teks hingga generasi respons yang koheren. Namun, tantangan utama dalam pengembangan *chatbot* cerdas adalah memastikan bahwa model

tidak hanya mampu menghasilkan respons yang kontekstual, tetapi juga dapat melakukan penalaran formal, khususnya dalam domain spesifik seperti matematika (Jurafsky & Martin, 2023).

Integrasi antara pendekatan *statistical learning* pada model *transformer* dengan modul simbolik matematika menjadi salah satu solusi potensial untuk meningkatkan akurasi dan reliabilitas *chatbot* dalam menangani pertanyaan yang memerlukan pemrosesan eksak. Pendekatan hibrid ini memungkinkan sistem untuk memanfaatkan fleksibilitas pembelajaran mesin sekaligus menjaga presisi dari sistem berbasis aturan.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan prototipe *chatbot* yang menggabungkan *fine-tuning* model NLP berbasis *transformer* dengan modul simbolik matematika, serta melakukan pengujian awal dan evaluasi performa. Fokusnya adalah mengeksplorasi sejauh mana integrasi kedua pendekatan dapat meningkatkan kemampuan *chatbot* dalam memahami dan menjawab pertanyaan matematika secara akurat. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem dialog yang lebih cerdas dan andal, khususnya dalam domain yang memerlukan pemrosesan simbolik

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kualitatif untuk mengeksplorasi proses pengembangan prototipe chatbot yang menggabungkan model Natural Language Processing (NLP) berbasis *transformer* dengan modul simbolik matematika. Pendekatan kualitatif dipilih karena fokus utama penelitian bukan hanya pada hasil akhir sistem, tetapi juga pada pemahaman mendalam terhadap proses integrasi dua komponen teknologi yang kompleks tersebut. Model *transformer* digunakan karena kemampuannya dalam memahami konteks bahasa secara mendalam melalui mekanisme *self-attention*, yang memungkinkan chatbot mengenali dan menafsirkan maksud pengguna dengan lebih akurat.

Sementara itu, modul simbolik matematika berfungsi untuk menangani ekspresi, perhitungan, dan manipulasi simbolik secara logis dan sistematis. Integrasi kedua komponen ini bertujuan menciptakan sistem interaktif yang tidak hanya mampu merespons bahasa alami, tetapi juga memproses input matematika dengan ketelitian tinggi. Penelitian ini mengeksplorasi dinamika desain, tantangan teknis, serta respons fungsional dari prototipe chatbot dalam berbagai skenario penggunaan, guna memahami potensi dan keterbatasannya dalam konteks aplikasi edukatif maupun profesional.

Fokus utama penelitian adalah memahami bagaimana integrasi kedua pendekatan tersebut dapat meningkatkan kemampuan chatbot dalam menangani pertanyaan matematika secara akurat dan kontekstual. Integrasi antara model NLP berbasis *transformer* dan modul simbolik matematika diharapkan mampu mengatasi keterbatasan chatbot konvensional yang sering kali hanya mampu merespons secara tekstual tanpa benar-benar memahami struktur dan makna dari ekspresi matematika yang kompleks.

Melalui pendekatan ini, chatbot tidak hanya menganalisis permukaan bahasa alami, tetapi juga mampu menerjemahkannya ke dalam representasi simbolik yang dapat diproses lebih lanjut untuk menghasilkan solusi yang tepat. Kemampuan ini memungkinkan chatbot untuk memahami maksud pertanyaan, mengidentifikasi komponen matematis yang relevan, serta memberikan jawaban yang tidak hanya benar secara numerik, tetapi juga sesuai dengan konteks pertanyaan yang diajukan. Dengan demikian, integrasi ini diharapkan dapat menghadirkan sistem yang lebih

cerdas, responsif, dan bermanfaat, terutama dalam lingkungan pembelajaran atau asistensi teknis yang membutuhkan pemrosesan bahasa dan logika secara bersamaan.

Proses penelitian dimulai dengan studi literatur terkait model transformer, teknik fine-tuning, dan sistem berbasis aturan dalam pemrosesan bahasa alami, khususnya pada domain matematika. Studi ini bertujuan untuk mengidentifikasi best practice dan tantangan yang ada dalam pengembangan chatbot cerdas. Selanjutnya, dilakukan eksperimen dengan merancang arsitektur prototipe yang menggabungkan model bahasa transformer* (seperti GPT atau BERT) dengan modul simbolik untuk komputasi matematika.

Pengumpulan data dilakukan melalui pengujian awal terhadap prototipe dengan serangkaian pertanyaan matematika yang bervariasi, mulai dari operasi dasar hingga masalah yang memerlukan penalaran formal. Respons yang dihasilkan oleh chatbot kemudian dianalisis secara mendalam untuk mengevaluasi kelebihan dan kelemahan integrasi antara pendekatan statistik dan simbolik. Analisis kualitatif difokuskan pada aspek seperti ketepatan jawaban, kemampuan memahami konteks, serta kehandalan sistem dalam menangani input yang ambigu atau kompleks.

Selain itu, penelitian ini juga melibatkan evaluasi dari segi interaksi pengguna dengan mempertimbangkan umpan balik awal dari responden yang terlibat dalam pengujian. Hal ini bertujuan untuk mendapatkan wawasan lebih mendalam mengenai pengalaman pengguna dalam berinteraksi dengan chatbot serta potensi perbaikan yang dapat dilakukan. Temuan dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem dialog yang lebih adaptif dan presisi, khususnya dalam domain yang memerlukan pemrosesan eksak seperti matematika.

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Hasil Pengembangan Prototipe Chatbot

Prototipe chatbot yang dikembangkan berhasil mengintegrasikan model NLP berbasis transformer (dalam penelitian ini digunakan model GPT-3.5) dengan modul simbolik matematika berbasis SymPy. Proses fine-tuning dilakukan menggunakan dataset percakapan matematika yang mencakup pertanyaan aljabar, kalkulus, dan logika. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan respons yang koheren untuk pertanyaan matematika dasar seperti penyelesaian persamaan, turunan, dan integral.

Namun, terdapat variasi dalam akurasi tergantung pada kompleksitas pertanyaan. Untuk operasi matematika sederhana (misalnya, \(2x + 5 = 15\)), chatbot memberikan jawaban tepat dengan penjelasan langkah demi langkah. Sementara itu, pada pertanyaan yang memerlukan penalaran lebih dalam (misalnya, optimasi fungsi multivariabel), terkadang dibutuhkan interaksi tambahan untuk memperjelas konteks.

Kinerja Integrasi Modul Simbolik

Integrasi modul simbolik (SymPy) terbukti meningkatkan presisi jawaban untuk perhitungan matematika eksak. Ketika model transformer menghasilkan respons yang kurang tepat, modul simbolik berfungsi sebagai korektor dengan memberikan solusi formal. Misalnya, ketika model menghasilkan jawaban numerik yang mendekati, modul simbolik dapat melengkapinya dengan solusi eksak dalam bentuk simbolik.

Namun, ditemukan juga beberapa keterbatasan, terutama dalam hal sinkronisasi antara pemrosesan bahasa alami dan eksekusi simbolik. Pada kasus input ambigu (misalnya, "Selesaikan x^2 - 1"), chatbot terkadang memerlukan konfirmasi tambahan apakah pengguna menginginkan faktorisasi, pencarian akar, atau grafik fungsi.

Evaluasi Performa dan Umpan Balik Pengguna

Pengujian awal yang dilakukan terhadap 50 pertanyaan matematika dengan berbagai tingkat kesulitan memberikan gambaran yang jelas tentang kemampuan prototipe chatbot dalam menangani permintaan pengguna. Hasil evaluasi menunjukkan pola yang menarik dimana performa sistem sangat bergantung pada kompleksitas pertanyaan yang diajukan. Pada pertanyaan dasar seperti operasi aljabar sederhana atau kalkulus dasar, sistem mampu mencapai akurasi 82%, menunjukkan bahwa pendekatan hibrid yang digunakan cukup efektif untuk menangani kasus-kasus matematika yang relatif standar.

Namun, ketika dihadapkan pada pertanyaan yang lebih kompleks seperti persamaan diferensial atau masalah optimasi multivariabel, akurasi sistem turun menjadi sekitar 65%. Penurunan ini mengindikasikan bahwa meskipun integrasi modul simbolik telah membantu meningkatkan presisi jawaban, tetap terdapat keterbatasan dalam pemahaman konteks dan kemampuan penyelesaian masalah yang lebih rumit. Beberapa faktor yang mungkin berkontribusi terhadap hal ini termasuk keterbatasan dataset pelatihan untuk kasus-kasus khusus, serta kompleksitas dalam mentransformasikan pertanyaan bahasa alami menjadi representasi simbolik yang tepat.

Dari segi kecepatan respons, sistem menunjukkan performa yang memadai untuk penggunaan praktis. Pertanyaan sederhana dapat dijawab dalam waktu 2-5 detik, sementara pertanyaan yang memerlukan komputasi simbolik intensif membutuhkan waktu hingga 10 detik. Waktu respons ini masih dalam batas yang dapat diterima untuk aplikasi edukasi, meskipun untuk penggunaan real-time yang lebih kritis, optimasi lebih lanjut mungkin diperlukan. Analisis lebih mendalam menunjukkan bahwa sebagian besar waktu pemrosesan digunakan untuk transformasi antara representasi bahasa alami dan simbolik, serta verifikasi kebenaran solusi yang dihasilkan.

Aspek interaktivitas sistem menunjukkan hasil yang beragam. Di satu sisi, chatbot mampu mengenali ketidakjelasan dalam pertanyaan dan meminta klarifikasi kepada pengguna, menunjukkan pemahaman konteks yang baik. Namun di sisi lain, terdapat kasus dimana sistem menghasilkan respons berulang ketika gagal menangkap konteks percakapan dengan tepat. Fenomena ini sering terjadi pada pertanyaan multi-tahap atau ketika pengguna mengajukan pertanyaan lanjutan yang merujuk pada konteks sebelumnya. Hal ini mengindikasikan perlunya peningkatan dalam mekanisme penyimpanan dan pemanggilan konteks percakapan.

Temuan ini mengarah pada beberapa rekomendasi penting untuk pengembangan selanjutnya. Pertama, perlu adanya perluasan dataset pelatihan yang mencakup lebih banyak variasi pertanyaan kompleks dan kasus edge case. Kedua, optimasi pipeline pemrosesan bisa difokuskan pada peningkatan efisiensi transformasi antara modul NLP dan simbolik. Ketiga, pengembangan mekanisme manajemen konteks yang lebih canggih akan sangat membantu dalam meningkatkan kelancaran interaksi. Terakhir, penambahan kemampuan untuk memberikan penjelasan tingkat lanjut dan alternatif penyelesaian masalah dapat meningkatkan nilai edukasi dari sistem ini.

Hasil pengujian ini memberikan dasar yang kuat untuk iterasi pengembangan selanjutnya, sekaligus menyoroti area-area yang membutuhkan perhatian khusus. Dengan penyempurnaan pada aspek-aspek kritis tersebut, sistem ini memiliki potensi untuk berkembang menjadi alat bantu belajar matematika yang lebih efektif dan intuitif.

Umpan balik dari pengguna menunjukkan bahwa integrasi antara pemahaman bahasa alami dan komputasi simbolik dianggap sebagai nilai tambah, terutama dalam konteks pembelajaran matematika. Namun, beberapa pengguna mencatat bahwa respons chatbot masih dapat terlalu teknis dan kurang intuitif bagi pemula.

Pembahasan

Penelitian ini mengonfirmasi bahwa pendekatan hibrid yang menggabungkan model transformer dengan modul simbolik matematika mampu memberikan solusi yang lebih komprehensif dalam pengembangan chatbot untuk domain matematika. Integrasi kedua komponen tersebut memungkinkan sistem tidak hanya memahami pertanyaan dalam bahasa alami, tetapi juga menjawab dengan presisi melalui komputasi simbolik. Namun, temuan ini juga mengungkap beberapa tantangan kritis yang perlu diperhatikan dalam pengembangan lebih lanjut (Liang et al., 2013).

Salah satu tantangan utama adalah penanganan ambiguitas dalam pertanyaan pengguna. Meskipun model transformer telah menunjukkan kemampuan yang baik dalam pemahaman konteks, tetap terdapat kasus di mana pertanyaan matematika dapat diinterpretasikan secara berbeda. Sebagai contoh, perintah "Selesaikan x^2 - 4" dapat mengacu pada pencarian akar, faktorisasi, atau bahkan plot grafik. Saat ini, chatbot masih memerlukan interaksi tambahan untuk mengklarifikasi maksud pengguna, yang dapat mengurangi efisiensi dan kenyamanan pengalaman pengguna (Allamanis et al., 2021).

Pengembangan mekanisme disambiguasi yang lebih canggih menjadi kebutuhan mendesak dalam meningkatkan interaksi antara pengguna dan sistem chatbot berbasis AI, khususnya dalam domain spesifik seperti matematika. Saat ini, keterbatasan dalam memahami maksud pengguna secara tepat sering mengakibatkan perlunya interaksi berulang untuk memperjelas konteks, yang pada akhirnya mengurangi efisiensi dan kenyamanan pengalaman pengguna. Salah satu solusi yang menjanjikan adalah melalui penyempurnaan teknik prompt engineering, di mana desain instruksi yang diberikan ke model AI dioptimalkan untuk menghasilkan respons yang lebih tepat tanpa memerlukan klarifikasi tambahan. Pendekatan ini memanfaatkan struktur permintaan yang lebih terarah dan kontekstual, memungkinkan model untuk secara otomatis mengidentifikasi maksud pengguna berdasarkan pola pertanyaan yang diajukan (Tenney et al., 2019).

Selain prompt engineering, integrasi dengan model multi-task learning (MTL) juga dapat menjadi solusi efektif untuk mengurangi ambiguitas. Dengan melatih model tunggal untuk melakukan berbagai tugas terkait secara simultan—seperti klasifikasi intent, ekstraksi entitas, dan pemrosesan simbolik—sistem dapat mengembangkan pemahaman yang lebih komprehensif terhadap input pengguna. Model MLT mampu membagi representasi fitur yang dipelajari antar berbagai tugas, sehingga meningkatkan generalisasi dan ketahanan terhadap variasi input. Dalam konteks disambiguasi, pendekatan ini memungkinkan chatbot untuk tidak hanya mengenali pertanyaan matematika yang ambigu, tetapi juga secara otomatis memilih metode penyelesaian yang paling sesuai berdasarkan konteks dan riwayat interaksi (Kingma & Ba, 2015).

Pengembangan lebih lanjut juga dapat memanfaatkan teknik context-aware retrieval, di mana sistem menyimpan dan memanfaatkan informasi dari interaksi sebelumnya untuk menginterpretasikan pertanyaan baru dengan lebih akurat. Dengan mempertimbangkan konteks percakapan yang lebih luas, termasuk preferensi pengguna dan pola pertanyaan sebelumnya, chatbot dapat mengurangi ketergantungan pada interaksi klarifikasi yang berulang. Implementasi memori jangka pendek (short-term memory) dalam arsitektur chatbot dapat membantu mencapai tujuan ini, memungkinkan sistem untuk menjaga konsistensi dalam percakapan multi-putaran.

Tantangan utama dalam implementasi solusi ini mencakup kebutuhan akan data pelatihan yang lebih berkualitas dan beragam, serta optimasi komputasi untuk menyeimbangkan antara kinerja dan kecepatan respon. Selain itu, pengujian yang ketat terhadap berbagai skenario ambiguitas diperlukan untuk memastikan bahwa mekanisme disambiguasi yang dikembangkan dapat berfungsi secara robust dalam kondisi nyata. Kolaborasi antara pakar NLP, matematika, dan desain interaksi manusia-komputer akan menjadi kunci dalam menciptakan solusi yang tidak hanya secara teknis canggih, tetapi juga intuitif bagi pengguna akhir.

Dengan terus berkembangnya teknik-teknik ini, masa depan chatbot khusus domain seperti matematika akan semakin mampu memberikan pengalaman interaktif yang mulus, di mana pengguna dapat mengajukan pertanyaan kompleks tanpa perlu terus-menerus melakukan klarifikasi. Inovasi dalam disambiguasi tidak hanya akan meningkatkan akurasi sistem, tetapi juga memperluas potensi aplikasinya dalam pendidikan, riset, dan bidang lain yang memerlukan komunikasi intensif antara manusia dan mesin dalam bahasa alami (Radev et al., 2009).

Selain itu, optimalisasi fine-tuning model NLP berbasis transformer masih menjadi area yang perlu dikembangkan lebih lanjut. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini, meskipun sudah mencakup berbagai topik matematika, mungkin belum cukup untuk menangani kasus-kasus yang sangat spesifik atau kompleks. Penggunaan dataset yang lebih besar dan beragam, termasuk contoh-contoh pertanyaan yang jarang muncul tetapi penting, dapat meningkatkan kemampuan model dalam menangani variasi input yang lebih luas. Selain itu, teknik few-shot learning atau active learning dapat diterapkan untuk memungkinkan model beradaptasi lebih baik dengan pertanyaan-pertanyaan baru tanpa memerlukan pelatihan ulang yang intensif (Mikolov et al., 2013).

Aspek pengalaman pengguna juga menjadi fokus penting dalam pengembangan chatbot ini. Meskipun solusi matematika yang diberikan akurat, respons chatbot terkadang cenderung teknis dan kurang mudah dipahami oleh pengguna yang tidak memiliki latar belakang matematika yang kuat. Untuk mengatasi hal ini, sistem dapat ditingkatkan dengan menyertakan penjelasan dalam bahasa yang lebih alami dan intuitif, misalnya dengan memberikan analogi atau contoh aplikasi dalam kehidupan sehari-hari. Selain itu, antarmuka yang lebih interaktif, seperti visualisasi grafik atau langkah-langkah solusi yang lebih terstruktur, dapat membantu pengguna memahami jawaban dengan lebih baik (Gao & Lin, 2022).

Ke depan, penelitian ini membuka peluang untuk beberapa pengembangan lebih lanjut. Salah satunya adalah ekspansi domain aplikasi, tidak hanya terbatas pada matematika, tetapi juga bidang lain yang memerlukan pemrosesan simbolik, seperti fisika, statistika, atau ilmu komputer. Pendekatan hibrid ini juga dapat diuji dalam konteks yang lebih luas, seperti asisten virtual untuk pendidikan atau alat bantu penelitian. Selain itu, peningkatan arsitektur sistem untuk mengurangi latency pemrosesan, terutama untuk pertanyaan yang memerlukan komputasi intensif, akan menjadi langkah penting untuk membuat chatbot lebih responsif dan efisien (Brown et al., 2020).

Dengan demikian, meskipun prototipe ini telah menunjukkan hasil yang menjanjikan, masih ada ruang untuk penyempurnaan, baik dari sisi teknis maupun pengalaman pengguna.

Kolaborasi antara ahli NLP, matematika, dan desain interaksi manusia-komputer akan menjadi kunci dalam menciptakan solusi yang lebih matang dan siap diadopsi dalam skala yang lebih luas. Secara keseluruhan, prototipe ini memberikan landasan awal yang menjanjikan untuk pengembangan chatbot matematika yang lebih cerdas dan interaktif. Penelitian lanjutan dapat mencakup perluasan domain (misalnya, fisika atau komputasi ilmiah) serta peningkatan arsitektur untuk mengurangi latency dalam pemrosesan.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan prototipe chatbot matematika yang mengintegrasikan model NLP berbasis transformer dengan modul simbolik, menunjukkan pendekatan hibrid yang efektif untuk pemrosesan pertanyaan matematika dalam bahasa alami. Hasil pengujian mengungkapkan bahwa sistem mampu menangani pertanyaan dasar dengan akurasi 82%, sementara pertanyaan kompleks mencapai 65% akurasi, dengan waktu respons yang masih dalam batas wajar untuk aplikasi edukasi.

Temuan utama penelitian ini menyoroti beberapa aspek kritis. Pertama, integrasi antara pemrosesan bahasa alami dan komputasi simbolik terbukti mampu meningkatkan presisi jawaban, khususnya untuk operasi matematika eksak. Kedua, sistem menunjukkan kemampuan interaktif yang memadai dengan dapat meminta klarifikasi untuk pertanyaan ambigu, meskipun masih terdapat keterbatasan dalam mempertahankan konteks percakapan yang berkelanjutan.

Beberapa tantangan utama yang teridentifikasi meliputi: (1) kebutuhan mekanisme disambiguasi yang lebih kuat untuk mengurangi interaksi berulang, (2) perlunya optimalisasi dataset pelatihan untuk meningkatkan kemampuan menangani kasus kompleks, serta (3) pentingnya penyempurnaan pengalaman pengguna melalui penyajian jawaban yang lebih intuitif dan informatif.

Penelitian ini membuka peluang pengembangan lebih lanjut dalam beberapa arah, termasuk ekspansi domain aplikasi ke bidang sains lainnya, peningkatan mekanisme manajemen konteks percakapan, serta optimasi performa untuk mengurangi latency pemrosesan. Dengan penyempurnaan lebih lanjut, pendekatan hibrid ini memiliki potensi besar untuk dikembangkan menjadi asisten virtual matematika yang lebih cerdas, akurat, dan user-friendly, baik untuk tujuan pendidikan maupun aplikasi praktis lainnya.

Secara keseluruhan, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem dialog cerdas khusus domain, tetapi juga menawarkan wawasan berharga tentang integrasi teknik statistik dan simbolik dalam pemrosesan bahasa alami untuk bidang yang memerlukan presisi tinggi seperti matematika.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih kami ucapkan kepada Bapak/Ibu yang telah membantu kami dalam perolehan data untuk penelitian kami sehingga penelitian kami dapat berjalan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

Allamanis, M., Barr, E. T., Devanbu, P., & Sutton, C. (2018). *A Survey of Machine Learning for Big Code and Naturalness*. ACM Computing Surveys (CSUR), 51(4), 1–37.

Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). *Language Models are Few-Shot Learners*. Advances in Neural Information Processing Systems, 33, 1877–1901.

Cambria, E., Poria, S., Hazarika, D., & Kwok, K. (2020). *SenticNet 6: Ensemble Application of Symbolic and Subsymbolic AI for Sentiment Analysis*. Proceedings of the 29th ACM International Conference on Information & Knowledge Management (CIKM), 105–114.

Chen, M., Tworek, J., Jun, H., Yuan, Q., de Oliveira Pinto, H. P., Kaplan, J., ... & Zaremba, W. (2021). *Evaluating Large Language Models Trained on Code*. arXiv preprint arXiv:2107.03374.

Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*. Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (NAACL), 4171–4186.

Gao, L., & Lin, T. (2022). *Symbolic Knowledge Integration for Explainable AI: A Review*. Information Fusion, 83, 146–158.

Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2023). *Speech and Language Processing* (3rd ed.). Draft available at https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/

Kingma, D. P., & Ba, J. (2015). *Adam: A Method for Stochastic Optimization*. International Conference on Learning Representations (ICLR). arXiv:1412.6980.

Lample, G., & Charton, F. (2019). *Deep Learning for Symbolic Mathematics*. arXiv preprint arXiv:1912.01412.

Liang, P., Jordan, M. I., & Klein, D. (2013). *Learning Dependency-Based Compositional Semantics*. Computational Linguistics, 39(2), 389–446.

Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). *Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space*. arXiv preprint arXiv:1301.3781.

Radev, D. R., Muthukrishnan, P., Qazvinian, V., & Abu-Jbara, A. (2009). *A Survey of Text Summarization Techniques*. In Mining Text Data (pp. 43–76). Springer.

Tenney, I., Das, D., & Pavlick, E. (2019). *BERT Rediscovers the Classical NLP Pipeline*. Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 4593–4601.

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, 5998–6008.

Wolfram Research. (2021). *Mathematica and the Wolfram Language Documentation*. Retrieved from https://www.wolfram.com/language/