

МОНГОЛ УЛСЫН ИХ СУРГУУЛЬ
МЭДЭЭЛЛИЙН ТЕХНОЛОГИ, ЭЛЕКТРОНИКИЙН СУРГУУЛЬ
МЭДЭЭЛЭЛ, КОМПЬЮТЕРЫН УХААНЫ ТЭНХИМ

Булганы Раднаабазар

**Микросервис архитектурт суурилсан хиймэл
оюун агентууд**
(AI agents for microservices)

Мэдээллийн технологи (D061304)
Дипломын ажлын тайлан

Улаанбаатар

2025 оны 10 сар

МОНГОЛ УЛСЫН ИХ СУРГУУЛЬ
МЭДЭЭЛЛИЙН ТЕХНОЛОГИ, ЭЛЕКТРОНИКИЙН СУРГУУЛЬ
МЭДЭЭЛЭЛ, КОМПЬЮТЕРЫН УХААНЫ ТЭНХИМ

Микросервис архитектурт суурилсан хиймэл оюун
агентууд
(AI agents for microservices)

Мэдээллийн технологи (D061304)
Дипломын ажлын тайлан

Үдирдагч: _____ Дэд профессор Б.Сувдаа

Гүйцэтгэсэн: _____ Б.Раднаабазар (22B1NUM0286)

Улаанбаатар

2025 оны 10 сар

Зохиогчийн баталгаа

Миний бие Булганы Раднаабазар ”Микросервис архитектурт суурилсан хиймэл оюун агентууд“ сэдэвтэй судалгааны ажлыг гүйцэтгэсэн болохыг зарлаж дараах зүйлсийг баталж байна:

- Ажил нь бүхэлдээ эсвэл ихэнхдээ Монгол Улсын Их Сургуулийн зэрэг горилооор дэвшүүлсэн болно.
- Энэ ажлын аль нэг хэсгийг эсвэл бүхлээр нь ямар нэг их, дээд сургуулийн зэрэг горилооор оруулж байгаагүй.
- Бусдын хийсэн ажлаас хуулбарлаагүй, ашигласан бол ишлэл, зүүлт хийсэн.
- Ажлыг би өөрөө (хамтарч) хийсэн ба миний хийсэн ажил, үзүүлсэн дэмжлэгийг дипломын ажилд тодорхой тусгасан.
- Ажилд тусалсан бүх эх сурвалжид талархаж байна.

Гарын үсэг: _____

Огноо: _____

ГАРЧИГ

УДИРТГАЛ	1
Нэр томьёоны тайлбар	3
1. ОНОЛЫН ХЭСЭГ	10
1.1 Хиймэл оюуны инженерчлэл гэж юу вэ	10
1.2 Суурь моделийн хөгжил	11
1.3 Хиймэл оюуны агент ба бизнесийн үйл ажиллагаа	12
1.4 Суурь моделийн сургалт	13
1.5 Зааврын инженерчлэл	15
1.6 Хайлтаар нэмэгдүүлсэн үүсгэлт (RAG)	16
1.7 Хиймэл оюуны агентууд	19
1.8 Жишээ хиймэл оюунт программ хангамжийн зохиомж	24
1.9 Бүлгийн дүгнэлт	25
2. МИКРОСЕРВИС АРХИТЕКТУР	27
2.1 Монолитоос микросервис рүү	27
2.2 Микросервисийн давуу тал	28
2.3 Микросервисийн сорилтууд	29
2.4 Микросервис хоорондын харилцаа	29
2.5 Үйл явдлаар удирдагдах архитектур буюу EDA	32
2.6 Бүлгийн дүгнэлт	36
3. АСУУДЛЫН ТОДОРХОЙЛОЛТ БА ШИЙДЭЛ	39
3.1 Монолит агентуудын эрсдэл	39
3.2 Ижил төстэй системүүдийн судалгаа	44
3.3 Бүлгийн дүгнэлт	46
4. ХЭРЭГЖҮҮЛЭЛТ	47

4.1	Төслийн тойм	47
4.2	Санал болгосон архитектур	48
4.3	Системийн шаардлагууд	49
4.4	Технологийн стек	51
4.5	Хэрэглээний тохиолдол	52
4.6	Хэрэгжүүлэлтийн явц	55
4.7	Кодын жишээ	57
4.8	Бүлгийн дүгнэлт	65
	ДҮГНЭЛТ	68
	НОМ ЗҮЙ	70
	ХАВСРАЛТ	72

ЗУРГИЙН ЖАГСААЛТ

1.1	Хиймэл оюуны инженерчлэл ба машин сургалтын инженерчлэл	10
1.2	RAG-ийн бүтэц	17
1.3	Агентын бүрэлдэхүүн хэсгүүд	20
1.4	Агентын төлөвлөлт	21
1.5	Хиймэл оюунт апликејшн	24
2.1	Синхрон микросервис	30
2.2	Синхрон микросервисийн NxM холбоо	31
2.3	Асинхрон микросервис	31
2.4	Үйл явдлаар удирдагдах архитектурт микросервис	32
3.1	Монолит агентын архитектур: NxM нягт холбоос	40
3.2	Үйл явдлаар удирдагдах олон агентын систем	41
3.3	Бодит хэрэгжүүлсэн архитектур: Kafka-Flink сууринсан олон агентын систем	43

ХҮСНЭГТИЙН ЖАГСААЛТ

1	Англи хэлнээс орчуулсан нэр томъёо	3
2	Товчилсон үгс	5
3	Техникийн нэр томъёо	7
3.1	Ижил төстэй системүүдийн харьцуулалт	44
3.2	Бидний санал болгож буй загварын онцлог	45
4.1	Хэрэгжүүлсэн агентуудын үүрэг	48
4.2	Системийн бүрэлдэхүүн хэсгүүд	49

Кодын жагсаалт

4.1	Intent classification using Gemini AI	57
4.2	Investment Agent using MSE data	59
4.3	Knowledge Agent RAG system	61
4.4	API Gateway Kafka producer	62
4.5	Frontend SSE streaming	63

УДИРТГАЛ

Сүүлийн жилүүдэд хиймэл оюуны салбар дахь технологийн хурдацтай хөгжил нь програм хангамж хөгжүүлэлтийн арга барилд үндсэндээ өөрчлөлт авчирсан. Тухайлбал, суурь модел гарч ирэх нь аппликашн хөгжүүлэлтийн өмнө тулгардаг саад бэрхшээлийг эрс багасгасан бөгөөд энэ нь хиймэл оюуны инженерчлэл гэсэн шинэ салбарыг бий болгоход хүргэжээ. Goldman Sachs-ийн судалгаагаар 2025 он гэхэд АНУ-д Хиймэл оюуны хөрөнгө оруулалт 100 тэрбум ам.доллар, дэлхий даяар 200 тэрбум ам.долларт хүрнэ гэсэн таамаглал дэвшүүлжээ [2].

Хиймэл оюуны инженерчлэл гэдэг нь бэлтгэгдсэн суурь модел дээр аппликашн бүтээх үйл явц юм. Энэхүү чиг хандлагын ач холбогдол нь хиймэл оюуны аппликашнуудын эрэлт нэмэгдэхийн зэрэгцээ, тэдгээрийг бүтээх саад бэрхшээл багассан явдал юм. Өмнө нь машин сургалт загвар бэлтгэхэд өндөр мэргэжлийн ур чадвар болон асар их өгөгдөл шаардлагатай байсан бол одоо бэлэн моделийг ашиглан аппликашн хөгжүүлж боломжтой болсон.

Энэхүү хөгжил нь микросервис архитектур дээр тулгуурласан програм хангамжийн хөгжүүлэлтэд онцгой боломжуудыг нээж өгч байна. Микросервис архитектур нь том системийг жижиг, бие даасан сервисүүдэд хуваах замаар уян хатан, өргөжүүлэх боломжтой, найдвартай системүүд бий болгодог. Гэвч эдгээр микросервис хоорондын харилцаа холбоо, өгөгдлийн урсгалыг оновчтой удирдах, хэрэглэгчийн хүсэлтийг олон сервисүүдийн хамтын ажиллагаагаар шийдэх нь нарийн төвөгтэй асуудал байсаар ирсэн.

Хиймэл оюун агентууд (AI agents) нь энэхүү асуудалд шинэлэг шийдэл санал болж байна. Агент гэдэг нь өөрийн орчныг мэдрэх, түүн дээр үйлдэл хийх чадвартай систем юм [1]. Хиймэл оюун агентууд нь том хэлний моделийн хүчийг ашиглан даалгавруудыг ойлгож, төлөвлөгөө гаргаж, олон алхам бүхий үйл ажиллагааг гүйцэтгэх чадвартай. Эдгээр агентуудыг микросервис архитектурт нэвтрүүлэх нь системийн ухаалаг орчуулагч, өгөгдөл боловсруулагч, ажлын урсгалын удирдагч зэрэг үүргийг гүйцэтгэх боломжийг олгоно.

Энэхүү судалгааны ажил нь хиймэл оюун агентууд болон микросервис архитектурын уялдааг судалж, практик шийдлүүдийг санал болгохыг зорьж байна. Ялангуяа, суурь моделийн онол, агентуудын төлөвлөлт, RAG болон эдгээрийг микросервис архитектурт хэрхэн нэгтгэх талаар авч үзэх юм.

Нэр томъёоны тайлбар

Англи хэлнээс орчуулсан нэр томъёо

Хүснэгт 1: Англи хэлнээс орчуулсан нэр томъёо

Англи нэр	Монгол орчуулга
AI Engineering	Хиймэл оюуны инженерчлэл
Foundation Model	Суурь модел
Language Model	Хэлний модел
Masked Language Model	Далдлагдсан хэлний модел
Large Language Model	Том хэлний модел
Labeled data	Тэмдэглэгдсэн өгөгдөл
Retrieval-Augmented Generation	Хайлтаар нэмэгдүүлсэн үүсгэлт
Retrieval algorithm	Хайлтын алгоритм
Prompt Engineering	Зааврын инженерчлэл
Machine Learning	Машин сургалт
Deep Learning	Гүн сургалт
Microservices Architecture	Микросервис архитектур
Event-Driven Architecture	Үйл явдлаар удирдагдах архитектур
Message Queue	Мессежийн дараалал
Vector Database	Векторын өгөгдлийн сан
Embedding	Векторчилсон хэсгийн төлөөлөл

Хүснэгт 1: Англи хэлнээс орчуулсан нэр томъёо (үргэлжлэл)

Англи нэр	Монгол орчуулга
Token	Токен (хэлний моделд тэмдэгт мөрийн таслалын нэгж)
Inference	Гаргалгаа (моделоос үр дүн гаргах үйл явц)
Fine-tuning	Нарийвчилсан сургалт
Pre-training	Урьдчилсан сургалт
Supervised Learning	Удирдлагатай сургалт
Self-supervised Learning	Өөрийгөө удирдсан сургалт
Reinforcement Learning	Бэхжүүлсэн сургалт
Temperature	Температур (моделийн бүтээлч чанарын параметр)
Hallucination	Төөрөгдөл (моделийн буруу мэдээлэл үүсгэх үзэгдэл)
Context Window	Контекстийн цонх
Agent	Агент (бие даан үйлдэл хийх систем)
Tool	Хэрэглүүр (хиймэл оюуны ашиглах хэрэглүүрүүд, ихэвчлэн API хэлбэрээр дамждаг.)
Orchestrator	Зохион байгуулагч
Consumer	Хэрэглэгч (мессеж хүлээн авагч)
Producer	Үйлдвэрлэгч (мессеж илгээгч)
Topic	Сэдэв (Kafka-гийн мессежийн ангилал)
Partition	Хэсэглэл
Stream Processing	Урсгал боловсруулалт
Latency	Хоцрогдол
Throughput	Дамжуулалт
Scalability	Өргөжих чадвар
Resilience	Уян хатан чанар байдал

Хүснэгт 1: Англи хэлнээс орчуулсан нэр томъёо (үргэлжлэл)

Англи нэр	Монгол орчуулга
Coupling	Хамаарал
Decoupling	Салангид байдал
Synchronous communication	Синхрон холбоо
Asynchronous communication	Асинхрон холбоо
Partition	Хэсэглэл
Topic	Сэдэв

Товчилсон үгс

Хүснэгт 2: Товчилсон үгс

Товчлол	Нэр томъёо	Монгол тайлбар
LLM	Large Language Model	Том хэлний загвар
RAG	Retrieval-Augmented Generation	Хайлтаар нэмэгдүүлсэн үүсгэлт
API	Application Programming Interface	Програмчлалын интерфэйс
REST	Representational State Transfer	Төлөв байдлын төлөөлөлийн дамжуулалт
HTTP	Hypertext Transfer Protocol	Гипертекст дамжуулалтын протокол
JSON	JavaScript Object Notation	JavaScript объектын тэмдэглэгээ
SQL	Structured Query Language	Бүтэцлэгдсэн асуулгын хэл
BERT	Bidirectional Encoder Representations from Transformers	Transformer архитектурт суурилсан хэлний модел
GPT	Generative Pre-trained Transformer	Үрьдчилан сурсан үүсгэгч Transformer
NLP	Natural Language Processing	Байгалийн хэлний боловсруулалт
ML	Machine Learning	Машин сургалт

Хүснэгт 2: Товчилсон үгс (үргэлжлэл)

Товчлол	Нэр томъёо	Монгол тайлбар
MLOps	Machine Learning Operations	Машин сургалтын үйл ажиллагааны удирдлага
EDA	Event-Driven Architecture	Үйл явдлаар удирдагдах архитектур
SFT	Supervised Fine-tuning	Удирдлагатай нарийвчилсан сургалт
RLHF	Reinforcement Learning from Human Feedback	Хүний санал хүсэлтээр бэхжүүлсэн сургалт
DPO	Direct Preference Optimization	Шууд сонголтын оновчлол
TF-IDF	Term Frequency-Inverse Document Frequency	Нэр томъёоны давтамж ба баримтын урвуу давтамж
k-NN	k-Nearest Neighbors	k хамгийн ойр хөршүүд
ANN	Approximate Nearest Neighbors	Ойролцоо хамгийн ойр хөршүүд
FAISS	Facebook AI Similarity Search	Facebook-ийн хиймэл оюунт семантик хайлтын сан
gRPC	Google Remote Procedure Call	Google-ийн алсын процедур дуудлага
SOAP	Simple Object Access Protocol	Объект хандалтын энгийн протокол
MSE,	Mongolian Stock Exchange	Монголын Хөрөнгийн Бирж
МХБ		
CRUD	Create, Read, Update, Delete	Үүсгэх, унших, шинэчлэх, устгах үйлдлүүд
JWT	JSON Web Token	JSON форматаар илгээгддэг вэб токен
SSE	Server-Sent Events	Серверээс илгээгдэх үзэгдлийн урсгал
VaR	Value at Risk	Эрсдэлийн үнэлгээ

Техникийн нэр томъёо

Хүснэгт 3: Техникийн нэр томъёо

Нэр томъёо	Тайлбар
Docker	Контейнержуулалтын платформ; сервис бүрийг тусдаа орчинд ажиллуулах боломж олгодог.
Apache Kafka	Салангид урсгалын платформ; өндөр дамжуулалттай мессежийн брокер.
Apache Flink	Урсгал боловсруулалтын фреймворк; бодит цагийн өгөгдөл боловсруулах хэрэглүүр.
PostgreSQL	Өгөгдлийн сангийн систем.
Redis	Санах ойд суурилсан өгөгдлийн сан; кэш болон богино хугацааны өгөгдөл хадгалах зориулалттай.
Node.js	JavaScript-ын ажиллах орчин; сервер талын хөгжүүлэлтэд ашиглагдана.
TypeScript	JavaScript-ийн супер багц хэл.
Python	Python Програмчлалын хэл; өгөгдөл боловсруулалт, AI хөгжүүлэлт зэрэгт ашиглагддаг.
Next.js	React суурилсан веб фреймворк.
Express.js	Node.js суурилсан веб фреймворк; RESTful API хөгжүүлэхэд өргөн ашиглагддаг.
Zookeeper	Салангид зохицуулалтын сервис; Kafka зэрэг системийн мета өгөгдөл, кластерийн төлвийг удирдана.

Зорилго:

Энэхүү судалгааны ажлын гол зорилго нь хиймэл оюун агентуудыг микросервис архитектурт нэвтрүүлэх боломжийг онол, практикийн хувьд судалж, үйл явдлаар удирдагдах архитектур ашиглан уян хатан, өргөжих боломжтой систем бүтээх зохиомж санал болгох юм. Санал болгож буй зохиомжийн үр ашигтай байдлыг баталгаажуулахын тулд монгол, гадаад хөрөнгийн зах зээлийн өгөгдөл суурилсан практик демо систем хөгжүүлж, туршиж үзнэ. Энэ нь хиймэл оюуны технологи болон орчин үеийн програм хангамжийн архитектурын уялдааг судалж, практикт хэрэглэх боломжийг харуулна.

Зорилт:

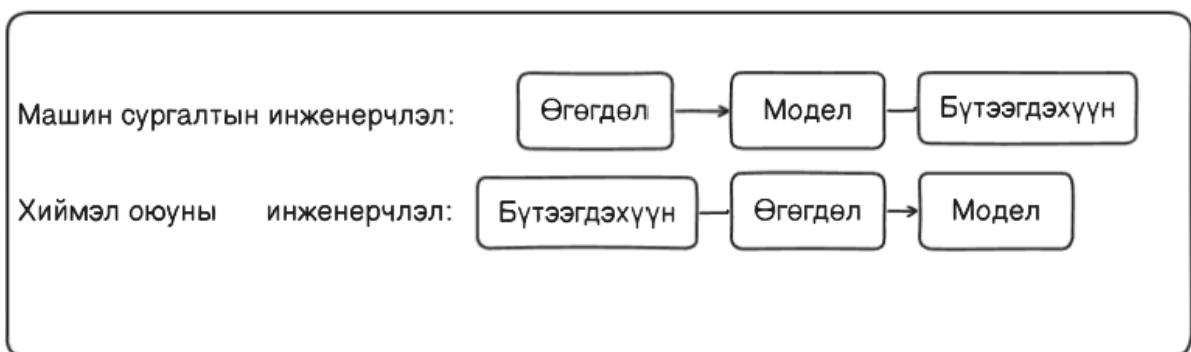
1. Хиймэл оюуны инженерчлэлийн үндсэн онол, суурь моделийн хөгжил, зааврын инженерчлэл, RAG системийн онолыг тайлбарлах. Цаашлаад яагаад олон агент систем нь бизнесд зохимжтой вэ гэдгийг тайлбарлана.
2. Хиймэл оюун агентуудын архитектур, бүрэлдэхүүн хэсгүүд, төлөвлөлтийн механизм, хэрэглүүрүүдийн ашиглалтыг судлах
3. Микросервис архитектурын давуу болон сул талуудыг тодорхойлж, үйл явдлаар удирдагдах архитектурын давуу тал болон шаардлагыг тайлбарлах
4. Хиймэл оюун агентуудыг микросервис архитектурт нэвтрүүлэхэд тулгарах асуудлуудыг тодорхойлж, ижил төстэй системүүдтэй (Ingest, Temporal, Camunda) харьцуулан судлах
5. Apache Kafka болон Apache Flink ашиглан үйл явдлаар удирдагдах агентын микросервис архитектурыг санал болгох
6. Санал болгосон зохиомжийг туршилтаар хэрэгжүүлэх: Зохион байгуулагч агент, Мэдлэгийн агент, Хөрөнгө оруулалтын агент, мэдээний агент, PyFlink төлөвлөгч зэрэг системийн бүрэлдэхүүн хэсгүүдийг хөгжүүлэх
7. МХБ-ийн бодит өгөгдөл (компанийн мэдээлэл, арилжааны түүх) ашиглан демо систем бүтээж, Next.js 14 фронтенд, API Gateway болон агентүүдийг холбох

8. Системийг Docker орчинд deploy хийж, PostgreSQL, Kafka, Redis зэрэг программ хангамжуудыг тохируулах
9. Бүрэн хэрэгжүүлсэн системийг тест хийж, өргөжих чадвар, найдвартай байдал, агентуудын хамтын ажиллагааг үнэлэх

1. ОНОЛЫН ХЭСЭГ

1.1 Хиймэл оюуны инженерчлэл гэж юу вэ

Хиймэл оюуны инженерчлэл гэдэг нь бэлэн бэлтгэгдсэн суурь модел дээр аппликашн хөгжүүлэх үйл явцийг хэлнэ. Энэ нь уламжлалт машин сургалтын инженерчлэл ялгаатай байдаг. Хэрэв уламжлалт машин сургалтын инженерчлэл нь модел хөгжүүлэхэд чиглэсэн бол, хиймэл оюуны инженерчлэл нь бэлтгэгдсэн моделийг программ хангамжид интеграц хийхэд чиглэсэн байдаг. [1].



Зураг 1.1: Хиймэл оюуны инженерчлэл ба машин сургалтын инженерчлэл

OpenAI, Anthropic зэрэг компаниудын гаргасан хүчирхэг суурь моделийн хүртээмж нь гурван гол хүчин зүйлээс шалтгаалан хиймэл оюуны инженерчлэлийг хурдан өсч буй салбар болгожээ. [2] Эхнийх нь өндөр эрэлт юм. Компаниуд хиймэл оюуныг бусад бизнесээс ялгарах өрсөлдөөнт давуу тал болгон үзэж байна. FactSet-ийн судалгаагаар 2023 оны хоёрдуугаар улиралд S&P 500 компаниудын гуравны нэг нь өөрсдийн санхүүгийн тайланд хиймэл оюуныг дурдсан тоо нь өмнөх оноос гурав дахин их байна. Хоёр дахь нь технологийн хөгжилтэй холбоотой. Өмнө нь хиймэл оюун систем бүтээхэд өндөр мэргэжлийн ур чадвар, их хэмжээний өгөгдөл, тооцооллын нөөц шаардлагатай байсан бол одоо суурь модел ашиглан хэрэглээнд нэвтрүүлэх нь илүү боломжтой болов. Улмаас хиймэл оюуны инженерүүд программ хангамжийг хүртээмжтэй моделүүд ашигласнаар өндөр түвшний математикийн мэдлэг өндөр түвшинд байх шаардлагагүй болов. Гурав

дахь нь том боломж юм. Хиймэл оюун технологи нь ажил хэргийг автоматжуулах, шинэ бүтээгдэхүүнүүдийг бий болгох зэрэг асар том боломжуудыг санал болгож байна. Энэхүү хандлагын нотолгоо болох хиймэл оюунт аппликацийн нээлттэй эхийн кодууд (Auto-GPT, Stable Diffusion WebUI, LangChain, Ollama) нь GitHub дээр Bitcoin-oos ч илүү од цуглуулсан нь энэхүү салбарын хурдацтай өсөлтийг тод илэрхийлж байна. [1].

1.2 Суурь моделийн хөгжил

Хэл моделүүдээс том хэлний модел болон суурь модел руу хөгжих үйл явц нь хэдэн арван жилийн технологийн дэвшилийн үр дүн юм. Энэхүү хэсэгт гол түлхүүр үйл явдлыг тайлбарлах болно. [1]

1.2.1 Хэл моделийн үндэс

Хэл модел гэдэг нь нэг буюу олон хэлүүдийг статистик өгөгдөл рүү кодлодог загвар юм. Энэхүү мэдээлэл нь өгөгдсөн контекстэд уг үг гарах магадлалыг илэрхийлдэг. Жишээлбэл, ”Миний дуртай өнгө бол __” гэсэн контекст өгөхөд монгол хэлээр кодолсон хэл модел нь ”машин” биш, харин ”цэнхэр” гэсэн үгийг таамаглах ёстой. [1]

Анхны текстийг токен болгон хуваах үйл явцыг токенжуулалт гэнэ. GPT-4 суурь моделийн хувьд дунджаар нэг токен нь үгийн ойролцоогоор 75%-ийн уртад тохирно. Тиймээс 100 токен нь ойролцоогоор 75 үг юм.

Хэл моделд хоёр үндсэн төрөл байдаг. Эхний төрөл нь далдлагдсан хэлний моделүүд бөгөөд эдгээр нь өгүүлбэр доторх далдлагдсан үгсийг таамаглах замаар сурдаг. BERT нь энэ төрлийн алдартай жишээ юм. Хоёр дахь төрөл нь авторегрессив хэл моделүүд бөгөөд өмнөх токенуудад үндэслэн дараагийн токенийг таамаглах замаар сурдаг. Одоогийн Chat-GPT, Claude зэрэг өргөн ашиглагдаж буй системүүд нь энэ ангилалд хамарагддаг.

1.2.2 Өөрийгөө удирдсан сургалт

Хэл моделийн хамгийн чухал давуу тал нь өөрийгөө удирдсан сургалтыг ашиглах чадвар юм. Өөрийгөө удирдсан сургалт нь удирдлагатай сургалтаас ялгаатай байдаг.

Удирдлагатай сургалт нь тэмдэглэгдсэн өгөгдөл шаарддаг бөгөөд энэ үйл явц нь цаг хугацаа их зарцуулдаг. [1]

Энэ нь хэл моделийг номнуудаас, блог нийтлэлээс, өгүүллүүд, Reddit-ийн сэтгэгдэл зэргээс ашиглан сургаж болно. Энэ нь асар их сургалтын өгөгдөл бүрдүүлэх боломжийг олгож, хэл моделийг том хэлний модел буюу LLM болтол өргөжүүлэх боломжтой болгосон.

1.2.3 Том хэлний модель ос суурь модель руу

2017 онд Transformer архитектур гарч ирснээр хэл моделийн чадамж харьцангуй өндөр нэмэгдсэн. Attention механизм нь моделуудад өгөгдлийн хамаарлыг илүү сайн ойлгох боломжийг олгосон. [1]

Том хэлний моделууд нь хэл моделийн томорсон хувилбар бөгөөд тэрбум тооны параметр агуулдаг. Параметр гэдэг нь сургалтын явцад моделийн сурч авдаг утга юм. Жишээлбэл, GPT-3 нь 175 тэрбум параметртэй, харин GPT-4 нь 1.2 их наяд параметртэй байдаг.

Суурь моделууд нь LLM-ээс цааш өргөжсөн ойлголт юм. Эдгээр нь зөвхөн текст биш, зураг, аудио, видео зэрэг олон төрлийн өгөгдөл боловсруулж чаддаг том мульти модал моделууд юм. Суурь моделийн гол онцлог нь тодорхой үүрэгтэй моделээс цаашлаад ерөнхий зориулалтын модел руу шилжсэн юм.

1.3 Хиймэл оюуны агент ба бизнесийн үйл ажиллагаа

Энтерпрайзийн хувьд хиймэл оюун нь дахин давтагддаг нэхэмжлэл үүсгэх, харилцагчийн асуултад хариулах, өгөгдөл бүртгэх зэрэг үйл ажиллагааг автоматжуулах боломж гаргаж байдаг. Нэгэн сонирхолтой хиймэл оюуны нэвтрүүлэлтийн хэлбэр нь өгөгдлийг дахин сайжруулах арга зам юм. Энэ нь өөрийнхөө өгөгдөлд тэмдэглэгээ хийгээд, дараа нь энэ тэмдэглэгээний үр дүнгээс хамаарч жинхэнэ хүний тусламжтайгаар алдааг багасгахын тулд олон дахин уг тэмдэглэгээнүүдийг сайжруулах юм. Энтерпрайзуудад хамгийн алдартай хиймэл оюуны хэрэглээ нь харилцагчийн туслах бот юм. Бот нь хүнээс хурдан

хариулснаар харилцагчийн туршлагыг сайжруулж, бас бизнесийн хувьд зардал хэмнэх боломжийг бүрдүүлдэг. [1] [2]

Хиймэл оюунд гадна орчинтой хандах хэрэглүүр өгөх нь маш олон боломжийг нээж өгдөг. Ресторанд цаг захиалахад сул цаг харах, захиалга өгөх зэрэг үйлдлийг хэрэглүүрүүд хийх боломжтой ба хиймэл оюунд уг хэрэглүүр өгснөөр харилцагчийн өмнөөс уг үйлдлийг автоматаар хийж болох юм. Уг үйлдлүүдийг зохион байгуулж, хэрэглүүр ашигладаг программ хангамжийг хиймэл оюун агентууд гэнэ.

1.4 Суурь моделийн сургалт

Суурь моделийг бэлтгэх нь хоёр үндсэн үе шаттай:

1.4.1 Урьдчилан сургалт

Урьдчилан сургалт нь өөрийгөө удирдсан сургалт ашиглан их хэмжээний өгөгдөл дээр моделийг сургах үйл явц юм. Энэ үе шатанд модел нь хэл, ерөнхий мэдлэг, дүрэм, баримт бичгүүдээс суралцдаг. 2022 онд сургалтын дата олохын тулд нэгэн ашгийн бус байгууллага 2-3 тэрбум веб хуудсуудыг автоматаар авч сургасан байна. Гэвч худал хуурмаг мэдээлэл, хүнд сурталтай мэдээлэл их байдаг тул хьюристик филтер хийдэг. Жишээ нь реддит платформд 5-аас олон эерэг хариу үйлдэлтэй бол уг өгөгдлийг авах юм.

[1]

Суурь модел нь олон төрөлтэй байна. Нэгт, тодорхой зорилготой агентууд нь домейнд л хамарагдах өгөгдлийг ашиглаж тооцоолол хийдэг. Үүнд эм эмчилгээний жорыг гаргах, ДНХ, хавдрын, уурагны симуляц явах зэрэг үйлдлүүдтэй байна. Хоёрт, ерөнхий зориулалттай хиймэл оюуны модел байна. Сургагдсан өгөгдлийн талаас дээш хувийг технологи, бизнес, үйлдвэр, мэдээ, урлаг уран сайхны өгөгдлүүд эзлэх ба үлдсэн хувийг бусад бага бага хувьтай гэр, аялал зэрэг секторууд эзлэж байна.

Олон улсын хэлүүд суурь модел дээр өөр өөр ажиллах зарчимтай байна. Сургалтан дээр суурь моделийн ойролцоогоор тал хувийг англи хэл эзлэдэг бол орос, герман хэл 10 хувийг эзлэж байна. GPT-4 суурь моделийн хувьд ашиглах токений хэмжээ ба төөрөгдөл

хамгийн бага байх ба, Бирм хэл англи хэлээс 70 дахин их токен ашиглаж, төөрөгдөл хамгийн өндөр байна. Шалтгаан нь уг хэлний соёлийн бүтэц юм. Жишээлбэл зарим хэлд эзэн бие ашигладаггүй учир хэл хөрвөхөд оновчтой байх магадлал бага юм.

Иймээс суурь моделийн хэлний хязгаарлалтыг давахын тулд өөрсдийн хэл дээр суурь модель хөгжүүлж байна. Жишээлбэл, хятадын ”Llama-Chinese”, францийн ”Croissant-LLM”, Виетнамын ”PhoGPT” гэх зэрэг. Монгол улсын хувьд ”Чимэгэ систем” нь монгол хэл дээр суурь модель хөгжүүлж байгаа.

Урьдчилан сургагдсан үе шатд хэрэглэгчдийн хүсэлтэд нийцсэн хариулт өгөхөд сайн биш байдаг. Учир нь харилцан яриа өрнүүлэх гэхээс илүүтэйгээр зөвхөн өгүүлбэрийн гүйцээлт рүү тулгуурлан сургагдсан байдаг. Иймээс дараах сургалт, sampling техникиүүд, нарийвчилсан сургалтууд шаардалагатай байдаг.

1.4.2 Дараах сургалт

Урьдчилан сургасан моделийг хэрэглэгчдийн хүсэлтэд тохируулахын тулд дараах сургалт хийдэг. Энэ нь хоёр үе шаттай. Эхний үе шат нь удирдлагатай нарийвчилсан сургалт юм. Энэ үе шатанд өндөр чанартай зааварчилгааны өгөгдөл дээр моделийг нарийвчлан сургаж, зөвхөн өгүүлбэрийн гүйцээлт биш харин харилцан ярианы горимд оновчтой болгоно. Хоёр дахь үе шат нь сонголтын нарийвчилсан сургалт юм. Энэ үе шатанд моделийг хүний сонголттой нийцсэн хариулт өгөхийн тулд цаашид нарийвчлан сургана. Үүнд хүний санал хүсэлтээр бэхжүүлсэн сургалт, хиймэл оюуны санал хүсэлтээр бэхжүүлсэн сургалт зэрэг аргууд ордог. [1]

1.4.3 Sampling стратегиүүд

Модел нь гаралтаа sampling процессоор бүтээдэг. Sampling нь хиймэл оюуны гаралтын магадлалыг шууд нөлөөлдөг. [1] Температур нь моделийн бүтээлч чанарыг удирдах гол параметр юм. Температур өндөр байх тусам модел илүү бүтээлч, гэнэтийн хариулт өгдөг бол температур бага байх тусам илүү таамагладаг, баттай хариулт өгдөг. Top-k нь хамгийн их магадлалтай k ширхэг токеноос сонгодог арга юм. Үүнийг өөрчилснөөр хариултын олон янзтай байх байдлыг удирдаж болно. Энэхүү арга нь уран

зохиолд ялангуяа чухал. Түүнчлэн nucleus sampling буюу Top-p арга байдаг. Энэ нь нийлбэр магадлал нь р-д хүрэх хамгийн бага токенуудын багцаас сонгодог. Энэ нь тийм, үгүй, урт хариулт, богино хариултын моделыг тодорхойлж болдог. Иймээс хэрэглээнээс хамаарч sampling стратеги сонгох нь чухал. Жишээлбэл тийм, үгүй сонголттой асуулт хариулт гаргах, урт тэмдэгт мөртэй хариулт гаргах гэх мэт байж болно.

1.4.4 Үр дүнг хэмжих

Суурь моделийг үнэлэх нь эрсдэлийг бууруулах, цаашлаад боломжуудыг илрүүлэх тал дээр чухал ач холбогдолтой. Үнэлгээ нь модел сонгох, үр дүнг хэмжих, аппликашн ашиглалтад бэлэн эсэхийг тодорхойлох, асуудал болон боломжуудыг илрүүлэх зэрэгт шаардлагатай. [1]

Сүүлийн жилүүдэд бага параметртэй модел нь өмнөх үеийн их параметртэй моделээс илүү чадалтай байна. Жишээлбэл, 2024 оны Llama 3-8B модел нь 2023 оны Llama 2-70B моделээс ч илүү сайн үр дүнг MMLU benchmark дээр харуулжээ. Энэ нь зөвхөн моделийн хэмжээ биш, сургалтын аргууд болон өгөгдлийн чанар хамгийн чухал болохыг харуулж байна.

Үнэлгээний хувьд гурван гол асуудал тулгардаг. Нэг дүгээрт, суурь моделуудыг зөвхөн гаралтуудын өгөгдлөөс дүгнэж үнэлэхэд хэцүү байдаг. Үүнийг хар хайрцаг гэх ба дотоод ажиллаж байгаа үйл явц биш зөвхөн эцсийн гаралт нь л мэдэгдэж байдаг. Хоёр дугаарт, модел нь ижил эсвэл бага зэрэг өөр асуулт асуухад маш өөр хариулт өгч болох тогтвортгүй байдал байдаг. Үүнээс хиймэл оюуны суурь моделын хариулт нь магадлалаас үүсдгийг ажиглаж болно. Гуравдугаарт, модел нь баримт дээр үндэслээгүй буруу хариулт буюу төөрөгдөл үүсгэж болдог.

1.5 Зааврын инженерчлэл

Зааврын инженерчлэл гэдэг нь модельос хүссэн үр дүнг гаргуулахын тулд зааврыг бичих үйл явц юм. Энэ нь моделийн жинг өөрчлөхгүйгээр зан үйлийг удирдах хамгийн хялбар бөгөөд түгээмэл моделийн дасан зохицох арга юм.

1.5.1 Зааврын бичих шилдэг арга барил

Заавруудыг хэрэглээнд тохирсон стратегиудын дагуу бичих нь илүү сайн үр дүн өгдөг. [7] OpenAI-ийн санал болгож буй заавар бичих шилдэг арга барил нь эхлээд юу хийлгэхээ хоёрдмол утгагүй байдлаар тодорхой тайлбарлах хэрэгтэй. Дараа нь моделоор тодорхой дүрд тоглуулж болно. Жишээ нь ”Та том компанийд 20 жил ажилласан туршлагатай программист. Кодыг шалгаад сайжруулж өг” гэх мэт. Anthropic-ийн зөвлөмжөөр зааварт 500 хуудас бүхий номын урттай тэмдэгт мөр багтаж чадах тул зааварт урт жишээ өгснөөр хариултын формат болон хариултын хоёрдмол утгыг багасгадаг. Цар хүрээ, агуулгыг мэдээлүүлснээр төөрөгдлийг багасгадаг. Хэрэв модел шаардлагатай мэдээллээр хангагдаагүй бол өөрийн дотоод мэдлэгтээ найдах бөгөөд энэ нь найдваргүй байж болдог. Түүнчлэн нарийн төвөгтэй даалгавруудыг хялбар дэд даалгавруудад хувааж өгөх нь үр дүнтэйгээр бага токен ашиглах боломжийг олгоно.

1.5.2 Зааврын инженерчлэлийн хамгаалалт

Апплийшн олон нийтэд ашиглагдах үе шатанд ормогц довтолгооноос хамгаалах шаардлагатай болдог. Тэдгээрийн нэг нь моделийн зөвшөөрөөгүй үйлдэл хийлгэх оролдлого юм. Нөгөө нь моделийн сургалтын өгөгдөл эсвэл контекстын мэдээллийг задруулах оролдлого юм. [1]

Иймээс хиймэл оюуны агент эсвэл модел угсарч буй тохиолдолд оролт болон гаралтыг үнэлж хамгаалах функц нэвтрүүлэх нь мэдээллийн аюулгүй байдлыг хангадаг.

1.6 Хайлтаар нэмэгдүүлсэн үүсгэлт (RAG)

RAG буюу хайлтаар нэмэгдүүлсэн үүсгэлт нь моделийн мэдлэгийг гадаад эх сурвалжаар өргөтгөх арга юм. Энэ нь моделийн дотоод мэдлэг нь хангалтгүй, хуучирсан эсвэл алдаатай байх асуудлыг шийддэг. [1]

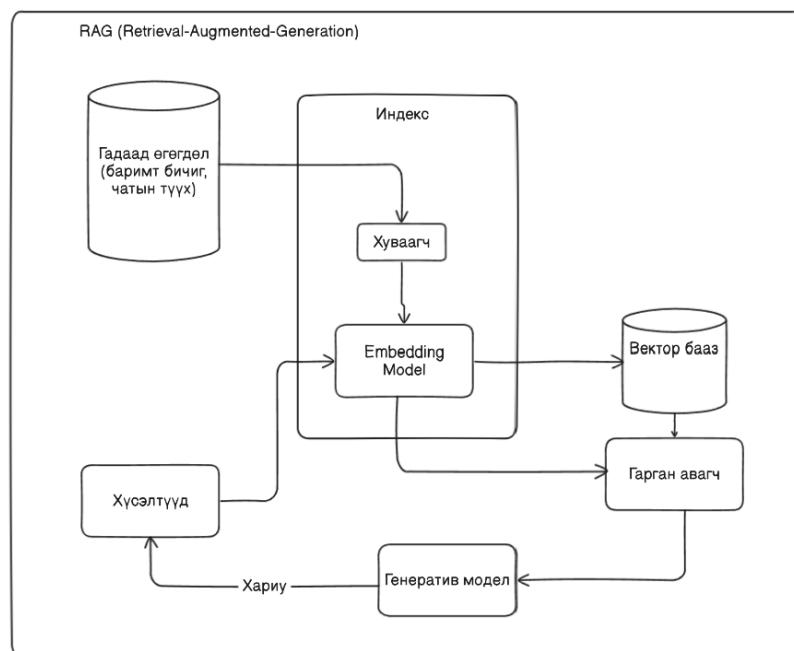
Хэдийгээр моделийн контекстийн урт тогтмол нэмэгдэж байгаа ч RAG-ийн ач холбогдол алдагдахгүй байна. Зарим апплийшнд өгөгдлийн хэмжээ байнга өсч байдаг. Иймээс RAG удааширж магадгүй тул үүнийг сайтар үнэлж, тасралтгүй

хөгжүүлэлт хийснээр бодит хэрэглээнд үр нөлөө алдахгүй байх боломжийг бүрдүүлнэ. Урт контекстыг боловсруулж чаддаг гэдэг нь тэр контекстыг сайн ашигладаг гэсэн үг биш. Контекст урт байх тусам модел буруу хэсэгт анхаарал хандуулах магадлал өсдөг. Түүнчлэн контекстын токен бүр нэмэлт өртөг, нэмэлт хоцрогдол авчирдаг. RAG нь асуулт бүрт зөвхөн хамгийн холбогдолтой мэдээллийг ашиглах боломжийг олгоно.

Anthropic-ийн зөвлөмжөөр хэрэв мэдээлэл нь 200,000 токеноос бага (ойролцоогоор 500 хуудас бүхий өгөгдөл) бол RAG ашиглалгүй бүх мэдлэгийг промпт зааварт оруулж болно гэжээ.

1.6.1 RAG системийн бүтэц

RAG систем нь хоёр гол бүрэлдэхүүнтэй. Хайгч нь асуултад хамгийн холбогдолтой баримтуудыг олж авдаг. Үүсгэгч нь олж авсан баримтуудыг асуултад ашиглан хариулт үүсгэдэг.



Зураг 1.2: RAG-ийн бүтэц

1.6.2 Хайлтын алгоритмууд

Хайлтаар олдсон өгөгдөл нь хэр оновчтой байх нь RAG-ийн хамгийн чухал хэсгүүдийн нэг. [1] Өгөгдлийг вектор эсвэл өгөгдлийн бааз руу оруулах хялбар ч үүнээс хайлт хийх нь харьцангуй хүнд байдаг. Хамгийн түгээмэл алдаа нь векторд хэсэгчилж хуваагдаад өгүүлбэрүүд утга зүй бусаар хуваагдаж, хайлт хийх боломжгүй болдог. Иймээс хайлтын алгоритмээ зөв сонгох нь маш чухал.

Нэр томьёо суурилсан хайлт

Энэ арга нь түлхүүр үгээр баримт хайдаг. Энэ арга Google, Bing зэрэг хөтчийн хайлтын алгоритмд ашиглагдааар ирсэн. Нэр томьёоны давтамж нь баримт доор нэр томьёо хэдэн удаа гарч байгааг хэмждэг бол баримтын урвуу давтамж нь нэр томьёо хэдэн баримтад гарч байгааг үндэслэн түүний чухлыг хэмждэг. Түгээмэл шийдлүүд нь Elasticsearch, BM25 зэрэг байдаг. Эдгээр нь урвуу индекс ашигладаг.

Утга зүй дээр суурилсан хайлт

Утга зүйн хайлт гэж нэрлэгддэг энэ арга нь утга зүйн түвшинд холбоотой байдлаар тооцож ажилладаг. Баримт бүр хуваагдаж векторчилсон хэсгийн төлөөлөл болгон хувиргагдаж, векторын өгөгдлийн санд хадгалагдана. Асуулт ирэх үед түүний векторчилсон төлөөлөлтэй хамгийн ойр векторуудыг хайдаг.

Векторын хайлтын алгоритмууд нь олон янз байдаг. Хамгийн ойр хөршүүд нь энгийн арга боловч өгөгдөл их бол удаан байдаг. Ойролцоо хамгийн ойр хөршүүд нь хурдан боловч ойролцоогоор хайдаг. Иймээс өгөгдлийн ангилал, форматаас шалтгаалж өөр өөр хайлтын алгоритм ашигладаг. Locality-Sensitive Hashing нь ижил төстэй векторуудыг нэг bucket-д hash хийдэг. Hierarchical Navigable Small World нь олон давхаргат граф ашигладаг. Inverted File Index нь K-means clustering ашиглан векторуудыг бүлэглэдэг. Алдартай векторын өгөгдлийн сангүүд нь FAISS, Milvus, Pinecone, Weaviate, Qdrant зэрэг байна.

1.6.3 RAG-ын үнэлгээ

RAG системийг үнэлэхэд олон метрикүүд ашигладаг. [1]. Context Precision нь олж авсан баримтуудын хэдэн хувь нь асуулттай холбоотой эсэхийг хэмжинэ. Context Recall нь асуулттай холбоотой бүх баримтуудын хэдэн хувийг олж авсан эсэхийг илэрхийлнэ. Эцсийн хариултын чанар нь хариултын ерөнхий чанарыг үнэлдэг.

1.6.4 RAG-ыг сайжруулах аргууд

RAG системийг сайжруулах олон арга байдаг. Баримтуудыг хэрхэн хэсэглэх нь чухал. Тогтмол урттай хэсэглэх, өгүүлбэр догол мөрөөр хэсэглэх, утга зүйгээр хэсэглэх зэрэг аргууд байдаг. Анхны хайлтын үр дүнг дахин эрэмбэлэн илүү нарийвчлалтай болгох арга байдаг. Асуултыг дахин найруулж илүү сайн хайлт хийх нь бас үр дүнтэй. Нэр томьёо болон векторчилсон хэсгийн төлөөлөл суурисан хайлтыг хослуулсан арга ашиглаж болно. Хэсэг бүрийг metadata, түлхүүр үг, холбогдох асуултуудаар баяжуулах нь хайлтын чанарыг сайжруулдаг.

1.7 Хиймэл оюуны агентууд

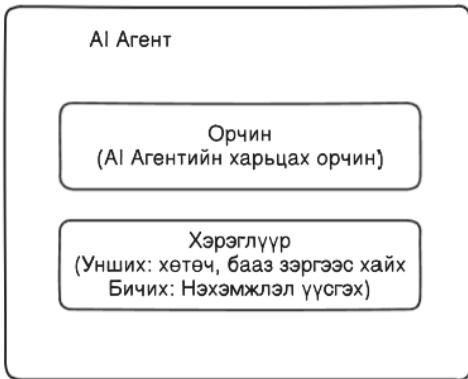
1.7.1 Агент

Агент гэдэг нь өөрийн орчныг мэдрэх, түүн дээр үйлдэл хийх чадвартай систем юм. [1]. Хиймэл оюунаар дэмжигдсэн агентууд нь суурь моделийн хүч чадлаар дамжуулан бидний туслах, хамтран ажиллагч, багш байж чадна. Агент нь вебсайт бүтээх, өгөгдөл цуглуулах, аялал төлөвлөх, зах зээлийн судалгаа хийх, харилцагчийн данс удирдах, өгөгдөл оруулалтыг автоматжуулах зэрэг олон ажил хэрэгт тусалж чадна.

1.7.2 Агентын бүрэлдэхүүн хэсгүүд

Хиймэл оюун агентыг тодорхойлдог гурван гол зүйл байдаг. [1]. Орчин нь агент ажиллах орчин бөгөөд түүний хэрэглээний тохиолдлоор тодорхойлогдоно. Жишээ нь интернэт, гал тогоо, хөдөлгүүрт хэрэгсэл зэрэг байж болно. Агентын хийж чадах

Үйлдлүүд нь түүний хандах боломжтой хэрэглүүрүүдээр өргөжинө. Даалгавар нь хэрэглэгчээс өгөгдсөн ажил юм.



Зураг 1.3: Агентын бүрэлдэхүүн хэсгүүд

1.7.3 Хэрэглүүрүүд

Гадаад хэрэглүүр байхгүй бол агентын чадавхи маш хязгаарлагдмал байх болно. Хэрэглүүр нь агентыг илүү чадварлаг болгодог. Цаашлаад уян хатан шийдвэр гаргалт, найдвартай гүйцэтгэлийн хоорондох хоосон зайд нөхдөг. Хэрэглүүрийг турван ангилалд хуваах боломжтой.

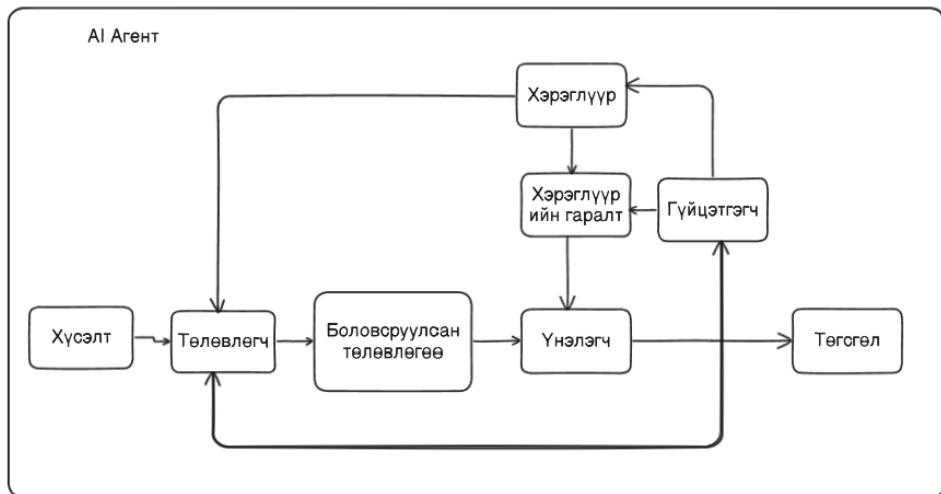
Мэдлэг нэмэгдүүлэх хэрэглүүрүүд нь хайлтаар нэмэгдүүлсэн үүсгэлт систем буюу RAG-ын бүрэлдэхүүн хэсгүүд юм. Үүнд текст хайгч, зураг хайгч, SQL гүйцэтгэгч, интернэт хайлтын програмчлалын интерфэйс, дотоод хайлтын системүүд зэрэг багтана.

Чадавх өргөтгөх хэрэглүүрүүд нь агентын үндсэн чадварыг өргөжүүлдэг. Хиймэл оюун моделүүд математикт сул байдаг тул агентд бэлэн тооны машины програмчлалын интерфэйс өгснөөр тооцоог оновчтой, хурдан, токены бага зарцуулалтаар гүйцэтгэдэг. Хэрэглэгчийн код уншигч нь код бичиж, ажиллуулах, үр дүн гаргах чадвартай. Энэ нь кодчилолын туслах, өгөгдөл шинжлэгч, судалгааны туслах боломжийг олгоно.

Бичих үйлдлийн хэрэглүүрүүд нь зөвхөн унших биш, өөрчлөлт оруулах хэрэглүүрүүд юм. Үүнд өгөгдлийн санд өгөгдөл нэмэх, засварлах, устгах, мэйл илгээх, банкны шилжүүлэг хийх, календарт тэмдэглэл нэмэх зэрэг үйлдлүүд багтана. Бичих үйлдэл нь өндөр эрсдэлтэй байдаг. Иймээс хортой зааврын довтолгооноос болгоомжлох хэрэгтэй.

1.7.4 Төлөвлөлт

Төлөвлөлт нь агентын гол үүрэг бөгөөд олон үе шаттай. Эхний үе шат нь төлөвлөгөө үүсгэх явдал юм. Даалгаврыг гүйцэтгэх дараалсан үйлдлүүдийн төлөвлөгөө гаргах энэ үйл явцыг даалгаврыг дэд процесс гэж нэрлэнэ. Хоёр дахь үе шат нь эргэцүүлэн бодох ба алдаа засах юм. Үүсгэсэн төлөвлөгөөг үнэлэх бөгөөд муу байвал шинэ төлөвлөгөө гаргана. Гурав дахь үе шат нь гүйцэтгэл юм. Төлөвлөгөөнд заасан үйлдлүүдийг хийх бөгөөд энэ нь ихэвчлэн функц дуудах үйлдэл хийнэ. Эцсийн үе шат нь үр дүнг үнэлэх явдал юм. Үйлдлийн үр дүнг хүлээн авсны дараа зорилго биелсэн эсэхийг тодорхойлж, алдааг тодорхойлж засна.



Зураг 1.4: Агентын төлөвлөлт

1.7.5 Суурь модельүүд төлөвлөгч болж чадах уу

Зарим судлаачид том хэлний модел нь төлөвлөгч болж чадахгүй гэж үздэг. [16]. Учир нь төлөвлөлт нь үндсэндээ хайлтын асуудал бөгөөд авторегрессив буюу магадлалт суурилсан модел нь зөвхөн нэг чиглэлийн үйлдэл үүсгэж чаддаг гэж үздэг. Гэвч бодит байдал дээр модел дахин эхлэж өөр зам сонгож чаддаг тул сургалт сайн хийснээр сайн төлөвлөгөө гарч болно.

Төлөвлөлтийг сайжруулах олон арга байдаг. Илүү сайн системийн заавар бичиж, жишээ олноор өгөх нь чухал. Хэрэглүүрүүдийн тайлбарыг илүү сайн бичих хэрэгтэй.

Функцийг хялбарчлах, задлах нь төлөвлөлтийг хөнгөвчилдөг. Илүү хүчтэй модел ашиглах нь илүү сайн төлөвлөгөө гаргах боломжийг олгоно. Төлөвлөлтөд зориулж моделийг нарийвчлан сургах нь бас үр дүнтэй. Зарим үнэлгээний шинжилгээгээр оновчтой хэрэглүүр өгөх нь нарийвчилсан сургалт хийснээс илүү үр дүнтэй бас хямд гэж үзжээ.

1.7.6 Эргэцүүлэн бодох ба алдаа засах

Хамгийн сайн төлөвлөгөө байнга үнэлэгдэж, тохируулагдах шаардлагатай. Эргэцүүлэн бодох нь агентын амжилтад чухал үүрэг гүйцэтгэнэ. Үүнийг хоёр аргаар хийж болно. Эхний арга нь өөрийгөө шүүмжлэх арга юм. Ижил модел өөртэйгөө ярилцаж алдааг илрүүлдэг. Хоёр дахь арга нь тусдаа үнэлэгч ашиглах явдал юм. Тусдаа модел эсвэл функци үр дүнд оноо өгдөг.

1.7.7 Агентын санах ой

Хиймэл оюун модел нь гурван санах ойн механизмтай. [1]. Дотоод мэдлэг нь модел өөрөө дотоод мэдээлэлтэй байдаг. Энэ нь сургалтын өгөгдлөөс олж авсан мэдлэг бөгөөд моделийг шинэчлэхгүй бол өөрчлөгдөхгүй. Богино хугацааны санах ой нь моделийн контекст юм. Өмнөх мессежүүд контекстэд нэмэгдэж болно. Даалгавар дууссаны дараа устдаг. Хурдан боловч устдаг шинжээр хязгаарлагдмал. Урт хугацааны санах ой нь гадаад өгөгдлийн эх сурвалж буюу хайлтаар нэмэгдүүлсэн үүсгэлт (RAG) юм.

Эргэцүүлэн бодох

Эргэцүүлэн бодох нь агентуудад өөрсдийн шийдвэрийг үнэлж, үйлдэл хийх эсвэл эцсийн хариулт өгөхөөсөө өмнө гаралтаа сайжруулах боломжийг олгодог. Энэ чадвар нь агентуудад алдаагаа олж засах, дүгнэлтээ боловсронгуй болгох, илүү өндөр чанартай үр дүн гаргах боломжийг олгоно.

Жишээлбэл, код бичиж байгаа агент нь эхлээд код үүсгээд, дараа нь өөрөө тухайн кодыг шалгаж, алдаа олж, сайжруулалт хийснийхээ дараа хэрэглэгчид хүргэнэ. Энэ нь эцсийн үр дүнгийн чанарыг мэдэгдэхүйц сайжруулдаг.

Төлөвлөлт

Төлөвлөлтийн чадвартай агентууд нь өндөр түвшний зорилгуудыг үйлдэл хийх боломжтой алхмуудад задалж, даалгавруудыг логик дарааллаар зохион байгуулж чаддаг. Энэ зохиомж нь олон алхам бүхий асуудлыг шийдэх эсвэл хамааралтай ажлын ургалыг удирдахад чухал юм.

Жишээлбэл, аялал төлөвлөх агент нь эхлээд нислэг хайж, дараа нь зочид буудал захиалж, үзвэр сервисийн цэгүүдийг судалж, эцэст нь өдөр бүрийн маршрут үүсгэх төлөвлөгөө гаргаж болно.

1.7.8 Яагаад олон агентын зохиомжийн хэрэгтэй өз?

Агент нь тодорхой даалгаврын хүрээнд ажил гүйцэтгэх чадвартай байдаг. Жинхэнэ бизнесд үйл ажиллагаа нь олон дэд процессд хуваагдаж болдог шиг агентийн хэрэглээ мөн адил нарийн ажиллагаатай байж болдог. Тиймээс олон агентийн зохиомж нь агентуудад нарийн төвөгтэй асуудлыг шийдэх, хувьсах орчинд дасан зохицох, үр дүнтэй хамтран ажиллах боломжийг олгодог. Жишээлбэл өөрсдийн сургасан моделийг тооцоолоход үнэтэй дэд процессд үлдээгээд, хямдхан GPT-2 зэрэг моделээр өөр үүрэгтэй үйлдлүүдэд үлдээж болно. Иймээс мульти-агент байх нь практикт тохиromжтой түгээмэл арга зам юм.

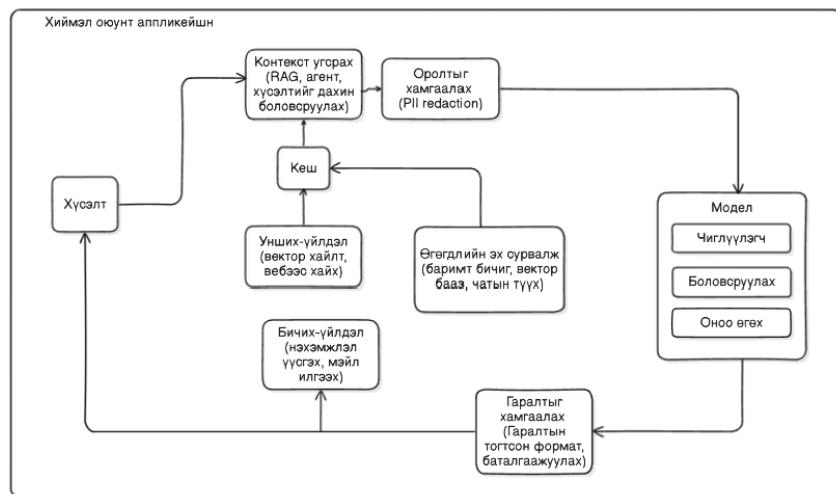
Олон агентын хамтын ажиллагаа

Олон агентын системүүд нь асуудлыг шийдэхэд модуляр арга барил ашигладаг. Иймээс тодорхой даалгавруудыг мэргэшсэн агентуудад хуваарилдаг. Энэ арга нь уян хатан байдлыг санал болгохоос гадна зардлыг хэмнэнэ. Мөн үр ашигтай байдлыг сайжруулахын тулд даалгаварт агентуудад жижиг хэлний моделүүд ашиглаж болно. Жишээлбэл хэрэглэгчийн хүсэлтийг танихад.

Модульчлагдсан зохиомж нь агентуудын цар хүрээ дотор тусгай даалгаврууддаа чиглүүлэх замаар агент тус бүрийн нарийн төвөгтэй байдлыг багасгадаг. Хамтран ажиллахын тулд мэргэшсэн агентууд мэдээлэл солилцож, хариуцлагыг хуваарилж, нарийн төвөгтэй сорилтуудыг илүү үр дүнтэй шийдэхийн тулд үйлдлүүдээ зохицуулдаг.

Уламжлалт системийн зохиомжтай адилаар, асуудлыг модульчлагдсан бүрэлдэхүүн хэсгүүдэд задлах нь тэднийг засварлах, өргөжүүлэх, дасан зохицуулахад илүү хялбар болгодог.

1.8 Жишээ хиймэл оюунт программ хангамжийн зохиомж



Зураг 1.5: Хиймэл оюунт апликеийн

Суурь моделүүд ашиглан апликеийн хөгжүүлэх нь уламжлалт машин сургалтын инженерчлэлээс гурван талаараа ялгаатай байдаг. Эхнийх нь моделийн дасан зохицуулалт юм. Өөрөө модел сургахын оронд бусдын сургасан моделийг ашиглаж болдог. Иймээс уг моделийг дасан зохицуулах нь чухал болсон. Хоёр дахь нь оновчлол юм. Суурь модел нь илүү их тооцоолол шаарддаг, хоцрогдол өндөр байдаг учраас үр ашигтай дасан зохицуулалт хийснээр бага хүчтэй компьютерээр, бага хоцрогдоор гүйцэтгүүлж болно. Иймээс бэлэн суурь моделийн програмчлалын интерфэйс ашиглах уу, эсвэл өөрөө агенттэй серверт байршуулах уу гэдгийг шийдэж болно. Гурав дахь нь нээлттэй гаралт юм. Моделүүд нээлттэй төгсгөлтэй гаралт үүсгэдэг тул үнэлгээ хийхэд илүү бэрхшээлтэй байдаг. Дундах процессийг мэдэж болдоггүй.

Моделийг дасан зохицуулах хоёр гол арга байдаг. Заавар суурилсан техникууд нь моделийн жин өөрчлөхгүйгээр зааварчилгаа, контекст өгч дасан зохицуулдаг. Хялбар, цөөн өгөгдөл шаарддаг. Зааврын инженерчлэл энд хамаарна. Нарийвчилсан сургалт нь

моделийн жинг өөрчилж дасан зохицуулдаг. Илүү нарийн төвөгтэй, илүү их өгөгдөл шаарддаг. Гэвч чанар, хоцрогдол, өртгийг мэдэгдэхүйц сайжруулж чадна. Хэрэглүүр өгөх нь уг даалгаврыг маш оновчтой, хоцрогдол багатайгаар, зардлын өртгийг мэдэгдэхүйц сайжруулж чадна.

1.9 Бүлгийн дүгнэлт

Хиймэл оюуны инженерчлэл нь уламжлалт машин сургалтын инженерчлэлээс өөр чиглэл бөгөөд бэлтгэгдсэн суурь модел дээр програм хангамж хөгжүүлэхэд чиглэсэн шинэ салбар юм. [1]. OpenAI, Anthropic зэрэг компаниудын хүчирхэг суурь моделийн нэвтрүүлэлт нь хиймэл оюуныг програм хангамжид интеграц хийхийг илүү боломжтой болгож, салбарын хурдацтай өсөлтийг бий болгосон.

Суурь моделийн хөгжлийн замнал нь энгийн хэл моделөөс том хэлний модел, улмаар суурь модел руу шилжих үйл явц байсан. [1]. Өөрийгөө удирдсан сургалт нь асар их хэмжээний өгөгдлөөр модел сургах боломжийг нээсэн. 2017 оны Transformer архитектур нь хэл моделийн чадамжийг шинэ түвшинд ахиулсан. Урьдчилан сургалт болон дараах сургалтын хослол нь моделд ерөнхий мэдлэгийг өгөөд, хэрэглэгчийн хүсэлтэд тохируулах боломжийг бүрдүүлсэн. Мөн Sampling стратеги, температур, top-k, top-p зэрэг параметрууд нь моделийн гаралтын чанар, олон янз байдлыг магадлал дээр удирддаг.

Зааврын инженерчлэл нь модел дасан зохицуулах хамгийн хялбар арга. Зааврыг тодорхой, нарийвчлалтай бичих, модельд дүр олгох, урт жишээ өгөх, контекст хангах зэрэг техникийд нь моделийн ажиллагааг мэдэгдэхүйц сайжруулдаг. Иймээс машин сургалт хийхгүйгээр программ хангамжид хиймэл оюун интеграц хийж болно. Гэвч хортой зааврын довтолгоо, мэдээллийг задруулах оролдлогоос хамгаалах нь чухал асуудал бөгөөд оролт болон гаралтыг үнэлэх функц нэвтрүүлэх шаардлагатай.

Хайлтаар нэмэгдүүлсэн үүсгэлт буюу RAG нь моделийн дотоод мэдлэгийн хязгаарлалтыг даван, гадаад эх сурвалжаас мэдээлэл авч хариултын найдвартай байдлыг нэмэгдүүлдэг. Хэдийгээр моделийн контекстын урт нь хайлтад урвуугаар нөлөөлдөг ч RAG-ийн ач

холбогдол алдагдахгүй байна. Урт контекст нь үргэлж үр ашигтай ашиглагдахгүй бөгөөд нэмэлт өртөг, хоцрогдол авчирдаг. RAG систем нь хайгч болон үүсгэгч гэсэн хоёр гол бүрэлдэхүүнтэй. Хайлтын чанар нь системийн амжилтын түлхүүр болох тул нэр томьёо суурилсан хайлт, embedding суурилсан хайлт, эсвэл хоёулаа нэгтгэсэн аргыг ашиглан оновчтой байх хэрэгтэй.

Хиймэл оюун агент нь өөрийн орчныг мэдрэх, түүн дээр үйлдэл хийх чадвартай систем юм. Агентын гурван гол бүрэлдэхүүн нь орчин, үйлдэл, даалгавар болох нь тодорхой болсон. Хэрэглүүрүүд нь агентын чадавхийг өргөтгөх чухал элемент бөгөөд мэдлэг нэмэгдүүлэх, чадавх өргөтгөх, бичих үйлдлийн гэсэн гурван төрөлд хуваагдана. Төлөвлөлт нь агентын гол үүрэг болох нь илэрхий. Төлөвлөгөө үүсгэх, эргэцүүлэн бodoх, гүйцэтгэх, үр дүнг үнэлэх дөрвөн үе шат нь агентыг уян хатан, найдвартай болгодог.

Олон агентын зохиомж нь нарийн төвөгтэй бизнес процессуудыг шийдэхэд илүү тохиромжтой байдаг. Агент бүр цар хүрээндээ мэргэшсэн даалгавартай байх нь системийг модульчлагдсан, өргөжүүлэх боломжтой болгодог. Агентуудын хамтын ажиллагаа, мэдээлэл солилцох чадвар нь ганц агентаас илүү хүчирхэг шийдлийг бий болгоно.

Эцэст нь хиймэл оюуны инженерчлэл нь зөвхөн машин сургалтын технологийн асуудал биш, харин цогц системийн архитектур, систем зохион байгуулалт, хэрэглэгчийн туршлагыг хослуулсан цогц салбар юм. Суурь модел, зааврын инженерчлэл, RAG систем, агентын архитектур зэрэг онолууд нь дараагийн бүлгүүдэд гарах болно.

2. МИКРОСЕРВИС АРХИТЕКТУР

2.1 Монолитоос микросервис рүү

2.1.1 Монолитын эрин үе

Вэб апликеийшн хөгжүүлэлтийн эхэн үед бүх зүйлийг монолит хэлбэрээр бүтээдэг байсан. Бүх бизнес логик, өгөгдлийн логикууд нэг том, нэгдсэн кодын санд амьдардаг байв. Программ хангамжийн өөгжүүлэгчид монолитуудыг хөгжүүлэхэд, нэвтрүүлэлт хийхэд энгийн, хялбар байв. [23]

2.1.2 Монолитыг өргөжүүлэх сорилт

Гэвч апликеишнууд томрох тусам асуудлууд нэмэгдсээр ирсэн. Монолитыг өргөжүүлэх нь бүх зүйлийг нэгтгэсэн байдлаар өргөжүүлдэг. Нэг модульд хийсэн жижиг өөрчлөлт энэхүү кодын санд орсноор энэ нь шинэчлэлтийг удаашруулж, унахад эрсдэлтэй болгодог. Өөр өөр функц дээр ажиллаж байгаа багууд байнга бие биенийхээ кодод хамаарал бүхий харилцаагаар холбогдож, алдаа нэмж, хөгжлийг удаашруулж, алдаа гарах эрсдэлийг нэмэгдүүлсээр ирсэн.

Монолит архитектураас эхэлсэн компаниуд эцэст нь эдгээр асуудлууд тулгарсан. Хурдан үйл ажиллагаага явуулахад багууд системийг шинэчлэх, турших хүртэл хүлээх шаардлагатай байв. Энэ нь компаний бизнесийн үйл ажиллагаанд үндсэн саад бэрхшээл болов.

2.1.3 Микросервис рүү шилжих

Эдгээр хязгаарлалтаас ангижрахын тулд компаниуд микросервис архитектур руу шилжүүлсэн. [23]. Энэ өөрчлөлт нь багуудад салангид байдлаар өөрчлөлтийг хурдан байршуулалт хийх, апликешнийг дахин байршуулалт хийхгүйгээр шинэчлэл гаргах боломжийг олгосон. Микросервис рүү шилжих нь зөвхөн өргөжүүлэх чадварыг

сайжруулаад зогсохгүй, багуудад бие даасан байдал өгч, зохицуулалтын ачааллыг бууруулж, инновацийг хурдасгасан.

2.1.4 Микросервисийн тодорхойлолт

Микросервис архитектур нь програм хангамжийг хөгжүүлэх арга бөгөөд аппликацийны жижиг, бие даасан сервисүүдэд хувааж хөгжүүлдэг. Энэхүү архитектурын гол онцлог нь дөрвөн чухал шинж чанарт илэрхийлэгддэг. [23].

Эхний шинж чанар нь бие даасан байдал юм. Микросервис бүр өөрийн тодорхой үүрэгтэй бөгөөд шаардлагатай бол өөрийн өгөгдлийн сантай байдаг. Энэ нь сервис бүр бусад сервисээс хараат бус ажиллах боломжийг олгодог. Хоёр дахь шинж чанар нь уян хатан хөгжүүлэлт юм. Өөр өөр багууд өөр өөр технологи, програмчлалын хэл ашиглан өөрсдийн сервисийг хөгжүүлж болдог. Энэ нь багууд өөрсдийн мэргэжлийн чиглэлд тохирсон технологи сонгох чөлөөг өгдөг. Гурав дахь шинж чанар нь өргөжих чадвар юм. Бүх системийг өргөжүүлэх шаардлагагүй бөгөөд зөвхөн ачаалал их эсвэл илүү их нөөц шаарддаг сервисийг л өргөжүүлэх боломжтой. Дөрөв дэхь шинж чанар нь найдвартай байдал юм. Хэрэв нэг сервис алдаа гарч унавал бусад сервисүүд хэвийн ажиллаж үргэлжлэх бөгөөд энэ нь системийн ерөнхий тогтвортой байдлыг хангадаг.

2.2 Микросервисийн давуу тал

Микросервис архитектур нь монолит системээс олон талаараа давуу талтай байдаг. Технологийн олон янз байдлын талаас авч үзвэл, сервис бүр өөрийн хэрэгцээнд хамгийн тохирсон технологи сонгох боломжтой. Жишээлбэл, нэг сервис Python програмчлалын хэл ашиглаж өгөгдөл боловсруулалт хийж болох бол нөгөө сервис Go ашиглан өндөр гүйцэтгэлтэй серверийн хэсэг хариуцаж, өөр нэг сервис Node.js ашиглан бодит цагийн холболт зэргийг удирдаж болно. [24].

Багуудын бие даасан ажиллагааны хувьд баг бүр өөрийн сервисийг хараат бусаар хөгжүүлж, шууд хэрэглээнд нэвтрүүлэх чадвартай. Энэ нь багуудын хурд, уян хатан байдлыг нэмэгдүүлдэг. Хурдан нэвтрүүлэлтийн талаас авч үзвэл том системийг бүхэлд нь

дахин нэвтрүүлэх шаардлагагүй бөгөөд зөвхөн өөрчлөлт орсон сервисийг л нэвтрүүлэхэд цаг хугацааг ихээхэн хэмнэдэг. Илүү сайн өргөжих чадварт ачаалал их байгаа тодорхой сервисийг л өргөжүүлэх нь бүх системийг бүхэлд нь өргөжүүлэхээс илүү үр ашигтай бөгөөд зардал хэмнэлттэй. Эцэст нь алдааны тусгаарлалтын талаас авч үзвэл нэг сервисийн алдаа нь бусад сервиист шууд дамжихгүй тул системийн бусад хэсэг хэвийн үргэлжлэн ажилладаг.

2.3 Микросервисийн сорилтууд

Микросервис архитектур олон давуу талтай боловч практикт тулгарах сорилтууд ч багагүй байдаг. Нарийн төвөгтэй байдлын хувьд олон сервисүүдийг зэрэг удирдах, тэдгээрийн харилцааг хянах, байршуулалтыг хийх нь монолит системээс илүү төвөгтэй бөгөөд тусгай хяналтын хэрэгслүүд шаарддаг. [24].

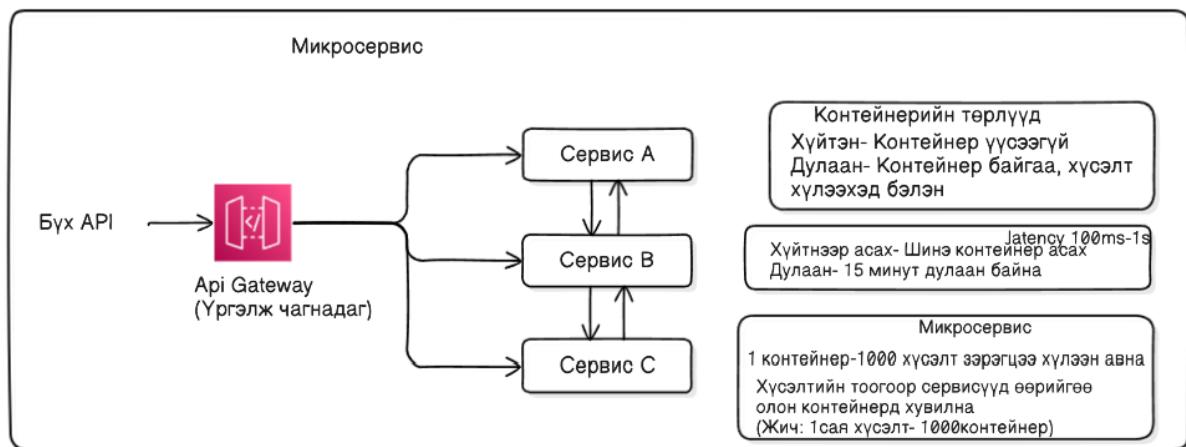
Өгөгдлийн тогтмол байдлын асуудал нь сервис бүр өөрийн өгөгдлийн сантай байдгаас үүсдэг. Олон сервисийн өгөгдлийн нийцтэй, уялдаатай байдлыг хангах нь уламжлалт транзакцийн удирдлагаар шийдэгдэхгүй асуудал болдог. Сүлжээний хоцрогдлын талаас авч үзвэл сервисүүд хоорондоо сүлжээгээр харилцдаг учир нэмэлт хоцрогдол гардаг бөгөөд энэ нь системийн ерөнхий гүйцэтгэлд нөлөөлдөг. Алдаа илрүүлэх хэцүү байдал нь олон сервисүүдээр дамжин явах хүсэлтийн алдааг олж тодорхойлох, засах ажил үйл ажиллагаа төвөгтэй болдог. Сервис хоорондын харилцааны асуудал нь сервисүүд хэрхэн үр дүнтэй харилцах, ямар протокол ашиглах, өгөгдлийн формат хэрхэн нийцүүлэх зэрэг олон нарийн асуудлыг шийдэхийг шаарддаг. Эцэст нь транзакцийн удирдлагын асуудал нь олон сервисүүдээр транзакци явуулах нь өгөгдлийн сангрууд түгжигдэх, тогтвортгүй байдал үүсэх эрсдлийг нэмэгдүүлдэг.

2.4 Микросервис хоорондын харилцаа

Микросервисүүд хоорондоо хоёр гол аргаар харилцдаг: [24].

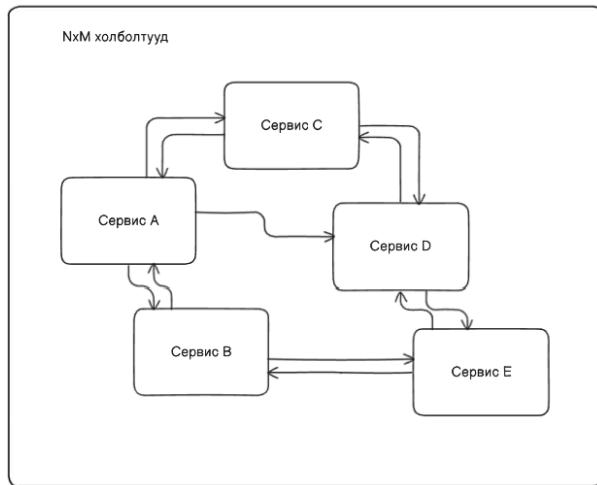
2.4.1 Синхрон харилцаа

Синхрон харилцаа нь HTTP REST програмчлалын интерфэйс эсвэл gRPC ашиглан шууд хүсэлт илгээж хариу хүлээдэг арга юм. Энэ арга нь хэрэгжүүлэхэд харьцангуй энгийн боловч сул талтай. Эхний сул тал нь нягт хамаарал буюу tight coupling үүсгэдэг. Сервисүүд бие биенээсээ шууд хамаарч байдаг учир нэг сервис өөрчлөгдөх үед бусад сервист нөлөөлдөг. Хоёр дахь сул тал нь нэг сервис унавал түүнээс хамаарлтай бусад сервисүүд ч гэсэн алдаа гаргаж зогсдог. Энэ нь системийн найдвартай байдлыг бууруулдаг. Гурав дахь сул тал нь хоцрогдол нэмэгддэг. Сервисүүд бие биенээсээ хариу хүлээж байдаг учир хариултын цаг удаан байх тусам ерөнхий системийн хоцрогдол нэмэгддэг.



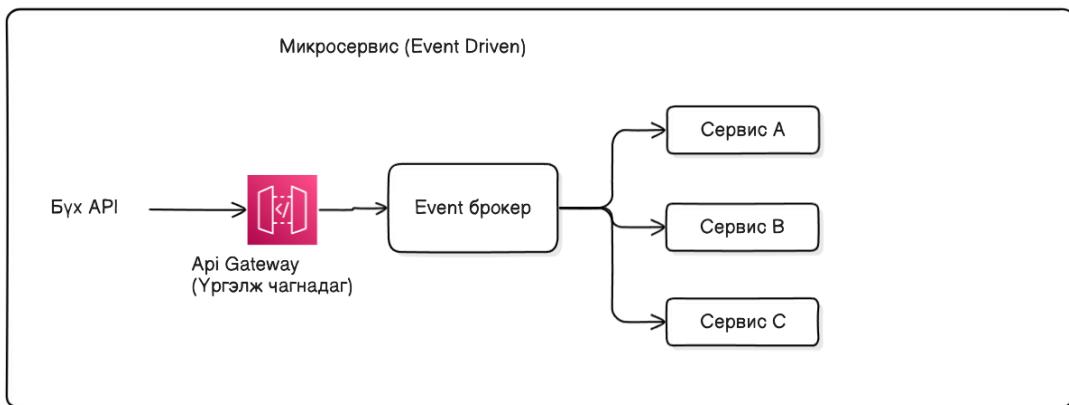
Зураг 2.1: Синхрон микросервис

Сервисийн тоогоор NxM холболтын харьцаагаар холболт нэмэгдэх учир үүнийг найдвартай удирдахад маш хүндрэлтэй болно.



Зураг 2.2: Синхрон микросервисийн NxM холбоо

2.4.2 Асинхрон харилцаа

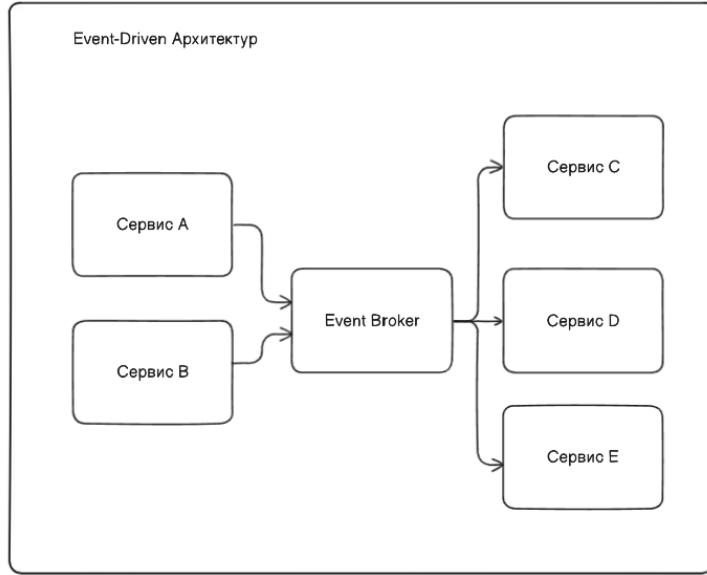


Зураг 2.3: Асинхрон микросервис

Асинхрон харилцаа нь мессежийн дараалал ашигладаг арга бөгөөд RabbitMQ, Apache Kafka зэрэг технологиудыг ашиглан мессеж солилцдог. Энэхүү аргууд дараах онцлогтой. Эхний онцлог нь салангид байдлыг үүсгэдэг. Сервисүүд шууд бус мессежийн брокероор дамжин харилцдаг учир бие биенээсээ хараат бус байдаг. Хоёр дахь онцлог нь илүү найдвартай байдаг. Нэг сервис түр зуур унасан ч мессеж хадгалагдсан байх тул дараа нь боловсруулагдах боломжтой. Гурав дахь онцлог нь синхрон харилцаанаас илүү төвөгтэй хэрэгжилттэй байдаг. Мессежийн формат тодорхойлох, алдааны менежмент хийх, мессежийн дараалал хангах зэрэг нэмэлт асуудлыг шийдэх шаардлагатай.

2.5 Үйл явдлаар удирдагдах архитектур буюу EDA

2.5.1 EDA гэж юу вэ



Зураг 2.4: Үйл явдлаар удирдагдах архитектурт микросервис

Микросервисүүд гарч ирснээр шинэ сорилт бий болсон [24].: эдгээр сервисүүд хэрхэн үр дүнтэй харилцах вэ? Хэрэв бид сервисүүдийг шууд gRPC эсвэл API-ээр холбовол бид асар том хамаарлын сүлжээ үүсгэнэ. Хэрэв нэг сервис унавал энэ нь холбогдсон замын дагуух бүх node-д нөлөөлнө. Мөн гацалт маш ихээр үүснэ.

EDA нь энэхүү асуудлыг шийдэж болдог. Нягт холбогдсон, синхрон харилцааны оронд EDA нь бүрэлдэхүүн хэсгүүдэд үйл явдлаар асинхрон харилцах боломжийг олгодог. Сервисүүд бие биенийгээ хүлээхгүй. Бодит цагт юу болж байгааг мэдээд хариу үйлдэл үзүүлдэг.

2.5.2 EDA-ын давуу тал

EDA нь дөрвөн гол давуу талтай. Салангид байдлын хувьд сервисүүд үйл явдлаар харилцдаг учир тэд бие биенээсээ бүрэн хараат бус байдаг. Нэг сервис өөрчлөгдөх эсвэл түр зуур унах нь бусад сервист шууд нөлөөлөхгүй бөгөөд энэ нь системийн уян хатан чанар байдлыг дээшлүүлдэг.

Өргөжүүлэх чадварын талаас авч үзвэл сервис бүр үйл явдлыг бие даан боловсруулдаг учир шаардлагатай сервисийг л өргөжүүлэх боломжтой. Энэ нь бүх системийг өргөжүүлэхээс хамаагүй хялбар бөгөөд зардал хэмнэлтгэй. Уян хатан байдлын хувьд шинэ сервис нэмэх эсвэл одоо байгаа сервисийг өөрчлөх нь бусад сервист өөрчлөлт шаардахгүй. Үйл явдлын формат өөрчлөгдөөгүй бол өөр бусад сервисүүд хэвээр ажилладаг. Эцэст нь бодит цагийн боловсруулалтын талаас авч үзвэл үйл явдлууд тэр даруйдаа боловсруулагдах тул систем нь өөрчлөлт, шинэ мэдээлэлд маш хурдан хариу үйлдэл үзүүлэх чадвартай.

2.5.3 *Apache Kafka*

Apache Kafka нь салангид, өндөр дамжуулалттай, бага хоцрогдолтой EDA-ийн төв мэдээллийн систем болж чаддаг. [20].

Kafka-ийн үндсэн ойлголтууд

Apache Kafka-ийн архитектур нь таван үндсэн ойлголт дээр суурилдаг. [20]. Сэдэв буюу topic нь үйл явдлуудыг ангилах логик сувагийн үүрэг гүйцэтгэдэг. Жишээлбэл ”user-events”, ”order-events” гэх мэт нэршлээр үйл явдлуудыг ангилж хадгалдаг. Үйлдвэрлэгч буюу producer нь үйл явдлыг topic руу бичдэг аппликацийн юм. Хэрэглэгч буюу consumer нь эсрэгээр сэдвээс үйл явдлыг уншиж боловсруулдаг аппликацийн болно. Хэсэглэл буюу partition нь topic-ийг өргөжүүлэх, параллель боловсруулалт хийх боломжийг олгодог механизм юм. Нэг topic олон partition-д хуваагдаж, параллель уншигдаж боловсруулагдах боломжтой. Эцэст нь хэрэглэгчийн групп буюу consumer group нь олон consumer нэг баг болон зохион байгуулагдаж ачааллыг хуваарилан боловсруулах боломжийг олгодог.

Kafka-ийн давуу тал

Apache Kafka дараах давуу талуудтай. [20] Хэвтээ өргөжих чадварын хувьд Kafka-ийн салангид зохиомж нь саадгүйгээр шинэ агент эсвэл хэрэглэгч нэмэх боломжийг олгодог. Системийн ачаалал нэмэгдэх тусам partition нэмж, хэрэглэгч нэмж өргөжүүлэх нь маш энгийн.

Бодит цагийн үйл явдал боловсруулалт нь агентуудад өөрчлөлтөд шууд хариу үйлдэл үзүүлэх боломжийг олгодог. Мессеж миллисекундын дотор дамжих учир бодит цагийн систем бүтээхэд тохиромжтой. Салангид хамааралын талаас авч үзвэл сэдвүүдээр харилцах нь агентууд хараат бус, өргөжүүлэх боломжтой байхыг баталгаажуулдаг. Агент нэмэх, хасах, өөрчлөх нь бусад агентад нөлөөлөхгүй. Үйл явдлын хадгалалтын талаас авч үзвэл тогтвортой мессежийн хадгалалт нь өгөгдөл дамжилтын явцад алга болохгүй гэдгийг баталгаажуулдаг. Мессеж диск дээр хадгалагддаг учир хэрэглэгч алдаатай байсан ч мессеж хадгалагдсан байна. Эцэст нь дахин ачааллуулж гүйцэтгэх боломжийн хувьд Kafka нь салангид лог ашигладаг учраас үйл явдал бүр хадгалагдаж, алдаа засах, үнэлгээ хийх, модел дахин сургахад дахин тоглуулж ашиглах боломжтой.

2.5.4 Apache Flink

Apache Flink нь сүүлийн төлвөөр тооцоолол, үйл явдал цагийн боловсруулалт хийх чадвартай салангид урсгал тооцооллын фреймворк юм. [21] Flink нь Kafka-тай хамт ашиглах замаар хүчирхэг бодит цагийн өгөгдөл боловсруулалтын систем бүтээх боломжийг олгоно.

Flink-ийн давуу тал

Apache Flink нь дараах давуу талуудтай. Flink нь төлөв байдлыг найдвартай удирдаж, нарийн төвөгтэй тооцоолол хийх боломжийг олгодог. Үйл явдлуудын хоорондох хамаарлыг хадгалж, өөр бусад цар хүрээтэй өгөгдлийг ашиглан нарийн шинжилгээ хийж чаддаг. Үйл явдлын цаг дээр үндэслэн бодит цагийн шинжилгээ хийх чадвартай. Энэ нь хоцрогдсон мессежүүдийг зөв цагийн дагуу боловсруулах боломжийг олгодог. Flink нь секундэд сая сая үйл явдлыг боловсруулах чадвартай бөгөөд параллель боловсруулалт ашиглан асар их хэмжээний өгөгдлийг боловсруулж чаддаг. Эцэст нь ”яг ганц” семантикийн талаас авч үзвэл мэдээлэл яг нэг удаа л боловсруулагдахаар баталгааждаг. Энэ нь өгөгдөл алдагдах эсвэл давхардах асуудлыг шийддэг.

Flink ба хиймэл оюун

Flink нь том хэлний моделтэй ажиллах чадвартай. [17] Flink нь өгөгдлийг авч, том хэлний модел руу илгээж, хариу авах боломжийг олгодог. Энэ нь төлөвлөгч агентыг Flink аппликашн болгон хөгжүүлэх боломжийг олгодог.

Ажиллах зарчмыг жишээгээр авч үзье. Эхлээд Kafka сэдвээс үйл явдлыг уншина. Дараа нь том хэлний модел ашиглан цар хүрээг ойлгох, даалгаврыг задлах, төлөвлөгөө гаргах үйл явцыг гүйцэтгэнэ. Үр дүнг өөр Kafka topic руу бичинэ. Эцэст нь бусад агентууд энэ үр дүнг уншиж тодорхой үүргүүдээ гүйцэтгэнэ. Иймээс рекурисв байдлаар ажиллаж чаддаг. Энэхүү зохион байгуулалт нь урсгал боловсруулалтын давуу талыг хиймэл оюун агенттай нэгтгэж чаддаг.

Flink болон RAG

Төөрөгдлийг багасгахын тулд том хэлний моделийг бодит өгөгдөл суурилуулах хэрэгтэй. Flink нь хайлтаар нэмэгдүүлсэн үүсгэлтийн зохион байгуулалтыг бүтээхэд чухал үүрэг гүйцэтгэдэг. [18]

Энэ үйл явц нь таван үндсэн алхамтай. Эхлээд Flink нь өгөгдлийг боловсруулж, цэвэрлэж, хувиргана. Дараа нь моделийн гаралтыг ашиглан өгөгдлийг embedding болгон хөрвүүлнэ. Гурав дахь алхамд векторчилсан хэсгийн төлөөлөл буюу embedding-г Kafka topic руу бичиж хадгална. Дөрөв дэхь алхамд Kafka Connect ашиглан векторчилсан хэсгийн төлөөллийг векторын өгөгдлийн сан руу синхрончилдог. Эцсийн алхамд агентууд хайлтаар нэмэгдүүлсэн үүсгэлт ашиглан бодит өгөгдөл дээр суурисан найдвартай хариулт өгөх боломжтой болно. Энэ урсгал нь бодит цагт өгөгдлийг боловсруулж, том хэлний моделийн мэдлэгийг тасралтгүй шинэчилж байх боломжийг олгодог.

2.5.5 Агентууд ба EDA

Хиймэл оюун агентуудыг өргөжүүлэх нь үндсэндээ салангид систем байж болох талаарх асуудал юм. Агентууд нь шийдвэр гаргаж, үйлдэл хийхийн тулд олон эх сурвалж, бусад агентууд, хэрэглүүрүүд, гадаад системүүдээс мэдээлэл цуглуулах шаардлагатай. [1]

Агентууд яагаад үйл явдлаар удирдагдах архитектур шаарддаг вэ гэдэг нь гурван гол шалтгаанаас үүдэлтэй. Асинхрон шинж чанарын хувьд агентууд хүн шиг ажилладаг. Агент нь олон эх сурвалжаас мэдээлэл цуглуулж, өгөгдлийг шинжилж, бүх талын мэдээлэлд үндэслэн шийдвэр гаргах хэрэгтэй. Эдгээр үйл явцууд нь асинхрон шинжтэй бөгөөд тодорхой дарааллаар биш параллель явагддаг. [17]

Агентууд нь өмнөх үйлдлүүдийн үр дүн, бусад агентуудын гаралт, хэрэглэгчийн түүх зэрэг олон мэдээллийг нэгтгэж ашигладаг. Энэ нь хамаарлыг оновчтой удирдах, бодит цагийн өгөгдлийн урсгалыг гаргах онцгой шаардлагыг бий болгоно. Агентын гаралт нь зөвхөн хиймэл оюунт аппликашн рүү биш, харин өгөгдлийн сан, CRM, харилцагчийн төлбөр тооцоо зэрэг бусад чухал системүүд рүү урсаж болно. Мөн алдаа засах, шинжилгээ хийх зорилгоор лог хадгалах шаардлагатай.

Агентуудыг синхрон холболттой gRPC болон API-аар холбож болно, гэвч энэ нь нягт холбогдсон системүүдийг бий болгодог. Энэхүү нягт холбоос нь өргөжүүлэх, дасан зохицох, эсвэл ижил өгөгдлийн олон хэрэглэгчдийг дэмжихэд хэцүү болгодог. Агентууд нь уян хатан байдлыг шаарддаг. Тэдний гаралт нь бусад агентууд, сервисүүд, платформуудад тодорхой дүрмийн дагуу үр дүн дамжих ёстой.

2.6 Бүлгийн дүгнэлт

Энэхүү бүлэгт микросервис архитектурын онол, практик, түүнчлэн үйл явдлаар удирдагдах архитектурын давуу талыг дэлгэрүүлэн судалсан. Монолит системээс микросервис рүү шилжих нь программ хангамжийн хөгжлийн чухал дэвшил болов. [17]

Микросервис хоорондын харилцаа нь хоёр гол аргаар хэрэгждэг. Синхрон харилцаа нь HTTP REST эсвэл gRPC ашигладаг боловч нягт хамаарал үүсгэж, нэг сервис унавал бусад сервисүүдэд алдаа гаргадаг. Сервисийн тоогоор NxM холболтын нарийн төвөгтэй

байдал нь системийг удирдахад хүндрэлтэй болгодог. Асинхрон харилцаа нь мессежийн брокер ашигладаг бөгөөд салангид байдлыг бий болгож, найдвартай боловч илүү төвөгтэй хэрэгжилттэй.

EDA нь микросервисийн энэхүү харилцааны хамгийн үр дүнтэй шийдэл болдог. Нягт холбогдсон, синхрон харилцааны оронд EDA нь бүрэлдэхүүн хэсгүүдэд үйл явдлаар асинхрон харилцах боломжийг олгодог. Салангид байдал, өргөжүүлэх чадвар, уян хатан байдал, бодит цагийн боловсруулалт зэрэг давуу талууд нь EDA-г орчин үеийн микросервис архитектурын суурь болгосон.

Apache Kafka нь EDA-ын хүчирхэг хэрэглүүр ба ”Topic, producer, consumer, partition, consumer group” зэрэг үндсэн ойлголтууд нь системийг өргөжүүлэх, параллель боловсруулалт хийх боломжийг олгодог. [18] Kafka-ийн хэвтээ өргөжих чадвар, бага хоцрогдол, салангид байдал, үйл явдлын хадгалалт, дахин тоглуулах боломж зэрэг онцлогууд нь өргөн ашиглагддаг шалтгаан болов.

Apache Flink нь Kafka-тай хамт ашиглахад илүү хүчирхэг болдог. Өгөгдөл холбож дамжуулах боловсруулалт, өндөр дамжуулалт, ”яг л нэг” зарчим зэрэг давуу талууд нь нарийн төвөгтэй урсгал боловсруулалтад тохиромжтой. Flink нь хиймэл оюуны моделтэй холбогдож, төлөвлөгч агентыг Flink app болгон хөгжүүлэх боломжийг олгодог. Flink болон RAG-ийг хослуулах нь төөрөгдлийг багасгаж, бодит өгөгдөл суурилсан хиймэл оюун систем бүтээхэд тусалдаг.

Хиймэл оюун агентууд бүр өөр өөрийн гэсэн даалгаврын цар хүрээ хариуцах учраас микросервис шиг салангид байдлаар ашиглагдвал цаашдын хиймэл оюунт программ хөгжүүлэхэд үр дүнтэй. Агентуудын олон цар хүрээт мэдээллийн хамаарлаар, олон хэрэглэгчдэд үйлчлэхэд EDA зайлшгүй шаардлагатай болгодог. Агентуудыг gRPC эсвэл API-aap холбох нь боломжтой боловч нягт холбоос үүсгэж, өргөжүүлэх, дасан зохицоход хүндрэлтэй болгодог. EDA нь агентуудыг салангид микросервис болгон хөгжүүлэх, өргөжүүлэх, найдвартай байлгах хамгийн тохиромжтой арга замуудын нэг болох юм.

Энэхүү бүлгээс харахад микросервис архитектур нь монолитын асуудлуудыг шийдэж чадсан боловч шинэ сорилтууд авчирсан. Үйл явдлаар удирдагдах архитектур, Kafka, Flink зэрэг технологиуд нь эдгээр сорилтуудыг шийдэж, илүү уян хатан, өргөжих

боломжтой, найдвартай систем бүтээх суурийг бүрдүүлсэн. Дараагийн бүлэгт эдгээр онолуудыг ашиглан тодорхой асуудлуудыг хэрхэн шийдэх талаар авч үзнэ.

3. АСУУДЛЫН ТОДОРХОЙЛОЛТ БА ШИЙДЭЛ

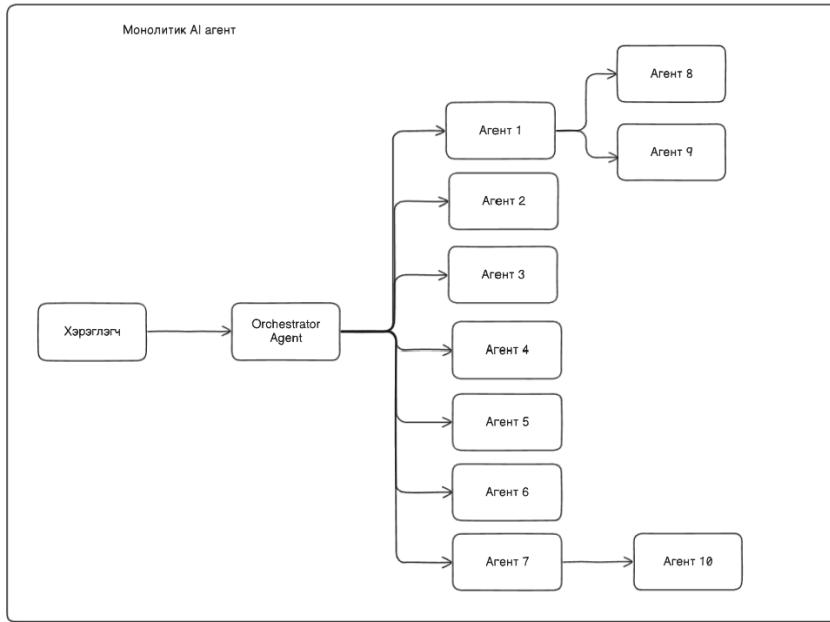
Энэхүү бүлэгт олон агентын системийг монолит, микросервис архитектураар нэвтрүүлэхэд тулгарах давуу, сул тал, асуудлуудыг харьцуулан тодорхойлж, EDA ашиглан ухаалаг байдлаар бие даан ажиллах чадвартай олон агент системуудын архитектурын зохиомжийн шийдлийг санал болгоно.

3.1 Монолит агентуудын эрсдэл

Хиймэл оюун хөгжүүлэхэд тогтсон стандарттай фреймворк байдаггүй. Хиймэл оюуны анхны фреймворкууд нь туршилт хийхэд зориулагдсан бөгөөд бизнесийн бодит орчинд зориулагаагүй байдаг. Хөгжүүлэгчид notebook дээр модел туршиж, тодорхой хязгаарлагдмал ажлын урсгалыг ажиллуулж байсан. Гэвч бодит орчинд агентууд нь notebook-д амьдрах нь зохимжгүй. Жишээлбэл өгөгдөл нь хуучрах, өөр дэд процесийн үйл ажиллагаа өөрчлөгдвэл алдаа гарах, нэг газар унавал алдаа барихад хэцүү зэрэг асуудал тулгарсан. Тиймээс агентууд бодит орчинд ажиллаж, бизнесийн үйл ажиллагаатай интеграц хийж, найдвартайгаар өргөжих шаардлагатай байдаг.

3.1.1 *Нягт холбогдсон монолит агентуудын архитектур*

Монолит агентын систем нь бүх агентууд нэг аппликашн доторх модуль эсвэл класс болж ажилладаг. Хэрэглэгч Orchestrator агент руу хүсэлт илгээхэд Orchestrator нь бусад агентуудыг API-аар дуудах ба агентууд хоорондоо NxM нягт холбоостой байдаг. Энэ нь хялбар харагдах ч хэд хэдэн ноцтой асуудал үүсгэдэг.



Зураг 3.1: Монолит агентын архитектур: NxM нягт холбоос

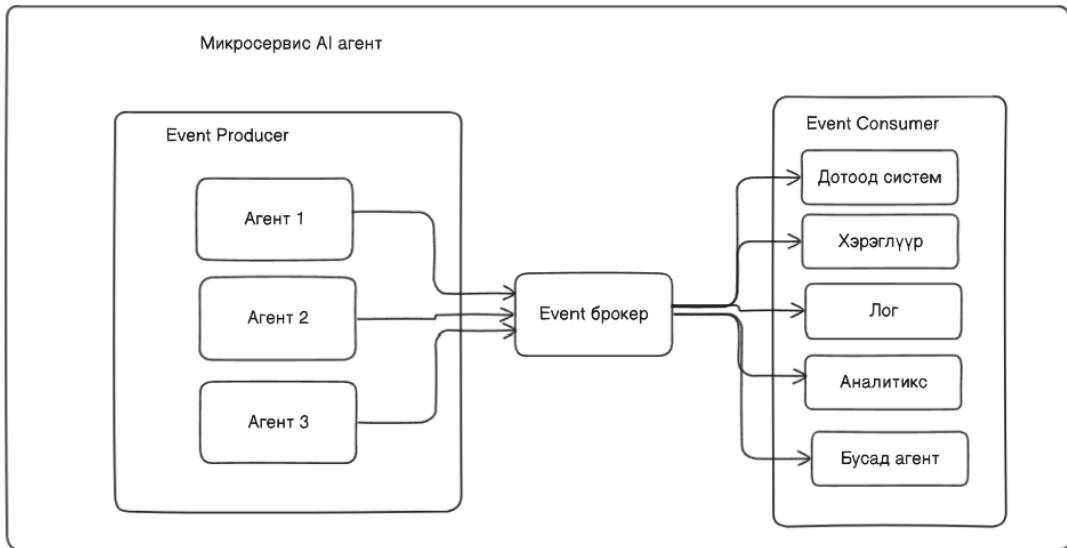
Монолит агентын системийн дараах сүл талуудтай байна. Агентууд бие биенээсээ шууд хамааралтай байдаг учир нэг агентын өөрчлөлт нь бусад агентуудад нөлөөлдөг. Бүх агентууд нэгэн зэрэг өргөжих ёстой бөгөөд тусдаа өргөжүүлэх боломжгүй тул өргөжүүлэх хүндрэлтэй байдал үүсдэг. Нэг агентыг шинэчлэхэд бүх системийг дахин суурилуулах шаардлагатай тул хөгжүүлэлтийн багууд бие биенийгээ хүлээж бизнесийн үйл ажиллагаа удаашрах эрсдэлтэй. Бүх агентууд нэг серверийн нөөцийг хуваалцдаг, иймээс олон хүсэлт даахад бэрхшээлтэй болно. Нэг кодын сан дээр ажиллах нь зөрчил, удаашралыг үүсгэдэг зэрэг эрсдэл байдаг.

Нэг агент унах нь бүх системийг доголдох магадлалтай. Жишээлбэл, Knowledge Agent унавал Orchestrator түүнээс хүлээж байдаг учир бусад хүсэлтүүд боловсруулагдахгүй. Энэ нь монолит агентын хамгийн том эрсдэл болох дамжин унах алдаа юм.

3.2 Микросервис агентуудын шийдэл

Эдгээр асуудлыг шийдэхийн тулд микросервис архитектурт ашигладаг EDA нь хиймэл оюуны найдвартай нэвтрүүлэлтийн аргачлал болдог. NxM нягт холбоосын оронд

агентууд эвент брокероор дамжуулан бие биетэйгээ брокерийн мессежээр харилцдаг. Энэ нь хамааралыг $N+M$ болгон бууруулж, агентуудыг бүрэн салангид болгодог.



Зураг 3.2: Үйл явдлаар удирдагдах олон агентын систем

Үйл явдлаар удирдагдах агентын систем нь гурван гол бүрэлдэхүүнтэй. Эвент үүсгэгчүүд нь өөр өөр зориулалттай агентууд (Төлөвлөгч, чиглүүлэгч, мэдээ,, төлбөр тооцооны гэх мэт) үйл явдал үүсгэж эвент брокер руу илгээдэг. Apache Kafka, RabbitMQ зэрэг эвент брокер нь агентуудын хоорондын төв мэдрэгч систем болж үйл явдлыг хадгалж агентууд өөр өөрдийгөө рекурсив байдлаар дуудах боломжийг нээдэг. Эвент хүлээн авагч хэсэг нь агентууд өөрсдөө ба брокерийн гаргаж буй үйл явдлыг хүлээн авч боловсруулна. Үүнд агентын хэрэглүүрүүд (жишээ нь цаг агаарын мэдээ авах, нэхэмжлэл үүсгэх..), систем интеграци, лог болон шинжилгээ, бусад агент руу чиглүүлэх зэрэг багтдаг.

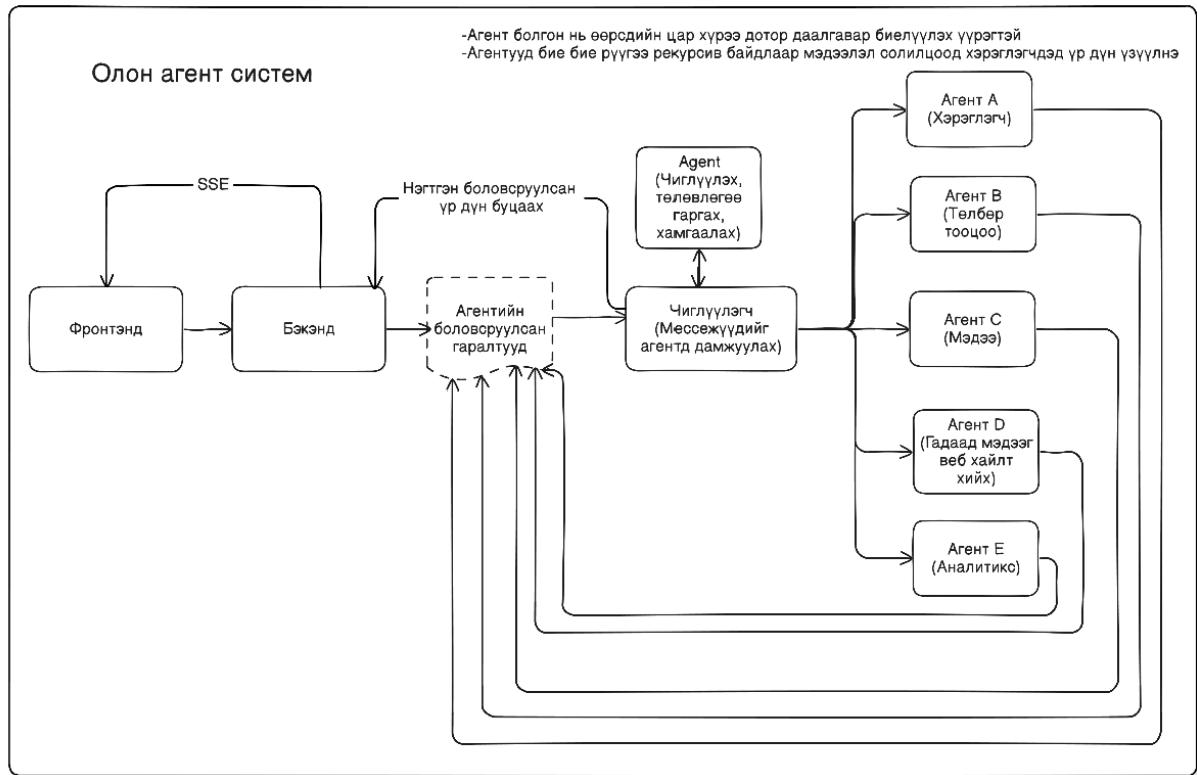
Энэхүү архитектур нь монолит системийн бүх сул талыг шийддэг. Салангид байдлын хувьд агентууд эвент брокероор харилцах тул бие биенээсээ хараат бус байдаг. Нэг агент унах нь бусдад шууд нөлөөлөхгүй. Хэрэглүүр, системтэй холбогдсон байдал нь хуучраагүй бодит цагийн өгөгдөл авах зэрэг боломж нээдэг. Асинхрон харилцааны хувьд агентууд бие биенийхээ хариуг хүлээхгүй, параллель боловсруулалт хийх боломжтой. Бие даан өргөжүүлэх чадварын хувьд агент бүр өөрийн цар хүрээний хэрэгцээний тохирсон

хэмжээгээр өргөжиж болно. Байршуулалтын салангид байдлын хувьд агент бүрийг бусдад нөлөөлөхгүйгээр тусдаа суурилуулж болно. Найдвартай байдлын хувьд үйл явдлууд хадгалдаг учир агент түр зуур унасан ч мэдээлэл алдагдахгүй, дахин ачааллуулж болно. Иймээс ч бүх үйл явдал лог байдлаар хадгалагдах учир алдаа олж засах, тест хийх, аудит хийж чадна.

3.2.1 Микросервист суурилсан хиймэл оюун агентуудын зохиомжийн жишээ

Энэ судалгааны ажлын санал болгож буй микросервист суурилсан хиймэл оюуны агентууд дараах байдлаар ажиллана. Хэрэглэгч фронтенд дээр хүсэлт илгээнэ. API Gateway хүсэлтийг хүлээн авч Kafka сэдэв рүү үйл явдэл болгон илгээнэ. Зохион байгуулагч агент үйл явдлыг хүлээн авч суурь модел эсвэл жижиг GPT-2 зэрэг моделоор хүсэлтийг ангилна. Ангилласны дараа олон агентуудын мэдээллийг агуулж буй RAG-aас аль агент руу чиглүүлэхийг заана. Мөн Apache Flink ашиглан нарийн төвөгтэй төлөвлөлт хийх, хиймэл оюуны боловсруулсан мэдээллийг нэгтгэж болдог. Зохион байгуулагч агент нь эцэст нь уг нэгтгэсэн хариуг хянаж тохирох агент, эсвэл хэрэглэгч рүү хариу илгээж болно.

Хортой зааврыг урьдчилсан сэргийлэхийн тулд уг хүсэлтийг боловсруулж ангилаад хэрэглэгчдэд хүргэхээс өмнө хааж болно. Мөн эцсийн боловсруулсан гаралтыг бас хянаад хааж болдог.



Зураг 3.3: Бодит хэрэгжүүлсэн архитектур: Kafka-Flink суурилсан олон агентын систем

Өөр өөр зориулттай агентууд өөрсдийн үүргийг гүйцэтгэдэг. Knowledge Agent буюу мэдлэгийн агент RAG нь бусад агент, чадавхын мэдээлэл агуулах ба уг агентийг ашиглан хүсэлтийг хаашаа чиглүүлж болох талаар хайж шийдвэр гаргана. Мэдээллийн агент нь өөрсдийн хандах боломжтой орчноос хэрэглүүрийн тусламжтай мэдээлэл цуглуулна. Төлбөр тооцооны агент нь гүйлгээ боловсруулах зэрэг үйлдэл хийнэ. Хэрэглэгчийн агент нь хэрэглэгчийн мэдээлэлтэй ажилладаг. Агентууд үр дүнгээ Kafka сэдэв рүү буцааж илгээнэ.

Зарим тохиолдолд агентууд рекурсив байдлаар зохион байгуулагч агент руу дахин хандаж нэмэлт мэдээлэл авч болно. Энэ нь нарийн төвөгтэй олон алхамт даалгаврыг шийдэх боломжийг олгодог. Жишээлбэл хэрэглэгчийн мэдээллийг авч, түүний төлбөр тооцооны мэдээг өөр агентаас авч нэгтгэж болно. Эцэст нь API Gateway нь хариултыг хүлээн авч хэрэглэгчид SSE (Server-Sent Events) ашиглан бодит цагийн stream хэлбэрээр хүргэнэ.

Энэхүү архитектур нь дараах давуу талуудтай. Агент бүр бие даан параллелаар ажиллаж, мянга мянган хүсэлтийг боловсруулна. Шинэ агент нэмэх нь бусад агентын кодыг өөрчлөхгүй. Бодит цагийн шийдвэр гаргалтын хувьд хатуу кодлогдсон процессийн урсгал биш, хиймэл оюун динамикаар дараагийн алхмыг тодорхойлдог. Kafka нь лог хадгалах учраас бүх үйл явдал хадгалагдаж, үнэлгээ, дахин сургалтад ашиглаж болно. Агент бүрийн үйл явдал хадгалагдаж, олон шатлалт хянаж, шинжилгээ хийх боломжтой болно.

Энэ бол хиймэл оюун системийн шинэ фреймворк ба харин найдвартай, өргөжих чадвартай, бүрэн салангид байж чадах учраас шинэ стандарт болох боломжтой юм.

3.3 Ижил төстэй системүүдийн судалгаа

Хиймэл оюун агентийг нэвтрүүлсэн хэд хэдэн үйлдвэрийн түвшний шийдлүүд байдаг. Эдгээр системүүдтэй харьцуулалт хийснээр энэ судалгааны санал болгож буй зохиомжийн онцлог байр суурийг тодорхойлно.

Хүснэгт 3.1: Ижил төстэй системүүдийн харьцуулалт

Шинж чанар	Inngest	Temporal	Camunda
Төрөл	Serverless workflow платформ	Durable execution платформ	BPMMN процессын автоматжуулалт
Архитектур	EDA, хэрэглэгчийн функцийн түвшинд	Дэд процессийн түвшинтэй, олон хэлний дэмжлэг	BPMMN 2.0 стандарт, enterprise
Хиймэл оюун дэмжлэг	LLM интеграци байдаг ч, RAG дутмаг байна	Тодорхой процессийг л гүйцэтгэх тул, өөрийгөө удирдах агент болч чадахгүй	Байхгүй
Байршуулалт	Serverless (вендороор)	Нарийн төвөгтэй Хүнд (олон бүрэлдэхүүн)	

Хүснэгт 3.1: Ижил төстэй системүүдийн харьцуулалт (үргэлжлэл)

Шинж чанар	Inngest	Temporal	Camunda
Урсгалын боловсруулалт	Хязгаарлалттай	Хязгаарлалттай	Хязгаарлалттай (BPMN-ын цар хүрээнд хязгаарлагдмал)
Ашиглагчид	Startup, жижиг баг	Uber, Netflix, Stripe	Томоохон байгууллагууд

3.3.1 Бидний санал болгож буй загварын ялгаа

Дээрх системүүдээс ялгаатай нь бидний загвар нь дараах онцлогуудтай.

Хүснэгт 3.2: Бидний санал болгож буй загварын онцлог

Онцлог	Тайлбар
Хиймэл оюун агентуудын интеграц	LLM, RAG, зааврын инженерчлэл, агентын төлөвлөгч зэргийг дотоод сиситемдээ интеграц найдвартай байдлаар интеграц хийж болдог.
Kafka-Flink EDA	Өгөгдлийн бодит цагийн боловсруулалт, хэвтээ өргөжүүлэлтийн дэмжлэг, үйл явдлын хадгалалт хийснээр дахин ачааллуулж, үнэлэх боломжтой
Ухаалаг байгуулалт	Агент бүр хоорондоо өөр өөр зориулалттай мэдээллүүд солилцох ба маш нарийн даалгавруудыг гүйцэтгэж чадна
Нээлттэй эх	Kafka, Flink, PostgreSQL, Redis зэрэг бүрэн нээлттэй эх тул өөрийн бизнесийн онцлогоор хөгжүүлэлт хийх боломжтой
Мэдээллийн байдал	Суурь модел нь гаралтад сууриссан тул гарч болох эмзэг мэдээллийг хэрэглэгчдэд хүргэхээс өмнө хааж болно

Хүснэгт 3.2: Бидний санал болгож буй загварын онцлог (ургэлжлэл)

Онцлог	Тайлбар
Өргөтгөл	Шинэ агентууд нэмж, зохион байгуулагч ба RAG-д уг агентийн чадамжийг бүртгэж хэрэглээнд амар байдлаар нэвтрэнэ

3.4 Бүлгийн дүгнэлт

Энэхүү бүлэгт олон агентын системийг монолит болон микросервис архитектураар нэвтрүүлэхэд тулгарах асуудлуудыг тодорхойлж, үйл явдлаар удирдагдах архитектур ашиглан салангид, өргөжих боломжтой систем бүтээх шийдлийг санал болголоо.

Монолит агентын гол асуудлууд нь агентийн тоогоор NxM нягт холбоос үүссэнээр өргөжүүлэх хүндэрч, цаашлаад дамжин унах алдаа, хөгжүүлэлтийн удаашрал зэргийг үүсгэдэг. Эдгээр асуудлыг шийдэхийн тулд микросервис архитектурт EDA ашигласнаар агентууд бие биенээсээ салангид, асинхрон байдлаар найдвартай байдлаар ажиллах боломжтой болно. Ingest, Temporal, Camunda зэрэг одоо байгаа системүүдтэй харьцуулахад энэхүү судалгааны санал болгож буй зохиомж нь анхнаасаа хиймэл оюун агентуудыг салангид микросервис болгон хөгжүүлж, Kafka-Flink ашиглан бодит цагийн урсгал боловсруулалт хийж, нээлттэй эх сууринсан технологи ашиглаж, хэвтээгээр өргөжих зэрэг онцлогтой.

Үг судалгааны ажлын технологийн архитектур нь Apache Kafka-г агентуудын мэдээлэл солилцох суваг болгон ашиглаж салангид байдлыг хангаж, асинхрон харилцаагаар хүлээлт үүсгэхгүй, олон хэрэглэгч дэмжих, найдвартай байдлыг хангах, алдаатай хүсэлтийг дахин ачааллуулах зэрэг үйлдлүүдийг EDA-ын тусlamжтайгаар хэрэгжүүлнэ. Энэ архитектурын зохиомж нь бие даасан ухаалаг микросервис болгон хөгжүүлэх боломжийг олгоно.

4. ХЭРЭГЖҮҮЛЭЛТ

Энэхүү бүлэгт санал болгож буй үйл явдлаар удирдагдах агентын микросервис загварыг бодитоор хэрэгжүүлсэн системийн дэлгэрэнгүй тайлбарыг өгнө. Хэрэгжүүлэлт нь Монголын Хөрөнгийн Биржийн өгөгдөл дээр суурилсан санхүүгийн шинжилгээний вэб апликашн болох бөгөөд агентын микросервис архитектурын бодит хэрэглээг харуулна.

4.1 Төслийн тойм

Демо систем нь дараах гол зорилтуудыг хэрэгжүүлнэ. Эхний зорилт нь үйл явдлаар удирдагдах архитектур ашиглан хиймэл оюун агентуудыг салангид микросервис болгон хөгжүүлэх явдал юм. Хоёр дахь зорилт нь Apache Kafka, Apache Flink ашиглан бодит цагийн асинхрон харилцаа хэрэгжүүлэх. Гурав дахь зорилт нь МХБ-ийн бодит өгөгдөл ашиглан хөрөнгө оруулалтын зөвлөмж өгөх. Дөрөв дэхь зорилт нь монолит агентаас илүү өргөжих боломжтой, найдвартай системийн давуу талыг харуулах. Эцсийн зорилт нь орчин үеийн програм хангамжийн онол болон практикийн холбоог бодит демогоор харуулах явдал юм.

Системийн гол давуу тал нь дараах байдалтай. Микросервис салангид байдал нь агент бүр бие даан хөгжүүлэгдэж, тест хийгдэж, байршуулагддаг. Үйл явдлаар удирдагдах архитектур нь Kafka ашиглан агентууд асинхрон харилцдаг. Хиймэл оюуны интеграц нь Gemini AI, RAG систем агентуудад ухаалаг шийдвэр гаргах чадвар өгдөг. Бодит өгөгдөл ашиглалт нь МХБ-ийн бодит компани, арилжааны өгөгдөл дээр суурилсан дүн шинжилгээ өгдөг. Өргөжих чадвар нь Kafka partition, consumer group механизм ашиглан горизонтал өргөжүүлэлт хялбар.

4.1.1 Хөгжүүлэлтийн хугацаа

Системийн хөгжүүлэлт 2024 оны 11 дүгээр сараас 2025 оны 1 дүгээр сар хүртэл 6 долоо хоногт үргэлжилсэн. Эхний 2 долоо хоногт infrastructure (Docker, Kafka, Post-

greSQL, Redis) тохируулагдаж, database схем зохиогдсон. Дараагийн 2 долоо хоногт агентуудын үндсэн функцүүд (Orchestrator, Knowledge, Investment, News) хөгжүүлэгдсэн. Дараа нь 1 долоо хоногт API Gateway, JWT authentication, SSE streaming хэрэгжүүлэгдсэн. Эцсийн долоо хоногт Frontend Next.js 14 дээр хөгжүүлэгдэж, МХБ-ийн seed өгөгдөл нэмэгдсэн. Одоогийн байдлаар системийн 70% хэрэгжсэн байна.

4.2 Санал болгосон архитектур

Хэрэгжүүлсэн систем нь агентуудыг тархи мэт мэдрэхүйн системээр зохион байгуулж, үйл явдлаар удирдагдах архитектур ашиглан салангид байлгаж, уян хатан, өргөжих боломжтой, найдвартай систем бүтээнэ.

4.2.1 Агентуудын үүрэг

Хүснэгт 4.1: Хэрэгжүүлсэн агентуудын үүрэг

Агент	Гол үүрэг	Технологийн чадвар
Orchestrator Agent	Зохион байгуулагч	Gemini AI-aap intent ангилах, агентуудыг идэвхжүүлэх, хариу нэгтгэх
Knowledge Agent	Мэдлэгийн санах ой	RAG систем, vector search, мэдээлэл баяжуулах
Investment Agent	Шинжилгээ	МХБ өгөгдөл дун шинжилж, хөрөнгө оруулалтын зөвлөмж өгөх
News Agent	Мэдээний шүүлтүүр	Finnhub API, мэдээ цуглуулж хураангуйлах, sentiment analysis
PyFlink Planner	Төлөвлөгч	Нарийн төвөгтэй даалгавар задлах, stateful боловсруулалт

4.2.2 Архитектурын бүрэлдэхүүн

Хүснэгт 4.2: Системийн бүрэлдэхүүн хэсгүүд

Бүрэлдэхүүн	Технологи	Хэрэгжүүлсэн функц
API Gateway	Node.js, Express	JWT authentication, SSE streaming, REST endpoints
Orchestrator	TypeScript, Gemini AI	Intent classification, dynamic routing, cache механизмын тулалдаан
Knowledge	TypeScript, pgvector	Sentence-Transformers embedding, semantic search
Investment	TypeScript, Gemini AI	MХБ өгөгдөл татах, LLM prompt үүсгэх, хариулт кэш хийх
News	TypeScript, Finnhub	News fetch, summarization, daily digest email
PyFlink Planner	Python 3.10, Kafka	Kafka consumer/producer loop, simplified planning
Kafka	Apache Kafka 3.5	12 topics, Snappy compression, consumer groups
PostgreSQL	PostgreSQL 16	10+ хүснэгт, pgvector extension, ACID transactions
Redis	Redis 7	Session storage, caching layer
Frontend	Next.js 14, React 18	SSE client, JWT storage, responsive UI

4.3 Системийн шаардлагууд

Демо систем нь дараах үндсэн шаардлагуудыг хангах ёстай.

4.3.1 Функциональ шаардлага

Хэрэглэгчийн удирдлагын талаас авч үзвэл, систем нь хэрэглэгч бүртгүүлэх, нэвтрэх, профайл засварлах үндсэн функцуудийг дэмжих шаардлагатай. Хэрэглэгчийн нууц үг нь всгурт ашиглан hash хийгдэх бөгөөд JWT token ашиглан session удирдлага хийгдэнэ.

Шинээр бүртгүүлсэн хэрэглэгчдэд Gemini AI-аар бүтээсэн персоналчилсан өглөөний мэдээлэл илгээгдэнэ.

Watchlist удирдлагын хувьд хэрэглэгчид олон watchlist үүсгэх, устгах, нэр өөрчлөх боломжтой байх ёстой. Watchlist бүрт дэлхийн болон МХБ-ийн хувьцаануудыг нэмэх, хасах боломжтой. Системийн хамгийн гол функц болох агентуудтай харилцах хэсэг нь хэрэглэгчид байгалийн хэл дээр асуулт асуух боломж өгөх ёстой. Orchestrator Agent нь асуултын сэдлийг тодорхойлж, тохирох агентууд руу чиглүүлнэ. Агентууд хамтран ажиллаж, контекстэд тохирсон, МХБ-ийн бодит өгөгдөл дээр үндэслэсэн хариулт өгнө. Хариулт нь Server-Sent Events ашиглан бодит цагт stream хэлбэрээр хүрдэг.

Санхүүгийн мэдээний хувьд News Agent нь Finnhub API-тай холбогдож, хэрэглэгчийн watchlist-тэй холбоотой мэдээг цуглуулна. Gemini AI ашиглан мэдээг хураангуйлж, sentiment analysis хийнэ. Өглөө бүр автоматаар персоналчилсан мэдээний digest илгээгдэнэ. МХБ-ийн өгөгдлийн хувьд систем нь МХБ-д бүртгэлтэй компаниудын мэдээлэл (нэр, салбар, тайлбар), хувьцааны өдөр бүрийн арилжааны өгөгдөл (нээлтийн үнэ, хаалтын үнэ, дээд/доод үнэ, хэмжээ), түүхэн өгөгдөл (trend шинжилгээнд ашиглагдана) зэргийг хадгална.

4.3.2 Техникийн шаардлага

Архитектурын хувьд агент бүр бие даасан микросервис болох ёстой. Агентууд Kafka ашиглан асинхрон харилцана. Нэг агентын алдаа бусад агентуудад шууд нөлөөлөхгүй байх ёстой. Агент бүр Docker контейнерт ажиллах бөгөөд бие даан өргөжих боломжтой байна.

Гүйцэтгэлийн хувьд хэрэглэгчийн асуултаас бүрэн хариулт хүртэлх хугацаа 3-5 секундын дотор байх ёстой. Системийн дамжуулалт секундэд 10-15 хүсэлт боловсруулах чадвартай байна. LLM inference нь хамгийн их хугацаа эзэлж, Kafka messaging болон database queries нь хурдан (100-300ms) ажиллана.

Найдвартай байдлын хувьд Kafka message persistence нь мэдээлэл алдагдахгүйг баталгаажуулна. Агент унасан ч дахин сэргээгдэж, алдсан мессежүүдийг боловсруулах

боломжтой. Database нь ACID property дагаж, өгөгдлийн бүрэн бүтэн байдлыг хангана. JWT token нь HMAC-SHA256 алгоритм ашиглан подпилогдоно.

Хэмжих боломжийн хувьд бүх агент Kafka-д мониторингийн үйл явдал илгээх ёстой. Prometheus metrics export дэмжигдэнэ. Бүх HTTP API endpoint нь JSON хэлбэрийн алдааны мэдээлэл буцаана. Logging нь Winston (Node.js) болон Python logging ашиглан нэгдсэн форматтай хийгдэнэ.

4.4 Технологийн стек

Хэрэгжүүлсэн системийн технологийн стек нь орчин үеийн, production-ready технологиудаас бүрдэнэ.

4.4.1 *Frontend Технологи*

Frontend нь Next.js 14 App Router ашиглан хөгжүүлэгдсэн. Энэ нь React 18 дээр суурилсан орчин үеийн фреймворк бөгөөд server-side rendering, file-based routing, API routes зэрэг функцүүдийг өгдөг. TypeScript 5 нь static type checking, improved developer experience, compile-time error detection зэрэг давуу талуудыг өгч байна. Tailwind CSS нь utility-first CSS фреймворк бөгөөд хурдан, responsive дизайн бүтээх боломжийг олгодог. Shadcn/ui нь Radix UI дээр суурилсан accessible, customizable компонент сан болох бөгөөд орчин үеийн интерфэйс бүтээхэд тусалдаг.

4.4.2 *Backend Технологи*

API Gateway нь Express.js 4.18 дээр суурилсан Node.js 20 ашигладаг. Энэ нь RESTful API endpoints, JWT authentication middleware, CORS тохиргоо, rate limiting зэрэг функцүүдийг хангадаг. Агентуудын хувьд Orchestrator, Knowledge, Investment, News агентууд нь Node.js 20, TypeScript 5 ашигладаг. Тэд Kafkajs сан ашиглан Kafka-тай харилцдаг. PyFlink Planner Agent нь Python 3.10 ашиглан Apache Flink 1.18 дээр суурилсан stream processing хийдэг.

Message Broker болох Apache Kafka 3.5 нь event-driven архитектурын үндэс суурь юм. Zookeeper 3.8 нь Kafka кластерийн coordination хариуцдаг. Өгөгдлийн сангийн хувьд PostgreSQL 16 нь үндсэн өгөгдлийн сан бөгөөд users, watchlists, mse_companies, mse_trading_data, knowledge_base, agent_responses_cache зэрэг хүснэгтүүдийг агуулна. Redis 7 нь кэш болон session удирдлагад ашиглагддаг.

4.4.3 Хиймэл оюуны технологи

Google Gemini 2.0 Flash модел нь Orchestrator, Investment, News агентуудад ашиглагддаг. Энэ модел нь intent classification, response generation, news summarization зэрэг функцуудэд ашиглагдана. Temperature параметр 0.7 нь баттай боловч бүтээлч хариулт өгөх боломжийг олгоно. Sentence-Transformers (all-MiniLM-L6-v2 модел) нь Knowledge Agent-д текстийг 384 хэмжээст vector embedding болгон хөрвүүлэхэд ашиглагддаг. PostgreSQL-ийн pgvector extension нь cosine similarity хайлт хийхэд ашиглагддаг.

4.4.4 Гадаад API

Finnhub API нь дэлхийн санхүүгийн мэдээ авахад ашиглагддаг. Компани бүрийн мэдээ, өрөнхий зах зээлийн мэдээ, sentiment индикатор зэрэг мэдээлэл авдаг. NewsAPI нь нэмэлт мэдээний эх сурвалж болж чаддаг. Alpha Vantage API нь нөөцөд бэлэн байгаа.

4.4.5 Deployment Технологи

Docker 24 ба Docker Compose 2.20 нь бүх сервисийг контейнержуулахад ашиглагддаг. Энэ нь хөгжүүлэлтийн орчин ба production орчны consistency хангадаг. Үйлдвэрлэлийн орчинд Kubernetes ашиглаж болох бэлэн. GitHub Actions нь CI/CD pipeline-д ашиглагдаж болох бөгөөд автомат тест, build, deploy хийх боломжтой.

4.5 Хэрэглээний тохиолдол

Демо систем нь дараах гол хэрэглээний тохиолдлуудыг дэмждэг.

4.5.1 Хэрэглэгчийн бүртгэл ба нэвтрэлт

Шинэ хэрэглэгч системд бүртгүүлэхдээ имэйл, нууц үг, нэр, хөрөнгө оруулалтын зорилго, эрсдлийн хүлээх чадвар, сонирхож буй салбарууд зэрэг мэдээллээ оруулна. Систем нь хэрэглэгчийн өгөгдлийг PostgreSQL-д хадгалж, нууц үгийг bcrypt ашиглан hash хийнэ. JWT token үүсгэж, 7 хоногийн хүчинтэй хугацаатай буцаана. Kafka-д user.registered үйл явдал publish хийнэ. Email Service нь уг үйл явдлыг хүлээн авч, Gemini AI ашиглан хэрэглэгчийн профайлд тохирсон персоналчилсан өглөөний мэдээлэл үүсгэж илгээнэ.

Одоо байгаа хэрэглэгч нэвтрэхдээ имэйл болон нууц үгээ оруулна. Систем нь bcrypt ашиглан нууц үгийг шалгаж, JWT token үүсгэнэ. Сүүлд нэвтэрсэн цагийг шинэчилж, Kafka-д user.login үйл явдал publish хийнэ.

4.5.2 Watchlist удордлага

Хэрэглэгч ”Mining Stocks” нэртэй шинэ watchlist үүсгэнэ. Систем нь watchlist-ийг өөрийн мэдээлэл (owner_id, name, timestamps) зэрэгтэй хамт үүсгэнэ. UUID primary key ашиглан давхцалгүй таних тэмдэг бүтээнэ. watchlist.created үйл явдлыг Kafka-д publish хийнэ.

Хэрэглэгч АРУ (Монголын хөрөнгийн бирж), ERDENET хувьцаануудыг watchlist-даа нэмнэ. Watchlist items хүснэгтэд symbol, is_mse флаг (МХБ эсэхийг тэмдэглэх), added_at timestamp зэрэг мэдээлэл хадгалагдана. watchlist.item.added үйл явдал нэмэгдсэн хувьцаа бүрийн хувьд publish хийгдэнэ.

Дараа нь хэрэглэгч АРУ хувьцааг хасахаар шийднэ. Систем нь ownership шалгаж, watchlist items-ээс устгана. watchlist.item.removed үйл явдал publish хийгдэнэ. Эцэст нь хэрэглэгч watchlist-ийг бүхэлд нь устгахаар шийднэ. CASCADE delete механизм нь watchlist дахь бүх items-ыг автоматаар устгана. watchlist.deleted үйл явдал publish хийгдэнэ.

4.5.3 Агенттай харилцах

Хэрэглэгч ”APU хувьцааны сүүлийн үнэ, арилжааны хэмжээг харуул” гэж асуулт асуухад frontend нь POST /api/agent/query request илгээж, request body-д query text, user ID, timestamp агуулагдана. API Gateway нь unique request ID үүсгэж, JSON мессеж бүтээж user-requests Kafka topic руу publish хийнэ.

Orchestrator Agent нь user-requests topic-ooc мессеж consume хийж, Google Gemini 2.0 Flash ашиглан intent classification хийж ”market_analysis” гэж тодорхойлно. Тохирох агент (Investment Agent) болон шаардлагатай параметрүүдийг тодорхойлж, orchestrator-tasks topic руу даалгавар илгээнэ.

Investment Agent нь orchestrator-tasks topic-oos өөрийн даалгаврыг consume хийж, PostgreSQL-ээс APU хувьцааны мэдээллийг query хийнэ. МХБ-ийн бодит өгөгдөл (сүүлийн үнэ □1,280, өөрчлөлт +2.4%, арилжааны хэмжээ 125,340 ширхэг) агуулсан prompt үүсгэж Google Gemini руу илгээнэ. LLM дүн шинжилгээтэй хариулт үүсгэж, үр дүнг agent-responses topic руу publish хийх ба agent_responses_cache хүснэгтэд хадгална.

API Gateway нь agent-responses topic-ooc хариултыг consume хийж, SSE холболт байвал шууд frontend руу stream хийнэ. Polling хүсэлт ирвэл cache-aac хариултыг буцаана. Frontend нь хариултыг хүлээн авч chat interface-д харуулна.

4.5.4 Өдөр бүрийн мэдээний digest

Өглөө 9:00 цагт scheduler (cron job эсвэл manual trigger) нь POST /api/daily-news/send endpoint дуудаж, систем нь PostgreSQL-ээс бүх идэвхтэй хэрэглэгчдийн жагсаалтыг авч, хэрэглэгч бүрийн watchlist-ийг query хийнэ.

News Agent нь Finnhub API-aac watchlist-ийн хувьцаануудын (жишээ нь AAPL, MSFT, ERDENET) сүүлийн 24 цагийн мэдээг татна. Олон эх сурвалжаас 20-30 нийтлэл цуглувалж, давхардсан мэдээг хасаж, хамгийн чухал 5-7 нийтлэлийг сонгоно.

Gemini AI нь мэдээг хураангуйлж, bullet point хэлбэрээр гол сэдвүүдийг тодруулна. Sentiment analysis хийж (positive/negative/neutral) илэрхийлнэ. ”Bottom Line” тайлбар

нэмж, жирийн хөрөнгө оруулагчдад ойлгомжтой болгоно. HTML email template ашиглан мэдээний хураангуй бүтээнэ.

Email Service нь хэрэглэгч бүрт персоналчилсан мэдээний digest илгээнэ. Email дотор Market Overview, Top Gainers, Sector News, Bottom Line зэрэг хэсгүүд байна. Хэрэглэгч өглөө сэргэхдээ өөрийн watchlist-тэй холбоотой хамгийн чухал мэдээг хүлээн авна.

4.6 Хэрэгжүүлэлтийн явц

Одоогийн байдлаар системийн ойролцоогоор 70% хэрэгжсэн байна.

4.6.1 Бүрэн хэрэгжсэн хэсгүүд

Infrastructure талаас Docker Compose ашиглан Kafka, Zookeeper, PostgreSQL, Redis зэргийг контейнержуулсан. Kafka topics (user-requests, orchestrator-tasks, agent-responses, monitoring-events гэх мэт) бүх үүсгэгдсэн. PostgreSQL database schema (users, watchlists, watchlist_items, mse_companies, mse_trading_data, knowledge_base, agent_responses_cache) бүрэн хэрэгжсэн. Database migrations автоматжуулагдсан.

Агентуудын талаас Orchestrator Agent нь Google Gemini 2.0 Flash ашиглан intent classification хийх, agent routing хийх, response aggregation хийх чадвартай. Knowledge Agent нь RAG систем (vector embedding, semantic search) хэрэгжүүлсэн, PostgreSQL-ийн pgvector extension ашигладаг, санхүүгийн баримт бичгүүдийг боловсруулж хадгалдаг. Investment Agent нь МХБ-ийн бодит өгөгдөл үндэслэн дүн шинжилгээ хийдэг, Gemini AI ашиглан хариулт үүсгэдэг, stock analysis, portfolio recommendations, market overview зэрэг функцтэй. News Agent нь Finnhub API холбогдсон, watchlist-тэй холбоотой мэдээ шүүж авдаг, Gemini AI ашиглан summarization болон sentiment analysis хийдэг, өдөр бүрийн email digest илгээдэг. PyFlink Planner Agent нь үндсэн Kafka consumer/producer loop хэрэгжүүлсэн, demonstration зориулалттай энгийн төлөвлөгч ажилладаг.

API Gateway-н талаас бүх RESTful API endpoints хэрэгжсэн. User registration/login (POST /api/users/register, POST /api/users/login), Watchlist CRUD (POST /api/watchlist, GET

/api/watchlist, POST /api/watchlist/:id/items, DELETE /api/watchlist/:id/items/:symbol), Agent query (POST /api/agent/query), Agent response polling (GET /api/agent/response/:requestId), Daily news (POST /api/daily-news/send), Monitoring (GET /api/monitoring/agents, GET /api/monitoring/metrics) зэрэг. JWT authentication middleware хэрэгжсэн. Server-Sent Events (SSE) streaming дэмжигдэнэ. Kafka producer/consumer integration ажилладаг.

Frontend-ийн талаас Next.js 14 App Router бүтэц бүрэн. User authentication (register, login, JWT storage) хэрэгжсэн. Dashboard layout болон navigation ажилладаг. AI Chat interface үндсэн функцтэй (message history, SSE streaming, typing indicators). Watchlist management page бэлэн. Responsive дизайн (mobile, tablet, desktop) хэрэгжсэн.

Database-ийн талаас МХБ-ийн компаниудын мэдээлэл (APU, TDB, ERDENET гэх мэт) хадгалагдсан. Seed data үүсгэгдсэн. Historical trading data хадгалах схем бэлэн.

4.6.2 Хэсэгчлэн хэрэгжсэн хэсгүүд

PyFlink Planner Agent нь одоогоор demonstration зориулалттай энгийн хувилбартай. Stateful computation, windowing, complex event processing зэрэг нарийн төвөгтэй функцүүд хойш үлдсэн. Frontend-ийн хувьд МХБ market overview page үндсэн layout бэлэн боловч бодит цагийн price updates хараахан хэрэгжээгүй. Stock detail pages схем бэлэн боловч дэлгэрэнгүй charts, technical indicators дутагдалтай. User settings page үндсэн функцтэй боловч email preferences, notification settings нэмэх шаардлагатай. Monitoring ба analytics нь үндсэн agent status check ажилладаг боловч Prometheus metrics, Grafana dashboard, detailed performance analytics хараахан байхгүй. Email notifications нь welcome email болон daily news digest ажилладаг боловч price alerts, portfolio rebalancing notifications хараахан байхгүй.

4.6.3 Хараахан эхлээгүй хэсгүүд

Portfolio management функц нь портфолио үүсгэх, хувьцаа худалдан авах/зарах, performance tracking зэрэг функцууд хараахан эхлээгүй. Risk assessment функц нь VaR (Value at Risk) тооцоолох, portfolio diversification шинжилгээ, stress testing scenarios зэрэг функцууд төлөвлөгдсөн боловч хэрэгжээгүй. Advanced analytics нь historical trend analysis, correla-

tion analysis, sector rotation analysis зэрэг функцууд цаашдын хөгжүүлэлтэд үлдсэн. Real-time market data нь WebSocket холболт ашиглан бодит цагийн price updates, live trading volume, market sentiment indicators зэрэг функцууд төлөвлөгдсөн боловч хараахан байхгүй. Machine learning features нь price prediction модел, anomaly detection, personalized recommendations зэрэг функцууд ирээдүйн сайжруулалтад үлдсэн. Production deployment нь Kubernetes orchestration, load balancer, auto-scaling, monitoring stack (Prometheus + Grafana), centralized logging (ELK Stack) зэрэг production-ready deployment хараахан хийгдээгүй.

4.7 Кодын жишээ

Системийн гол бүрэлдэхүүн хэсгүүдийн кодын жишээг үзүүлэх нь техникийн хэрэгжүүлэлтийг илүү ойлгомжтой болгоно.

4.7.1 *Orchestrator Agent: Intent Classification*

Orchestrator Agent-ийн хамгийн чухал функц нь хэрэглэгчийн хүсэлтийг ангилах явдал юм. Доорх код нь Gemini AI ашиглан intent classification хийх логикийг харуулж байна.

```
1 // File: backend/orchestrator-agent/src/intent-classifier.ts
2
3 import { GoogleGenerativeAI } from '@google/generative-ai';
4
5 export class IntentClassifier {
6   private genAI: GoogleGenerativeAI;
7   private cache: Map<string, string>;
8
9   constructor(apiKey: string) {
10     this.genAI = new GoogleGenerativeAI(apiKey);
11     this.cache = new Map();
12   }
13
14   async classifyIntent(query: string): Promise<string> {
```

```

15 // Check cache first
16 if (this.cache.has(query)) {
17     return this.cache.get(query)!;
18 }
19
20 const prompt = `You are an intent classifier for a stock market
21     ↪ analysis system.
22 Classify the following user query into one of these categories:
23 - portfolio: Portfolio analysis, recommendations
24 - market_analysis: Market trends, sector analysis
25 - news: Financial news, company news
26 - risk_assessment: Risk evaluation, diversification
27 - historical_analysis: Historical data, trend analysis
28 - general_query: General questions about stocks
29
30 User query: "${query}"
31
32 Respond with only the category name.`;
33
34 const model = this.genAI.getGenerativeModel({ model: 'gemini-2.0-
35     ↪ flash' });
36
37 const result = await model.generateContent(prompt);
38
39 const intent = result.response.text().trim().toLowerCase();
40
41 // Cache the result
42
43 this.cache.set(query, intent);
44
45 if (this.cache.size > 1000) {
46
47     const firstKey = this.cache.keys().next().value;
48
49     if (firstKey) this.cache.delete(firstKey);
50
51 }

```

```

43
44     return intent;
45 }
46 }
```

Код 4.1: Intent classification using Gemini AI

Энэ код нь Gemini AI-г ашиглан хэрэглэгчийн хүсэлтийг зургаан ангилалд хуваана. Cache механизм нь ижил асуултыг дахин боловсруулахгүй байх замаар гүйцэтгэлийг сайжруулдаг.

4.7.2 *Investment Agent: МХБ өгөгдөл ашиглах*

Investment Agent нь МХБ-ийн бодит өгөгдлийг prompt-д оруулж, бодит тоо, өгөгдөл дээр үндэслэн хариулт өгдөг. Доорх код нь энэ процесийг харуулж байна.

```

1 // File: backend/investment-agent/src/index.ts
2
3 async function generateAIResponse(payload: any) {
4     const { action, query } = payload;
5
6     // Fetch MSE data from PostgreSQL
7     const mseResult = await db.query(
8         'SELECT `symbol`, `name`, `last_price`, `change_percent`, `volume`
9         FROM `mse_companies`
10        ORDER BY `market_cap` DESC LIMIT 20'
11    );
12
13     const mseData = mseResult.rows;
14
15     // Build MSE data context
16     const mseContext = mseData
17         .map(c => `${c.symbol}: ${c.name}, Price: ${c.last_price} MNT,
Change: ${c.change_percent}%, Volume: ${c.volume}`)
```

```

18     .join('\n');

19

20 // Create prompt with real MSE data
21
22   const prompt = `You are an investment analyst for the Mongolian Stock
23   ↪ Exchange.
24
25 Current MSE Market Data:
26 ${mseContext}
27
28 User Query: ${query}
29
30 Provide detailed analysis using the real data above.
31 Include specific numbers, percentages, and trends.`;
32
33 // Call Gemini AI
34
35   const model = genAI.getGenerativeModel({ model: 'gemini-2.0-flash-exp
36   ↪ ' });
37
38   const result = await model.generateContent(prompt);
39
40   const response = result.response.text();
41
42
43   return response;
44
45 }

```

Код 4.2: Investment Agent using MSE data

Энэ код нь МХБ-ийн топ 20 компанийн өгөгдлийг татаж, prompt-д оруулж, Gemini AI-д илгээнэ. Үр дүн нь бодит тоо, өгөгдөл дээр үндэслэсэн дүн шинжилгээ болно.

4.7.3 Knowledge Agent: Vector Search

Knowledge Agent нь RAG систем ашиглан semantic search хийдэг. Доорх код нь vector embedding үүсгэж, cosine similarity ашиглан хамгийн холбогдолтой баримтуудыг олох логикийг харуулж байна.

```
1 // File: backend/knowledge-agent/src/index.ts
2
3 import { pipeline } from '@xenova/transformers';
4
5 async function performSemanticSearch(query: string) {
6     // Load embedding model
7     const embedder = await pipeline(
8         'feature-extraction',
9         'Xenova/all-MiniLM-L6-v2'
10    );
11
12     // Generate query embedding
13     const queryEmbedding = await embedder(query, {
14         pooling: 'mean',
15         normalize: true
16     });
17     const queryVector = Array.from(queryEmbedding.data);
18
19     // Search in PostgreSQL using pgvector
20     const result = await db.query(
21         `SELECT id, content, metadata,
22             1 - (embedding <=> $1::vector) AS similarity
23         FROM knowledge_base
24         WHERE 1 - (embedding <=> $1::vector) > 0.7
25         ORDER BY similarity DESC
26         LIMIT 5`,
```

```

27     [JSON.stringify(queryVector)]
28   );
29
30   return result.rows.map(row => ({
31     content: row.content,
32     metadata: row.metadata,
33     similarity: row.similarity
34   }));
35 }

```

Код 4.3: Knowledge Agent RAG system

Энэ код нь Sentence-Transformers модел ашиглан query-г vector болгон хөрвүүлж, PostgreSQL-ийн pgvector extension ашиглан cosine similarity хайлт хийнэ.

4.7.4 API Gateway: Kafka Integration

API Gateway нь frontend-ээс хүсэлт хүлээн авч, Kafka руу дамжуулдаг. Доорх код нь энэ процесийг харуулж байна.

```

1 // File: backend/api-gateway/src/routes/agent.routes.ts
2
3 router.post('/query', authenticateToken, async (req: Request, res: Response) => {
4   try {
5     const { query, type } = req.body;
6     const userId = req.user.userId;
7     const requestId = uuidv4();
8
9     // Create Kafka message
10    const message = {
11      requestId,
12      userId,

```

```

13     query,
14
15     type,
16
17     timestamp: new Date().toISOString()
18
19   };
20
21
22   // Publish to Kafka
23
24   await kafkaService.produce('user-requests', requestId, message);
25
26
27   // Return immediately with requestId
28
29   res.json({
30
31     success: true,
32
33     requestId,
34
35     message: 'Query submitted successfully'
36   });
37
38 } catch (error) {
39
40   logger.error('Failed to submit query', error);
41
42   res.status(500).json({ error: 'Failed to submit query' });
43
44 }
45
46 });

```

Код 4.4: API Gateway Kafka producer

Энэ код нь хэрэглэгчийн асуултыг хүлээн авч, unique requestId үүсгэж, Kafka topic руу publish хийж, шууд хариулж байна. Агентууд асинхрон байдлаар боловсруулна.

4.7.5 *Frontend: SSE Streaming*

Frontend нь Server-Sent Events ашиглан агентын хариултыг бодит цагт хүлээн авдаг. Доорх код нь React компонент дахь SSE холболтыг харуулж байна.

```

1 // File: frontend/app/dashboard/chat/page.tsx
2
3 'useClient';

```

```

4 import { useEffect, useState } from 'react';
5
6 export default function ChatPage() {
7   const [messages, setMessages] = useState([]);
8   const [streaming, setStreaming] = useState(false);
9
10  const sendQuery = async (query: string) => {
11    // Submit query
12    const res = await fetch('/api/agent/query', {
13      method: 'POST',
14      headers: { 'Content-Type': 'application/json' },
15      body: JSON.stringify({ query, type: 'market' })
16    });
17    const { requestId } = await res.json();
18
19    // Connect to SSE stream
20    setStreaming(true);
21    const eventSource = new EventSource(
22      `/api/agent/stream?requestId=${requestId}`
23    );
24
25    eventSource.onmessage = (event) => {
26      const data = JSON.parse(event.data);
27      if (data.type === 'response') {
28        setMessages(prev => [...prev, {
29          role: 'assistant',
30          content: data.content
31        }]);
32      } else if (data.type === 'done') {
33        eventSource.close();
34      }
35    };
36  }

```

```

34         setStreaming(false);
35     }
36   };
37
38   eventSource.onerror = () => {
39     eventSource.close();
40     setStreaming(false);
41   };
42 };
43
44 return (
45   <div className="chat-container">
46     {/* Chat UI components */}
47   </div>
48 );
49

```

Код 4.5: Frontend SSE streaming

Энэ код нь асуулт илгээж, requestId авч, SSE холболт үүсгэж, агентын хариултыг бодит цагт хүлээн авч, UI-д харуулж байна.

4.8 Бүлгийн дүгнэлт

Энэхүү бүлэгт санал болгосон тархи мэт агентын микросервис загварыг бодитоор хэрэгжүүлсэн системийн дэлгэрэнгүй тайлбарыг өгсөн. Хэрэгжүүлэлт нь Монголын Хөрөнгийн Биржийн өгөгдөл суурилсан санхүүгийн шинжилгээний вэб applicейшн болж, онол, практикийн холбоог тодорхой харуулсан.

Системийн шаардлагууд нь функциональ болон техникийн хувьд дэлгэрэнгүй тодорхойлогдсон. Функциональ шаардлагын хувьд хэрэглэгчийн удирдлага, watchlist удирдлага, агентуудтай харилцах, санхүүгийн мэдээ, МХБ-ийн өгөгдөл зэрэг үндсэн

функцийн хамрагдсан. Техникийн шаардлагын хувьд агент бүр бие даасан микросервис болох, Kafka ашиглан асинхрон харилцах, Docker контейнерт ажиллах, 3-5 секундын хариу өгөх хугацаатай байх, Kafka message persistence хангах, ACID property дагах, Prometheus metrics дэмжих зэрэг шаардлагууд хангагдсан.

Технологийн стек нь орчин үеийн, production-ready технологиудаас бүрдсэн. Frontend талаас Next.js 14, React 18, TypeScript 5, Tailwind CSS, Shadcn/ui ашиглагдсан. Backend талаас Express.js, Node.js 20, TypeScript 5, Python 3.10, Apache Flink 1.18 ашиглагдсан. Message Broker болгон Apache Kafka 3.5, Zookeeper 3.8 сонгогдсон. Өгөгдлийн сан болгон PostgreSQL 16, Redis 7 ашиглагдсан. Хиймэл оюуны технологи болгон Google Gemini 2.0 Flash, Sentence-Transformers (all-MiniLM-L6-v2) ашиглагдсан. Гадаад API болгон Finnhub API, NewsAPI, Alpha Vantage зэрэг ашиглагдсан. Deployment технологи болгон Docker 24, Docker Compose 2.20 ашиглагдаж, үйлдвэрлэлийн орчинд Kubernetes ашиглах бэлтгэл хийгдсэн.

Хэрэглээний тохиолдлууд нь системийн бодит хэрэглээг тодорхой харуулсан. Хэрэглэгчийн бүртгэл ба нэвтрэлт нь персоналчилсан өглөөний мэдээлэл бүхий бүрэн процесстэй. Watchlist удирдлага нь үүсгэх, нэмэх, хасах, устгах үйлдлүүдийг Kafka events-тэй хослуулан хэрэгжүүлсэн. Агенттай харилцах нь Orchestrator-oos эхлэн Investment Agent хүртэлх бүх workflow-г асинхрон байдлаар харуулсан. Өдөр бүрийн мэдээний digest нь News Agent, Gemini AI, Email Service хамтын ажиллагааг харуулсан.

Хэрэгжүүлэлтийн явц нь системийн одоогийн байдлыг тодорхой харуулсан. Ойролцоогоор 70% хэрэгжсэн байна. Бүрэн хэрэгжсэн хэсгүүд нь Infrastructure (Docker, Kafka, PostgreSQL), Агентууд (Orchestrator, Knowledge, Investment, News, PyFlink Planner үндсэн функцтэй), API Gateway (бүх endpoints), Frontend (authentication, dashboard, chat interface, watchlist), Database (МХБ-ийн өгөгдөл, seed data) зэргийг агуулна. Хэсэгчлэн хэрэгжсэн хэсгүүд нь PyFlink нарийн төвөгтэй функцүүд, Frontend-ийн МХБ market overview, stock detail pages, user settings, Monitoring ба analytics, Email notifications зэрэг. Хараахан эхлээгүй хэсгүүд нь Portfolio management, Risk assessment, Advanced analytics, Real-time market data, Machine learning features, Production deployment зэрэг ирээдүйн хөгжүүлэлтэд үлдсэн.

Кодын жишээнүүд нь системийн гол бүрэлдэхүүн хэсгүүдийн техникийн хэрэгжүүлэлтийг харуулсан. Orchestrator Agent-ийн Intent Classification нь Gemini AI ашиглан хэрэглэгчийн хүсэлтийг ангилах, cache механизм ашиглах логикийг харуулсан. Investment Agent нь МХБ-ийн бодит өгөгдлийг prompt-д оруулж, бодит тоо дээр үндэслэсэн дүн шинжилгээ өгөх процессийг харуулсан. Knowledge Agent нь RAG систем ашиглан vector embedding үүсгэж, cosine similarity хайлт хийх техникийг харуулсан. API Gateway нь Kafka producer болж, хүсэлтийг асинхрон дамжуулах механизмийг харуулсан. Frontend нь SSE streaming ашиглан агентын хариултыг бодит цагт хүлээн авах логикийг харуулсан.

Энэхүү бүлгээс харахад онолын бүлгүүдэд судалсан хиймэл оюуны инженерчлэл, агентын архитектур, микросервис, Event-Driven Architecture зэрэг зарчмууд нь бодит практикт амжилттай хэрэглэгдэж болох нь тодорхой болов. Хэрэгжүүлсэн систем нь санал болгосон тархи мэт агентын микросервис загварын үр ашигтай байдлыг харуулж, хиймэл оюун агентуудыг микросервис архитектурт event-driven байдлаар нэвтрүүлэх нь зөвхөн онолын түвшинд биш, практикт хэрэглэгдэх боломжтой технологи болохыг баталгаажуулсан. Систем нь 70% хэрэгжсэн байгаа нь bachelor диплом ажлын хүрээнд хангалттай ахиц дэвшил бөгөөд үлдсэн 30% нь ирээдүйн сайжруулалт, өргөжүүлэлтэд зориулагдсан.

ДҮГНЭЛТ

Энэхүү судалгааны ажил нь хиймэл оюун агентуудыг микросервис архитектурт нэвтрүүлэх боломжийг судалж, практик загвар санал болгосон. Судалгааны явцад дараах гол үр дүнд хүрсэн:

Онолын хувьд:

Хиймэл оюуны инженерчлэл нь програм хангамж хөгжүүлэлтийн шинэ салбар болж хөгжиж байгаа нь тодорхой. Суурь моделийн гарч ирэх нь аппликашн хөгжүүлэлтийн саад бэрхшээлийг эрс багасгасан. Хэл загваруудаас том хэлний загвар, цаашлаад суурь загвар руу хөгжих үйл явц нь арван жилийн технологийн дэвшлийн үр дүн юм. Θөрийгөө удирдсан сургалт, Transformer архитектур, post-training аргууд зэрэг гол түлхүүрүүд нь өнөөгийн хүчирхэг хиймэл оюун системүүдийн суурь болгосон.

Хиймэл оюун агентуудын онол нь орчин, үйлдэл, даалгавар гэсэн гурван гол бүрэлдэхүүн дээр суурилдаг. Агентууд нь төлөвлөлт, хэрэглүүрийн хэрэглээ, эргэцүүлэн бodoх чадвартайгаар уламжлалт програмуудаас давуу талтай. RAG систем нь агентуудын мэдлэгийг өргөтгөж, илүү найдвартай, бодит мэдээлэл дээр суурилсан хариулт өгөх боломжийг олгодог.

Практикийн хувьд:

Микросервис архитектур дахь сервис хоорондын нарийн төвөгтэй логик, өгөгдлийн нэгтгэл, динамик routing зэрэг асуудлуудыг хиймэл оюун агентууд ашиглан шийдэж болох нь тодорхой болсон. Санал болгосон Orchestrator Agent, Service Agent, Knowledge Agent, Monitoring Agent зэрэг бүрэлдэхүүн хэсгүүд нь уян хатан, өргөжүүлэх боломжтой системийг бий болгодог.

Гэхдээ агентуудыг үйлдвэрлэлийн түвшинд өргөжүүлэхийн тулд зөвхөн агентын үр чадвар биш, тэдгээрийг холбодог архитектур чухал гэдгийг ойлгосон. Монолит болон RPC/API суурилсан холболт нь монолит архитектурт тулгарсан асуудалтай адил

саад болдог. Үүнийг шийдэхийн тулд үйл явдлаар Event-Driven архитектур ашиглан агентуудыг салангид микросервис болгон хөгжүүлэх шаардлагатай.

Event-Driven архитектур

Apache Kafka болон Apache Flink ашиглан event-driven агентын систем бүтээх нь:

- **Салангид байдал:** Kafka topics-oop харилцах нь агентууд хоорондоо шууд хамааралгүй байхыг баталгаажуулна
- **Параллель боловсруулалт:** Kafka partitions ашиглан олон агент зэрэг ажиллаж, системийн дамжуулалтыг нэмэгдүүлнэ
- **Найдвартай байдал:** Үйл явдлын хадгалалт нь мэдээлэл алдагдахгүй, дахин тоглуулж болохыг баталгаажуулна
- **Водит цагийн боловсруулалт:** Streaming архитектур нь тэр даруй хариу үйлдэл үзүүлэх боломжийг олгоно
- **Олон хэрэглэгч:** Агентын гаралт нь CRM, CDP, analytics зэрэг олон системд автоматаар урсаар боломжтой

Flink AI Inference ашиглах нь orchestrator агентыг stream processing app болгон хөгжүүлэх боломжийг олгож, Flink-ийн stateful боловсруулалт, exactly-once семантик зэрэг давуу талыг ашиглах боломжтой болгоно.

Apache Kafka болон Apache Flink зэрэг технологиудыг ашиглан event-driven агентын систем нь:

- Бие даан өргөжиж чадна
- Бодит цагт өгөгдөл боловсруулна
- Системийн хэмжээнд мэдээллээ хуваалцана
- Алдаанаас сэргэж чадна
- Дахин тоглуулах замаар сайжирна

Микросервис архитектурт хиймэл оюун агентууд нэвтрүүлэх нь системийг илүү ухаалаг, уян хатан, хэрэглэгчид ээлтэй болгох боломжийг олгоно. Хэдийгээр одоогоор хязгаарлалтууд(Жич:хоцрогдол, өртөг, найдвартай байдал) байгаа ч технологи хурдацтай хөгжиж байгаа тул ойрын ирээдүйд эдгээр асуудлууд шийдэгдэх болно гэж найдаж байна.

Энэхүү дипломын ажил нь хиймэл оюуны инженерчлэлийн үндсийг тавьж, микросервис архитектурт агент суурилсан шийдлийг практикт хэрхэн хэрэглэж болохыг харуулсан.

Bibliography

- [1] Huyen, Chip. *AI Engineering*. O'Reilly Media, 2024.
- [2] Goldman Sachs Research. "Generative AI Could Raise Global GDP by 7%", 2023. <https://www.goldmansachs.com/intelligence/pages/generative-ai-could-raise-global-gdp-by-7-percent.html>
- [3] Vaswani, A., et al. "Attention Is All You Need". *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017.
- [4] Gao, Y., et al. "Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey". *arXiv preprint arXiv:2312.10997*, 2023.
- [5] Yao, S., et al. "ReAct: Synergizing Reasoning and Acting in Language Models". *ICLR*, 2023.
- [6] Schick, T., et al. "Toolformer: Language Models Can Teach Themselves to Use Tools". *arXiv preprint arXiv:2302.04761*, 2023.
- [7] OpenAI. "Prompt Engineering Guide", 2023. <https://platform.openai.com/docs/guides/prompt-engineering>
- [8] Newman, Sam. *Building Microservices: Designing Fine-Grained Systems*. O'Reilly Media, 2015.
- [9] Fowler, Martin and Lewis, James. "Microservices: A Definition of This New Architectural Term", 2014. <https://martinfowler.com/articles/microservices.html>
- [10] Fielding, Roy Thomas. *Architectural Styles and the Design of Network-based Software Architectures*. Doctoral dissertation, University of California, Irvine, 2000.
- [11] Python Software Foundation. "Python 3 Documentation". <https://docs.python.org/3/>
- [12] Ramírez, Sebastián. "FastAPI Documentation". <https://fastapi.tiangolo.com/>
- [13] OpenAI. "OpenAI API Reference". <https://platform.openai.com/docs/api-reference>
- [14] Anthropic. "Claude Model Card", 2024. <https://www.anthropic.com/clause>
- [15] Facebook AI Research. "FAISS: A Library for Efficient Similarity Search". <https://github.com/facebookresearch/faiss>
- [16] Falconer, Sean. "AI Agents are Microservices with Brains". Medium, March 2025. <https://medium.com/@seanfalconer>

- [17] Falconer, Sean. "The Future of AI Agents is Event-Driven". BigDataWire, March 2025.
- [18] Polak, Adi. "Building AI Agents with Event-Driven Microservices". Confluent Developer Advocate, 2025.
- [19] Apache Kafka Documentation. "Apache Kafka: A Distributed Streaming Platform". <https://kafka.apache.org/documentation/>
- [20] Kreps, Jay, Narkhede, Neha, and Rao, Jun. "Kafka: A Distributed Messaging System for Log Processing". *Proceedings of the NetDB*, 2011.
- [21] Apache Flink Documentation. "Stateful Computations over Data Streams". <https://flink.apache.org/>
- [22] Carbone, Paris, et al. "State Management in Apache Flink: Consistent Stateful Distributed Processing". *Proceedings of the VLDB Endowment*, 2017.
- [23] Wolff, Eberhard. *Microservices: Flexible Software Architecture*. Addison-Wesley Professional, 2016.
- [24] Nadareishvili, Irakli, et al. *Microservice Architecture: Aligning Principles, Practices, and Culture*. O'Reilly Media, 2016.
- [25] Anthropic. "Model Context Protocol: A Universal Standard for AI Integration", 2024. <https://www.anthropic.com/news/model-context-protocol>