



DOI 10.51885/1561-4212_2025_3_238

FTAXP 28.23.01

БІЛІМ БЕРУ БАҒДАРЛАМАЛАРЫ ҮШІН ШЫҒАРАТЫН МАЗМҰНЫНЫҢ САПАСЫНА ПРОМПТ-ИНЖЕНЕРИНГТІҢ ӘСЕРІН ЗЕРТТЕУ

ИССЛЕДОВАНИЕ ВЛИЯНИЯ ПРОМПТ-ИНЖИНИРИНГА НА КАЧЕСТВО ГЕНЕРИРУЕМОГО КОНТЕНТА ДЛЯ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ ПРОГРАММ

STUDY OF THE IMPACT OF PROMPT ENGINEERING ON THE QUALITY OF GENERATED CONTENT FOR EDUCATIONAL PROGRAMS

А.Е. Серіков ^{1*}, А.А. Белоощицкий ²

¹Astana IT University, Астана қ., Қазақстан

²Киев ұлттық құрылыс және сәулет университеті, Киев қ., Украина

*Жауапты автор: Серіков Аянбек Ермекұлы, e-mail: ayanbek.as@gmail.com

Түйінді сөздер:

промт инженерия,
генеративті жасанды
интеллект, білім беру
бағдарламалары, тілдік
модельдер, мәтінді
түсіндіру, мазмұн сапасы.

ТҮЙІНДЕМЕ

Бұл зерттеу білім беру бағдарламалары үшін тілдік модельдер арқылы жасалған мазмұн сапасына анықтамалық инженерия қалай әсер ететінін талдайды. Ол 8269 бағдарламалардың деректер жинағын пайдалана отырып, ықшамнан үлкен масштабқа дейінгі заманауи үлгілердегі әртүрлі тұспалдау әдістерін бағалайды. Түсіндіру мүмкіндігі бойынша құрамдас бөліктердің құрылымдық-семантикалық градациясы табылды: мақсаттар, пәндер және оқу нәтижелері жоғары интерпретациямен (жоғары косинус ұқсастығымен) сипатталды, ал «Кәсіби атлас» сияқты компоненттер азырақ түсіндіріледі. Нұсқау әдістері әртүрлі өнімділікті көрсетті: төмен сынақпен оқыту мақсаттар үшін жақсы болды, ал ойлар тізбегі кәсіптік стандарттар үшін ең жақсы болды. Негізгі қорытынды – «мамандандырылған артықшылық»: LoRA бейімделген модель үлкенірек, мамандандырылған емес үлгілерден асып түсті, бұл үлкенірек әрқашан жақсы деген идеяға қарсы шықты. Зерттеу білім беру аналитикасын және жасанды интеллект арқылы күрделі білім беру мазмұнын түсіндіруде болашақ зерттеулерді жеңілдету үшін үлгілер мен белгілерді таңдаудың практикалық стратегияларын ұсынады.

Ключевые слова:

промт-инжиниринг,
генеративный
искусственный интеллект,
образовательные
программы, языковые
модели, интерпретация
текста, качество контента.

АННОТАЦИЯ

В данном исследовании анализируется, как инженерия подсказок влияет на качество контента, генерируемого языковыми моделями для образовательных программ. В нём оцениваются различные методы подсказок в современных моделях, от компактных до масштабных, на основе набора данных из 8269 программ. Была выявлена структурно-семантическая градация компонентов по интерпретируемости: цели, дисциплины и результаты обучения характеризовались высокой интерпретируемостью (высоким косинусным сходством), в то время как такие компоненты, как «Атлас профессии», были менее интерпретируемыми. Методы



подсказок показали разную эффективность: обучение с небольшим количеством попыток лучше всего подходило для целей, а цепочка мыслей – для профессиональных стандартов. Ключевым выводом является «специализированное преимущество»: модель, адаптированная к LoRA, превзошла более крупные неспециализированные модели, что ставит под сомнение идею о том, что больше всегда означает лучше. В исследовании предлагаются практические стратегии выбора моделей и подсказок, способствующие образовательной аналитике и будущим исследованиям в области интерпретации сложного образовательного контента с помощью искусственного интеллекта..

keywords:

prompt engineering,
generative artificial
intelligence, educational
programs, language
models, text interpretation,
content quality.

ABSTRACT

This study analyzes how prompt engineering affects the quality of language model-generated content for educational programs. It evaluates various prompting methods across modern models, from compact to large-scale, using a dataset of 8,269 programs. A structural-semantic gradation of components by interpretability was identified: goals, disciplines, and learning outcomes were highly interpretable (high cosine similarity), while components like the Atlas of the profession were less so. Prompting methods showed varying effectiveness: few-shot learning worked best for goals, and chain of thought for professional standards. A key finding is the "specialized advantage": a LoRA-adapted model outperformed larger, non-specialized ones, challenging the idea that bigger always means better. The study offers practical strategies for selecting models and prompts, aiding educational analytics and future research into AI-based interpretation of complex educational content.

КІРІСПЕ

Қазіргі уақытта жасанды интеллект (ЖИ) технологиялары білім беру саласына белсенді түрде енгізіліп, оқу материалдарын әзірлеуде жаңа мүмкіндіктер ашып жатыр. Дегенмен, ЖИ көмегімен жасалған контенттің сапасы қолданылған промпттарға, яғни модельге берілетін сұраныстардың дәлдігі мен құрылымына тікелей байланысты. Осы орайда, промпт-инжинирингтің рөлі ерекше, себебі сауатты құрылған сұраныстар алынатын материалдардың нақтылығы мен сапасын айтарлықтай жақсартады (Handa және басқ., 2024).

Бұл зерттеу жұмысы білім беру бағдарламалары (БББ) үшін жасанды интеллект арқылы жасалған контенттің сапасына промпт-инжинирингтің әсерін жан-жақты талдауға бағытталған. Әртүрлі промпт стратегиялары зерттеліп, олардың контенттің дәлдігіне, логикалық құрылымына және мақсатты аудиторияға бейімделуіне ықпалы қарастырылады. Сонымен қатар, дұрыс құрылмаған сұраныстардың нәтижесінде алынатын материалдардың сапасыз, шала немесе күрделі болып шығу ықтималдығы талданады.

EdTech тақырыбы соңғы жылдары айтарлықтай өзектілікке ие болды. ChatGPT, LLaMA, Mistral және басқа да ірі тілдік модельдер (LLM) арқылы автоматты түрде оқу контентін генерациялау барысында промпт-инжиниринг - яғни, жасанды интеллект жүйесіне нақты және бағытталған сұраныс құрастыру әдісі - шешуші рөл атқарады (Lee & Palmer, 2025). Себебі дәл осы сұраныстың мазмұны мен құрылымы генерацияланатын материалдың сапасын, нақтылығын және білім беру стандарттарына сәйкестігін айқындайды.

Drumm мен Sami (2024) еңбегінде промпт-инжиниринг бойынша академиялық қызметкерлерге арналған тренинг сипатталады. Зерттеу нәтижелері көрсеткендей, дұрыс



құрастырылған промпттар жасанды интеллекттен алынатын материалдардың сапасын едәуір жақсартады. Педагогтер промпт-инжинирингті меңгеру арқылы генерацияланған мазмұнның құрылымдық толықтығына, терминологиялық нақтылығына және дидактикалық құндылығына оң әсер ететінін атап өтті.

Ong және т.б. (2024) өз зерттеуінде GenAI құралдарын қолдану арқылы оқушылардың жауаптарын бағалау тәсілін ұсынады. Бұл жерде промпттардың дұрыс құрылуы студенттің білімін тереңірек тексеруге мүмкіндік беретіні көрсетілген. Генеративті ЖИ-дің "бағалау құралы" ретіндегі тиімділігі - промпттардың нақтылығы мен тапсырманың күрделілік деңгейіне байланысты.

Gupta және т.б. (2025) зерттеуінде промпт-инжинирингтің инженерлік білім беру саласындағы қолданысы қарастырылған. Олар Saksham AI атты код жазуды үйрететін смарт-жүйені сипаттайды. Бұл жүйеде сұрақтарды соқраттық әдіспен қою арқылы студенттердің логикалық ойлауын дамыту мақсат етілген. Нәтижесінде студенттердің пәнді меңгеру деңгейі едәуір артқаны байқалды.

Montalbano және әріптестері (2025) жасаған зерттеуінде промпттардың этикалық контексте қалай әсер ететіні сөз болады. Медицина саласына арналған тапсырмаларда промпттар арқылы этнорасалық бейнелердің көрінісі өзгере алатыны дәлелденген. Бұл болашақ мамандарды дайындауда маңызды фактор.

Промпт-инжиниринг сонымен қатар әртүрлі дайындық деңгейіндегі білім алушыларға бейімделуге мүмкіндік береді. Nyaaaba (2024) жұмысы дамушы елдердегі педагогтарды дайындауға арналған. Онда промпттар арқылы болашақ мұғалімдерге ЖИ-дің әлеуеті мен оның шектеулерін түсіндіру жолдары қарастырылған.

Mushtaq және т.б. (2025) көп агенттік LLM жүйелерін жоғары оқу орындарының жобалық курстарында қолдану үлгісін ұсынады. Бұл жүйелерде промпттар адам мен агент арасындағы көпір рөлін атқарады. Дұрыс құрастырылған промпттар арқылы күрделі инженерлік мәселелерді тиімді шешуге болады.

Deshmukh және әріптестері (2025) промпттарды бір реттік әрекет емес, қайта-қайта жетілдірілетін құрал ретінде қарастырады. Студенттермен интерактивті түрде жұмыс істеу барысында промпттар бейімделіп, мазмұн нақты қажеттілікке сай ұсынылады.

Conklin және т.б. (2024) оқу курстарын генеративті ЖИ көмегімен автоматты түрде құру үдерісін зерттейді. Олар «chain of thought» және «tree of thought» сынды әдістердің қолданылуы контенттің құрылымдық және мазмұндық сапасын арттыратынын атап көрсетеді.

Huo және т.б. (2024) промпттардың кері байланыс жүйесіндегі рөліне тоқталады. Промпт-инжиниринг арқылы жүйе студенттің қателіктеріне негізделген нақты түсіндірулер мен ұсыныстар бере алады.

Huong (2024) білім беру чат-боттарында қауіпсіздікті қамтамасыз ету үшін промпт-инжиниринг қолдану тәсілдерін зерттейді. Джейлбрейк шабуылдарын болдырмау үшін арнайы құрылымдалған промпт үлгілері ұсынылады.

Lee және т.б. (2024) GPT-4 көмегімен математикалық есептерді бағалау тиімділігін зерттейді. Дұрыс промпттар қолданылғанда бағалау нәтижесі сарапшы деңгейіне жақын болған. Дегенмен, мазмұндық күрделілікті елемеген жағдайларда дәлдік төмендеген.

Reisman (2025) промпт-инжинирингті инженерияның жаңа бір тармағы ретінде сипаттайды. Бұл тәсіл білім беру мен технологияны тоғыстырған ерекше сала ретінде қарастырылады. Huo және әріптестері (2024) генерацияланған жауаптардың студенттік қабылдауға әсерін зерттеп, промпт-инжиниринг негізінде жасалған кері байланыс білім алушылардың түсінуін арттыратынын анықтады.

Elfayoumi және әріптестері (2025) жасаған зерттеуінде explainable AI арқылы медицина саласына арналған чат-бот мысалы келтіріледі. Онда промпт-инжиниринг



арқылы пациентке түсінікті және сенімді жауап беру жолдары қарастырылады. Мұндай тәсілдер оқытуда да қолданылып, түсіндіру қабілетін арттыра алады.

Fatahi және т.б. (2024) генеративті ЖИ-дің инженерлік білім берудегі командалық жұмысқа ықпалын зерттеген. Олар виртуалды жасанды командаластардың құрылуы оқытудың жаңа парадигмасын қалыптастыратынын және бұл жағдайда промпттар студенттердің өзара әрекеттесуін тиімді бағытта алатынын атап өтеді.

Соңғы зерттеулер көрсеткендей, промпт-инжинирингті тиімді пайдалану арқылы генерацияланған контенттің сапасын арттырып қана қоймай, оны педагогикалық жағынан құнды етуге болады. Ол жасанды интеллектпен жасалатын оқу материалдарының сапасын ғана емес, оның этикалық, әлеуметтік және методологиялық қырларын да айқындайды.

Осылайша, промпт-инжинирингті тек техникалық тәсіл емес, білім беру технологиялары мен педагогиканың қиылысындағы маңызды сала ретінде қарастыру қажет. Бұл бағытта қазақстандық білім беру жүйесіне де үлкен мүмкіндіктер ашылуда.

ЗЕРТТЕУ МАТЕРИАЛДАРЫ МЕН ӨДІСТЕРІ

Бұл зерттеу олардың құрылымын, мазмұнын және еңбек нарығының кәсіби талаптарына сәйкестігін тексеру үшін білім беру бағдарламаларының үлкен жиынтығын жинап, талдады. Өртүрлі оқу орындарынан барлығы 8269 білім беру бағдарламасы өңделді, олар негізделген қорытындыларды қалыптастыру үшін репрезентативті үлгіні қамтамасыз етті.

Білім беру бағдарламаларын жинау деректерді алудың бірнеше әдістерін қамтитын кешенді тәсілді қолдану арқылы жүргізілді. Ақпараттың негізгі көздері білім беру стандарттарының талаптарына сәйкес білім беру бағдарламаларының сипаттамаларын орналастыратын оқу орындарының ресми веб-сайттары болды. Деректерді жинау процесін жүйелеу үшін Beautiful Soup және Selenium кітапханаларын қолдана отырып, веб-скрепинг әдістері қолданылды, бұл өртүрлі сайттардың ерекшеліктерін ескере отырып, құрылымдық ақпаратты алу процесін автоматтандыруға мүмкіндік берді.

Сонымен қатар, Google dorking әдісі қолданылды – жалпыға қол жетімді білім беру бағдарламаларының құжаттарын анықтау үшін арнайы іздеу сұрауларын мақсатты қолдану. Бұл әдіс стандартты іздеу жүйелерімен индекстелмеген, бірақ арнайы сұраулар арқылы қол жетімді құжаттарға қол жеткізуге мүмкіндік берді, бұл зерттелетін материалдардың корпусын едәуір байытты.

Өрбір талданатын білім беру бағдарламасында келесі негізгі компоненттер болды:

- Дайындықтың негізгі бағыттары мен біліктілік бағдарларын айқындайтын білім беру бағдарламасының мақсаты;

- Дайындық мазмұнына қойылатын негізгі талаптарды белгілейтін кәсіби стандарттар;

- Қазақстан Республикасындағы еңбек нарығының өзекті талаптарын көрсететін Atlas жіктеуіші бойынша мамандықтарға сілтемелер;

- Қалыптастырылатын оқыту нәтижелері;

- Білім беру бағдарламасы бойынша пәндер туралы мәліметтер.

Жиналған білім беру бағдарламаларын өңдеу үшін білім беру бағдарламаларының мазмұнындағы жасырын заңдылықтар мен заңдылықтарды анықтау үшін табиғи тілді өңдеудің бірнеше заманауи модельдерін қолдана отырып зерттеу жүргізілді. Бұл әр түрлі дайындық бағыттарындағы бағдарламалардың негізгі тақырыптық бағыттарын, терминологиялық ерекшеліктері мен құрылымдық сипаттамаларын бөліп көрсетуге мүмкіндік берді.

Талдау үшін келесі тілдік модельдер қолданылды:

- meta-llama/Llama-3.2-3B-Instruct

- nvidia/Nemotron-Mini-4B-Instruct



- mistralai/Mistral-Small-3.1-24B-Instruct-2503
- HuggingFaceTB/SmolLM2-1.7B-Instruct
- ChatGPT-4
- deepseek-ai/DeepSeek-R1
- Qwen2.5-14B-Instruct-1M
- upstage/solar-pro-preview-instruct
- ChatGPT-3.5

Бұл модельдерді таңдау бірқатар объективті себептерге байланысты. Біріншіден, ұсынылған модельдер жиынтығы әртүрлі архитектуралық тәсілдер мен параметрлік кеңістіктердің өлшемдерін көрсетеді – салыстырмалы түрде (SmolLM2-1.7 B, Llama-3.2-3B, Nemotron-Mini-4B) ауқымды модельдерге дейін (Mistral-Small-3.1-24B, ChatGPT4). Бұл білім беру бағдарламаларын түсіндіру сапасының есептеу қуаты мен модельдердің архитектуралық ерекшеліктеріне тәуелділігін бағалауға мүмкіндік береді.

Екіншіден, бұл үлгі білім беру мазмұнын интерпретациялау саласындағы жасанды интеллекттің заманауи мүмкіндіктерін жан-жақты талдауды қамтамасыз ететін ашық кодты модельдерді (open-source) және меншікті шешімдерді қамтиды. Сонымен қатар, модельдердің орыс тілді мәтіндермен жұмыс істеу қабілеті таңдаудың маңызды факторы болды, бұл отандық оқу орындарының білім беру бағдарламаларын талдау үшін өте маңызды.

Үшіншіден, зерттеуге әртүрлі әзірлеушілердің модельдерін қосу (Meta, NVIDIA, Mistral AI, HuggingFace, OpenAI, DeepSeek, Qwen, Upstage) алынған нәтижелердің объективтілігін арттыратын және оларды түсіндіру перспективаларын кеңейтетін модельдердің белгілі бір отбасыларының оқу және архитектуралық ерекшеліктеріне байланысты ықтимал жүйелі қателіктерді теңестіруге мүмкіндік береді.

```
model = FastLanguageModel.get_peft_model(  
    model,  
    r = 32, |  
    target_modules = ["q_proj", "k_proj", "v_proj", "o_proj",  
                     "gate_proj", "up_proj", "down_proj",],  
    lora_alpha = 32,  
    lora_dropout = 0.05,  
    bias = "none",  
    use_gradient_checkpointing = "unsloth",  
    random_state = 3407,  
    use_rslora = False,  
    loftq_config = None,  
)
```

1-сурет. Бейімделген тілдік модель жаттықтыру Lora параметрі

Ескертпе: авторлар құрастырған

Зерттеуде арнайы бейімделген LLama 3 моделі ерекше орын алады, ол білім беру бағдарламаларын талдау міндеттері үшін арнайы Lora (Low-Rank Adaptation) техникасын қолдана отырып жетілдірілген. Бұл модель peft параметрлік параметрін (Parameter-Efficient Fine-Tuning) қолдана отырып, білім беру құжаттарының корпусында мамандандырылған қосымша жаттығудан өтті. Модельді оқыту үшін оңтайландырылған гиперпараметрлер қолданылды: бейімделу дәрежесі $r=32$, масштабтау коэффициенті $\text{lora_alpha}=32$ және $\text{dropout}=0.05$, бұл есептеу тиімділігін сақтай отырып, тиімді оқытуды қамтамасыз етті. Оқыту оқу тұрақтылығын арттыру үшін rank-Stabilized LoRA көмегімен, 8 биттік adamw оптимизаторын, сызықтық оқу жылдамдығын жоспарлаушыны және салмақты реттеуді ($\text{weight decay}=0.01$) пайдалана отырып жүргізілді. Модель 4 дәуір бойы 1000 қадамның максималды санымен оқытылды, бұл білім беру бағдарламаларындағы



нақты заңдылықтарды тану сапасы мен қайта оқытудың алдын алу арасындағы тепе-теңдікке қол жеткізуге мүмкіндік берді.

```
trainer = SFTTrainer(  
    model = model,  
    tokenizer = tokenizer,  
    train_dataset = dataset,  
    dataset_text_field = "text",  
    max_seq_length = max_seq_length,  
    dataset_num_proc = 2,  
    packing = False,  
    args = SFTConfig(  
        per_device_train_batch_size = 2,  
        gradient_accumulation_steps = 4,  
        warmup_steps = 5,  
        max_steps = 1000,  
        learning_rate = 2e-4,  
        fp16 = not torch.cuda.is_bf16_supported(),  
        bf16 = torch.cuda.is_bf16_supported(),  
        logging_steps = 1,  
        optim = "adamw_8bit",  
        weight_decay = 0.01,  
        lr_scheduler_type = "linear",  
        seed = 3407,  
        output_dir = "outputs",  
        report_to=None  
    ),  
)
```

Unsloth: Tokenizing ['text'] (num_proc=8): 100% 109773/109773 [02.03<00.00, 121.10 examples/s]

2-сурет. Бейімделген тілдік модель жаттықтыру параметрі

Ескертпе: авторлар құрастырған

Әрбір модель ұсынылған ақпарат негізінде білім беру бағдарламаларының әртүрлі компоненттерінің интерпретацияларын жасау үшін пайдаланылды. Генерация сапасы мен нәтижелердің өзектілігін арттыру үшін келесі өндірістік әдістер қолданылды:

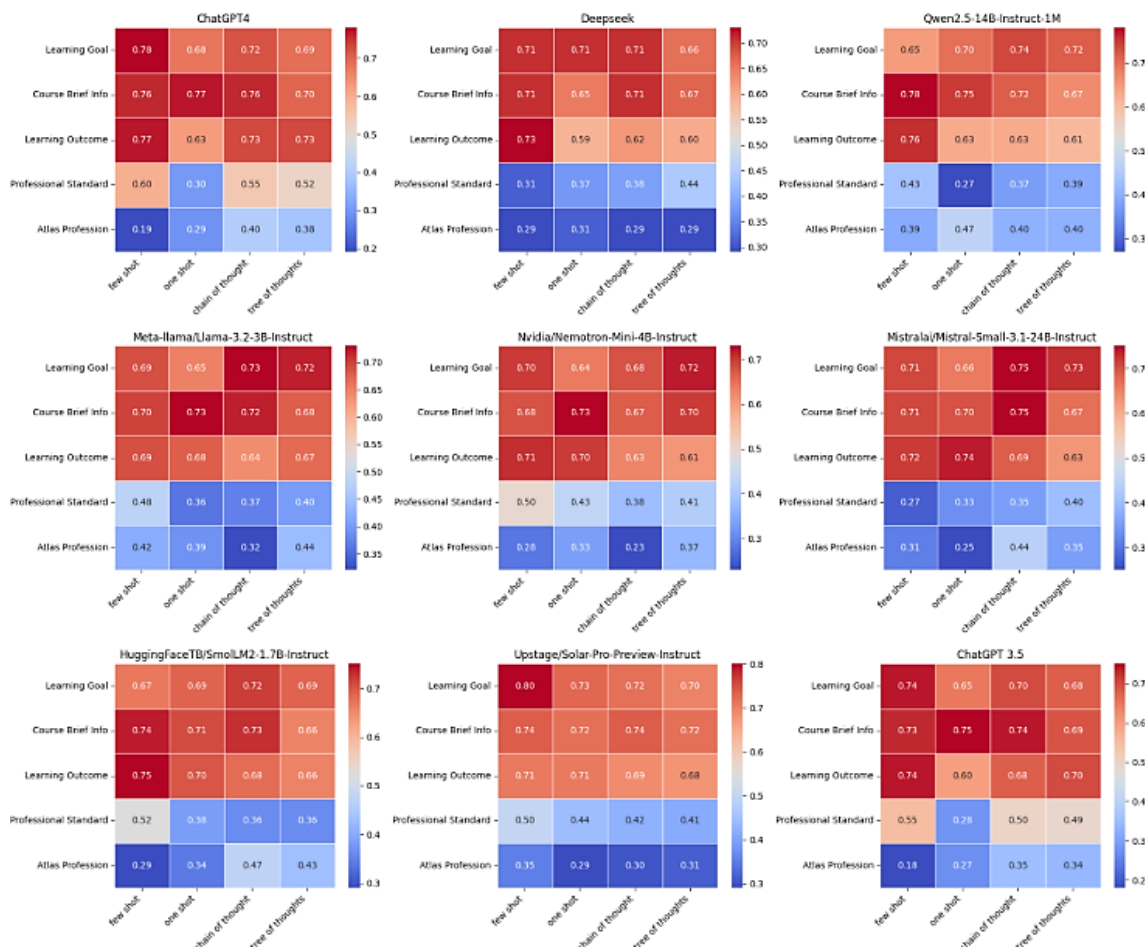
- Few-shot learning: модельдерге контекстті қалыптастыру үшін білім беру бағдарламаларының компоненттерін дұрыс түсіндірудің бірнеше мысалдары ұсынылды.
- One-shot learning: негізгі генерациядан бұрын бір анықтамалық мысал келтіру
- Tree of thought: модельді бірнеше ойлау жолдарын қарастыруға бағыттау, содан кейін оңтайлы нәтижені таңдау
- Chain of thought: нәтижелердің дәлдігі мен дұрыстығын арттыру үшін модельді қадамдық логикалық пайымдауға ынталандыру

Мәтіндер жасалғаннан кейін білім беру бағдарламаларының компоненттері мен жасалған модельдер интерпретациялар арасындағы семантикалық сәйкестікті сандық бағалау жүргізілді. Негізгі метрикалық құрал мәтіндердің векторлық көріністерінің семантикалық жақындық дәрежесін сандық бағалауға мүмкіндік беретін косинустық ұқсастық өлшемі (cosine similarity) болды.

НӘТИЖЕЛЕР ЖӘНЕ ОЛАРДЫ ТАЛҚЫЛАУ

Косинус ұқсастығының жылу карталарын талдау модельдердің әртүрлі құрамдас бөліктерді интерпретациялау қабілетінде айқын стратификацияны көрсетеді. Үш деңгейлі градация байқалады:

Жоғары түсіндірілетін компоненттер (БББ мақсаттары, пәндер туралы мәліметтер, оқытудың қалыптасқан нәтижелері) – косинустық ұқсастықтың тұрақты жоғары мәндерін көрсетеді (0,65-0,80). Бұл компоненттердің формальды құрылымымен және салыстырмалы түрде стандартталған сипаттау тілімен сипатталуы өте маңызды. Мысалы, оқу нәтижелері көбінесе Блум таксономиясын қолдана отырып тұжырымдалады, бұл модельдер үшін белгілі бір «тану үлгісін» жасайды.



3-сурет. Тілдік модельдердің эмбеддингінің айырмашылық диаграммасы

Ескерту: авторлар құрастырған.

Орташа интерпретациялық компоненттер (кәсіби стандарттар) – косинустық ұқсастық мәндерінің айтарлықтай таралуын көрсетеді (көптеген модельдер үшін 0,27-0,55 және бейімделген LLM үшін 0,86 дейін). Бұл категория нақты кәсіби терминдерді және кәсіби қызметтің әртүрлі аспектілері арасындағы күрделі қатынастарды қамтитын күрделі семантикалық құрылыммен сипатталады.

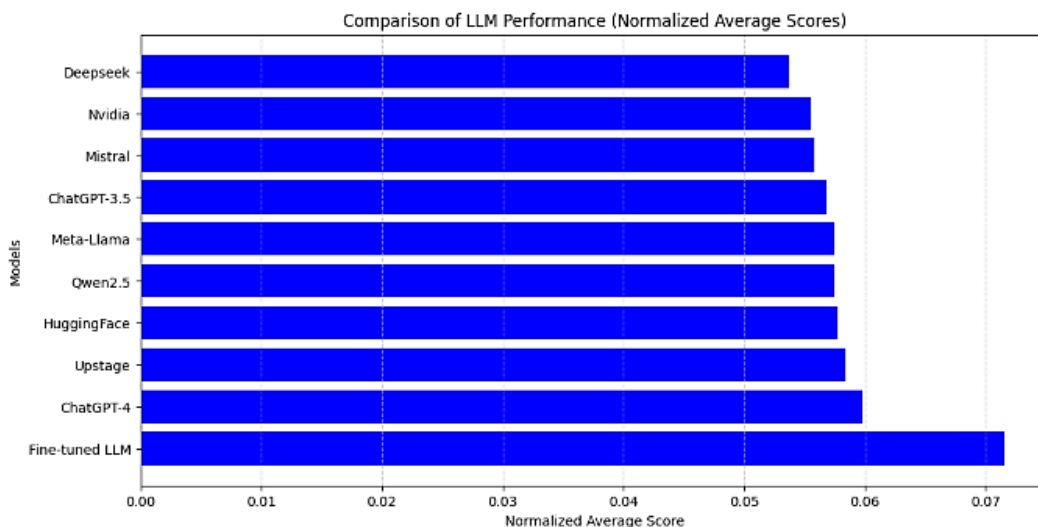
Төмен түсіндірілетін компоненттер (Atlas мамандары) – косинус ұқсастығының тұрақты төмен мәндерін көрсетеді (0,18-0,47). Бұл санат тек мәтінді түсінуді ғана емес, сонымен қатар білім беру бағдарламасының мазмұны мен нақты кәсіби талаптар арасында жасырын байланыс орнатуды талап етеді, бұл күрделіліктің жоғары тәртібінің міндеті болып табылады.

Бір қызығы, компоненттердің әр санаты үшін косинустық ұқсастық мәндерінің вариация диапазоны да әртүрлі. Жоғары интерпретацияланған компоненттер салыстырмалы түрде тар мәндер диапазонын көрсетеді, бұл модельге қарамастан интерпретацияның тұрақтылығын көрсетеді. Керісінше, орташа және төмен интерпретациялық компоненттер мәндердің айтарлықтай таралуын көрсетеді, бұл модельдердің күрделі семантикалық құрылымдарды өңдеу қабілетіндегі айтарлықтай айырмашылықтарды көрсетеді.

Алынған мәліметтер модель өлшемі мен интерпретация сапасы арасында бір мәнді корреляцияны көрсетпейді. Мысалы, салыстырмалы түрде huggingface/tb/SmolLM2-1.7 B-Instruct моделі кейбір компоненттерді түсіндіруде үлкен модельдермен салыстырылатын



көрсеткіштерді көрсетеді (оқытудың қалыптасқан нәтижелері үшін 0,75, бұл ChatGPT 3.5-тен жоғары). Бұл байқау модельдің параметрлік көлемі мен оның жұмыс сапасы арасындағы сызықтық байланыс туралы жалпы гипотезаға күмән келтіреді.



4-сурет. Тілдік модельдердің өнімділігін салыстыру

Ескерту: авторлар құрастырған

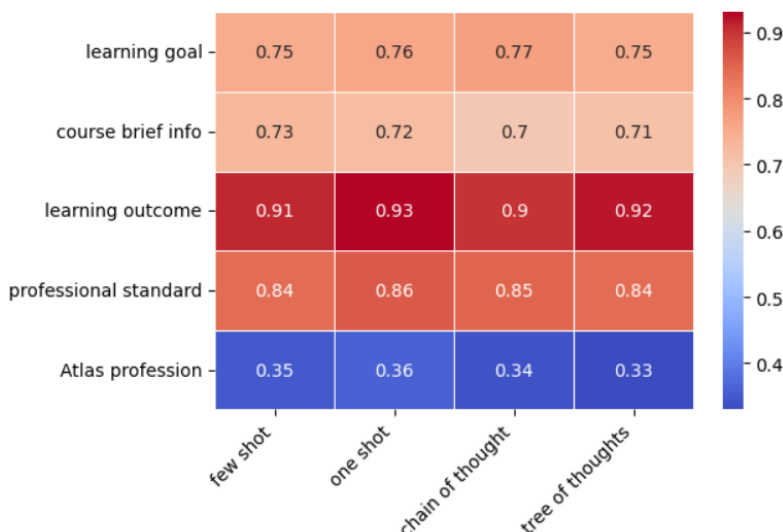
Сонымен қатар, жеке модельдерді талдау архитектуралық ерекшеліктер (мысалы, трансформатор архитектурасындағы зейін құрылымы) параметрлер санының жай өсуіне қарағанда интерпретация сапасына айтарлықтай әсер етуі мүмкін екенін көрсетеді. Бұл әсіресе бір өлшемді класс модельдерін салыстырған кезде байқалады, бірақ әртүрлі архитектуралық шешімдермен.

Бейімделген LLM нәтижелері тілдік модельдердің мамандануы туралы пікірталас аясында ерекше қызығушылық тудырады. Бұл модель оқыту нәтижелерін (0,90-0,93) және кәсіби стандарттарды (0,84-0,86) түсіндіруде керемет нәтижелерді көрсетеді, бұл барлық басқа модельдерден, соның ішінде ChatGPT-4 және Mistral-Small-3.1-24B сияқты үлкен модельдерден айтарлықтай асып түседі.

Бұл факт "мамандандырылған артықшылықтың" болуы туралы гипотезаны тұжырымдауға мүмкіндік береді – белгілі бір деректер түріне мамандандырылған модельді теңшеу үлкенірек, бірақ мамандандырылмаған модельдердің артықшылықтарын өтей алатын немесе тіпті асып түсетін жағдай. Бұл байқау білім беру саласында табиғи тілді өңдеу жүйелерін дамыту үшін айтарлықтай практикалық импликацияларға ие, мұнда мамандандыру есептеу қуатын арттырудан гөрі тиімдірек стратегия болуы мүмкін.

Білім беру бағдарламаларының әртүрлі компоненттері бойынша нәтижелерді талдау жеке модельдердің интерпретациялық қабілетінде айтарлықтай гетерогенділікті анықтайды. Мысалы, Upstage/Solar-Pro-Preview-Instruct моделі оқу мақсаттарын түсіндіруде (0,80) керемет нәтижелер көрсетеді, бірақ кәсіби стандарттарды түсіндіруде басқа модельдерден айтарлықтай төмен.

Бұл гетерогенділікті модельдерді алдын ала оқыту үшін қолданылатын оқыту деректеріндегі айырмашылықтармен, сондай-ақ олардың архитектурасының ерекшеліктерімен түсіндіруге болады. Бір қызығы, тіпті арнайы дайындалған бейімделген LLM моделі басқа модельдерге қарағанда аз дәрежеде болса да, интерпретация қабілетінде белгілі бір гетерогенділікті сақтайды.



5-сурет. Нақты деректер бойынша ЖИ үлгілерін оқытудың тиімділігі

Ескерту: авторлар құрастырған

Зерттеу әртүрлі өндірістік әдістердің тиімділігі білім беру бағдарламаларының әртүрлі компоненттері үшін бірдей емес екенін көрсетеді. Мысалы, БББ мақсаты үшін few-shot learning ең жоғары тиімділікті көрсетеді, ал кәсіби стандарттар үшін chain of thought тиімдірек болады. Бұл бақылау мәтіннің семантикалық құрылымы мен оңтайлы өндірістік әдіс арасындағы күрделі интерактивті әсерлердің болуын көрсетеді.

Сонымен қатар, талдау өндіріс әдістерінің тиімділігі белгілі бір модельге байланысты айтарлықтай өзгеруі мүмкін екенін көрсетеді. Мысалы, ChatGPT-4 үшін ең тиімдісі-few-shot learning (әсіресе күрделі компоненттер үшін), ал Mistral-Small-3.1-24B үшін chain of thought тиімдірек. Бұл модельдің нақты архитектурасын және шешілетін мәселенің ерекшеліктерін ескере отырып, оңтайлы өндірістік әдісті таңдау керек екенін көрсетеді.

Few-shot learning-тің жоғары тиімділігі (орташа тиімділік коэффициенті 0,59) модельдер мәтіннің "түсіну үлгісін" қалыптастыру үшін мысалдарды тиімді қолдана алатындығын көрсетуі мүмкін. Бұл механизм бірнеше үлгілердің болуы негізгі белгілерді бөліп көрсетуге және тапсырма туралы жалпыланған идеяны қалыптастыруға мүмкіндік беретін мысалдар бойынша адамның оқуына тұжырымдамалық жағынан ұқсас болуы мүмкін.

Chain of thought (орташа тиімділік коэффициенті 0,58) қадамдық пайымдау модельдердің, әсіресе күрделі компоненттер үшін интерпретациялық қабілетін жақсартатынын көрсетеді. Бұл күрделі тапсырманы қарапайым ішкі тапсырмалар тізбегіне бөлу мәтінді дәлірек түсіндіруге ықпал ететіндігін көрсетуі мүмкін.

Бір қызығы, Tree of thoughts (орташа тиімділік коэффициенті 0,57) ойлау тізбегімен салыстырғанда тиімділіктің шамалы төмендігін көрсетеді, бұл бірнеше пайымдау жолдарын түпкілікті интерпретацияға біріктірудің қиындығына байланысты болуы мүмкін.

Зерттеудің негізгі теориялық импликациялары:

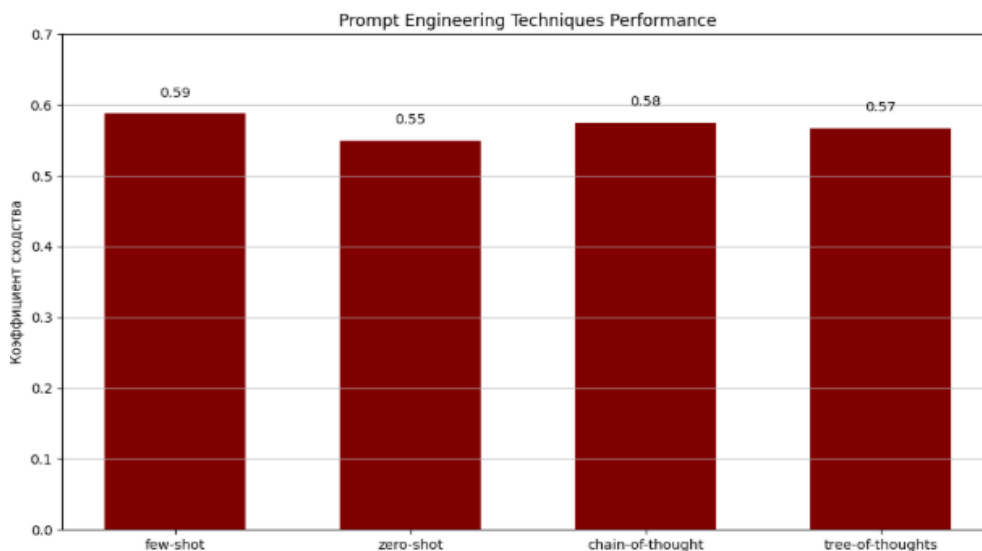
- Мамандандырылған артықшылық-белгілі бір деректер түріне арналған тілдік модельді теңшеу үлкенірек, бірақ мамандандырылмаған модельдердің артықшылықтарын өтей алады немесе тіпті жеңе алады.

- Құрылымдық-семантикалық градация-білім беру бағдарламаларының компоненттері құрылымдық-семантикалық күрделілік бойынша градацияны құрайды, бұл модельдердің оларды түсіндірудің әртүрлі қабілеттерінде көрінеді.



• Өндірістік әдістер мен компоненттер түрлері арасындағы интерактивті әсерлер – әр түрлі өндірістік әдістердің тиімділігі мәтіннің семантикалық құрылымына және белгілі бір модельдің ерекшеліктеріне байланысты.

• Промптинг әдістерінің дифференциалды маңыздылығы - неғұрлым күрделі компоненттер үшін оңтайлы промптинг әдісін таңдау өте маңызды.



6-сурет. Тапсырманы орындау тиімділігі бойынша
промпт инженерлік әдістерді салыстыру

Ескерту: авторлар құрастырған

Бақылау деректері білім беру бағдарламаларын тілдік модельдермен түсіндірудің теориялық моделін әзірлеуге негіз болады, оны табиғи тілді өңдеу және білім беру аналитикасы саласындағы қосымша зерттеулер үшін пайдалануға болады.

Зерттеудің практикалық импликациялары білім беру бағдарламаларын талдаудың әртүрлі міндеттері үшін оңтайлы модельдер мен промптинг әдістерін таңдау бойынша ұсыныстарды, сондай-ақ белгілі бір компоненттерді интерпретациялау тиімділігін арттыру үшін тілдік модельдерді арнайы теңшеу стратегияларын қамтиды.

Жалпы, жүргізілген зерттеу білім беру бағдарламаларын талдау және түсіндіру үшін заманауи тілдік модельдерді қолданудың маңызды әлеуетін көрсетеді, сонымен бірге күрделі семантикалық құрылымдарды өңдеу әдістерін одан әрі жетілдіру және білім беру бағдарламаларының әртүрлі аспектілері арасында жасырын байланыстар орнату қажеттілігін көрсетеді.

ҚОРЫТЫНДЫ

Жүргізілген зерттеулер білім беру бағдарламалары үшін тілдік модельдер арқылы жасалған мазмұнның сапасын арттыруда жедел инжинирингтің маңызды рөлін көрсетеді. Түрлі ынталандыру әдістерін талдау (бірнеше рет оқыту, ой тізбегі, ойлар ағашы) білім беру бағдарламаларының түсіндірілетін компоненттерінің түріне байланысты олардың сараланған тиімділігін көрсетті. Белгілі бір «мамандандырылған артықшылық» ерекше құндылық болып табылады – бейімделген үлгілер білім беру мазмұнын түсіндіруде мамандандырылған емес аналогтардан айтарлықтай асып түседі.

Түсіндіру дәрежесі бойынша білім беру бағдарламасының құрамдас бөліктерінің құрылымдық-семантикалық градациясы белгіленді: жоғары түсіндірілетін (оқу мақсаттары, пәндер туралы ақпарат, қалыптасқан оқыту нәтижелері) бастап



түсіндірмелілігі төмен күрделі компоненттерге дейін (Кәсіп атласы). Шақыру әдістерінің тиімділігі талданатын компоненттің нақты үлгісі мен түріне байланысты өзгереді.

Алынған нәтижелер білім беру аналитикасында тілдік модельдерді қолданудың оңтайлы стратегияларын әзірлеуге негіз болып табылады және жасанды интеллект арқылы білім беру бағдарламаларының күрделі семантикалық құрылымдарын интерпретациялау саласындағы одан әрі зерттеулерге перспективалар ашады.

МҮДДЕЛЕР ҚАЙШЫЛЫҒЫ: Авторлар мүдделер қайшылығы жоқ екенін мәлімдейді.

ҚАРЖЫЛАНДЫРУ: Бұл зерттеу ешқандай қаржылық қолдаусыз жүргізілді.

АЛҒЫС БІЛДІРУ: Авторлар Astana IT University-ге зерттеу жүргізу барысында ұсынған ресурстары үшін алғыс білдіреді.

ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ ТЕХНОЛОГИЯЛАРЫН ПАЙДАЛАНУ ТУРАЛЫ ХАБАРЛАМА: Осы ғылыми мақаланы жазу барысында жасанды интеллект немесе генеративті ЖИ технологиялары қолданылған жоқ.

ӘДЕБИЕТТЕР ТІЗІМІ

- Gupta, R., Goyal, H., Kumar, D., Mehra, A., Sharma, S., Mittal, K., & Challa, J. S. (2025). Saksham AI: Advancing AI-Assisted Coding Education for Engineering Students in India Through Socratic Tutoring and Comprehensive Feedback. arXiv preprint arXiv:2503.12479. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.12479>
- Lee, D., & Palmer, E. (2025). Prompt engineering in higher education: a systematic review to help inform curricula. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 22(1), 7. <https://doi.org/10.1186/s41239-025-00503-7>
- Conklin, S., Dorgan, T., & Barreto, D. (2024). Is AI the new course creator. *Discover Education*, 3(1), 285. <https://doi.org/10.1007/s44217-024-00386-2>
- Andrew, K., & Montalbano, M. J. (2025). Through a Glass Darkly: Perceptions of Ethnoracial Identity in Artificial Intelligence Generated Medical Vignettes and Images. *Medical Science Educator*, 1-16. <https://doi.org/10.1007/s40670-025-02332-9>
- Mushtaq, A., Naeem, R., Ghaznavi, I., Taj, I., Hashmi, I., & Qadir, J. (2025, April). Harnessing Multi-Agent LLMs for Complex Engineering Problem-Solving: A Framework for Senior Design Projects. In 2025 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON) (pp. 1-10). IEEE. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.01205>
- Deshmukh, R., Raut, R., Bhavsar, M., Gurav, S., & Patil, Y. (2025, February). Optimizing Human-AI Interaction: Innovations in Prompt Engineering. In 2025 3rd International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things (IDCIoT) (pp. 1240-1246). IEEE. 10.1109/IDCIoT64235.2025.10914815
- Drumm, L., & Sami, A. (2024). Academic staff AI literacy development through LLM prompt training. In *Effective practices in AI literacy education: Case studies and reflections* (pp. 41-49). Emerald Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/978-1-83608-852-320241005>
- Ong, J., Ho, C. K., Koh, Y. Y., & Kok, C. L. (2024, December). Harnessing the Power of GenAI tools: Evaluating Response as an Approach to Learning. In 2024 IEEE 17th International Symposium on Embedded Multicore/Many-core Systems-on-Chip (MCSoc) (pp. 5-10). IEEE. <http://dx.doi.org/10.4018/IJTEPD.382379>
- Lee, U., Kim, Y., Lee, S., Park, J., Mun, J., Lee, E., ... & Yoo, Y. J. (2024). Can we use GPT-4 as a mathematics evaluator in education?: Exploring the efficacy and limitation of LLM-based automatic assessment system for open-ended mathematics question. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 1-37. <http://dx.doi.org/10.1007/s40593-024-00448-4>



- Van Huong, P. (2024, December). Optimizing Transformer Models for Prompt Jailbreak Attack Detection in AI Assistant Systems. In 2024 1st International Conference On Cryptography And Information Security (VCRIS) (pp. 1-4). IEEE. <https://doi.org/10.1109/VCRIS63677.2024.10813380>
- Nyaaba, M. (2024). Transforming teacher education in developing countries: The role of generative AI in bridging theory and practice. arXiv preprint arXiv:2411.10718. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.10718>
- Reisman, S. (2025). Engineering? No Way. Computer, 58(4), 74-78. 10.1109/MC.2025.3534264
- Huo, H., Ding, X., Guo, Z., Shen, S., Ye, D., Pham, O., ... & Gardner, A. (2024, December). Accelerating Learning with AI: Improving Students' Capability to Receive and Build Automated Feedback for Programming Courses. In 2024 World Engineering Education Forum-Global Engineering Deans Council (WEEF-GEDC) (pp. 1-9). IEEE. <https://doi.org/10.1109/WEEF-GEDC63419.2024.10854928>
- Elfayoumi, M., AbouElazm, M., Mohamed, O., Abuhmed, T., & El-Sappagh, S. (2025, January). Knowledge augmented significant language model-based chatbot for explainable diabetes mellitus prediction. In 2025 19th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication (IMCOM) (pp. 1-8). IEEE. <https://doi.org/10.1109/imcom64595.2025.10857525>
- Fatahi, B., Nguyen, L. D., Khabbaz, H., & Hadgraft, R. (2024, December). Virtual teammates: transforming engineering learning through generative AI integration. In Proceedings of the 35th Annual Conference of the Australasian Association for Engineering Education (AAEE 2024) (pp. 241-251). Christchurch, New Zealand: Engineers Australia. <https://search.informit.org/doi/10.3316/informit.T2025032000015001903171710>

Авторлар туралы мәліметтер
Информация об авторах
Information about authors



Серіков Аянбек Ермекұлы – техника ғылымдарының докторанты, Astana IT University, Астана қ., Қазақстан
Сериков Аянбек Ермекович – докторант технических наук, Astana IT University, г. Астана, Казахстан
Serikov Ayanbek Ermekuly – PhD student in Technical Sciences, Astana IT University, Astana, Kazakhstan
e-mail: ayanbek.as@gmail.com,
ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-2413-5051>,



Андрей Билощицкий – техника ғылымдарының докторы, Киев ұлттық құрылыс және сәулет университеті, Киев, Украина
Андрей Билощицкий – доктор технических наук, Киевский национальный университет строительства и архитектуры, Киев, Украина
Andrii Biloshchytskyi – Doctor of Technical Sciences, Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv, Ukraine,
e-mail: a.b@astanait.edu.kz,
ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-9548-1959>