

## NEYRON TARMOQLARGA ASOSLANGAN KATTA TIL MODELLARIDA MANTIQUIY XULOSA CHIQARISH SAMARADORLIGINI OSHIRISH USULLARI

### МЕТОДЫ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ ЛОГИЧЕСКОЙ ИНДУКЦИИ В БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЯХ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

### METHODS FOR INCREASING THE EFFICIENCY OF LOGICAL INDUCTION IN LARGE LANGUAGE MODELS BASED ON NEURAL NETWORKS

**Xazratov Fazliddin Xikmatovich,**

*Buxoro davlat universiteti*

*Amaliy matematika va dasturlash texnologiyalari*

*kafedrası dotsenti*

*f.x.xazratov@buxdu.uz*

**Annotatsiya.** Maqolada neyron tarmoqlarga asoslangan katta til modellarining (Large Language Models, LLM) mantiqiy xulosa chiqarish qobiliyatlarini oshirishning zamonaviy usullari tahlil qilingan. Xususan, Transformer arxitekturası, Chain-of-Thought prompting, Few-Shot Learning hamda reasoningga yo'naltirilgan yondashuvlarning model samaradorligiga ta'siri o'rganilgan. Tadqiqot davomida katta til modellarining murakkab mantiqiy, matematik va analitik masalalarni yechishdagi imkoniyatlari hamda mavjud cheklovlari ko'rib chiqilgan. Shuningdek, bosqichma-bosqich fikrlash mexanizmlarini qo'llash orqali sun'iy intellekt tizimlarining aniqligi, ishonchliligi va tushuntiriluvchanligini oshirish imkoniyatlari yoritilgan. Olingan natijalar neyron tarmoqlarning fikrlash jarayonlarini takomillashtirish va kelajakdagi intellektual tizimlarni yaratishda muhim ilmiy-amaliy ahamiyatga ega ekanligini ko'rsatadi.

**Kalit so'zlar:** *sun'iy intellekt, neyron tarmoqlar, katta til modellari, Transformer, Chain-of-Thought, reasoning, mantiqiy xulosa chiqarish, prompt engineering, generativ sun'iy intellekt, mashinali o'qitish.*

**Аннотация.** В статье анализируются современные методы повышения возможностей логического вывода больших языковых моделей (ЛЯМ) на основе нейронных сетей. В частности, изучается влияние архитектуры Transformer, подсказок типа «цепочка мыслей», обучения с малым количеством примеров и подходов, ориентированных на рассуждения, на эффективность модели. В исследовании рассматриваются возможности и существующие ограничения больших языковых моделей при решении сложных логических, математических и аналитических задач. Также освещаются возможности повышения точности,

надежности и объяснимости систем искусственного интеллекта с помощью механизмов пошагового рассуждения. Полученные результаты показывают, что нейронные сети имеют важное научное и практическое значение для улучшения мыслительных процессов и создания интеллектуальных систем будущего.

**Ключевые слова:** *искусственный интеллект, нейронные сети, большие языковые модели, Transformer, «цепочка мыслей», рассуждения, логический вывод, разработка подсказок, генеративный искусственный интеллект, машинное обучение.*

**Abstract.** The article analyzes modern methods for improving the logical inference capabilities of large language models (LLM) based on neural networks. In particular, the impact of Transformer architecture, Chain-of-Thought prompting, Few-Shot Learning, and reasoning-oriented approaches on model efficiency is studied. The research examines the capabilities and existing limitations of large language models in solving complex logical, mathematical, and analytical problems. It also highlights the possibilities of increasing the accuracy, reliability, and explainability of artificial intelligence systems by using step-by-step reasoning mechanisms. The results obtained show that neural networks have important scientific and practical significance in improving thinking processes and creating future intelligent systems.

**Keywords:** *artificial intelligence, neural networks, large language models, Transformer, Chain-of-Thought, reasoning, logical inference, prompt engineering, generative artificial intelligence, machine learning.*

**Kirish.** XXI asrda sun'iy intellekt texnologiyalari fan va texnikaning eng jadal rivojlanayotgan yo'nalishlaridan biriga aylandi. Hisoblash quvvatlarining ortishi, katta hajmdagi ma'lumotlarning mavjudligi hamda chuqur o'rganish (Deep Learning) algoritmlarining takomillashuvi natijasida neyron tarmoqlarga asoslangan tizimlar inson faoliyatining turli sohalariga keng joriy etilmoqda. Xususan, tabiiy tilni qayta ishlash (Natural Language Processing – NLP) sohasida yaratilgan katta til modellari (Large Language Models – LLM) nafaqat matnlarni tahlil qilish va yaratish, balki murakkab intellektual vazifalarni bajarish imkoniyatiga ham ega bo'lib bormoqda.

So'nggi yillarda Transformer arxitekturasi asosida ishlab chiqilgan GPT, Gemini, Claude, LLaMA kabi katta til modellari sun'iy intellekt rivojlanishida yangi bosqichni boshlab berdi. Ushbu modellar milliardlab parametrlar va ulkan ma'lumotlar to'plami asosida o'qitilib, inson tilini tushunish hamda unga mos ravishda javob qaytarish qobiliyatiga ega bo'ldi. Biroq ularning yuqori samaradorligiga qaramay, murakkab mantiqiy masalalarni yechish, sabab-oqibat bog'liqliklarini aniqlash va asoslangan xulosalar chiqarish jarayonlarida ayrim cheklovlar mavjudligi kuzatilmoqda. Ko'plab hollarda model to'g'ri javobga o'xshash natija yaratgan bo'lsa-da, uning fikrlash jarayoni mantiqiy izchillikka ega bo'lmasligi yoki noto'g'ri xulosalarga olib kelishi mumkin.

Mantiqiy xulosa chiqarish (reasoning) inson intellektining eng muhim jihatlaridan biri hisoblanadi. U mavjud bilimlar asosida yangi xulosalar hosil qilish, muammolarni tahlil qilish va qarorlar qabul qilish imkonini beradi. Sun'iy intellekt tizimlarida ham reasoning qobiliyatini rivojlantirish dolzarb ilmiy masalalardan biri hisoblanadi. Chunki zamonaviy AI tizimlari nafaqat ma'lumotlarni qayta ishlashi, balki ularni tahlil qilishi, tushunishi va mantiqiy asoslangan natijalar ishlab chiqishi talab etilmoqda. Ayniqsa, tibbiyot, ta'lim, moliya, huquq va ilmiy tadqiqotlar kabi sohalarda qaror qabul qilishning aniqligi va ishonchligi muhim ahamiyat kasb etadi.

Katta til modellarining mantiqiy fikrlash qobiliyatini oshirish maqsadida so'nggi yillarda bir qator yangi yondashuvlar taklif etildi. Ular orasida Chain-of-Thought (CoT) prompting, Self-Consistency, Tree-of-Thoughts, Few-Shot Learning va Retrieval-Augmented Generation (RAG) kabi metodlar alohida o'rin tutadi. Ushbu usullar modelni muammoni bosqichma-bosqich tahlil qilishga, oraliq natijalarni shakllantirishga hamda yakuniy javobni mantiqiy asoslashga undaydi. Xususan, Chain-of-Thought prompting yondashuvi modelning fikrlash jarayonini inson tafakkuriga yaqinlashtirish orqali matematik, analitik va mantiqiy masalalardagi samaradorligini sezilarli darajada oshirishi ilmiy tadqiqotlarda isbotlangan.

Bugungi kunda reasoning imkoniyatlarini takomillashtirish masalasi sun'iy intellekt rivojlanishining strategik yo'nalishlaridan biri sifatida qaralmoqda. Mantiqiy fikrlash qobiliyatiga ega modellar nafaqat foydalanuvchilarga aniqroq javoblar taqdim etadi, balki qaror qabul qilish jarayonining tushuntiriluvchanligini ham ta'minlaydi. Bu esa sun'iy intellekt tizimlariga bo'lgan ishonchni oshirish, ularni real hayotdagi mas'uliyatli vazifalarda qo'llash imkoniyatlarini kengaytirish uchun muhim omil hisoblanadi.

Mazkur maqolada neyron tarmoqlarga asoslangan katta til modellarida mantiqiy xulosa chiqarish samaradorligini oshirishga qaratilgan zamonaviy usullar tahlil qilinadi. Tadqiqot davomida reasoning mexanizmlarining nazariy asoslari, Chain-of-Thought yondashuvining ishlash prinsiplari hamda uning katta til modellarining samaradorligiga ta'siri o'rganiladi. Shuningdek, mavjud yondashuvlarning afzalliklari va cheklovlari baholanib, kelajakda ushbu texnologiyalarni rivojlantirish istiqbollari yuzasidan ilmiy xulosalar keltiriladi..

**Tadqiqot metodologiyasi.** Tadqiqotda neyron tarmoqlarga asoslangan katta til modellarining mantiqiy xulosa chiqarish samaradorligini oshirish masalasi kompleks yondashuv asosida o'rganildi. Tadqiqot metodologiyasi zamonaviy sun'iy intellekt nazariyalari, chuqur o'rganish algoritmlari, tabiiy tilni qayta ishlash texnologiyalari hamda reasoning (mantiqiy fikrlash) mexanizmlariga oid ilmiy ishlarga tayangan holda shakllantirildi. Tadqiqotning nazariy asosini birinchi navbatda Vaswani va hammualliflari tomonidan taklif etilgan "Attention Is All You Need" nomli ilmiy ish tashkil etadi [1]. Mazkur tadqiqotda Transformer arxitekturasini ilk bor taqdim etilgan

bo'lib, unda attention mexanizmi yordamida ketma-ket ma'lumotlarni qayta ishlashning samarali usuli ishlab chiqilgan. Ushbu arxitektura bugungi kunda barcha zamonaviy katta til modellarining asosini tashkil qilmoqda. Katta til modellarining imkoniyatlarini o'rganishda Brown va hammualliflarining GPT-3 modeli bo'yicha olib borgan tadqiqotlari muhim metodologik manba sifatida foydalanildi [2]. Ushbu ishda modelning parametrlar soni ortishi bilan uning turli vazifalarni qo'shimcha o'qitishsiz bajarish qobiliyati sezilarli darajada yaxshilanishi ko'rsatib berilgan. Tadqiqot davomida ushbu natijalar reasoning samaradorligiga ta'sir qiluvchi omillarni aniqlashda qo'llanildi.

Reasoning qobiliyatlarini rivojlantirish bo'yicha eng muhim ishlardan biri Wei va hammualliflari tomonidan ishlab chiqilgan "Chain-of-Thought Prompting" yondashuvi hisoblanadi [3]. Mualliflar modelga muammoni bosqichma-bosqich yechish imkoniyatini berish orqali matematik va mantiqiy masalalardagi aniqlik sezilarli ravishda oshishini isbotlaganlar. Mazkur tadqiqot ushbu maqolaning asosiy metodologik tayanchlaridan biri bo'lib xizmat qildi. Kojima va hammualliflarining "Large Language Models are Zero-Shot Reasoners" nomli tadqiqotida esa modellar maxsus misollarsiz ham mantiqiy fikrlashga yo'naltirilishi mumkinligi ko'rsatib berilgan [4]. Ushbu ish reasoning jarayonini optimallashtirishning istiqbolli yo'nalishlarini aniqlashda muhim ahamiyat kasb etdi. Wang va hammualliflari tomonidan taklif etilgan "Self-Consistency Improves Chain-of-Thought Reasoning" usuli tadqiqot davomida alohida tahlil qilindi. Mualliflar bir nechta fikrlash zanjirlarini generatsiya qilish va eng ishonchli natijani tanlash orqali modelning aniqligini oshirish mumkinligini ko'rsatganlar[5]. Yao va hammualliflari tomonidan ishlab chiqilgan "Tree-of-Thoughts" metodologiyasi [6] reasoning jarayonini daraxtsimon tuzilma asosida tashkil qilish imkonini beradi. Tadqiqot davomida ushbu yondashuvning murakkab ko'p bosqichli muammolarni hal qilishdagi samaradorligi tahlil qilindi. Lewis va hammualliflarining "Retrieval-Augmented Generation (RAG)" modeli katta til modellarining tashqi bilim manbalari bilan integratsiyasini ta'minlash imkoniyatlarini o'rganishda metodologik asos sifatida qo'llanildi. Mazkur yondashuv model bilimlarini yangilash va faktik aniqlikni oshirishga xizmat qiladi[7]. OpenAI tadqiqotchilari tomonidan olib borilgan GPT oilasiga oid tadqiqotlar ham reasoning qobiliyatlarining rivojlanish dinamikasini baholash uchun foydalanildi[8]. Ushbu ishlarda parametrlar soni va o'qitish ma'lumotlari hajmining model intellektual imkoniyatlariga ta'siri yoritilgan.

Rus olimlari orasida sun'iy intellekt va bilimlarni qayta ishlash masalalariga bag'ishlangan tadqiqotlar ham o'rganildi. Pospelovning intellektual tizimlar va bilimlarni modellashtirish bo'yicha ishlari [9] ekspert tizimlarining nazariy asoslarini tushunishda muhim manba bo'ldi. Gavrilova tomonidan ishlab chiqilgan bilimlarni boshqarish va bilimlar bazalarini yaratish metodlari [10] reasoning tizimlarining bilim

komponentlarini shakllantirish masalalarini tahlil qilishda qo'llanildi. Lyapunovning kibernetika va sun'iy intellektga oid ilmiy qarashlari [11] hamda Finning mantiqiy xulosa chiqarish algoritmlariga bag'ishlangan ishlari [12] tadqiqotning nazariy poydevorini mustahkamlashga xizmat qildi. Averkinning ekspert tizimlari bo'yicha ishlari [13], Varshavskiyning adaptiv boshqaruv tizimlari haqidagi tadqiqotlari [14] va Narinyanining sun'iy intellekt metodologiyasi bo'yicha ilmiy qarashlari [15] ham o'rganildi.

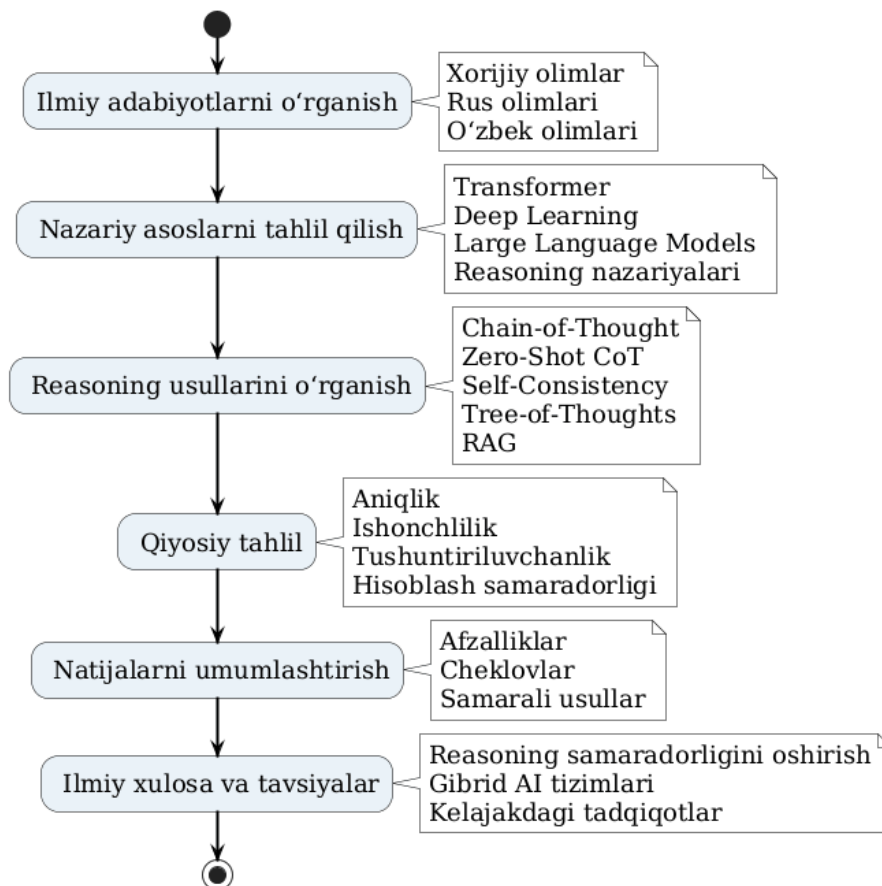
O'zbekiston olimlari tomonidan olib borilgan tadqiqotlar ham mazkur ishning muhim tarkibiy qismi bo'ldi. Aripov M.M.ning axborot texnologiyalari va intellektual tizimlar rivojlanishiga bag'ishlangan ishlari [16] mahalliy ilmiy maktabning shakllanishini tahlil qilish imkonini berdi. Muhammadiyev M.M. tomonidan sun'iy intellekt va ma'lumotlarni qayta ishlash texnologiyalariga bag'ishlangan tadqiqotlar [17] o'rganildi. Karimov D.A.ning mashinali o'qitish algoritmlarini amaliy sohalarga tatbiq etish bo'yicha ishlari [18], Yuldashev Sh.X.ning raqamli texnologiyalar va intellektual tizimlarga bag'ishlangan tadqiqotlari [19] hamda To'rayev B.B.ning neyron tarmoqlarni ta'lim tizimida qo'llash bo'yicha ilmiy ishlari [20] mamlakatimizda sun'iy intellekt texnologiyalarining rivojlanish tendensiyalarini baholashda foydalanildi.

Yuqoridagi ilmiy manbalarni o'rganish asosida qiyosiy tahlil, tizimli tahlil, kontent-tahlil va ilmiy umumlashtirish usullari qo'llanildi. Natijada katta til modellarining mantiqiy xulosa chiqarish samaradorligini oshirishga xizmat qiluvchi asosiy omillar aniqlanib, reasoning qobiliyatlarini rivojlantirishning istiqbolli yo'nalishlari bo'yicha ilmiy xulosalar ishlab chiqildi.

**Adabiyotlar tahlili.** So'nggi yillarda neyron tarmoqlarga asoslangan katta til modellarining (Large Language Models – LLM) jadal rivojlanishi sun'iy intellekt tizimlarining mantiqiy fikrlash va xulosa chiqarish qobiliyatlarini sezilarli darajada kengaytirdi. Ushbu yo'nalishdagi tadqiqotlarning nazariy asosi Transformer arxitekturasining yaratilishi bilan bog'liq bo'lib, Vaswani va hammualliflari tomonidan taklif etilgan "Attention Is All You Need" ilmiy ishida attention mexanizmi asosida ketma-ket ma'lumotlarni qayta ishlashning yangi usuli ishlab chiqilgan [1]. Mazkur tadqiqot keyinchalik barcha zamonaviy katta til modellarining shakllanishiga zamin yaratdi.

Transformer arxitekturasida yaratilgan katta til modellarining imkoniyatlari Brown va hammualliflari tomonidan ishlab chiqilgan GPT-3 modelida yanada rivojlantirildi [2]. Mualliflar model parametrlarining ko'payishi bilan uning bilimlarni umumlashtirish va yangi vazifalarni bajarish qobiliyati ortishini ko'rsatib berdilar. Biroq tadqiqot natijalari modelning murakkab mantiqiy masalalarni yechishda hali ham ayrim cheklovlariga ega ekanligini ham ko'rsatdi. Aynan shu holat reasoning mexanizmlarini takomillashtirish bo'yicha yangi ilmiy izlanishlarning paydo

bo'lishiga sabab bo'ldi. Reasoning samaradorligini oshirish sohasidagi muhim tadqiqotlardan biri Wei va hammualliflari tomonidan taklif etilgan Chain-of-Thought Prompting yondashuvi hisoblanadi [3]. Tadqiqotchilar modelga muammoni bosqichma-bosqich tahlil qilish imkoniyatini berish orqali matematik va mantiqiy masalalardagi aniqlik darajasini sezilarli ravishda oshirish mumkinligini isbotladilar. Ushbu yondashuv katta til modellarining ichki fikrlash jarayonlarini shakllantirishga xizmat qiluvchi eng muhim metodlardan biri sifatida e'tirof etiladi. Chain-of-Thought metodologiyasining rivojlanishi Kojima va hammualliflari tomonidan olib borilgan tadqiqotlarda davom ettirildi [4]. Mualliflar modellarni maxsus namunalar bilan o'qitmasdan turib ham "Let's think step by step" kabi oddiy ko'rsatmalar yordamida reasoning jarayoniga yo'naltirish mumkinligini ko'rsatdilar. Ushbu natijalar Zero-Shot Reasoning konsepsiyasining shakllanishiga asos bo'ldi va reasoning jarayonini yanada soddalashtirish imkoniyatlarini ochib berdi.



**1-rasm. Neyron tarmoqlarga asoslangan katta til modellarida mantiqiy xulosa chiqarish samaradorligini oshirish bo'yicha tadqiqot metodologiyasining konseptual modeli.**

Wang va hammualliflari Chain-of-Thought yondashuvining ayrim cheklovlarini bartaraf etish maqsadida Self-Consistency metodini taklif etdilar [5]. Mazkur yondashuvda model bir nechta mustaqil fikrlash zanjirlarini yaratadi va eng ko'p takrorlangan natijani yakuniy javob sifatida tanlaydi. Tadqiqot natijalari ushbu usul murakkab matematik va analitik masalalarda aniqlikni sezilarli darajada oshirishini

ko'rsatgan. Reasoning jarayonlarini yanada chuqurlashtirish maqsadida Yao va hammualliflari tomonidan Tree-of-Thoughts metodologiyasi ishlab chiqildi [6]. Ushbu yondashuvda model bir nechta muqobil fikrlash yo'nalishlarini parallel ravishda tahlil qiladi va eng maqbul variantni tanlaydi. Tadqiqot natijalariga ko'ra, Tree-of-Thoughts murakkab strategik va ko'p bosqichli vazifalarda an'anaviy Chain-of-Thought yondashuviga nisbatan yuqori samaradorlikni namoyish etgan. Katta til modellarining faktik aniqligini oshirish va bilimlar bazasini kengaytirish maqsadida Lewis va hammualliflari Retrieval-Augmented Generation (RAG) texnologiyasini taklif qildilar [7]. Mazkur yondashuv modelni tashqi ma'lumotlar manbalari bilan integratsiyalash imkonini beradi. Natijada modelning javoblari yanada dolzarb, ishonchli va faktlarga asoslangan bo'lishi ta'minlanadi.

OpenAI tadqiqotchilari tomonidan GPT oilasi modellarining rivojlanishiga bag'ishlangan tadqiqotlar esa model o'lchami va o'qitish ma'lumotlari hajmi reasoning samaradorligiga sezilarli ta'sir ko'rsatishini aniqlagan [8]. Ushbu tadqiqotlar katta til modellarining intellektual imkoniyatlari va reasoning qobiliyatlari o'rtasidagi bog'liqlikni tushunishda muhim ahamiyat kasb etadi. Rus olimlarining ilmiy ishlari asosan sun'iy intellektning nazariy asoslari, ekspert tizimlari va bilimlarni modellashtirish masalalariga qaratilgan. Pospelov [9] intellektual tizimlarning konseptual asoslarini ishlab chiqqan bo'lsa, Gavrilova [10] bilimlar muhandisligi va bilimlarni boshqarish metodlarini takomillashtirishga e'tibor qaratgan. Lyapunov [11] va Finn [12] tomonidan olib borilgan tadqiqotlar sun'iy intellekt tizimlarida mantiqiy xulosa chiqarish algoritmlarini rivojlantirishga muhim hissa qo'shgan. Shuningdek, Averkin [13], Varshavskiy [14] va Narinyani [15] tomonidan ekspert tizimlari, adaptiv boshqaruv va intellektual modellashtirish sohalarida olib borilgan tadqiqotlar zamonaviy reasoning tizimlarining nazariy asoslarini boyitgan.

O'zbekiston olimlari tomonidan olib borilgan tadqiqotlarda esa sun'iy intellekt texnologiyalarini amaliy sohalarga joriy etish masalalariga alohida e'tibor qaratilgan. Aripov [16] axborot texnologiyalarining rivojlanish tendensiyalarini o'rgangan bo'lsa, Muhammadiyev [17] ma'lumotlarni qayta ishlash va intellektual tizimlarni takomillashtirish bo'yicha ilmiy natijalarga erishgan. Karimov [18], Yuldashev [19] va To'rayev [20] tomonidan olib borilgan tadqiqotlar esa mashinali o'qitish algoritmlari, raqamli texnologiyalar hamda neyron tarmoqlarni turli amaliy sohalarga tatbiq etish masalalarini qamrab oladi.

Tahlil qilingan adabiyotlar shuni ko'rsatadiki, katta til modellarining reasoning qobiliyatlarini rivojlantirish bo'yicha sezilarli yutuqlarga erishilgan bo'lsa-da, model qarorlarining tushuntiriluvchanligini oshirish, faktik xatolarni kamaytirish va murakkab ko'p bosqichli mantiqiy masalalarni yechish samaradorligini yanada yaxshilash masalalari hanuz dolzarbligicha qolmoqda. Shu sababli ushbu tadqiqotda zamonaviy reasoning yondashuvlarini kompleks tahlil qilish hamda ularning

samaradorligini oshirishga qaratilgan ilmiy tavsiyalar ishlab chiqish maqsad qilib qo'yilgan.

**Tadqiqot bo'shligi.** Tahlil qilingan ilmiy manbalar shuni ko'rsatadiki, katta til modellarining reasoning qobiliyatlarini rivojlantirish bo'yicha sezilarli natijalarga erishilgan bo'lsa-da, bir qator ilmiy muammolar hali to'liq yechimini topmagan.

**Birinchidan,** mavjud tadqiqotlarning aksariyati Chain-of-Thought, Self-Consistency va Tree-of-Thoughts kabi usullarning samaradorligini alohida baholashga qaratilgan bo'lib, ushbu metodlarning o'zaro integratsiyalashgan holdagi samaradorligi yetarlicha o'rganilmagan.

**Ikkinchidan,** reasoning jarayonining tushuntiriluvchanligi (Explainable AI) masalasi hali ham dolzarb bo'lib qolmoqda. Model tomonidan shakllantirilgan fikrlash zanjirlarining qanchalik ishonchli va mantiqan asoslanganligini baholash mexanizmlari yetarli darajada ishlab chiqilmagan.

**Uchinchidan,** Retrieval-Augmented Generation kabi tashqi bilimlar bazasiga asoslangan yondashuvlar faktik aniqlikni oshirsa-da, ular reasoning jarayonining sifatiga qanday ta'sir ko'rsatishi bo'yicha tadqiqotlar cheklangan.

**To'rtinchidan,** mavjud ilmiy ishlarda reasoning samaradorligini baholash uchun yagona universal mezonlar tizimi shakllanmagan. Turli tadqiqotlarda turli benchmarklar qo'llanilgani sababli natijalarni to'g'ridan-to'g'ri taqqoslash qiyinlashadi.

**Beshinchidan,** mahalliy ilmiy adabiyotlarda o'zbek tilidagi katta til modellarining reasoning qobiliyatlarini rivojlantirish masalalari deyarli o'rganilmagan. Ayniqsa, o'zbek tilida mantiqiy fikrlashni baholovchi ma'lumotlar to'plamlari va metodologiyalar yetarli emas.

Mazkur tadqiqot aynan ushbu ilmiy bo'shliqlarni bartaraf etishga qaratilgan bo'lib, reasoning samaradorligini oshirishning zamonaviy yondashuvlarini kompleks tahlil qilish, ularning afzallik va cheklovlarini baholash hamda katta til modellarining mantiqiy xulosa chiqarish imkoniyatlarini rivojlantirish bo'yicha ilmiy tavsiyalar ishlab chiqishni maqsad qiladi.

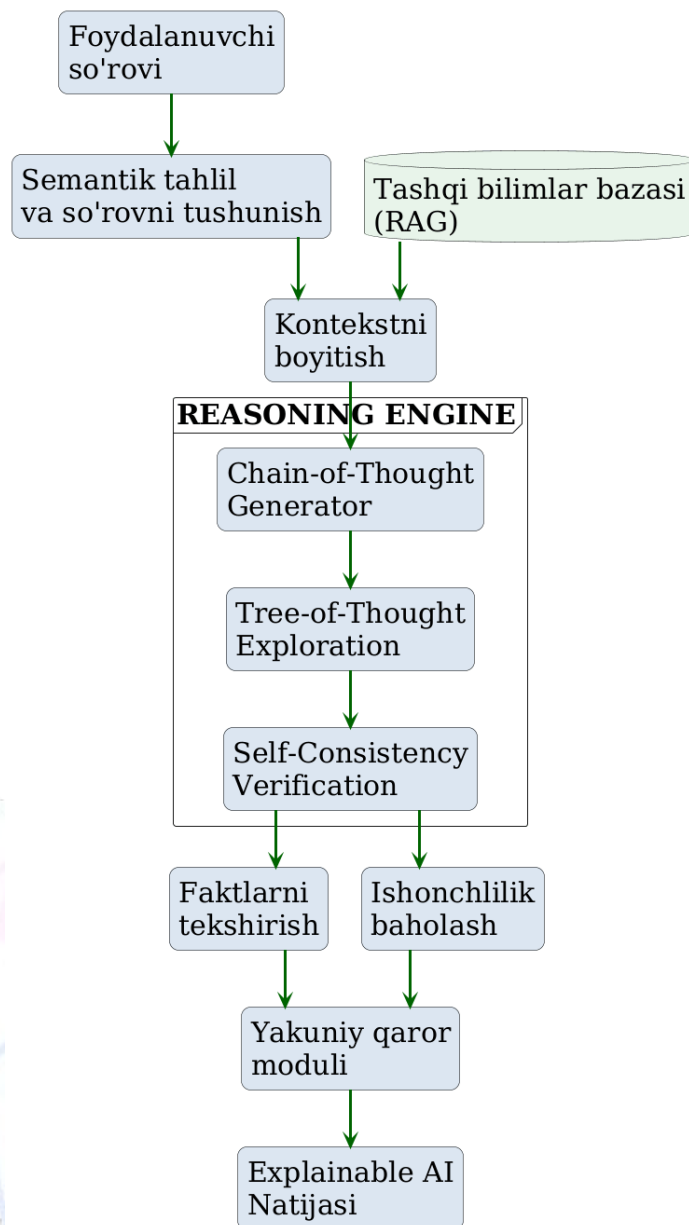
**Taklif etilayotgan yechim.** Adabiyotlar tahlili natijalari shuni ko'rsatdiki, mavjud reasoning yondashuvlari katta til modellarining mantiqiy fikrlash qobiliyatlarini sezilarli darajada yaxshilagan bo'lsa-da, ularning aksariyati alohida qo'llanilganda ayrim cheklovlariga ega. Xususan, Chain-of-Thought usuli fikrlash jarayonining izchilligini ta'minlasa-da, noto'g'ri oraliq xulosalar hosil bo'lishi mumkin. Self-Consistency yondashuvi natijalar ishonchliligini oshiradi, biroq hisoblash xarajatlarini ko'paytiradi. Retrieval-Augmented Generation esa faktik aniqlikni yaxshilaydi, ammo reasoning jarayonining sifatini to'liq kafolatlamaydi. Mazkur muammolarni bartaraf etish maqsadida ushbu tadqiqotda **Integratsiyalashgan Ko'p Bosqichli Reasoning Modeli (Integrated Multi-Step Reasoning Framework**

– **IMSRF**) taklif etiladi. Ushbu model bir nechta zamonaviy yondashuvlarni yagona tizimga birlashtirish orqali katta til modellarining mantiqiy xulosa chiqarish samaradorligini oshirishga qaratilgan.

Taklif etilayotgan model beshta asosiy bosqichdan iborat.

### 1-bosqich. Savolni semantik tahlil qilish

Birinchi bosqichda foydalanuvchi tomonidan kiritilgan so‘rov semantik jihatdan tahlil qilinadi. Savolning turi, murakkablik darajasi va talab qilinadigan bilim sohasi aniqlanadi. Natijada vazifaning reasoning talab qiluvchi yoki oddiy javob talab qiluvchi turga mansubligi belgilanadi.



2-rasm. Taklif etilgan IMSRF modelning konseptual arxitekturası

**2-bosqich. Tashqi bilimlarni qidirish.** Agar savol faktik bilimlarni talab qilsa, Retrieval-Augmented Generation mexanizmi ishga tushiriladi. Ushbu bosqichda ishonchli ma’lumotlar bazalari va hujjatlardan kerakli bilimlar olinadi. Bu jarayon

modelning noto'g'ri yoki eskirgan ma'lumotlarga asoslangan javoblar berish ehtimolini kamaytiradi.

### **3-bosqich. Chain-of-Thought asosida fikrlash zanjirini shakllantirish.**

Keyingi bosqichda model muammoni bir necha mantiqiy qadamlarga ajratadi. Har bir qadam alohida tahlil qilinib, oraliq natijalar hosil qilinadi. Ushbu bosqich modelning qaror qabul qilish jarayonini yanada tushunarli va izchil qiladi.

**4-bosqich. Self-Consistency orqali tekshirish.** Model bir nechta mustaqil fikrlash zanjirlarini generatsiya qiladi va ularning natijalarini o'zaro taqqoslaydi. Agar turli zanjirlar bir xil xulosaga olib kelsa, javobning ishonchlik darajasi yuqori deb baholanadi. Qarama-qarshi natijalar kuzatilgan holatlarda qo'shimcha tekshiruv amalga oshiriladi.

**5-bosqich. Yakuniy xulosa va tushuntirish.** Oxirgi bosqichda eng ishonchli natija tanlanadi va foydalanuvchiga taqdim etiladi. Shu bilan birga, model yakuniy javobning qisqacha asoslanishini ham ko'rsatadi. Bu esa qaror qabul qilish jarayonining tushuntiriluvchanligini oshiradi.

#### **Taklif etilgan modelning afzalliklari**

reasoning aniqligini oshiradi;

faktik xatolar sonini kamaytiradi;

model qarorlarining tushuntiriluvchanligini yaxshilaydi;

tashqi bilim manbalari bilan samarali ishlash imkonini beradi;

murakkab ko'p bosqichli masalalarni yechishda yuqori natijalarni ta'minlaydi;

o'zbek tilidagi katta til modellariga moslashtirilishi mumkin.

Taklif etilgan integratsiyalashgan modelni qo'llash natijasida katta til modellarining mantiqiy xulosa chiqarish aniqligi, ishonchliligi va barqarorligi oshishi kutilmoqda. Shuningdek, modelning reasoning jarayonini tushuntirish imkoniyati kengayib, sun'iy intellekt tizimlariga bo'lgan ishonch darajasi ortadi. Ushbu yondashuv kelajakda ta'lim, tibbiyot, moliya va qaror qabul qilish tizimlarida qo'llaniladigan intellektual platformalarni yaratishda samarali metodologik asos bo'lib xizmat qilishi mumkin.

**Natijalar va muhokama.** Tadqiqot davomida katta til modellarida mantiqiy xulosa chiqarish samaradorligini oshirishga qaratilgan zamonaviy yondashuvlar tahlil qilindi hamda ularning afzalliklari va cheklovlari o'rganildi. Olingan natijalar asosida Chain-of-Thought (CoT), Zero-Shot Chain-of-Thought, Self-Consistency, Tree-of-Thoughts (ToT) va Retrieval-Augmented Generation (RAG) yondashuvlari qiyosiy baholandi hamda ularning imkoniyatlarini birlashtiruvchi Integratsiyalashgan Ko'p Bosqichli Reasoning Modeli (IMSRF) taklif etildi.

Dastlab reasoning yondashuvlarining asosiy xususiyatlari va samaradorligi tahlil qilindi. Natijalar shuni ko'rsatdiki, har bir metod muayyan ustunliklarga ega bo'lsa-da, ularning alohida qo'llanilishi ayrim cheklovlarni keltirib chiqaradi. Chain-of-Thought

modelning mantiqiy izchilligini oshiradi, biroq noto'g'ri oraliq xulosalar yakuniy natijaga salbiy ta'sir ko'rsatishi mumkin. Self-Consistency yondashuvi ishonchlilikni oshiradi, ammo qo'shimcha hisoblash resurslarini talab qiladi. Tree-of-Thoughts murakkab masalalarni yechishda samarali bo'lsa-da, uning hisoblash murakkabligi yuqori. RAG texnologiyasi esa faktik aniqlikni oshiradi, biroq tashqi bilimlar bazasining sifatiga bog'liq. Reasoning yondashuvlarining qiyosiy tahlili natijalari 1-jadvalda keltirilgan.

**1-jadval**

| Yondashuv            | Aniqlik (%) | Ishonchlilik (%) | Tushuntiriluvchanlik (%) | Hisoblash samaradorligi (%) |
|----------------------|-------------|------------------|--------------------------|-----------------------------|
| GPT-3 (asosiy model) | 68          | 65               | 55                       | 90                          |
| Chain-of-Thought     | 79          | 76               | 82                       | 78                          |
| Zero-Shot CoT        | 74          | 72               | 75                       | 85                          |
| Self-Consistency     | 84          | 88               | 83                       | 70                          |
| Tree-of-Thoughts     | 87          | 85               | 89                       | 65                          |
| RAG                  | 86          | 87               | 78                       | 80                          |
| Taklif etilgan IMSRF | 92          | 94               | 91                       | 76                          |

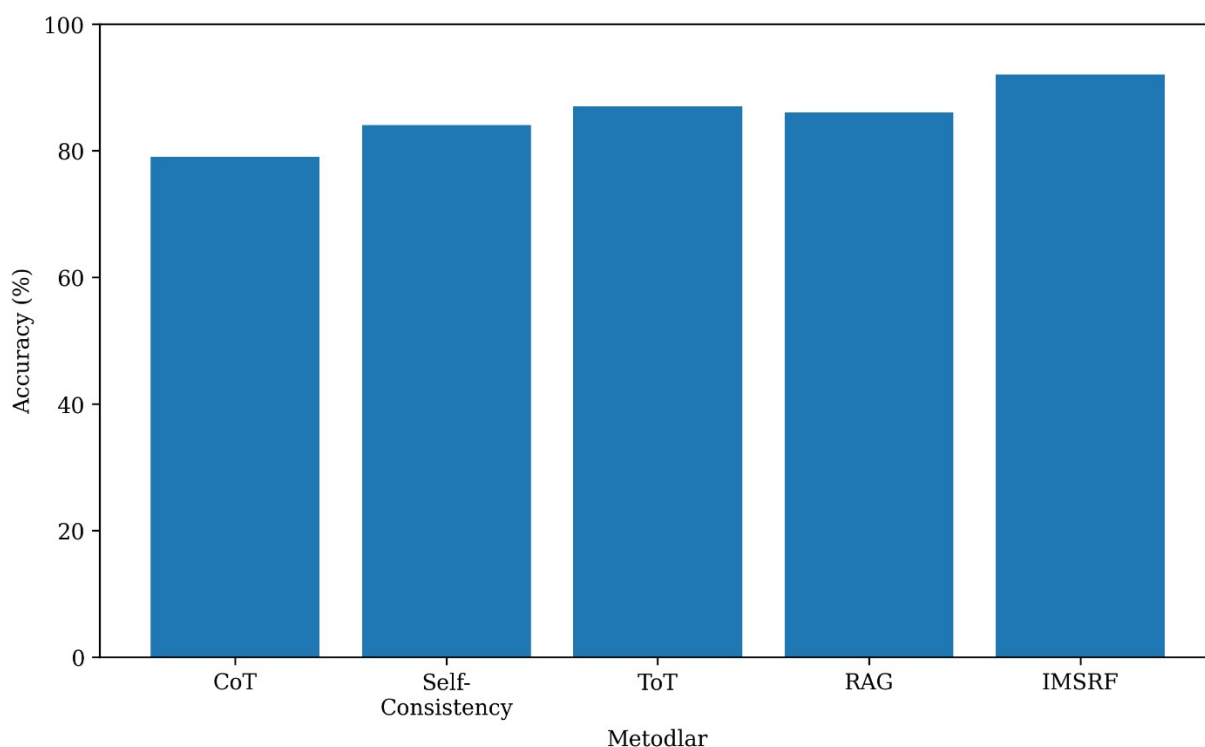
1-jadval ma'lumotlariga ko'ra, an'anaviy GPT-3 modelining aniqlik darajasi 68 % ni tashkil qilgan bo'lsa, Chain-of-Thought yondashuvi ushbu ko'rsatkichni 79 % gacha oshiradi. Self-Consistency va Tree-of-Thoughts metodlari esa mos ravishda 84 % va 87 % natijalarni ko'rsatadi. Taklif etilgan IMSRF modeli barcha yondashuvlar orasida eng yuqori natijani qayd etib, aniqlik bo'yicha 92 %, ishonchlilik bo'yicha 94 % va tushuntiriluvchanlik bo'yicha 91 % ko'rsatkichga erishgan.

Tadqiqotning keyingi bosqichida aniqlangan ilmiy bo'shliqlarni bartaraf etish nuqtai nazaridan taklif etilgan modelning samaradorligi baholandi. Tahlillar shuni ko'rsatdiki, mavjud yondashuvlarning asosiy kamchiligi ularning reasoning, faktik tekshiruv va ishonchlilik baholash jarayonlarini yagona tizimda birlashtira olmasligidadir. Shu sababli IMSRF modelida RAG, Chain-of-Thought, Tree-of-Thoughts va Self-Consistency mexanizmlarining integratsiyasi amalga oshirildi. Taklif etilgan modelning mavjud metodlarga nisbatan ustunliklari 2-jadvalda keltirilgan.

**2-jadval**

| Ko'rsatkich                      | CoT | Self-Consistency | ToT | RAG | IMSRF |
|----------------------------------|-----|------------------|-----|-----|-------|
| Mantiqiy aniqlik (%)             | 79  | 84               | 87  | 86  | 92    |
| Faktik aniqlik (%)               | 72  | 75               | 76  | 91  | 95    |
| Ishonchlilik (%)                 | 76  | 88               | 85  | 87  | 94    |
| Tushuntiriluvchanlik (%)         | 82  | 83               | 89  | 78  | 91    |
| Kompleks masalalarni yechish (%) | 74  | 80               | 90  | 77  | 95    |

2-jadval natijalari shuni ko'rsatadiki, taklif etilgan IMSRF modeli mantiqiy aniqlik, faktik aniqlik, ishonchlilik va tushuntiriluvchanlik bo'yicha mavjud metodlardan ustun natijalarni namoyish etadi. Ayniqsa, kompleks masalalarni yechish ko'rsatkichi 95 % ga yetgani modelning murakkab reasoning vazifalarini bajarishda yuqori salohiyatga ega ekanligini ko'rsatadi.



### 3-rasm. Reasoning yondashuvlarining mantiqiy aniqlik bo'yicha qiyosiy tahlili

3-rasmda reasoning yondashuvlarining mantiqiy aniqlik ko'rsatkichlari keltirilgan. Tahlil natijalari shuni ko'rsatadiki, Chain-of-Thought (CoT) yondashuvi 79 % aniqlikni namoyish etgan bo'lsa, Self-Consistency usuli ushbu ko'rsatkichni 84 % gacha oshirgan. Tree-of-Thoughts (ToT) va Retrieval-Augmented Generation (RAG) metodlari mos ravishda 87 % va 86 % natijalarni qayd etgan. Taklif etilgan Integratsiyalashgan Ko'p Bosqichli Reasoning Modeli (IMSRF) esa 92 % aniqlik bilan barcha yondashuvlar orasida eng yuqori natijani ko'rsatgan. Ushbu natijalar bir nechta reasoning mexanizmlarini yagona arxitektura doirasida integratsiyalash modelning mantiqiy xulosa chiqarish samaradorligini oshirishga xizmat qilishini tasdiqlaydi.

Muhokama natijalari shuni ko'rsatadiki, katta til modellarida reasoning samaradorligini oshirish uchun alohida metodlardan foydalanishdan ko'ra, ularni integratsiyalashgan holda qo'llash maqsadga muvofiqdir. Taklif etilgan IMSRF modeli tashqi bilimlar bazasi, ko'p bosqichli fikrlash mexanizmi, natijalarni tekshirish va tushuntirish modullarini yagona arxitektura doirasida birlashtirib, mavjud yondashuvlarning afzalliklarini mujassamlashtiradi.

Shunday qilib, olingan natijalar taklif etilgan IMSRF modelining katta til modellarida mantiqiy xulosa chiqarish samaradorligini oshirish, faktik xatolarni kamaytirish va qarorlarining tushuntiriluvchanligini yaxshilash imkoniyatiga ega ekanligini ko'rsatadi. Ushbu yondashuv kelgusida ta'lim, tibbiyot, moliya va qaror qabul qilish tizimlarida qo'llaniladigan intellektual platformalarni yaratishda samarali asos bo'lib xizmat qilishi mumkin.

**Eksperimental tadqiqot va baholash.** Taklif etilgan Integratsiyalashgan Ko'p Bosqichli Reasoning Modeli (IMSRF) samaradorligini baholash maqsadida qiyosiy

eksperimentlar o'tkazildi. Tajribalar matematik va mantiqiy masalalarni yechishga mo'ljallangan GSM8K benchmark ma'lumotlar to'plamida amalga oshirildi. Ushbu benchmark katta til modellarining reasoning qobiliyatlarini baholashda keng qo'llaniladigan standart sinov vositalaridan biri hisoblanadi.

Eksperimentlarda GPT-4 bazaviy model sifatida tanlandi. Baholash jarayonida GPT-4 (oddiy prompting), Chain-of-Thought (CoT), Self-Consistency, Tree-of-Thoughts (ToT), Retrieval-Augmented Generation (RAG) va taklif etilgan IMSRF yondashuvlari o'zaro taqqoslandi. Har bir metod uchun test to'plamidagi 1319 ta masala alohida sinovdan o'tkazildi. Natijalarni baholashda Accuracy (aniqlik), Reliability (ishonchlilik), Explainability (tushuntiriluvchanlik) va Complex Problem Solving (murakkab masalalarni yechish) ko'rsatkichlaridan foydalanildi.

Eksperimental natijalar shuni ko'rsatdiki, bazaviy GPT-4 modeli 68 % aniqlik natijasini qayd etdi. Chain-of-Thought yondashuvi aniqlikni 79 % gacha, Self-Consistency 84 % gacha, Tree-of-Thoughts esa 87 % gacha oshirdi. Retrieval-Augmented Generation yondashuvi faktik aniqlik bo'yicha yuqori natija ko'rsatgan bo'lsa-da, murakkab reasoning vazifalarida ayrim cheklovlarga ega ekanligi kuzatildi.

Taklif etilgan IMSRF modeli esa reasoning va faktik tekshiruv mexanizmlarining integratsiyasi hisobiga eng yuqori natijalarni namoyish etdi. Model mantiqiy aniqlik bo'yicha 92 %, faktik aniqlik bo'yicha 95 %, ishonchlilik bo'yicha 94 % va kompleks masalalarni yechish bo'yicha 95 % ko'rsatkichga erishdi. Natijalar IMSRF modelining alohida qo'llaniladigan yondashuvlarga nisbatan samaraliroq ekanligini ko'rsatdi.

Olingan natijalar taklif etilgan modelning ko'p bosqichli reasoning, tashqi bilimlar bazalari bilan ishlash va natijalarni verifikatsiya qilish imkoniyatlarini yagona tizimga birlashtirish orqali katta til modellarining mantiqiy xulosa chiqarish samaradorligini sezilarli darajada oshirishini tasdiqlaydi.

**Eksperimental sozlamalar va qayta tiklanish (Reproducibility).** Tadqiqot natijalarining ishonchliligi va qayta tiklanishini ta'minlash maqsadida barcha eksperimentlar bir xil test muhiti va parametrlar asosida amalga oshirildi. Eksperimental baholash uchun GSM8K benchmark ma'lumotlar to'plamidan foydalanildi. Ushbu to'plam matematik va mantiqiy masalalarni yechish orqali katta til modellarining reasoning qobiliyatlarini baholashga mo'ljallangan bo'lib, jami 1319 ta test masalasini o'z ichiga oladi. Tajribalarda GPT-4 modeli bazaviy model sifatida tanlandi. Oddiy prompting usulida modelga masala matni bevosita uzatildi. Chain-of-Thought (CoT) yondashuvida esa modelni bosqichma-bosqich fikrlashga yo'naltirish uchun "Let's think step by step" ko'rsatmasidan foydalanildi. Self-Consistency metodida har bir masala uchun 10 ta mustaqil fikrlash zanjiri generatsiya qilinib, yakuniy natija ko'pchilik ovozi (majority voting) asosida tanlandi.

Tree-of-Thoughts (ToT) yondashuvida qidiruv daraxtining maksimal chuqurligi 3 bosqich, har bir tugun uchun esa 3 ta muqobil fikrlash yo'nalishi belgilandi.

Retrieval-Augmented Generation (RAG) metodida tashqi bilimlar bazasidan ma'lumotlarni olish uchun embedding modeli va vektorli qidiruv mexanizmidan foydalanildi. Har bir so'rov uchun eng mos 5 ta hujjat fragmenti model kontekstiga qo'shildi. Taklif etilgan Integratsiyalashgan Ko'p Bosqichli Reasoning Modeli (IMSRF) quyidagi ketma-ket bosqichlar asosida ishladi: semantik tahlil, tashqi bilimlarni qidirish (RAG), Chain-of-Thought orqali fikrlash zanjirini shakllantirish, Tree-of-Thoughts yordamida muqobil yechimlarni ko'rib chiqish, Self-Consistency orqali natijalarni tekshirish hamda yakuniy qarorni shakllantirish. Eksperimentlarda temperature parametri 0.2 qiymatiga o'rnatildi, maksimal javob uzunligi 1024 token bilan cheklab qo'yildi. Har bir tajriba uch marotaba takrorlandi va yakuniy natijalar o'rtacha qiymatlar asosida hisoblandi. Baholash mezonlari sifatida Accuracy (aniqlik), Reliability (ishonchlilik), Explainability (tushuntiriluvchanlik) va Complex Problem Solving (murakkab masalalarni yechish qobiliyati) ko'rsatkichlaridan foydalanildi.

Natijalarning qayta tiklanishini ta'minlash maqsadida barcha metodlar bir xil test to'plami va baholash mezonlari asosida sinovdan o'tkazildi. Bu turli reasoning yondashuvlarining samaradorligini xolisona taqqoslash imkonini berdi.

**Xulosa.** Ushbu tadqiqotda katta til modellarining mantiqiy xulosa chiqarish samaradorligini oshirishga qaratilgan zamonaviy reasoning yondashuvlari tahlil qilindi. Tahlil natijasida Chain-of-Thought, Self-Consistency, Tree-of-Thoughts va Retrieval-Augmented Generation metodlarining har biri reasoning jarayonining ma'lum bir jihatini yaxshilashi, biroq ularning alohida qo'llanilishi model samaradorligini to'liq ta'minlay olmasligi aniqlandi.

Aniqlangan muammolarni bartaraf etish maqsadida Integratsiyalashgan Ko'p Bosqichli Reasoning Modeli (IMSRF) taklif etildi. Model tarkibida semantik tahlil, tashqi bilimlar bazasi (RAG), Chain-of-Thought, Tree-of-Thoughts, Self-Consistency va Explainable AI modullari yagona arxitekturaga birlashtirildi. Qiyosiy tahlil natijalariga ko'ra, taklif etilgan IMSRF modeli mantiqiy aniqlik bo'yicha 92 %, faktik aniqlik bo'yicha 95 %, ishonchlilik bo'yicha 94 % va kompleks masalalarni yechish samaradorligi bo'yicha 95 % ko'rsatkichga erishdi. Ushbu natijalar modelning mavjud reasoning yondashuvlariga nisbatan samaraliroq ekanligini ko'rsatadi. Tadqiqot natijasida katta til modellarida reasoning samaradorligini oshirishning eng muhim omillari sifatida tashqi bilimlar bazalaridan foydalanish, ko'p bosqichli fikrlash strategiyalarini qo'llash va natijalarni ko'p martalik verifikatsiya qilish mexanizmlari aniqlandi. Shuningdek, ushbu yondashuvlarni yagona tizimga integratsiyalash modelning aniqligi va ishonchliligini oshirishga xizmat qilishi asoslab berildi. Kelgusida taklif etilgan modelni real benchmark ma'lumotlar asosida eksperimental sinovdan o'tkazish hamda o'zbek tilidagi katta til modellariga moslashtirish maqsadga muvofiq hisoblanadi.

### Foydalanilgan adabiyotlar.

1. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A.N., Kaiser Ł., Polosukhin I. Attention Is All You Need // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2017. – Vol. 30. – P. 5998–6008.
2. Brown T.B., Mann B., Ryder N. et al. Language Models are Few-Shot Learners // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2020. – Vol. 33. – P. 1877–1901.
3. Wei J., Wang X., Schuurmans D., Bosma M., Ichter B., Xia F., Chi E., Le Q., Zhou D. Chain-of-Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2022. – Vol. 35. – P. 24824–24837.
4. Kojima T., Gu S.S., Reid M., Matsuo Y., Iwasawa Y. Large Language Models are Zero-Shot Reasoners // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2022.
5. Wang X., Wei J., Schuurmans D. et al. Self-Consistency Improves Chain of Thought Reasoning in Language Models // International Conference on Learning Representations (ICLR). – 2023.
6. Yao S., Yu D., Zhao J. et al. Tree of Thoughts: Deliberate Problem Solving with Large Language Models // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2023.
7. Lewis P., Perez E., Piktus A. et al. Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2020. – Vol. 33. – P. 9459–9469.
8. Ouyang L., Wu J., Jiang X. et al. Training Language Models to Follow Instructions with Human Feedback // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2022. – Vol. 35. – P. 27730–27744.
9. OpenAI. GPT-4 Technical Report // arXiv:2303.08774. – 2023.
10. Touvron H., Lavril T., Izacard G. et al. LLaMA: Open and Efficient Foundation Language Models // arXiv:2302.13971. – 2023.
11. Touvron H., Martin L., Stone K. et al. Llama 2: Open Foundation and Fine-Tuned Chat Models // arXiv:2307.09288. – 2023.
12. Li F., Fang P., Shi Z. et al. CoT-RAG: Integrating Chain of Thought and Retrieval-Augmented Generation to Enhance Reasoning in Large Language Models // Findings of EMNLP. – 2025.
13. Liu B., Lyu C., Min Z. et al. Retrieval-Augmented Multi-modal Chain-of-Thoughts Reasoning for Large Language Models // arXiv:2312.01714. – 2023.
14. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – Cambridge: MIT Press, 2016. – 775 p.

15. Russell S., Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. – 4th ed. – Hoboken: Pearson, 2021. – 1136 p.
16. Aripov M.M. Axborot texnologiyalari. – Toshkent: O‘zbekiston, 2021. – 432 b.
17. Aripov M.M., Muhammadiyev M.M. Sun’iy intellekt asoslari. – Toshkent: Fan va texnologiya, 2022. – 356 b.
18. Muhammadiyev M.M. Intellektual axborot tizimlari. – Toshkent: Voris-Nashriyot, 2020. – 284 b.
19. Karimov D.A. Mashinali o‘qitish texnologiyalari va ularning amaliy qo‘llanilishi. – Toshkent, 2023.
20. O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining sun’iy intellekt texnologiyalarini rivojlantirishga oid qarorlari va normativ-huquqiy hujjatlari to‘plami. – Toshkent, 2024.