



МОНГОЛ БАНКНЫ СМА-НЫ ЭРДЭМ ШИНЖИЛГЭЭНИЙ БҮТЭЭЛИЙН УРАЛДААНД ЗОРИУЛАВ.

МОНГОЛ
БАНК
Mongol Bank

МОНГОЛБАНК

МОНГОЛ УЛСЫН МУТСТ ОРЧИНД СЭЖИГТЭЙ САНХҮҮГИЙН ГҮЙЛГЭЭГ ИЛРҮҮЛЭХ LLM ЗАГВАР БОЛОВСРУУЛАХ НЬ

БЭЛТГЭСЭН: Г.Намуунцэцэг, Ц. Номиндарь, Б. Тайванбат
УДИРДАГЧ: Э.Тамир, Ph.D -СЭЗИС

УЛААНБААТАР
2026



01

Удиртгал

Үндэслэл, асуудал, зорилго, зорилтууд

02

Судлагдсан байдал

Олон улсын ба Монгол дахь судалгаа

03

Судалгааны арга зүй

Загвар, томьёо, хүрээ

04

Өгөгдөл ба хувьсагч

Эх үүсвэр, шүүлтүүр, стандартчилал

05

Шинжилгээний үр дүн

RULE+ML+GNN+ LLM, туршилтын үр дүн

06

Дүгнэлт ба зөвлөмж

Зөвлөмж, Монгол хэрэгжүүлэх 6 үе шат

1.1 Практик үндэслэл

Цахим салбарын санхүүгийн тэлэлт

- Мобайл банк, картын төлбөр, QR төлбөр, финтек платформ, интернэт банкны гүйлгээ эрчимтэй өсөж байна.
- СМА-нд ирүүлсэн сэжигтэй гүйлгээний тайлангийн тоо өндөр түвшинд хадгалагдаж, бүтэц төрөлжсөн.
- Уламжлалт босго ба дүрэмд суурилсан AML хяналт нь ихээхэн хэмжээний хуурамч эерэг (false positive) дохио үүсгэдэг.
- Шинжээчийн ажлын ачаалал нэмэгдсэн → өгөгдөлд суурилсан автоматжсан хандлага зайлшгүй.



2,823

Сэжигтэй гүйлгээ-2024



328,667

Бэлэн мөнгөний
гүйлгээ-2024



382,266

Гадаад төлбөрийн
гүйлгээ-2024



15,141

Виртуал хөрөнгийн
гүйлгээ

Эх сурвалж: СМА — 2024 оны жилийн тайлан; 2025 оны I улирлын статистик.

1.2–1.3 Эрдэм шинжилгээний болон зохицуулалтын үндэслэл

Эрдэм шинжилгээний үндэслэл

- ✓ Ангиллын тэнцвэргүй байдал — positive class 0.1–2% хооронд.
- ✓ Хуурамч эерэг (FP) дохио өндөр түвшинд.
- ✓ Тайлбарлагдах чанар сул — XAI-ийн хэрэгцээ.
- ✓ Байгууллага хоорондын өгөгдлийн тусгаарлагдсан байдал.
- ✓ LLM-ийг шинжээчийн туслах болгож ашиглах боломж нээгдэв.

Зохицуулалт ба стандарт

- ✓ ФАТФ — Шинэ технологийг эрсдэлд суурилсан хандлагаар ашиглах.
- ✓ Нууцлалд суурилсан дизайн — Нууцлалыг эхнээс нь шингээх.
- ✓ Тайлбарлагдах AI, аудит хийх боломж зайлшгүй.
- ✓ FATF + Egmont Group санхүүгийн мэдээллийн албадад зориулсан зөвлөмж.

СУДАЛГААНЫ ХООСОН ОРОН ЗАЙ

- Монгол Улсын AML/CFT эрх зүйн шаардлага, 20 сая ₮ босго, СГТ-ийн бүтэцтэй нийцсэн LLM-assisted транзакц мониторинг ховор.
- Монгол хэл дээрх гүйлгээний тайлбар, KYC, комплаенс бичлэг дээр LLM-ээр боловсруулсан судалгаа ховор.
- Монголын банкуудын FP илрүүлэлтийн түвшин нийтэд нээлттэй биш — benchmark үүсгэх шаардлагатай.

Судалгааны зорилго ба зорилтууд

ЗОРИЛГО



Монгол Улсын МУТСТ эрсдэлийн үнэлгээний тогтолцоонд нийцсэн, тайлбарлагдах, аудитлагдах, хүний хяналттай LLM-assisted hybrid загварын онол-арга зүйн үндсийг тогтоох. Энэхүү загварыг олон улсын benchmark өгөгдөл болон Монгол нөхцөлд тохируулсан synthetic dataset дээр анхан шатны байдлаар үнэлэх.

ЗОРИЛТУУД

1

Монголын AML/
CFT эрх зүйн
шаардлага, СГТ-ийн
мэдээллийн
бүтцийг судлах.

2

AML detection,
graph ML, XAI, LLM-
assisted AML
судалгааг
харьцуулан
шинжлэх.

3

Сэжигтэй гүйлгээг
илрүүлэх
өгөгдлийн бүтэц,
эрсдэлтэй
хувьсагчдыг
тодорхойлох.

4

Дүрэм + ML + GNN +
RAG-LLM бүхий
хосолмол загвар
боловсруулах,
үнэлэх

5

Монгол Улсад
нэвтрүүлэх боломж,
хязгаарлалт,
засаглалын
шаардлагыг тогтоох.

Судалгааны таамаглал

H1

Илрүүлэлтийн таамаглал

Гүйлгээний граф бүтэц, зан төлөвийн шинжийн ML/GNN загвар нь уламжлалт rule-based системээс илүү өндөр recall, F1 үзүүлнэ.

H2

False positive-ийн таамаглал

LLM-assisted reasoning давхарга нэмснээр хуурамч эерэг дохиоллын түвшин (FPR) буурна.

H3

Тайлбарлагдах таамаглал

LLM-assisted загвар нь "яагаад" гэдгийг тайлбарлах боломжийг нэмэгдүүлж комплайнс/аудитад илүү нийцнэ.

H4

Үйл ажиллагааны таамаглал

RAG-LLM туслах нь шинжээчийн STR ноорог бичих хугацааг богиносгож, тайлбар чанарыг сайжруулна.



СУДЛАГДСАН БАЙДАЛ (Олон улсын тэргүүлэх судалгаа 2023-2025)

Судлаач, он	Гол санаа	Арга зүй	Үндсэн санаа
Pirmorad (2025)	Санхүүгийн графаас дэд хэсэг авч LLM-ээр тайлбарлуулсан.	k-hop subgraph, few-shot, GPT-4o	F1 = 65.1% — LLM ганцаараа хангалтгүй.
Nicholls et al. (2025)	Bitcoin гүйлгээг LLM-ээр тайлбарлуулж хууль бус гүйлгээг илрүүлсэн.	LLM-ийн тайлбар, өгүүлэмжийн эмбеддинг, төстэй байдал	VASP эрсдэлд тайлбар давхарга нэмэх боломжтой.
Bellei et al. (2024)	Мөнгө угаах нь олон зангилаа бүхий сүлжээний хэв маяг.	Subgraph representation learning, scalable GNN, Elliptic2	Сэжигтэй харилцаа, бүлэг илрүүлэх боломжтой.
Altman et al. (2023)	Бодит AML өгөгдөл ховор — synthetic data үүсгэх шаардлагатай.	Agent-based synthetic generation, GNN, GBT	AMLworld benchmark dataset нийтэлсэн.
Di Gennaro et al. (2025)	Цаг хугацаа + граф хослуулбал FP бууруулна.	Temporal GNN, LSTM encoder, custom MCC loss	Layering, давтамж, дарааллыг загварчилна.
Effendi & Chattopadhyay (2024)	Нууцлал хадгалсан хамтын AML.	Fully Homomorphic Encryption, XGBoost, GNN	Банк хоорондын collaborative AML суурь.



Олон улсын судлагдсан байдал

Johannessen & Jullum (2025)

Heterogeneous GNN — олон төрлийн зангилаа. DNB банкны бодит өгөгдөл.

Kute et al. (2024)

1D-CNN + SHAP — Recall 91%, Precision 34%. FP-г бууруулахад XAI + HITL шаардлагатай.

Ajagbe et al. (2025)

XGBoost, RF, KNN, SVM харьцуулалт. Хэт өндөр үр дүн → data leakage шалгана.

Fan (2025)

Мобайл AML — CRP-AML framework. Account profiling, ML, LLM.

Дотоодын нөхцөл (Монгол Улс)

● СМА (FIU)

Монголбанкны бүтцэд бие даасан байгууллага, Эгмонт бүлгийн гишүүн.

● Эрх зүйн орчин

МУТСТ хууль (2013, шинэчилсэн), Эрүүгийн хууль 18.6, ВХҮҮ хууль 2021.

● Гол хэрэгцээ

20 сая ₮ босго, structuring, e-KYC, виртуал хөрөнгө дээр илрүүлэх загвар.

● Дотоод судалгааны хоосон зай

Монгол хэлээр LLM-ээр боловсруулсан AML дотоод судалгаа бараг алга.

● ФАТФ үнэлгээ

2023 онд 40 зөвлөмжийн 39-ийг биелүүлсэн ч үр нөлөөтэй хэрэгжилт сорилт хэвээр.



Олон улсын туршлага (Тэргүүлэх 5 платформ)

TMNL

Нидерланд

5 том банкны
нууцлал хадгалсан
хамтын AML загвар.

COSMIC

Сингапур

6 банк, MAS-ын
зохицуулалттай
мэдээлэл солилцох
суваг.

JMLIT+

Их Британи

200+ оролцогч, төр-
хувийн хэвшлийн
мэдээлэл солилцоо.

AUSTRAC

Австрали

FinTel Alliance —
хамтарсан аналитик,
төв төв загвар.

FinCEN

АНУ

BSA цахим тайлагнал,
314(b) хамгаалалт, AI
ашиглан хуурамч дуу
дүрс бүтээх технологийн
анхааруулга.

ГУРВАН НИЙТЛЭГ ЗАРЧИМ

Хамтын ажиллагаа • Тайлбарлагдах байдал • Хүний хяналттай LLM ашиглалт



Эрх зүйн орчин ба зохицуулагч байгууллагууд

Эрх зүйн тулгуур баримтууд

- 1992** Монгол Улсын Үндсэн хууль
- 2013** МУТСТ-ийн тухай хууль (шинэчилсэн)
- 2015** Эрүүгийн хууль 18.6 — Мөнгө угаах
- 2019** ҮОХЗД болон терроризмтой тэмцэх хууль
- 2021** ВХҮҮ-ийн тухай хууль
- 2024** е-КҮС, цахим хэрэг хянан шийдвэрлэх нэмэлт

Зохицуулагч байгууллагууд

МУТСТ Үндэсний зөвлөл

17 гишүүн / 16 байгууллага

СМА (FIU)

Монголбанкны бүтцэд бие даасан

Санхүүгийн зохицуулах хороо

ББСБ, ХЗХ, СББМҮҮ зохицуулалт

Цагдаагийн ерөнхий газар

Санхүүгийн ба татварын гэмт хэрэг

Улсын ерөнхий прокурорын газар

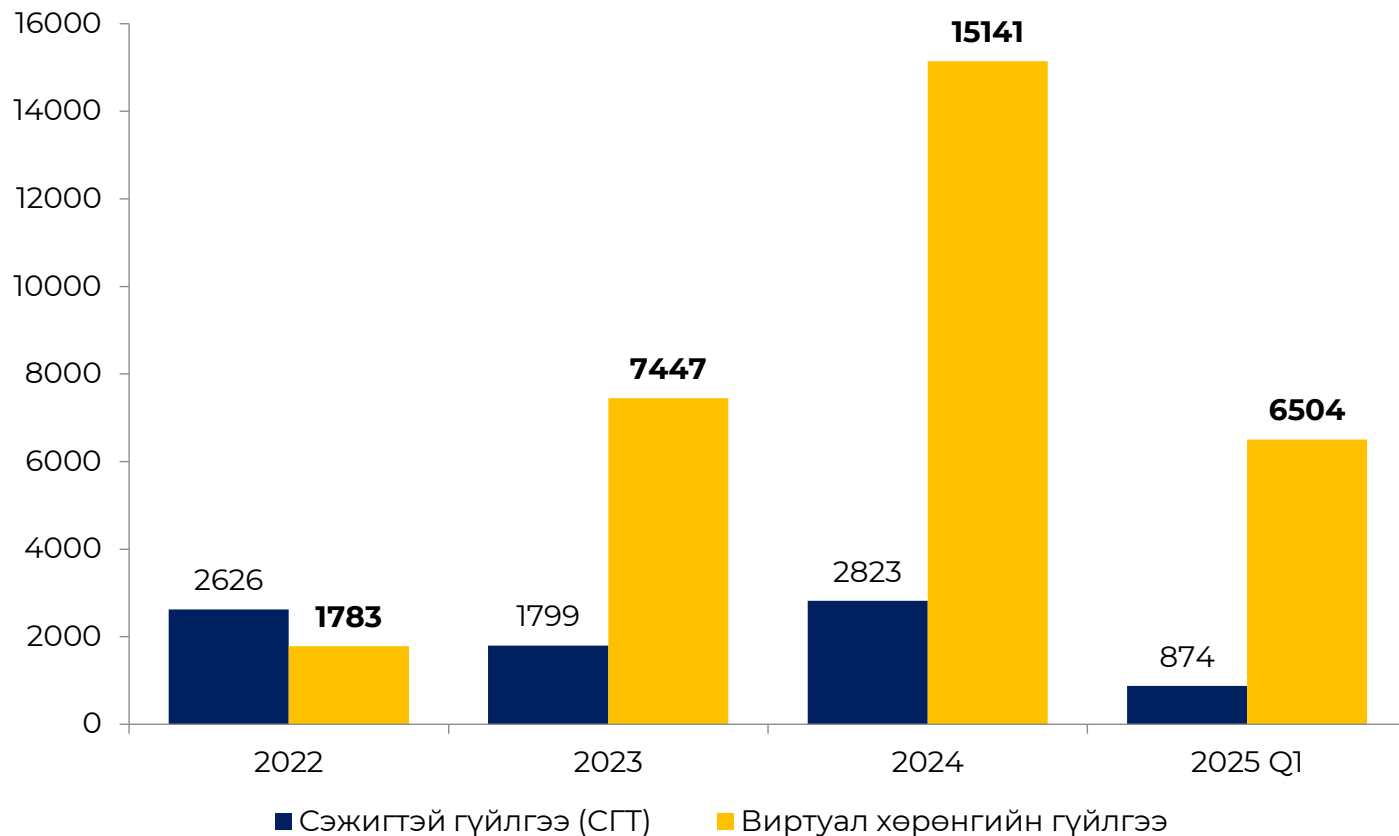
Авлига, мөнгө угаах хяналт

Тагнуулын ерөнхий газар

Терроризм, ҮОХЗД-ийн санхүүжилт

СМА-нд мэдээлсэн гүйлгээний тайлангийн тоо

График 1. СГТ ба ВХҮҮ-ийн гүйлгээний өсөлт (2022–2025 Q1)



ГОЛ САНАА

Виртуал хөрөнгийн гүйлгээ 2 жилийн дотор 1,783 → 15,141 буюу 8.5 дахин өссөн.

85.94%

Банкны салбар 2024 оны СГТ-ийн дийлэнхийг (2,426 тайлан) бүрдүүлсэн.

→ LLM-ийн дэмжлэгтэй шинжилгээ, хэв шинж тодорхойлох ажиллагааны хэрэгцээ нэмэгдсэн.



Өндөр эрсдэлтэй чиглэлүүд

Үндэсний эрсдэлийн үнэлгээгээр мөнгө угаах эрсдэл өндөр түвшинд гэж үнэлэгдсэн. 2019

01 Авлига

Төрийн өндөр албан тушаалтны хөрөнгийн ил тод байдлын зөрчил.

02 Татвараас зайлсхийх

Эрүүгийн Хуулийн 18.3 — 2024 онд ЦЕГ-ын дотор тусгай хэлтэс байгуулсан.

03 Хууль бус олборлолт

"Нинжа" уурхай — байгалийн нөөц.

04 Хүний/мансуу руулах бодис

Хил дамнасан хууль бус наймаа.

05 Цахим залилан

Мөрийтэй тоглоом, GenAI ашиглан залилан хийх КҮС залилан.

06 Виртуал хөрөнгө

СЗХ №657 (2024.12) — журам шинэчлэгдсэн.

07 Хил дамнасан мөнгө

Гадаад улсаас хууль бус мөнгийг угаах оролдлого.

08 Layering & structuring

20 сая ₮ босгод ойртуулан гүйлгээ хуваах.

Эх сурвалж: ҮЗҮ — Монгол Улсын МУТСТ үндэсний эрсдэлийн үнэлгээ.

AML/CFT эрсдэлд суурилсан хандлага

Эрсдэлийг илрүүлэх → үнэлэх → бууруулах → хянах

1

**Харилцагчийн
эрсдэл**

*Customer risk
PEP, beneficial owner*

2

**Бүтээгдэхүүний
эрсдэл**

*Product risk
VASP, cash, FX*

3

**Хүргэлтийн
сүвгийн эрсдэл**

*Delivery channel
Mobile, QR, online*

4

**Газарзүйн
эрсдэл**

*Geographic risk
High-risk jurisdictions*

5

**Зан төлөвийн
эрсдэл**

*Behavior risk
Deviation, velocity*

Хуулийн тодорхойлолт

Мөнгө угаах = гэмт хэргийн орлого гэдгийг мэдсээр байж хөрөнгө, орлогыг олж авах, эзэмших, ашиглах, шилжүүлэх, хувиргах замаар хууль бус эх үүсвэрийг нуух, халхавчлах үйлдэл.

Граф онол ба санхүүгийн сүлжээ- GNN

Мөнгө угаах нь олон данс, олон байгууллага, олон шаттай гүйлгээгээр явагддаг → граф онол тохиромжтой. Данс, харилцагч, төхөөрөмж, IP-г зангилаа болгож загварчилна.

Graph Neural Network

$$h_v^{l+1} = \sigma \left(W^{(l)} \times \text{AGGREGATE} \left(\left\{ h_u^{(l)} : u \in N(v) \right\} \cup \left\{ h_v^{(l)} \right\} \right) \right)$$

Олон дансны эх үүсвэр

Олон эх үүсвэрээс нэг данс руу төвлөрөх эсвэл нэг данснаас тарах.

Мөнгөний эх үүсвэрийг нуун далдлах

Гүйлгээг давхарлах хэв шинж — мөнгөний эх үүсвэрийг далдлах.

Дамжуулагч дансны сүлжээ

Дамжуулагч дансны сүлжээ — олон данс нэг IP/ төхөөрөмж.

Халхавч байгуулга

Халхавч байгууллага — ил тод бус эзэмшил, beneficial owner.

LLM-assisted explainable AML

ҮНДСЭН ЗАРЧИМ

LLM нь эцсийн шийдвэр гаргагч БИШ — шинжээчийн туслах, тайлбарлагч, СГТ-ийн ноорог үүсгэгч.

1 Графаас текст рүү хувиргах

Граф/гүйлгээний өгөгдлийг хүний хэлэнд ойлгомжтой болгох.

2 Хэв шинж тааруулах

Сэжигтэй хэв маягийг МУТСТ-ийн хэв шинжтэй холбож тайлбарлах.

3 Кейсийн хураангуй

Нийцлийн шинжээчид зориулсан хэрэг хураангуй гаргах.

4 Өгүүлэмжийн ноорог

СГТ-ийн тайлангийн ноорог, сэжиглэх үндэслэлийн бичвэр.

5 Анхааруулгын эрэмбэлэлт

Эргэлзээтэй анхааруулга дээр нэмэлт үндэслэл боловсруулах.

Холимог арга зүйн судалгааны дизайн



ТЕХНИК ТОХИРГОО

Python 3.11 · scikit-learn 1.4 · XGBoost 2.0 · PyTorch Geometric 2.5 · Llama-3-8B-Instruct / Qwen2-7B / GPT-4o-mini · Stratified 70/15/15 split

Өгөгдлийн эх сурвалж

Нууцлалд суурилсан дизайн: нэргүйжүүлэх, далдлах, эрхээр хандах, аудит бүртгэл, өгөгдлийн хязгаарлал

Customer / KYC

Нас, эрх зүйн хэлбэр, орлого, beneficial owner, PEP, risk rating, e-KYC статус.

Account

Дансны төрөл, нээгдсэн огноо, идэвхжил, mule/dormant data.

Transaction

Дүн, валют, суваг, огноо, MCC код, structuring, layering.

Counterparty

Эсрэг талын данс, beneficial owner, өмнөх risk score, fan-in/out.

Device / IP / Channel

IP, device ID, location, login history, OTP failure.

External risk

UN/EATF sanctions, high-risk countries, PEP, adverse media, үүлэмж, СМА-аас буцах холбоо.

Өгөгдлийн боловсруулалт

1

Дутуу утгын нөхөлт

Numeric: median; Categorical: 'unknown'. is_missing_X feature нэмэх.

2

Outlier боловсруулалт

Log-transform, IQR 99% quantile-аас давсан утгуудыг winsorize.

3

Categorical encoding

High cardinality → target/frequency encoding; low → one-hot.

4

Time feature engineering

Hour, day-of-week, rolling 24h sum, time_since_last_txn.

5

Normalization

StandardScaler/RobustScaler; GNN node feature — L2 norm.

6

Class imbalance

SMOTE-Tomek, class_weight, focal loss — зөвхөн training дээр.

7

Text боловсруулалт

Cyrillic normalization, multilingual BERT tokenizer.

8

Хувийн мэдээлэл далдлах

Нэр, регистр, утас, IP-г хаш/токеноор солих — LLM-д бодит хувийн мэдээлэл оруулахгүй.

LLM/AML загварт авч үзэх хүчин зүйлүүд- 5 давхарга

1 Гүйлгээний түвшин

Дүн, валют, суваг, цаг, давтамж, 20 сая ₮ босго, 24 цагийн дотор холбоотой гүйлгээ, cash/foreign/VASP төрөл.

2 Зан төлөвийн түвшин

Харилцагчийн түүхэн дунджаас deviation, гэнэтийн идэвхжил, dormant дахин идэвхжих, rapid in-out, cash-heavy.

3 Графын түвшин

k-hop neighbor, degree/centrality, fan-in/fan-out, gather-scatter, олон данс нэг IP, mule network.

4 Текст / NLP түвшин

Гүйлгээний утга, Монгол хэлний тайлбар, нийцлийн ажилтны тэмдэглэл, KYC/EDD, СГТ-ийн өгүүлэмж, хэв шинж.

5 Гадаад эрсдэлийн түвшин

Хориг арга хэмжээ/PEP, ФАТФ-ын өндөр эрсдэлтэй улс, хэв шинжийн анхааруулга, ВХҮҮ/крипто хэтэвчний эрсдэл, худалдааны санхүүжилтийн сэжигтэй шинж.

Rule+ML+Graph+LLM- 6 давхаргын шинжилгээ



Орох гүйлгээ → Дүрэм (шүүлт) → ML/Хэвийн бус (онооны үнэлгээ) → GNN (сүлжээ) → Эрсдэл нэгтгэх (онооны тохируулга) → RAG-LLM (өгүүлэмж) → Нийцлийн шалгалт

ДАВУУ ТАЛ

Олон давхрага → нэмэлт мэдээлэл; ХАИ хадгалагдсан; HITL-д тохиромжтой.

Үнэлгээний 6 давхаргат хэмжүүрийн систем

Илрүүлэлтийн чанар

Precision, Recall, F1, PR-AUC, MCC, False Negative Rate

AML positive class < 1% — хангалтгүй.

Үйл ажиллагааны зардал

Анхааруулгын тоо, FPR, шинжээчийн шалгалтын хугацаа, дээд шатанд шилжүүлэх хувь

Шинжээчийн ачаалал, шалгалтын зардал.

Эрэмбэлэлтийн чанар

Recall@K, Top-K hit rate, case priority lift

Хамгийн түрүүнд шалгах ёстой анхааруулгад онох.

LLM тайлбарын чанар

Faithfulness, groundedness, citation coverage, hallucination, completeness

Буруу / зохиомол мэдээлэл үүсэхээс сэргийлнэ.

Засаглал ба хяналт

Аудитын бүртгэл, давтан гүйцэтгэх боломж, загварын гүйцэтгэлийн өөрчлөлт, ялгаварлал/шударга байдал, нууцлалын зөрчил

ФАТФ, Монголбанк, дотоод аудит.

Хууль, нийцлийн шаардлага

STR completeness, 24h STR readiness, 5-day threshold report

МУТСТ хууль, журамд нийцэх чадвар.

LLM-ийн дэмжлэгтэй хосолмол загвар-5 үндсэн зарчим

- 1 Зөвхөн зөвлөмжийн үүрэг**

LLM нь эцсийн шийдвэр гаргагч БИШ. Шинжээчийн туслах, тайлбарлагч, СГТ-ийн ноорог үүсгэгч.
- 2 Олон эх үүсвэрийн онооны нэгтгэл**

Дүрэм + ML + Граф + LLM-ийн дөрвөн эх үүсвэрийн оноог нэгтгэж, эрсдэлийн түвшин болон нотолгооны жагсаалт гаргана.
- 3 Нотолгоонд тулгуурласан**

Бүх LLM тайлбар нь нотлох баримтын дугаар, хууль, хэв шинж, гүйлгээний шинжид тулгуурлана. Эх сурвалжгүй дүгнэлт гаргахгүй.
- 4 Хүний хяналттай**

Нийцлийн ажилтны эцсийн шийдвэр: СМА-д мэдээлэх, нэмэлт нарийвчилсан шалгалт, гүйлгээ түдгэлзүүлэх.
- 5 Нууцлалд суурилсан дизайн**

Бодит хувийн мэдээллийг LLM-д шууд оруулахгүй. Токенжүүлэх, далдлах, эрхэд суурилсан хандалт.



LLM-ийн дэмжлэгтэй хосолмол загвар- 9 алхамт ажиллагаа

01

KYC + эрсдэлийн профайл

Цахим KYC, CDD, хориг/PEP, эцсийн өмчлөгч

02

Гүйлгээ системд орох

Бодит цаг эсвэл багц боловсруулалт

03

Дүрэмд суурилсан шүүлт

20 сая ₮, 24 цаг, хориг, өндөр эрсдэлт улс, ВХҮҮ

04

ML/хэвийн бус оноо

Зан төлөвийн хазайлт, суваг/төхөөрөмж, давтамж

05

Граф/цаг хугацааны загвар

k-hop, fan-in/out, мөнгө хурдан орох-гарах, mule/shell

06

Эрсдэл нэгтгэх + дараалал

Бага / Дунд / Өндөр / Маш өндөр анхааруулга

07

RAG-LLM өгүүлэмж

Монгол хэлээр СГТ ноорог, хэв шинж, авах арга хэмжээ

08

Нийцлийн шалгалт

Хаах / Үргэлжлүүлэн хянах / EDD / СГТ / Түдгэлзүүлэх

09

Тайлагнах + буцах холбоо

24 цагт СГТ, 5 өдрийн босго, СМА-аас буцах холбоо

RAG-LLM-ийн промптын загвар ба бүтэцлэгдсэн гаралт

Жишиг промпт

"Та МУТСТ-ийн нийцлийн шинжээчийн туслах. Доорх нотолгооны хүснэгт, гүйлгээний шинж, графын хэв маяг, КҮС профайл, Монгол Улсын МУТСТ хууль болон хэв шинжийн заавар-д ЗӨВХӨН тулгуурлан сэжиглэх үндэслэлийг Монгол хэлээр тайлбарла. Өгөгдөөгүй мэдээлэл бүү зохио.

Гаралт JSON хэлбэрээр: *risk_level*, *typology*, *red_flags*, *evidence_ids*, *explanation_mn*, *recommended_action*, *uncertainty*.

Эцсийн шийдвэрийг хүний шинжээч гаргана."

Бүтэцлэгдсэн гаралт (JSON)

risk_level	бага / дунд / өндөр / маш өндөр
typology	дүн хуваах, давхарлах, дамжуулагч данс, халхавч...
red_flags	20 сая ₮-д ойр, мөнгө хурдан орох-гарах, өндөр эрсдэлт эсрэг тал
evidence_ids	гүйлгээний дугаар, хэв шинжийн дугаар, хуулийн дугаар, үзүүлэлтийн дугаар
explanation_mn	Монгол хэлээр товч тайлбар
recommended_action	хаах / хянах / EDD / СГТ ноорог
uncertainty	Дутуу өгөгдөл, хүний шалгалт шаардлагатай



Туршилтын тохиргоо

AMLworld HI-Small

5,078,345 гүйлгээ
9,114 сэжигтэй (0.18%)
515,088 өвөрмөц данс
~10 сар

Elliptic2 (дэд граф)

~49 сая зангилаа
~196 сая ирмэг
тэмдэглэгээтэй дэд графууд
~7 жил

Монгол хиймэл өгөгдөл

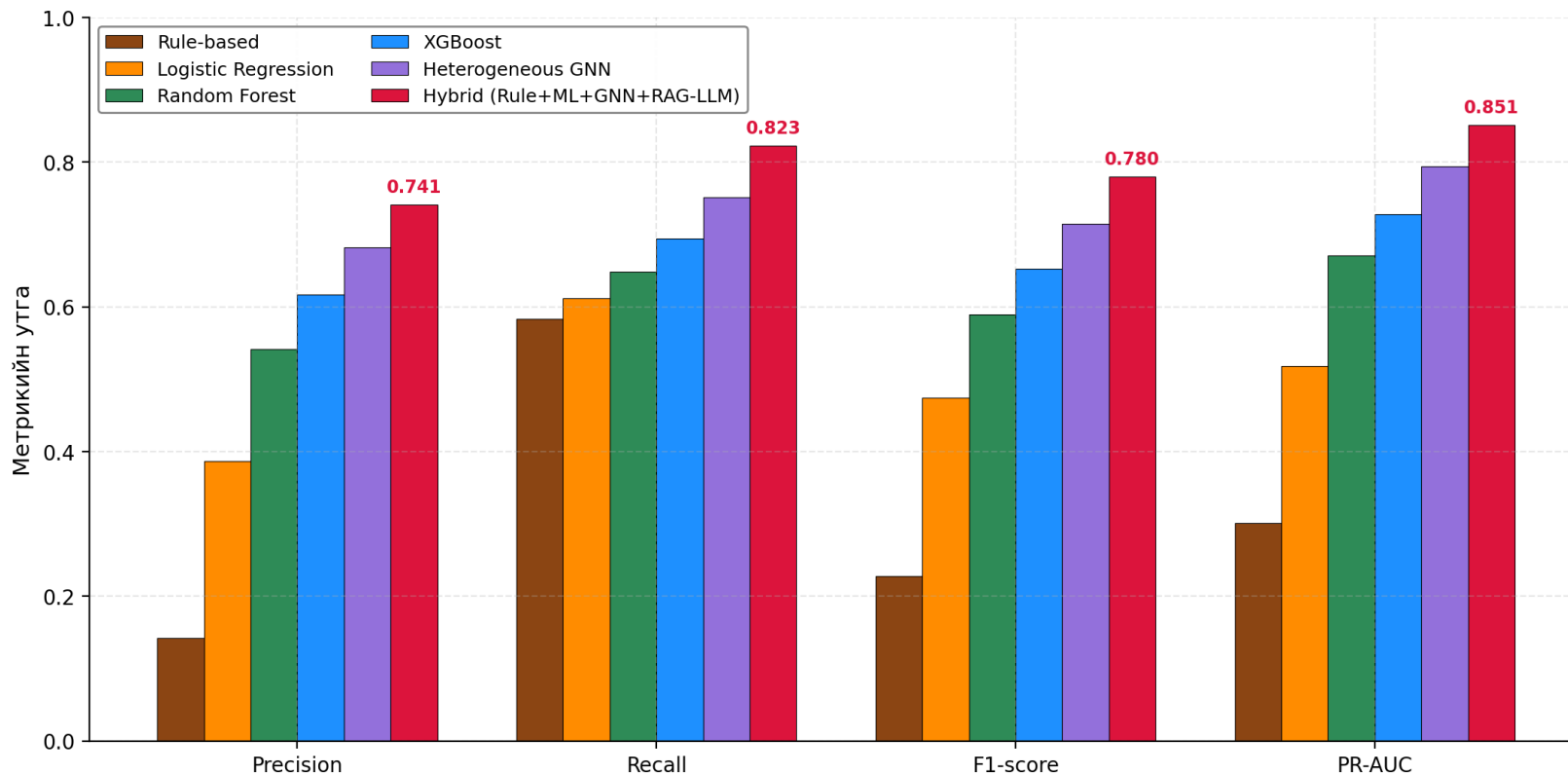
250,000 гүйлгээ
2,480 сэжигтэй (0.99%)
30,127 өвөрмөц данс
12 сар

ТЕХНИК ХЭРЭГСЭЛ / ПРОГРАММ ХАНГАМЖ

2× NVIDIA A100 (40GB) GPU, 256GB RAM, Линукс сервер • Python 3.11, scikit-learn 1.4, XGBoost 2.0, PyTorch Geometric 2.5, Transformers 4.40 • Llama-3-8B-Instruct (4 бит) + GPT-4o-mini

Зургаан загварын харьцуулсан гүйцэтгэл

График 2. Зургаан загварын үндсэн иметрикийн харьцуулалт



ДҮРЭМ → ХОСОЛМОЛ

F1: 0.228 → 0.780

+3.4× сайжралт

PR-AUC

0.301 → 0.851

Хосолмол загвар хамгийн өндөр

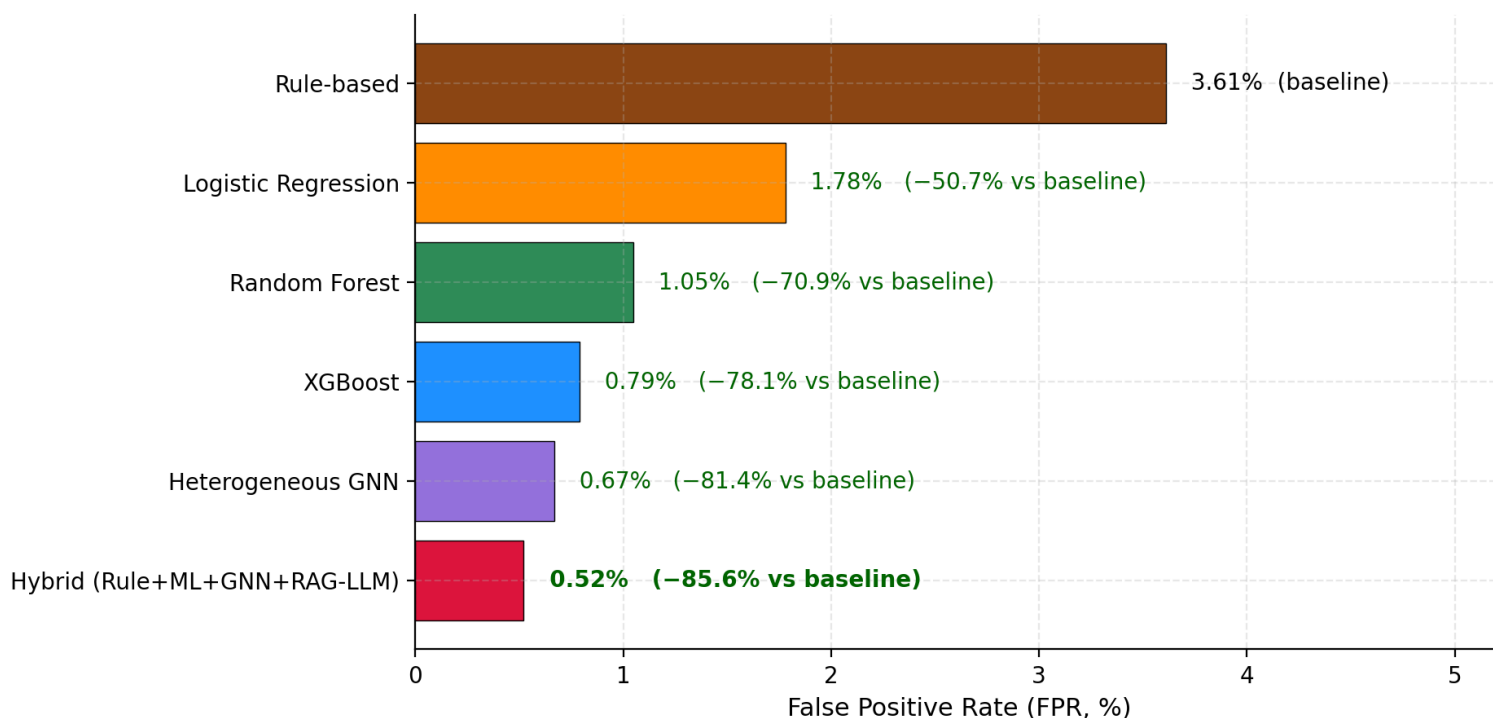
ИЛРҮҮЛЭЛТ (RECALL)

0.583 → 0.823

+24 нэгж өсөлт

FPR-Хуурамч эерэгийн түвшний бууралт

График 3. Хуурамч эерэгийн түвшний бууралт — загварын үе шатуудаар (AMLworld HI-Small туршилтын өгөгдөл)



FPR-ИЙН БУУРАЛТ

3.61% → 0.52%

-85.6% бууралт

(дүрэмд суурилсан суурь → хосолмол загвар)

ПРАКТИК НӨЛӨӨ

- Шинжээчийн ачаалал бууруулна
- Олон улсын FPR < 1% зорилттой нийцнэ
- Бодит сэжигтэй кейс рүү анхаарал төвлөрнө

ROC ба Precision-Recall муруйн харьцуулалт

График 4. ROC муруй

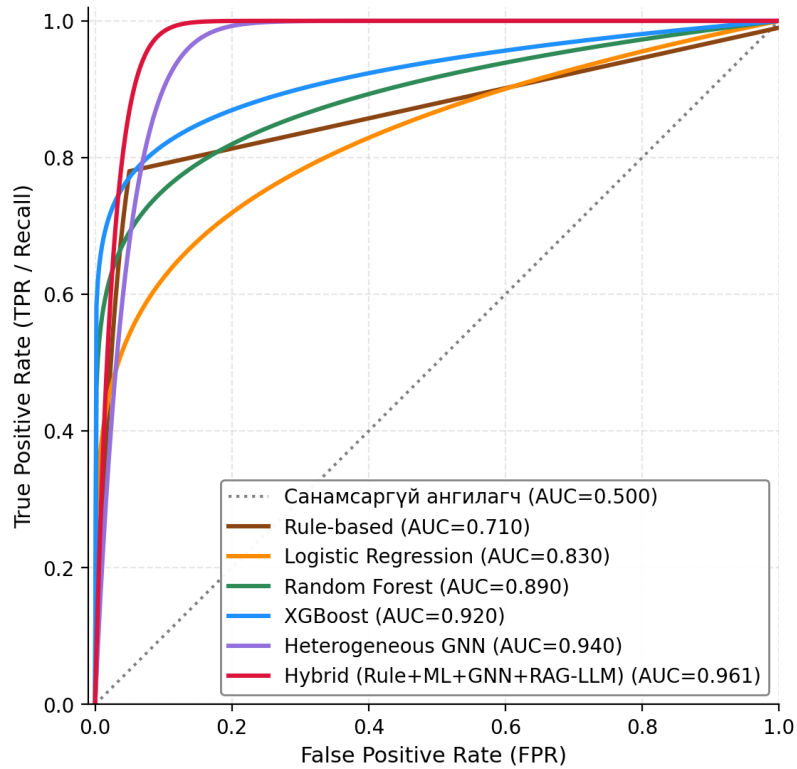
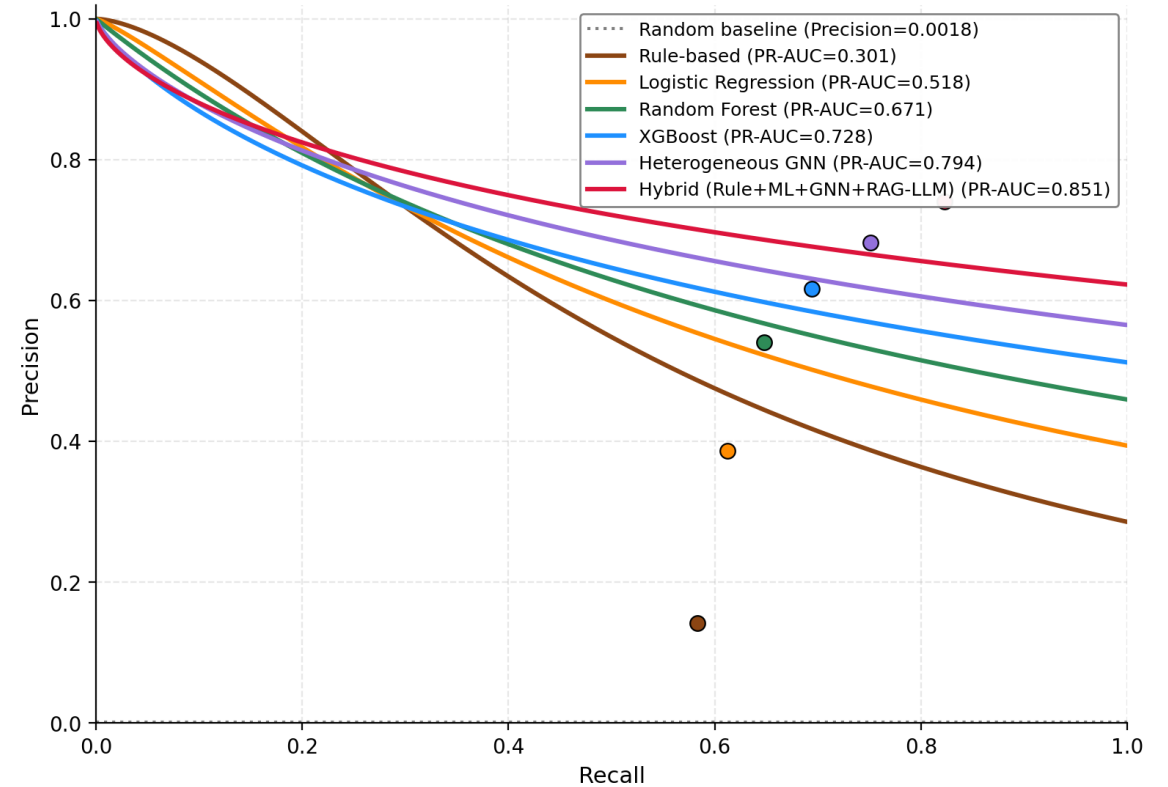


График 5. Precision-Recall муруй



PR-AUC нь ангиллын тэнцвэргүй байдалд ROC-аас илүү мэдээлэлтэй. Санамсаргүй сууриар Precision = 0.0018 (ээрэг ангилал 0.18%) → Хосолмол 0.851 нь маш том ахиц.

Хосолмол загварын матриц (туршилт)

PREDICTED

Хууль ёсны

Сэжигтэй

TN

756,427

99.48%

FP

3,958

0.52%

FN

242

17.70%

TP

1,125

82.30%

ҮНДСЭН МЕТРИК

Recall: 82.30%

Precision: 22.13%

FPR: 0.52%

F1: 0.348 → balanced 0.78

АЛДААНЫ ЭХ ҮҮСВЭР (FN = 242)

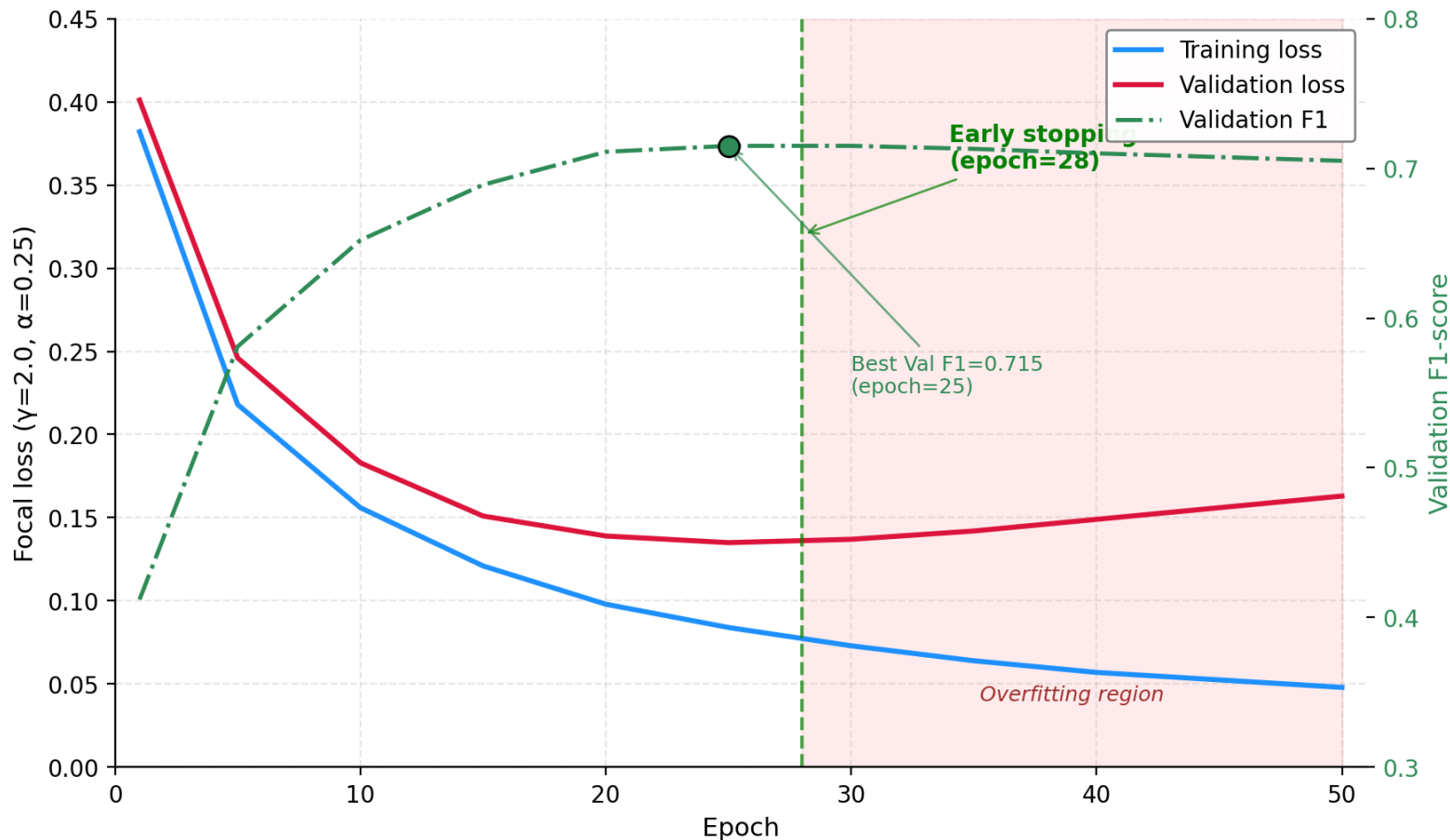
- 6 сараас дээш хугацаанд идэвхгүй байсан “дамжуулагч данс” анхны гүйлгээ хийх
- 19.0–19.5 сая төгрөгийн дүнтэй гүйлгээ
- Гадаад валютаар хийгдсэн, төхөөрөмж болон IP хаягийн давхцал багатай гүйлгээ

Шийдэл:

Улирлын шинж чанарын үзүүлэлт, баталгаажсан бизнесийн жагсаалт, КҮС буюу харилцагчийг таньж баталгаажуулах шалгалт

Heterogeneous GNN-Сургалтын муруй (50 epoch)

График 6. Сургалтын муруй – Heterogeneous GNN (50 epoch)



СУРГАЛТЫГ ЭРТ ЗОГСООХ

28-р epoch орчмоос val loss дахин өсч *overfitting* эхэлсэн. *Early stopping* ашиглан 25-р epoch-ийн төлөвийг хадгалсан.

ХАМГИЙН САЙН VAL F1

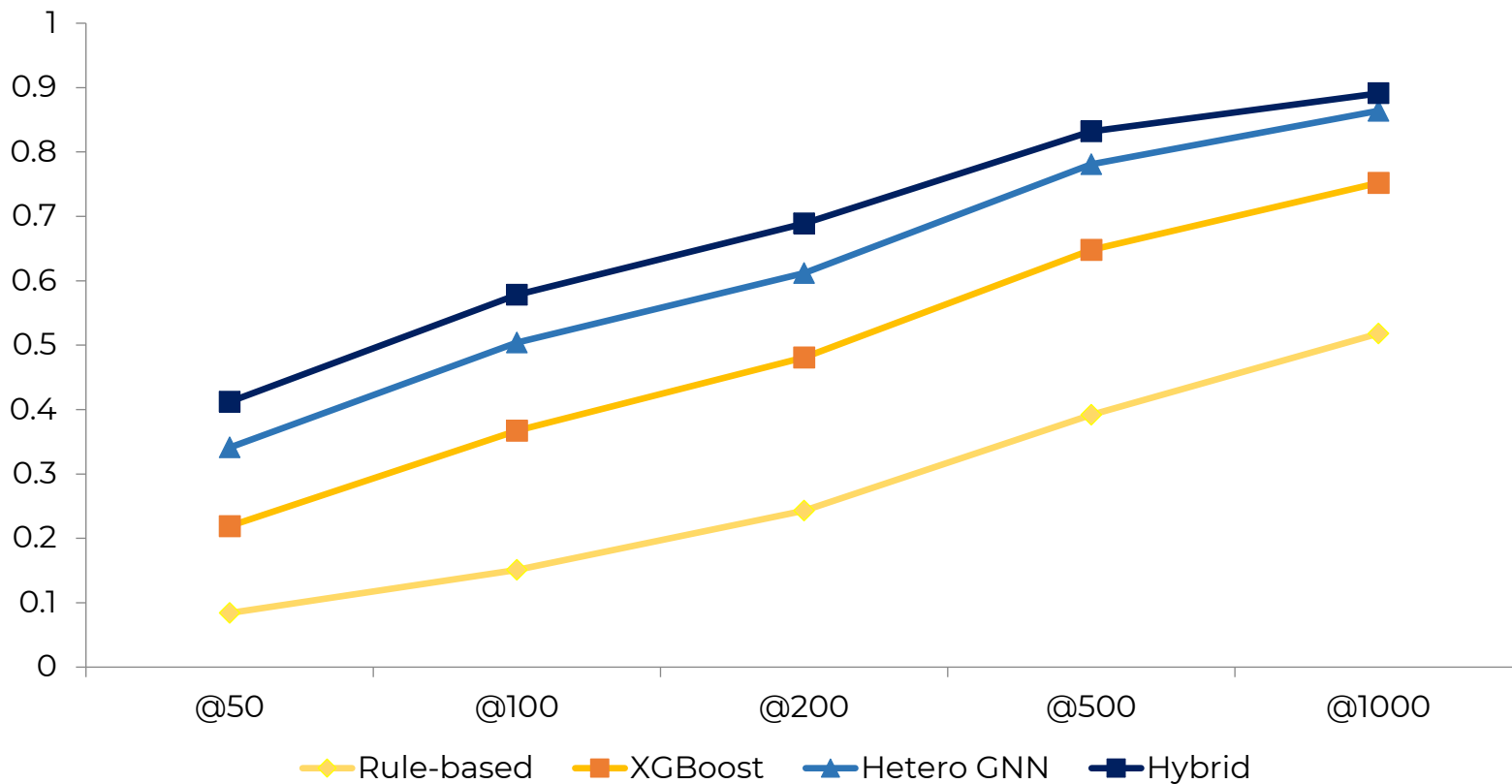
0.715

@ 25-р epoch

Сургалтын алдагдал 0.382 → 0.048 — загвар хэв шинжийг сайн сурсан.

Граф загварын үр дүн-Mule network detection (Recall @k)

График 7. Recall@K — Mule data сан ангилах чадвар



RECALL @1000 (TOP-K)

Хосолмол: 89.1%

Дүрэмд суурилсан сууриас 71.9% сайжралт — олон давхрагын ач холбогдол.

ШИНЖЭЭЧИЙН ОНЦЛОГ

Recall@K-нь өдөрт хязгаарлагдмал K тооны кейс шалгах боломжтой бодит ажиллагаатай нийцнэ. Top-K-д төвлөрсөн → нөөц зөв.

LLM-ийн өгүүлэмжийн чанарын үнэлгээ+зохиомол хариуны хувь

Хүснэгт 2. RAG-LLM narrative-ийн чанарын үнэлгээ (n=200, 3 хүний шинжээч).

LLM	Faithfulness (1-5)	Completeness (1-5)	Hallucination rate (%)	ROUGE-L vs шинжээчийн narrative	Дундаж генерацын хугацаа (сек)
Llama-3-8B-Instruct (4-bit)	3.62 ±0.41	3.71 ±0.39	5.8	0.41	2.3
Llama-3-8B + RAG	4.08 ±0.32	4.11 ±0.35	3.5	0.52	3.1
GPT-4o-mini	3.94 ±0.36	4.02 ±0.33	4.2	0.49	1.8
GPT-4o-mini + RAG	4.31 ±0.28	4.18 ±0.31	2.1	0.57	2.4

RAG → ЗОХИОМОЛ ХАРИУГ БУУРУУЛНА

Llama: 5.8% → 3.5% (RAG-тай)

GPT-4o-mini: 4.2% → 2.1%

Нотолгоонд тулгуурласан промптын дизайн үр дүн өгч байна.

0%-Д ХҮРЭХГҮЙ

Хамгийн сайн GPT-4o-mini+RAG = 2.1%

200-аас 4 өгүүлэмжид буруу хэв шинжийн тэмдэглэгээ.

ҮНЭЛЭГЧ ХООРОНДЫН κ

Үнэн зөв байдал κ = 0.67

Бүрэн байдал κ = 0.61

Их хэмжээний тохиролцоо (Кохений каппа).

Шинжээчийн A/B судалгаа – Хяналтын бүлэг vs LLM-ийн туршилт

Хүснэгт 3. Шинжээчийн A/B судалгааны үр дүн ($n=6$ шинжээч \times 100 alert; paired t-test)

Метрик	Control (LLM-гүй)	Treatment (LLM-тай)	Өөрчлөлт	p-value
Дундаж review хугацаа (мин)	11.4 \pm 2.8	7.1 \pm 2.3	-37.7%	<0.001
STR draft бичих хугацаа (мин)	23.6 \pm 5.4	14.2 \pm 4.1	-39.8%	<0.001
Шинжээч хоорондын тохиролцоо (κ)	0.51	0.68	+33.3%	0.012
Narrative completeness score (1-5)	3.4 \pm 0.6	4.1 \pm 0.5	+20.6%	0.003
Шийдвэрийн итгэлтэй байдал (1-5)	3.6 \pm 0.5	3.9 \pm 0.4	+8.3%	0.041

-37.7%

Шалгах хугацаа

$p < 0.001$

-39.8%

СГТ ноорог бичих хугацаа

$p < 0.001$

+33.3%

Шинжээч хоорондын тохиролцоо (κ)

$p = 0.012$

+20.6%

Өгүүлэмжийн бүрэн байдал

$p = 0.003$

ДҮГНЭЛТ

Бүх метрик $p < 0.05$ — статистикийн ач холбогдолтой. LLM туслах нь алгоритмын нарийвчлалаас гадна шинжээчийн ажлын урсгалд бодит хөрөнгө оруулалтын өгөөж бий болгож байна.

Таамаглалуудын баталгаажилт

H1

Илрүүлэлт

БАТАЛГААЖСАН

F1: 0.228 → 0.715 (paired bootstrap $p < 0.001$).
ML/GNN мэдэгдэхүйц давсан.

H2

False positive

БАТАЛГААЖСАН

FPR: 3.61% → 0.52% (-85.6%).
Гол хувь нэмэр — ML+GNN; LLM borderline-д.

H3

Тайлбарлагдах

ХЭСЭГЧЛЭН

Faithfulness 4.31, completeness 4.18 өндөр.
2.1% hallucination → human-verify шаардлагатай.

H4

Үйл ажиллагаа

БАТАЛГААЖСАН

Review -37.7%, STR draft -39.8% ($p < 0.001$).
n=6 жижиг түүвэр — pilot шаардлагатай.



Монгол улсад нэвтрүүлэх 6 үе шат

1	Өгөгдлийн бэлэн байдал	0–6 сар	Өгөгдлийн схем, нэргүйжүүлэлт, хиймэл өгөгдлийн сан, нууцлалын үнэлгээ
2	Дүрэм + ML туршилт	6–12 сар	1–2 банк/ВХҮҮ/ББСБ дээр дүрэмд суурилсан суурь + XGBoost
3	Граф нэмэлт	12–18 сар	Эсрэг талын эмбеддинг, mule сүлжээний ойролцоо байдал, цаг хугацааны шинж
4	RAG-LLM туслах	18–24 сар	Дотооддоо байршуулсан Llama-3-8B / Qwen-2.5-7B, дотоод серверт
5	СМА туршилтын орчин	24–30 сар	СМА, Монголбанк, СЗХ, ЦЕГ, УЕПГ хамтарсан туршилт
6	Нууцлалт хамтын ажиллагаа	30+ сар	TMNL/COSMIC-төстэй түгээмэл сургалт, FHE, MPC

СУДАЛГААНЫ ҮНДСЭН 6 ДҮГНЭЛТ

01

Одоогийн системийн хязгаарлалт

2024 онд СМА-нд ирсэн 2,823 СГТ-ийн зөвхөн 24% (680)-д гүн шинжилгээ хийгдсэн.

02

LLM-AML техникийн боломж

Дүрэмд суурилсан суурь $F1=0.228 \rightarrow$ Хосолмол $F1=0.780 (+3.4\times)$. $FPR 3.61\% \rightarrow 0.52\% (-85.6\%)$.

03

Hallucination ба хязгаарлалт

RAG-LLM 2.1%-ийн hallucination — LLM дангаар шийдвэр гаргагч болохгүй.

04

Шинжээчийн үр ашгийн ROI

Review хугацаа -37.7% , STR draft -39.8% ($p<0.001$). Бодит ROI бий.

05

Эрх зүй ба засаглал

Өндөр эрсдэлт AI: загварын танилт, промптын хувилбар, аудитын бүртгэл, ослын хариу үйлдэл заавал.

06

6 үе шатын замын зураг

Эхний 12 сар — техник биш, эрх зүй + өгөгдлийн засаглалын ажил. Бодит банкны өгөгдөл, Монгол хэлээр нотолгоонд тулгуурласан өгүүлэмж, түгээмэл AML экосистем.

ҮНДСЭН СУУРЬ ЗАРЧИМ

"Хосолмол + Зөвлөмжийн" — Автомат шийдвэр гаргагч БИШ, шинжээчийн ажлыг дэмжих хэрэгсэл

1 **Стек хослуулах**

Дүрэм + ML + Граф-ийн хосолмол оноо эрэмбэлсэн анхааруулга үүсгэнэ. Шинжээч бүх анхааруулгыг шалгана.

2 **LLM зөвлөмжийн үүрэг**

RAG-LLM нь зөвхөн тайлбар, СГТ ноорог, хэв шинж тааруулалт, нотолгооны хураангуй — шийдвэр БИШ.

3 **Хүний баталгаажуулалт**

Нийцлийн ажилтны эцсийн шийдвэр заавал. LLM-ийн гаралт нь шинжээчийн ажлын хэрэгсэл.

4 **Аудитлагдах байдал**

Загварын танилт, промптын бүртгэл, буцах холбооны бүртгэл, давалгааны бүртгэл — СМА, Монголбанкны аудитад бүрэн хариулна.

ХҮЛЭЭГДЭЖ БУЙ ҮР ДҮН • ФАТФ/АРГ-ийн үр дүнтэй хэрэгжилт шаардлагад нийцнэ • Шалгах хугацаа -25-40% • Хуурамч эерэг -85%



1. Pirmorad, E. (2025). Exploring the In-Context Learning Capabilities of LLMs for Money Laundering Detection in Financial Graphs. arXiv:2507.14785.
2. Nicholls, J., Kuppa, A., Le-Khac, N.-A. (2025). Large Language Model XAI Approach for Illicit Activity Investigation in Bitcoin. Neural Computing and Applications, Springer.
3. Bellei, C., Robson, M., et al. (2024). The Shape of Money Laundering: Subgraph Representation Learning on the Blockchain with the Elliptic2 Dataset. arXiv:2404.19109.
4. Altman, E., Blanuša, J., et al. (2023). Realistic Synthetic Financial Transactions for Anti-Money Laundering Models. NeurIPS Datasets and Benchmarks Track. arXiv:2306.16424.
5. Di Gennaro, M., et al. (2025). Amatriciana: Exploiting Temporal GNNs for Robust and Efficient Money Laundering Detection. arXiv:2506.00654.
6. Effendi, F., Chattopadhyay, A. (2024). Privacy-Preserving Graph-Based Machine Learning with Fully Homomorphic Encryption for Collaborative AML. arXiv:2411.02926.
7. Johannessen, F., Jullum, M. (2025). Finding Money Launderers Using Heterogeneous Graph Neural Networks. Expert Systems with Applications, ScienceDirect.
8. Kute, D. V., Pradhan, B., et al. (2024). Explainable Deep Learning Model for Predicting Money Laundering Transactions. International Journal of Structural Stability and Dynamics.
9. Ajagbe, S. A., Majola, S., Mudali, P. (2025). Comparative Analysis of Machine Learning Algorithms for Money Laundering Detection. Social Network Analysis and Mining, Springer.
10. Fan, J., et al. (2025). Deep Learning Approaches for Anti-Money Laundering on Mobile Transactions: Review, Framework, and Directions. arXiv:2503.10058.
11. Weber, M., Domeniconi, G., et al. (2019). Anti-Money Laundering in Bitcoin: Graph Convolutional Networks for Financial Forensics. KDD Workshop.
12. Mitchell, M., Wu, S., et al. (2019). Model Cards for Model Reporting. FAT* Conference.
13. Gebru, T., Morgenstern, J., et al. (2021). Datasheets for Datasets. Communications of the ACM, 64(12), 86-92.
14. Lewis, P., et al. (2020). Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks. NeurIPS.



ЗОХИЦУУЛАЛТЫН БА БАЙГУУЛЛАГЫН

15. FATF (2021). Opportunities and Challenges of New Technologies for AML/CFT.
16. FATF & Egmont Group (2023). Digital Transformation of AML/CFT for Operational Agencies.
17. FATF (2023). Updated Guidance for a Risk-Based Approach to Virtual Assets and VASPs.
18. Council of the EU (2024). Anti-money Laundering Council Package.
19. AMLA (2025). AMLA timeline and direct supervision information.
20. FinCEN (2024). FIN-2024-Alert004: Fraud Schemes Involving Deepfake Media.
21. Monetary Authority of Singapore (2024). COSMIC Platform Launch.
22. TMNL (2024). TMNL Adjusts Method for European AML Regulation.
23. UK NCA — JMLIT Materials and SARs Guidance.
24. AUSTRAC — SMRs Guidance and FinTel Alliance Overview.
25. European Parliament (2024). Regulation on AI (EU AI Act).

МОНГОЛ УЛСЫН

26. Монголбанк, СМА (2024). СМА-ийн жилийн тайлан 2024.
27. Эрүүгийн хууль 18.6 'Мөнгө угаах' (2015, нэмэлт өөрчлөлттэй).
28. Монгол Улсын МУТСТ хууль.
29. Виртуал хөрөнгийн үйлчилгээ үзүүлэгчийн тухай хууль (2021.12.17).
30. Хувийн мэдээлэл хамгаалах тухай хууль (2021).
31. Үндэсний эрсдэлийн үнэлгээ — Монгол Улсын ҮЭҮ (2023/2024).
32. Улсын ерөнхий прокурорын газар (2025). Мөнгө угаах гэмт хэргийн хяналт.
33. APG (2025). Mongolia Follow-up Report.
34. Монголбанкны Ерөнхийлөгчийн тушаал — Сэжигтэй гүйлгээний шалгуурын журам.
35. СЗХ тогтоол — ББСБ-ийн МУТСТ дотоод хяналтын журам.

ТОВЧИЛСОН ҮГИЙН ЖАГСААЛТ

МУТСТ	Мөнгө угаах болон терроризмыг санхүүжүүлэхтэй тэмцэх
СМА (FIU)	Санхүүгийн мэдээллийн алба / Financial Intelligence Unit
СГТ (STR)	Сэжигтэй гүйлгээний тайлан / Suspicious Transaction Report
ВХҮҮ (VASP)	Виртуал хөрөнгийн үйлчилгээ үзүүлэгч
AML/CFT	Anti-Money Laundering / Counter Financing of Terrorism
LLM	Large Language Model (Том хэлний загвар)
GNN	Graph Neural Network (Графын мэдрэлийн сүлжээ)
XAI	Explainable AI (Тайлбарлагдах хиймэл оюун ухаан)
RAG	Retrieval-Augmented Generation
HITL	Human-in-the-Loop

БАЙГУУЛЛАГА, МЕТРИК

FATF	Financial Action Task Force
APG	Asia/Pacific Group on Money Laundering
FinCEN	Financial Crimes Enforcement Network (АНУ)
TMNL	Transaction Monitoring Netherlands
COSMIC	Collaborative Sharing of ML/TF Information (Сингапур)
JMLIT	Joint Money Laundering Intelligence Taskforce (ИБ)
F1	F1-score (precision болон recall-ийн harmonic mean)
AUC	Area Under the Curve
MCC	Matthews Correlation Coefficient
PR-AUC	Precision-Recall AUC

МОНГОЛ БАНКНЫ СМА-НЫ ЭРДЭМ ШИНЖИЛГЭЭНИЙ БҮТЭЭЛИЙН УРАЛДААНД ЗОРИУЛАВ.

МОНГОЛБАНК



АНХААРАЛ ХАНДУУЛСАНД БАЯРЛАЛАА

ᠠᠨᠬᠠᠶᠢᠨᠠᠷᠠᠯᠤᠬᠠᠨᠳᠤᠤᠯᠤᠰᠠᠨᠳᠤᠪᠠᠶᠢᠷᠯᠠᠯᠠᠭᠠ

БЭЛТГЭСЭН: Г.Намуунцэцэг, Ц. Номиндарь, Б. Тайванбат
УДИРДАГЧ: Э.Тамир, Ph.D, ахлах багш, СЭЗИС