



**ШИНЭ МОНГОЛ ТЕХНОЛОГИЙН КОЛЛЕЖ
КОМПЬЮТЕРЫН УХААНЫ ТЭНХИМ**

Оюутны код: s21c033b

Оюутны овог нэр: Мөнхсүлд МӨНХДОРЖ

**МАШИН СУРГАЛТЫН АРГААР ХӨРӨНГИЙН ЗАХ ЗЭЭЛИЙН ЧИГ ХАНДЛАГЫГ
ТААМАГЛАХ АРИЛЖААНЫ БОТ
/ТӨГСӨЛТИЙН СУДАЛГААНЫ АЖИЛ/**

Удирдагч багш
Гүйцэтгэсэн оюутан

Н.СОРОНЗОНБОЛД
М.МӨНХДОРЖ

Улаанбаатар хот
2026 он

**ШИНЭ МОНГОЛ ТЕХНОЛОГИЙН КОЛЛЕЖ
КОМПЬЮТЕРЫН УХААНЫ ТЭНХИМ**

Төгсөлтийн судалгааны ажил
**МАШИН СУРГАЛТЫН АРГААР ХӨРӨНГИЙН ЗАХ ЗЭЭЛИЙН ЧИГ ХАНДЛАГЫГ
ТААМАГЛАХ АРИЛЖААНЫ БОТ**

**Гүйцэтгэгч: М.МӨНХДОРЖ
Удирдагч: Н.СОРОНЗОНБОЛД**

Улаанбаатар хот
2026 он

Хураангуй

Энэхүү судалгааны ажлаар машин сургалтын ансамбль аргуудыг ашиглан валютын зах зээл (Forex) дээрх EUR/USD хослолын үнийн чиг хандлагыг таамаглах, автомат арилжааны дохио үүсгэх систем болон гар утасны аппликейшн хөгжүүлсэн.

Системийн цөм нь LightGBM, XGBoost, CatBoost гэсэн гурван градиент нэмэгдүүлсэн шийдвэрийн модны (GBDT) ансамбль загвар юм. Загваруудыг 2015–2022 оны ~2.97 сая candle ашиглан сургаж, 2023 оны 371,000 candle-аар баталгаажуулж, 2024 оны 371,000 candle-д тестэлсэн. Walk-forward validation аргачлалыг хэрэглэж overfitting-ийн эрсдэлийг бууруулсан. 6 хугацааны интервалаас (M1–H4) нийт 48 техник индикатор тооцоолж, олон хугацааны хүрээний дүн шинжилгээг хэрэгжүүлсэн.

2025 оны backtest дүн: 10,000\$ анхны хөрөнгөөс 14,161.20\$ болж **+41.61%** өгөөж, **Profit Factor 2.46, Sharpe Ratio 9.64, хамгийн их уналт 3.93%** хүрсэн. React Native технологи дээр суурилсан “Predictrix” мобайл аппликейшн нь бодит цагийн ханш, ML дохио, эдийн засгийн мэдээ, хэрэглэгчийн баталгаажуулалт зэрэг бүрэн функцийг хэрэгжүүлсэн.

Түлхүүр үгс: машин сургалт, ансамбль загвар, валютын зах зээл, GBDT, XGBoost, LightGBM, CatBoost, техник шинжилгээ, арилжааны дохио, React Native, backtest

Abstract

This research develops an automated trading signal generation system and mobile application for predicting EUR/USD price movements in the Forex market using machine learning ensemble methods.

The core of the system is an ensemble of three Gradient Boosted Decision Tree (GBDT) models: LightGBM (496 trees), XGBoost (~400 trees), and CatBoost (499 trees). The models were trained on ~2.97 million bars from 2015–2022, validated on 371,000 bars from 2023, and tested on 371,000 bars from 2024. Walk-forward validation methodology was employed to mitigate overfitting risks. A total of 48 technical features were computed from 6 timeframes (M1, M5, M15, M30, H1, H4), implementing multi-timeframe analysis.

Backtest results for 2025: starting from \$10,000 initial capital, the system achieved \$14,161.20 final balance (+41.61% return), **Profit Factor 2.46, Sharpe Ratio 9.64, and Maximum Drawdown 3.93%**. The “Predictrix” mobile application, built with React Native, provides real-time exchange rates, ML signals, economic news, and user authentication.

Keywords: machine learning, ensemble model, foreign exchange market, GBDT, XGBoost, LightGBM, CatBoost, technical analysis, trading signals, React Native, backtesting

Гарчиг	
Хураангуй	i
Гарчиг	ii
Товчилсон үгсийн жагсаалт	iii
Хүснэгтийн жагсаалт	iv
Зургийн жагсаалт	v
1 Ажлын төлөвлөгөө	1
2 Удиртгал	2
2.1 Үндэслэл, ач холбогдол	2
2.2 Зорилго, зорилт	2
3 Судалгааны сэдвийн онол, өнөөгийн түвшин	3
3.1 Forex зах зээлийн таамаглалд машин сургалтыг хэрэглэсэн судалгаанууд	3
3.2 Техник шинжилгээний индикаторуудын судалгаа	4
3.3 Walk-Forward Validation ба санхүүгийн цаг хугацааны цуваа	5
3.4 Forex арилжааны аппликейшн ба технологийн хэрэгжүүлэлт	5
3.5 Төсөөтэй системүүд ба харьцуулалт	6
3.6 Бусад судалгааны ажлуудын дутагдал ба энэхүү ажлын хувь нэмэр	6
3.7 Бүлгийн дүгнэлт	7
4 Судалгааны арга зүй	8
4.1 Судалгааны арга барил	8
4.2 Системийн ерөнхий бүтэц	8
4.3 Өгөгдлийн урсгал	9
4.4 Өгөгдлийн бэлтгэл	10
4.5 AI загварын бүтэц ба сургалт	12
4.6 Дохио үүсгэх систем	14
4.7 MetaTrader 5 backtest	16
4.8 Backend серверийн хөгжүүлэлт	18
4.9 Мобайл аппликейшний хөгжүүлэлт	20
4.10 Загварын давталтат сайжруулалт	21
4.11 Бүлгийн дүгнэлт	22
5 Судалгааны үр дүн, дүгнэлт	23
5.1 Загварын сургалтын үр дүн	23
5.2 Backtest-ийн дүн	23
5.3 Гүйцэтгэлийн гүнзгий шинжилгээ	25
5.4 Хөгжүүлэлтийн үе шатуудын харьцуулалт	27
5.5 Overfitting шинжилгээ	28
5.6 Мобайл аппликейшний ажиллагаа	29
5.7 Дүгнэлт	29
Ном зүй	30
Хавсралт	32
Талархал	35

Товчилсон үгсийн жагсаалт

ML Machine Learning – Машин сургалт

AI Artificial Intelligence – Хиймэл оюун ухаан

GBDT Gradient Boosted Decision Trees – Градиент нэмэгдүүлсэн шийдвэрийн мод

XGBoost Extreme Gradient Boosting

LightGBM Light Gradient Boosting Machine

CatBoost Categorical Boosting

LSTM Long Short-Term Memory – Урт богино хугацааны санах ой

RSI Relative Strength Index – Харьцангуй хүчний индекс

ATR Average True Range – Дундаж жинхэнэ хүрээ

MACD Moving Average Convergence Divergence

SMA Simple Moving Average – Энгийн хөдөлгөөнт дундаж

EMA Exponential Moving Average – Экспоненциал хөдөлгөөнт дундаж

ADX Average Directional Index – Дундаж чиглэлийн индекс

CCI Commodity Channel Index

SL Stop Loss – Алдагдал зогсоох

TP Take Profit – Ашиг авах

API Application Programming Interface

REST Representational State Transfer

JWT JSON Web Token

OHLCV Open, High, Low, Close, Volume

MT5 MetaTrader 5

PF Profit Factor – Ашгийн коэффициент

DD Drawdown – Уналт

RR Risk-Reward Ratio – Эрсдэл-өгөөжийн харьцаа

CORS Cross-Origin Resource Sharing

WSGI Web Server Gateway Interface

CSV Comma-Separated Values

Хүснэгтийн жагсаалт

Хүснэгт 4.1.	Түүхэн өгөгдлийн хэмжээний хураангуй	10
Хүснэгт 4.2.	Техник индикаторын жагсаалт (интервал бүрд)	11
Хүснэгт 4.3.	Walk-Forward Validation – өгөгдлийн хуваалт	11
Хүснэгт 4.4.	Загвар бүрийн гол гиперпараметрууд	13
Хүснэгт 4.5.	Expert Advisor-ийн тохиргооны параметрууд	17
Хүснэгт 4.6.	Системийн үнэлгээний шалгуур үзүүлэлтүүд	17
Хүснэгт 4.7.	Backend серверийн технологийн стек	18
Хүснэгт 4.8.	Гол API endpoint-ууд (бүлгээр)	19
Хүснэгт 4.9.	Мобайл аппликейшний технологийн стек	20
Хүснэгт 5.1.	Загварын нарийвчлалын хэмжүүрүүд	23
Хүснэгт 5.2.	Загвар бүрийн онцлог	23
Хүснэгт 5.3.	MetaTrader 5 backtest-ийн дүн (Phase 7)	23
Хүснэгт 5.4.	Эрсдэлийн гол хэмжүүрүүд	25
Хүснэгт 5.5.	Phase 6 ба Phase 7-ийн харьцуулалт	27
Хүснэгт 5.6.	Бенчмарк харьцуулалт	28
Хүснэгт 5.7.	2025 оны дохионы жишээ	35

Зургийн жагсаалт

Зураг 4.1.	Системийн үндсэн ойлголт – өгөгдлөөс трейдер хүртэлх урсгал	8
Зураг 4.2.	Системийн гурван давхаргат бүтэц	9
Зураг 4.3.	Өгөгдлийн урсгалын диаграмм (Data Flow Diagram)	9
Зураг 4.4.	Walk-Forward Validation – цаг хугацааны дарааллыг хадгалсан өгөгдлийн хуваалт	12
Зураг 4.5.	GBDT ансамбль загварын архитектур	13
Зураг 4.6.	Дохионы шүүлтүүрийн юүлүүр диаграмм – 359,639 таамгаас 1,065 чанартай дохио	15
Зураг 4.7.	Дохио үүсгэх дарааллын диаграмм (Sequence Diagram)	16
Зураг 4.8.	Мобайл аппликейшний хэрэглэгчийн навигацийн урсгал	20
Зураг 4.9.	Хэрэглэгчийн бүртгэл ба нэвтрэлтийн дарааллын диаграмм (Sequence Diagram)	21
Зураг 4.10.	Загварын давталтат сайжруулалтын үе шатууд ба гол өөрчлөлтүүд	22
Зураг 5.1.	Equity муруй – \$10,000-аас \$14,161.20 хүртэл (+41.61%)	24
Зураг 5.2.	Сарын гүйцэтгэл – ашиг (\$) ба win rate (%)	24
Зураг 5.3.	Уналтын шинжилгээ (Max Drawdown: 3.93%)	25
Зураг 5.4.	Итгэлцлийн утга ба таамаглалын нарийвчлалын хамаарал	26
Зураг 5.5.	Техник индикаторын ач холбогдол (Top 20)	26
Зураг 5.6.	Phase 6 ба Phase 7-ийн харьцуулалт	27
Зураг 5.7.	Phase 6 ба Phase 7 харьцуулалтын хүснэгт	28

1. Ажлын төлөвлөгөө

Оюутны нэр: М.МӨНХДОРЖ

Удирдагч багшийн нэр: Н.СОРОНЗОНБОЛД

Судалгааны ажлын сэдэв: Машин сургалтын аргаар хөрөнгийн зах зээлийн чиг хандлагыг таамаглах арилжааны бот хөгжүүлэх

Сар	Долоо хоног	Төлөвлөгөө	Гүйцэтгэл
10 сар	1	Сэдэв сонгох, судалгааны чиглэл тодорхойлох	✓
	2	Forex арилжаа, ML онолын судалгаа хийх	✓
	3	Yahoo Finance API-аас EUR/USD өгөгдөл цуглуулах	✓
	4	Өгөгдлийн урьдчилсан боловсруулалт хийх	✓
11 сар	1	70+ техникийн индикатор хөгжүүлэх (RSI, MACD, BB, ATR)	✓
	2	XGBoost, LightGBM, Random Forest модел цурах	✓
	3	Stacking Ensemble модел хөгжүүлэх, backtesting хийх	✓
	4	Flask REST API сервер, React Native апп хөгжүүлэх	✓
12 сар	1	ТСА Үзлэг 1	✓
	2	Төгсөлтийн тайлан бичиж эхлэх	✓
	3	Тайлангийн 1-2 бүлэг бичих	✓
	4	Тайлангийн 3 бүлэг бичих	✓
1 сар	1	Тайлангийн 4 бүлэг бичих	✓
	2	Тайлангийн 5 бүлэг бичих	✓
	3	График, хүснэгт, үр дүнг боловсруулах	✓
	4	Тайланг засварлах, форматлах	✓
2 сар	1	Тайлангийн эцсийн засвар	✓
	2	Ном зүй, хавсралт бэлдэх	✓
	3	Хамгаалалтын слайд бэлдэх	✓
	4	Хамгаалалтын бэлтгэл хийх	✓
3 сар	1	ТСА Үзлэг 2	<input type="checkbox"/>
	2	Засвар хийх, санал хүсэлтийг тусгах	<input type="checkbox"/>
	3	Код тайлбар, баримтжуулалт	<input type="checkbox"/>
	4	Хамгаалалтын дадлага хийх	<input type="checkbox"/>
4 сар	1	Эцсийн засвар хийх	<input type="checkbox"/>
	2	Слайд сайжруулах	<input type="checkbox"/>
	3	Хамгаалалтын бэлтгэл	<input type="checkbox"/>
	4	ТСА урьдчилсан хамгаалалт	<input type="checkbox"/>
5 сар	1	ТСА урьдчилсан хамгаалалт	<input type="checkbox"/>
	2	ТСА урьдчилсан хамгаалалт	<input type="checkbox"/>
	3	Эцсийн засвар, сайжруулалт	<input type="checkbox"/>
	4	ТСА үндсэн хамгаалалт	<input type="checkbox"/>

Удирдагч багш:

/Н.СОРОНЗОНБОЛД/

Гүйцэтгэсэн оюутан:

/s21c033b, М.МӨНХДОРЖ/

2. Удиртгал

2.1. Үндэслэл, ач холбогдол

Валютын зах зээл (Foreign Exchange буюу Forex) нь дэлхийн хамгийн том санхүүгийн зах зээл бөгөөд өдөр тутмын арилжааны хэмжээ 7.5 их наяд ам.долларт хүрдэг [1]. Энэхүү зах зээл нь 24 цагийн турш ажилладаг, олон улсын эдийн засаг, геополитик нөхцөл байдал, төв банкуудын бодлого зэрэг олон тооны хүчин зүйлээс хамаардаг нь үнийн хөдөлгөөнийг таамаглахад ихээхэн хүндрэлийг учруулдаг.

Уламжлалт техник дүн шинжилгээний аргууд нь хүний туршлага, мэдлэгт тулгуурладаг тул хэлбэлзэл ихтэй, өндөр савалгаатай арилжаанд тэдгээрийн үр ашиг хязгаарлагдмал байдаг. Мөн хүний шийдвэр нь сэтгэл хөдлөл, субъектив үнэлгээнээс шалтгаалан алдаа гарах магадлал өндөр байдаг.

Сүүлийн жилүүдэд машин сургалт (Machine Learning) болон хиймэл оюун ухааны технологиуд санхүүгийн салбарт өргөн хэрэглэгдэж эхэлсэн. Gradient Boosted Decision Trees (GBDT), нейрон сүлжээ зэрэг орчин үеийн алгоритмууд нь том хэмжээний өгөгдөл боловсруулж, нарийн төвөгтэй хэв маягуудыг илрүүлэх чадвартай болсон [2, 3]. Гэвч overfitting-ийн асуудал, практик хэрэглээний хүртээмжийн дутагдал, дан загварын хязгаарлалт зэрэг сорилтууд одоо ч байсаар байна.

Энэхүү судалгаа нь ансамбль загваруудын хослол, walk-forward validation аргачлал, олон хугацааны интервалаас техник индикаторын инженерчлэл (Feature Engineering) ашигласнаар Forex таамаглалын судалгаанд хувь нэмэр оруулж, илүү найдвартай, тогтвортой систем бүтээх боломжийг судална. Түүнчлэн хувь хүн, жижиг арилжаачдад хүртээмжтэй, хэрэглэхэд хялбар, үнэ төлбөргүй систем нь Forex зах зээлд оролцох боломжийг нээж өгч, Монгол Улсын FinTech салбарын хөгжилд хувь нэмрээ оруулах боломжтой.

2.2. Зорилго, зорилт

Судалгааны зорилго

Энэхүү судалгааны ажлын гол зорилго нь **машин сургалтын ансамбль аргуудыг ашиглан EUR/USD валютын хослолын үнийн чиг хандлагыг таамаглах, автомат арилжааны дохио үүсгэх найдвартай систем болон хэрэглэгчдэд хүртээмжтэй гар утасны аппликейшн хөгжүүлэх** явдал юм.

Судалгааны зорилтууд

Дээрх зорилгод хүрэхийн тулд дараах зорилтуудыг дэвшүүлсэн:

1. Forex валютын зах зээл болон машин сургалтын таамаглалын аргуудын судалгааны үндэслэлийг бий болгох.
2. Ансамбль загваруудын хослол, олон хугацааны интервалын дүн шинжилгээ, walk-forward validation аргачлал бүхий найдвартай арилжааны дохионы систем хөгжүүлэх.
3. Бодит зах зээлийн нөхцөлд системийн практик үр дүн, эрсдэл, ашигт ажиллагааг шалгаж үнэлэх.
4. Хэрэглэгчдэд хүртээмжтэй, ойлгомжтой интерфейс бүхий гар утасны аппликейшн бүтээж, ML дохио болон зах зээлийн мэдээллийг нэгтгэх.

3. Судалгааны сэдвийн онол, өнөөгийн түвшин

3.1. Forex зах зээлийн таамаглалд машин сургалтыг хэрэглэсэн судалгаанууд

Уламжлалт машин сургалтын аргууд

Forex зах зээлийн таамаглалд машин сургалтын аргыг хэрэглэсэн эрт үеийн судалгаанууд нь голчлон neural networks болон support vector machines (SVM)-д төвлөрч байсан. Kamruzzaman ба Sarker (2003) нь нейрон сүлжээг ашиглан валютын ханш таамаглахад 81%-ийн нарийвчлал хүрсэн [4]. Гэвч судалгааны дараах сул талууд байна:

- Зөвхөн нэг валютын хослолд хязгаарлагдсан
- Overfitting-ийн асуудлыг тодорхой авч үзээгүй
- Backtest хийгээгүй

Kumar ба Thenmozhi (2006) нь SVM-ийг ашиглан USD/INR хослолыг судалж 67%-ийн нарийвчлал авсан боловч модел нь зах зээлийн горимын өөрчлөлтөд мэдрэмтгий байсан [5].

Random Forest болон Gradient Boosting аргууд нь санхүүгийн зах зээлийн таамаглалд илүү тогтвортой үр дүн үзүүлдэг. Ballings, Van den Poel, Hespeels, болон Gryn (2015) нь хувьцааны үнийн чиглэл таамаглахад олон машин сургалтын загваруудыг харьцуулан үнэлж, **ансамбль аргууд нь дангаар ажилладаг загваруудаас 3–7% нарийвчлалын ахиц хүрсэн** гэж тогтоосон [6]. Гэсэн хэдий ч, Forex зах зээлд энэ аргуудыг бүрэн туршиж үзээгүй нь судалгааны ажлуудын дутагдалтай тал хэвээр байна.

Гүн сургалтын аргууд

Сүүлийн жилүүдэд Long Short-Term Memory (LSTM) болон гүн нейрон сүлжээ (DNN) нь санхүүгийн цаг хугацааны цуваа таамаглалд түгээмэл ашиглагдаж эхэлсэн. Fischer ба Krauss (2018) нь LSTM-ийг S&P 500 хувьцааны зах зээлд хэрэглэж, уламжлалт аргуудаас давуу гүйцэтгэлтэй байсныг харуулсан [7]. Zhang нар (2019) нь LSTM сүлжээг алтны үнэ таамаглахад хэрэглэж 58.7% нарийвчлал авсан [8].

Гэсэн хэдий ч, **гүн сургалтын аргуудын дараах сул талууд** илэрхий байна [9]:

- **Тайлбарлах боломжгүй (black-box):** Санхүүгийн шийдвэр гаргалтанд шаардлагатай тайлбарлах чадвар дутмаг
- **Их параметр, удаан сургалт:** 100,000+ параметртэй, өгөгдөл их шаарддаг
- **Overfitting-д эмзэг:** Түүхэн өгөгдөлд хэт тохирч, шинэ зах зээлийн нөхцөлд муу ажилладаг
- **Тогтворгүй:** Анхны параметрээс их хамаардаг

Krauss нар (2017) нь гүн нейрон сүлжээ болон gradient-boosted trees загваруудыг S&P 500 дээр харьцуулж, **GBDT загварууд илүү тогтвортой үр дүн үзүүлсэн** гэж дүгнэсэн [9]. Энэ нь бидний судалгаанд GBDT ансамбль загваруудыг ашиглах үндэслэл болж байна.

Gradient Boosted Decision Trees санхүүгийн салбарт

GBDT нь Friedman (2001)-ийн боловсруулсан аргачлал бөгөөд олон шийдвэрийн мод (decision tree)-ийг дараалан нэмж, алхам бүрд өмнөх загварын үлдэгдэл алдааг (gradient) бууруулж сургадаг [10]. Gu, Kelly, болон Xiu (2020) нь 150+ оролтын хувьсагчтай GBDT загварыг хувьцааны өгөөж таамаглахад хэрэглэж, **гүн сургалтын загваруудтай харьцуулахад илүү нарийвчлалтай** байсныг тогтоосон [11]. Тэд мөн GBDT загваруудын дараах давуу талуудыг дурдсан:

- Tabular өгөгдөлд тохирсон feature interaction-г олж илрүүлдэг

- Цөөн параметртэй – хурдан сургаж болно
- Feature importance хялбар тооцоолох – тайлбарлах боломжтой
- Outlier-д мэдрэмтгий бус

XGBoost [2], LightGBM [3], CatBoost [12] нь GBDT-ийн орчин үеийн хэрэгжүүлэлт бөгөөд өөр өөр онцлогтой. XGBoost нь L1/L2 regularization давуу тал, LightGBM нь хурдтай боловч overfitting-д илүү эмзэг, CatBoost нь ordered boosting ашиглан target leakage-аас сэргийлдэг. Гэсэн хэдий ч, эдгээр загваруудыг Forex зах зээлд ансамбль хэлбэрээр хэрэглэж, харьцуулсан судалгаа маш хомс байна.

Ансамбль аргуудын санхүүгийн хэрэглээ

Ансамбль аргын үндсэн санаа нь олон загварын таамгийг нэгтгэснээр нэг загварын алдааг нөхөж чаддагт оршино [13]. Breiman (2001) Random Forest аргаар олон модыг параллель сургаж, average-ээр нэгтгэх замаар variance-г бууруулсан [14]. Sezer нар (2020) нь хувьцааны зах зээлийн таамаглалд машин сургалтын аргуудыг тоймлосон судалгаандаа **ансамбль аргууд нь дангаар ажилладаг загваруудаас тогтмол давуу гүйцэтгэлтэй байдгийг** тэмдэглэсэн [15].

Өмнөх судалгаануудын дутагдалтай талууд:

- Ихэнх нь хувьцааны зах зээлд төвлөрсөн – Forex зах зээлийн онцлог (24/5 арилжаа, макро эдийн засгийн event-ийн нөлөөлөл, ам.доллар индекс) харгалзаагүй
- Дан загвар эсвэл нэг төрлийн ансамбль (жишээ нь зөвхөн Random Forest) хэрэглэсэн – **өөр өөр алгоритмуудын (XGBoost, LightGBM, CatBoost) ансамбль судлаагүй**
- Walk-forward validation хийж, цаг хугацааны leak-аас сэргийлээгүй
- Практик хэрэглээ (мобайл аппликейшн, бодит цагийн дохио үүсгэх) хэрэгжүүлээгүй
- Олон хугацааны интервалын (multi-timeframe) өгөгдөл хангалттай ашиглаагүй

3.2. Техник шинжилгээний индикаторуудын судалгаа

Индикаторын үр дүнтэй байдлын харьцуулалт

Murphy (1999) нь техник шинжилгээний системчилсэн танилцуулга өгсөн боловч эмпирик баталгаажуулалт дутмаг байсан [16]. Fama (1970)-ын Efficient Market Hypothesis (EMH)-аар техник дүн шинжилгээ үр дүнгүй байх ёстой гэсэн боловч, Lo нар (2000) нь нарийвчилсан статистик тестээр **техник аргууд статистик ач холбогдолтой үр дүн өгч чадах** үндэслэлийг нотолсон [17, 18]. Энэ нь EMH нь зах зээлийн бүх төрөлд бүрэн хамаарна гэсэнтэй маргаж байна.

Olson (2004) нь RSI, MACD, Stochastic индикаторуудыг Forex зах зээлд судалж, **нэг индикатор дангаараа тогтвортой үр дүн өгч чадахгүй** гэж дүгнэсэн [19]. Тэр өөр хугацааны chart (daily vs hourly) дээр ялгаатай үр дүн гарч, индикаторууд нь зах зээлийн нөхцөлөөс хамаардаг гэж тэмдэглэсэн. Энэ нь **олон индикаторыг хослуулан, олон хугацааны интервалаас ашиглах** шаардлагатайг харуулж байна – энэхүү судалгаанд 48 индикатор 6 хугацааны интервалаас (M1, M5, M15, M30, H1, H4) тооцоолсон шалтгаан.

Brock нар (1992) нь moving average crossover стратегиудыг судалж, тодорхой нөхцөлд ашигтай байж болохыг харуулсан боловч **transaction cost-ыг тооцох үед ашиг ихээхэн багассан** [20]. Энэ нь MetaTrader 5 backtest-д spread (EUR/USD дээр 1.5 pips), slippage (0.5 pips), swap тооцоолох шаардлагатайг баталж байна. Marshall нар (2008) нь emerging markets дээр техник аргуудын үр дүнтэй ажилладаг төдий засвартай (developed) зах зээл дээр үр дүн муудаж байгааг тогтоосон [21].

Индикаторуудын хослуулалт ба feature engineering

Park ба Irwin (2007) нь 95 судалгааг тоймлон, техник шинжилгээний аргууд 1995 хүртэл үр дүнтэй байсан боловч сүүлийн жилүүдэд үр дүн буурч байгааг тогтоосон – энэ нь **зах зээлийн дасан зохицох чадвар (adaptive efficiency)-ын** илрэл [22]. Энэ нь дангаар ашиглавал үр дүнгүй боловч машин сургалтын загварт feature-ээр хэрэглэхэд илүү ашигтай байж болно гэсэн үг.

Техник индикаторууд нь GBDT загварт оролтын хувьсагч (feature) болж ашиглагдахад үр дүнтэй. Гэвч өмнөх судалгаануудын ихэнх нь зөвхөн нэг хугацааны интервалын (жишээ нь зөвхөн цагийн буюу өдрийн chart) өгөгдлийг ашигласан. Энэ нь чухал мэдээллийг алдах эрсдэлтэй: жишээлбэл 1 минутын chart дээр богино хугацааны эргэлт харагддаг ч 4 цагийн chart дээр урт хугацааны чиг хандлага тодорхой гарч ирдэг. Тэдгээрийг хамтад нь ашигласнаар загвар нь зах зээлийн дүр зургийг олон өнцгөөс харж чаддаг. Энэхүү судалгаанд M1, M5, M15, M30, H1, H4 гэсэн 6 хугацааны интервал болон 48 индикатор тооцоолж загварт оруулсан нь өмнөх судалгаануудаас ялгарах гол онцлог юм.

3.3. Walk-Forward Validation ба санхүүгийн цаг хугацааны цуваа

Уламжлалт k-fold cross-validation нь санхүүгийн цуваа өгөгдөлд тохиромжгүй, учир нь цаг хугацааны дарааллыг зөрчиж, look-ahead bias үүсгэдэг. Pardo (2008) нь walk-forward validation (WFOV)-г танилцуулж, энэхүү аргачлал нь цаг хугацааны дарааллыг хадгалж, загварыг ирээдүйн өгөгдөл дээр шалгахад илүү бодит болохыг харуулсан [23].

Walk-forward validation-ийн давуу талууд:

- **Ирээдүйн өгөгдөл сургалтад нэвтрэхээс сэргийлдэг:** Загварыг сургах үед зөвхөн тухайн цэгийн өмнөх өгөгдлийг ашигладаг тул ирээдүйн мэдээлэл алдагдахгүй
- **Зах зээлийн нөхцөл өөрчлөгдөхийг илрүүлдэг:** Цаг хугацааны явцад зах зээлийн зан төлөв өөрчлөгдөж байдаг бөгөөд WFOV нь загварын гүйцэтгэлийн хэлбэлзлээр энэ өөрчлөлтийг илрүүлж чаддаг
- **Бодит арилжааны нөхцөлийг дуурайдаг:** Загвар нь таамаглал хийх үед зөвхөн өнгөрсөн өгөгдлийг хардаг – яг бодит арилжаан дахь шийдвэр гаргалттай адил

Bailey нар (2014) нь санхүүгийн загваруудын overfitting-ийн эрсдэлийг задлан, **олон параметр туршилт (parameter tuning) хийх нь in-sample үр дүнг сайжруулна гэхдээ out-of-sample дээр муудна** гэж анхааруулсан [24]. Энэ нь WFOV ашиглах чухал шалтгаан – энэхүү судалгаанд 2015–2022 (сургалт), 2023 (баталгаажуулалт), 2024 (тест), 2025 (backtest) гэж тусгаарлаж, overfitting-аас сэргийлсэн.

3.4. Forex арилжааны аппликейшн ба технологийн хэрэгжүүлэлт

Мобайл арилжааны технологи

Гар утасны арилжааны аппликейшнууд санхүүгийн салбарт хурдацтай нэвтэрч байна. Charles Schwab-ийн 2023 оны судалгаагаар хөрөнгө оруулагчдын 60%-аас дээш нь гар утсаар арилжаа хийдэг болсон. React Native [25] нь JavaScript дээр суурилсан мобайл хөгжүүлэлтийн фреймворк бөгөөд нэг програмын кодоор Android аппликейшн хурдан хөгжүүлэхэд тохиромжтой. Eisenman (2018) нь React Native-ийн давуу тал нь хурдан хөгжүүлэлт, кодыг дахин ашиглах боломжтой боловч гүйцэтгэл нь цэвэр үндсэн аппликейшнаас бага зэрэг унадаг нь тогтоогдсон [26].

Backend технологи ба API design

Backend систем нь Flask framework дээр хөгжүүлсэн. Flask нь Python-д зориулсан хөнгөн, уян хатан веб framework бөгөөд RESTful API үүсгэхэд тохиромжтой [27]. Энэ нь бодит цагийн өгөгдөл (Yahoo Finance API) татах, ML загварууд ажиллуулах, мобайл app-д RESTful API-аар мэдээлэл дамжуулах боломжийг олгоно.

3.5. Төсөөтэй системүүд ба харьцуулалт

Бидний санал болгож буй “Predictrix” системтэй төстэй, зах зээлд байгаа зарим мобайл аппликейшн болон open source системүүдийг харьцуулан судлав.

Зах зээлд байгаа төсөөтэй аппликейшнууд

1. AlgoTrade 3

Kin Fung Wong-ийн хөгжүүлсэн “AlgoTrade 3” нь арилжааны стратегиудыг симуляци хийх, backtest хийх зориулалттай мобайл аппликейшн юм. Энэ нь өдөр тутмын (Daily) хувьцааны өгөгдөл дээр үндэслэн стратегиудыг турших боломжийг олгодог.

- *Ялгаа:* Энэхүү апп нь бодит цагийн Forex дохио өгдөггүй, зөвхөн түүхэн өгөгдөл дээрх симуляцид төвлөрсөн. Мөн зөвхөн Daily timeframe ашигладаг тул өдрийн (intraday) арилжаанд тохиромжгүй. Харин “Predictrix” нь M1–H4 олон timeframe ашиглан бодит цагийн дохио үүсгэдэг.

2. Tradlgo: Algo Trade & Screener (Android)

ZSCALE TECH-ийн хөгжүүлсэн “Tradlgo” нь хиймэл оюун ухаан ашиглан хэрэглэгчийн бичсэн энгийн текстээс (Natural Language) арилжааны стратеги үүсгэх, код бичихгүйгээр (no-code) автоматжуулах боломжийг олгодог платформ юм.

- *Ялгаа:* Tradlgo нь хэрэглэгчийг өөрөө стратегиа бүтээхэд туслах хэрэгсэл (tool) юм. Харин “Predictrix” нь бэлэн сургагдсан, баталгаажсан мэргэжлийн GBDT ансамбль загварыг санал болгож, хэрэглэгчээс нарийн мэдлэг шаардахгүйгээр бэлэн дохио өгдгөөрөө ялгаатай.

Харьцуулсан судалгаа ба open source системүүд

1. GBDT загваруудыг санхүүгийн салбарт хэрэглэсэн судалгаанууд:

Hancock ба Khoshgoftaar (2020) нь санхүүгийн өгөгдөл дээр XGBoost, LightGBM, CatBoost загваруудыг харьцуулан судалсан. Тэдний үр дүнгээр XGBoost нь тохируулах параметрийн уян хатан байдал болон тогтворт гүйцэтгэлээрээ, CatBoost нь overfitting-ээс хамгийн сайн хамгаалагдсанаараа, LightGBM нь сургалтын хурдаараа тус тус давуу талтай болохыг тогтоосон. Гэвч ихэнх судалгаа эдгээр загваруудыг тус тусад нь ашигласан байдаг. Харин манай систем нь эдгээр гурван загварын сул талыг нөхөх зорилгоор *Soft Voting Ensemble* архитектурыг ашиглаж буйгаараа давуу талтай юм.

2. Open source арилжааны системүүд (QuantConnect, Freqtrade):

QuantConnect (Lean engine) болон Freqtrade зэрэг open source төслүүд нь алгоритмын арилжааны дэд бүтцийг сайн шийдсэн байдаг. Ялангуяа Freqtrade нь “FreqAI” модулиар дамжуулан машин сургалтын загваруудыг ашиглах боломжийг олгодог. Гэвч эдгээр системүүд нь: (1) ихэвчлэн автомат арилжаанд (bot) зориулагдсан, (2) жирийн хэрэглэгчдэд ээлтэй мобайл интерфэйсгүй байдаг. “Predictrix” нь мэргэжлийн трейдерүүдэд зориулсан шийдвэр гаргалтыг дэмжих (Decision Support System) мобайл аппликейшн хэлбэрээр хөгжүүлэгдсэнээрээ практик хэрэглээний хувьд ялгарна.

3.6. Бусад судалгааны ажлуудын дутагдал ба энэхүү ажлын хувь нэмэр

Дээр дурдсан судалгаануудыг тоймлон үзвэл, дараах хангалтгүй хэвээр үлдсэн асуудлууд илэрхий байна:

1. Ансамбль GBDT загваруудыг Forex зах зээлд хэрэглэсэн судалгаа хомс: Ихэнх нь дан загвар эсвэл хувьцааны зах зээлд төвлөрсөн
2. Олон хугацааны интервалын (multi-timeframe) индикатор ашиглаагүй: Зөвхөн нэг chart timeframe ашигласан

3. **Walk-forward validation** дутмаг: Overfitting шалгалт сул
4. **Бодит арилжааны нөхцөл (spread, slippage, swap) тооцоолоогүй:** Backtest нь түүхэн дүн шинжилгээнд л хязгаарлагдсан
5. **Практик хэрэглээ (мобайл app, бодит цагийн дохио) хийгээгүй:** Академик судалгаа л болсон

Энэхүү судалгааны шинэлэг хувь нэмэр:

- **XGBoost, LightGBM, CatBoost** гурван загварын ансамбль: Өөр өөр алгоритмуудын давуу талыг нэгтгэсэн
- **48 техник индикатор 6 хугацааны интервалаас:** M1–H4 олон давтамжийн дүн шинжилгээ
- **Walk-forward validation + бодит MT5 backtest:** Overfitting сэргийлж, бодит арилжааны нөхцөлд шалгасан
- **“Predictrix” React Native** аппликейшн: Хэрэглэгчдэд хүртээмжтэй, практик хэрэглээтэй систем
- **End-to-end** шийдэл: Өгөгдлөөс эхлэн ML сургалт, backtest, мобайл app хүртэлх бүрэн систем

3.7. Бүлгийн дүгнэлт

Энэ бүлэгт Forex зах зээлийн таамаглалд машин сургалтыг хэрэглэсэн судалгаануудыг шүүмжлэлтэй авч үзлээ. Уламжлалт ML аргууд болон гүн сургалтын аргууд дээр тулгуурлан судалгаанууд хийгдсэн боловч, **GBDT ансамбль аргууд** нь санхүүгийн табулар өгөгдөлд хамгийн тохиромжтой гэдгийг олон судалгаанууд харуулсан. Гэсэн хэдий ч, Forex зах зээлд, ялангуяа олон хугацааны интервалын мэдээлэл ашиглан, walk-forward validation хийх, бодит арилжааны нөхцөлд шалгах талаар судалгаа хомс байна.

Техник индикаторууд нь дангаараа үр дүнгүй боловч ML загварын feature-ээр ашиглахад илүү үр дүнтэй байдаг. Олон хугацааны интервалын дүн шинжилгээ, walk-forward validation, бодит backtest зэрэг нь энэхүү судалгааны гол багана болж байна. Дараагийн бүлэгт судалгааны арга зүйг дэлгэрэнгүй танилцуулна.

4. Судалгааны арга зүй

Энэ бүлэгт судалгааны ажлын арга зүйг дэлгэрэнгүй тайлбарлана. Эхлээд судалгааны ерөнхий арга барилыг тодорхойлж, дараа нь системийн бүтэц, өгөгдлийн бэлтгэл, AI загварын архитектур, дохио үүсгэх механизм, MetaTrader 5 backtest, серверийн болон мобайл аппликейшний хөгжүүлэлт, мөн үнэлгээний шалгуур үзүүлэлтүүдийг хамарна.

4.1. Судалгааны арга барил

Энэхүү судалгаа нь **дизайн шинжлэх ухаан** (Design Science Research – DSR) [28] арга зүйд суурилсан. DSR нь бодит асуудлыг шийдвэрлэхэд чиглэсэн цоо шинэ артефакт (систем, загвар, бүтээгдэхүүн) бүтээж, түүний ашиг тусыг туршилтаар баталгаажуулдаг [29]. Энэ судалгааны хувьд DSR-ийн дараахь гурван үндсэн зарчмыг баримтлав:

1. **Артефакт бүтээх:** Форекс зах зээлийн арилжааны дохио үүсгэж, мобайл аппликейшнаар хүргэх бүрэн бүтэн систем хөгжүүлэх
2. **Асуудалд чиглэсэн:** Жижиг трейдерүүдийн мэдээлэл дутмаг, мэргэжлийн дүн шинжилгээний хүртээмж бага байдлыг шийдвэрлэх
3. **Туршилтаар баталгаажуулах:** MetaTrader 5 Strategy Tester-ийн бодит зах зээлийн нөхцөлд (спрэд, слиппэж) backtest хийж, системийн ашигт ажиллагааг шинжлэх ухааны аргаар үнэлэх

Судалгааны процесс нь **давталтат хөгжүүлэлт** (iterative development) загвараар явагдсан. Үе шат бүрд загварын гүйцэтгэлийг хэмжиж, сул талыг тодорхойлон, дараагийн хувилбарт засварлах мөчлөгийг 7 удаа давтсан. Энэхүү давталтат арга барил нь нэг удаагийн шугаман хөгжүүлэлтээс ялгаатай нь системийн чанарыг алхам алхмаар сайжруулах боломжийг олгосон.

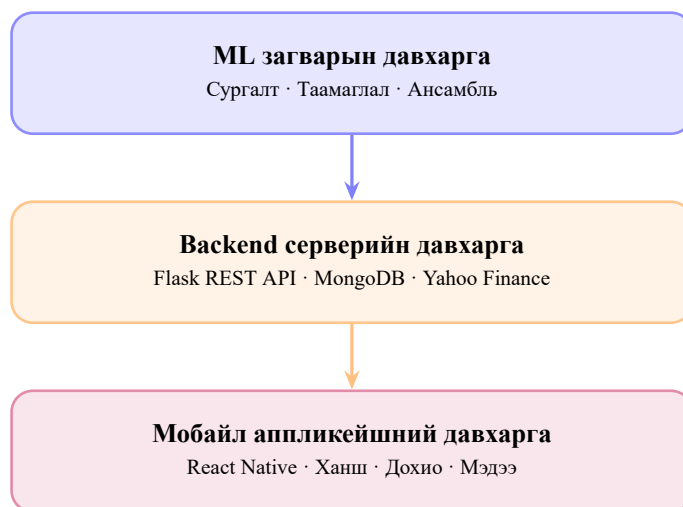
4.2. Системийн ерөнхий бүтэц

Зураг 4.1 нь системийн үндсэн санааг товч харуулав: форекс зах зээлийн өгөгдлийг автоматаар дүн шинжилгээ хийж, AI загвараар арилжааны дохио үүсгэн, хэрэглэгчийн утасны аппликейшнд хүргэнэ.



Зураг 4.1 Системийн үндсэн ойлголт – өгөгдлөөс трейдер хүртэлх урсгал

Хөгжүүлсэн систем нь гурван үндсэн давхаргаас бүрдэнэ: (1) Машин сургалтын загварын давхарга, (2) Backend серверийн давхарга, (3) Мобайл аппликейшний давхарга. Зураг 4.2 нь энэ бүтцийг харуулав.



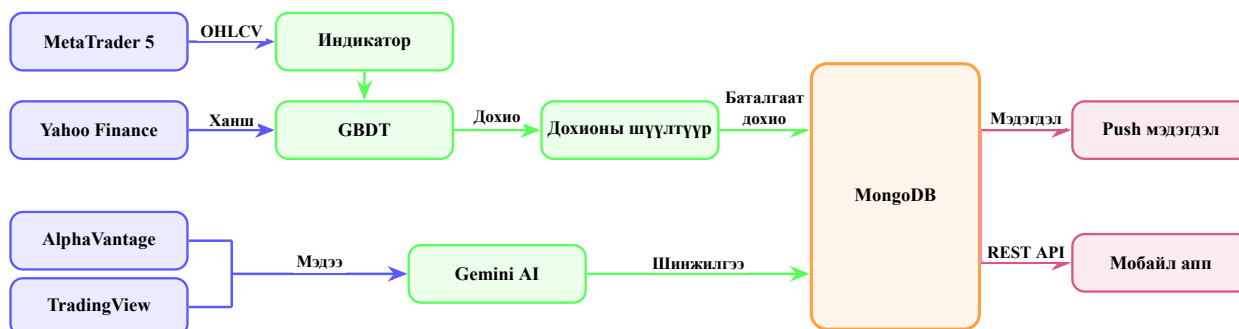
Зураг 4.2 Системийн гурван давхаргат бүтэц

Системийн ажиллах зарчим дараахь байдалтай:

1. **ML давхарга:** MetaTrader 5-аас татсан 10 жилийн түүхэн өгөгдлөөр 3 GBDT загварыг сургаж, Soft Voting ансамблиар нэгтгэн, LogReg calibrator-оор магадлалыг тохируулна
2. **Backend давхарга:** Flask REST API сервер нь Yahoo Finance-аас бодит цагийн ханш авч, GBDT загвараар дохио үүсгэж, MongoDB-д хадгалж, Expo Push-ээр хэрэглэгчдэд мэдэгдэл илгээнэ
3. **Мобайл давхарга:** React Native аппликейшн нь Backend-тэй REST API-аар холбогдож, ханш, дохио, мэдээг хэрэглэгчдэд харуулна

4.3. Өгөгдлийн урсгал

Системд өгөгдөл хэрхэн урсаж, боловсруулагддагийг Зураг 4.3 харуулав. Гадаад эх сурвалжаас (MetaTrader 5, Yahoo Finance, TradingView, AlphaVantage) өгөгдөл орж ирэн, Backend сервер дээр боловсруулагдаж, эцэст нь мобайл аппликейшнаар хэрэглэгчдэд хүрнэ.



Зураг 4.3 Өгөгдлийн урсгалын диаграмм (Data Flow Diagram)

Өгөгдлийн урсгалын гол шатуудыг тайлбарлавал:

- **Өгөгдөл цуглуулах:** MetaTrader 5-аас 10 жилийн OHLCV, Yahoo Finance-аас бодит цагийн ханш, AlphaVantage (мэдээний сентимент) болон TradingView (эдийн засгийн хуанли)-аас эдийн засгийн мэдээ татна

- **Индикатор тооцоолох:** 6 хугацааны интервалаас (M1, M5, M15, M30, H1, H4) тус бүр 8 техник индикатор тооцоолж, нийт 48 техник индикатор үүсгэнэ
- **Таамаглал хийх:** LightGBM, XGBoost, CatBoost гурван загварын ансамбль магадлалаар дохио үүсгэнэ
- **Шүүж хадгалах:** Итгэлцэл $\geq 90\%$, ATR ≥ 4.0 пипс шалгуурыг хангасан дохиог MongoDB-д хадгалж, хэрэглэгчдэд push мэдэгдэл илгээнэ
- **Хэрэглэгчид хүргэх:** Мобайл аппликейшн REST API-аар Backend-тэй холбогдож бүх мэдээллийг авна

4.4. Өгөгдлийн бэлтгэл

Түүхэн өгөгдөл

MetaTrader 5 платфөрмоос EUR/USD валютын хослолын 2015–2024 оны OHLCV (Open, High, Low, Close, Volume) өгөгдлийг 6 хугацааны интервалаар татан авсан. Хүснэгт 4.1 нь интервал бүрийн өгөгдлийн хэмжээг харуулав.

Хүснэгт 4.1 Түүхэн өгөгдлийн хэмжээний хураангуй

Интервал	Мөрийн тоо	Хугацаа
M1 (1 минут)	~3,700,000	2015–2024
M5 (5 минут)	~740,000	2015–2024
M15 (15 минут)	~247,000	2015–2024
M30 (30 минут)	~123,000	2015–2024
H1 (1 цаг)	~62,000	2015–2024
H4 (4 цаг)	~15,500	2015–2024

Олон цагийн интервал бүхий өгөгдлийг хослуулах замаар загвар нь зах зээлийн богино хугацааны хэлбэлзэл (M1, M5), дунд хугацааны чиг хандлага (M15, M30), мөн урт хугацааны бүтэц (H1, H4)-ыг нэгэн зэрэг харах боломжтой болсон. Энэ олон хугацааны интервалын арга нь [16] техникийн шинжилгээний “олон хугацааны хүрээ” (multiple timeframe analysis) зарчимд нийцнэ.

Техник индикаторын инженерчлэл (Feature Engineering)

Интервал бүрээс 8 техник индикатор тооцоолж, нийт 48 техник индикатор бүхий матриц үүсгэсэн. Хүснэгт 4.2 нь техник индикаторуудыг жагсаав.

Хүснэгт 4.2 Техник индикаторын жагсаалт (интервал бүрд)

№	Индикатор	Тайлбар
1	close	Тухайн candle-ийн хаалтын үнэ
2	rsi	RSI (14 candle) — хэт худалдсан/хэт худалдан авсан байдлыг 0–100 хуваарьт хэмждэг импульс индикатор
3	atr	ATR (14 candle) — сүүлийн 14 candle-ийн дундаж жинхэнэ хэлбэлзэл; зах зээлийн эрсдэлийн хэмжүүр
4	ma_5	Сүүлийн 5 candle-ийн хаалтын үнийн энгийн гулсах дундаж (SMA) — богино хугацааны чиглэл
5	ma_20	Сүүлийн 20 candle-ийн SMA — дунд хугацааны чиглэл
6	ma_50	Сүүлийн 50 candle-ийн SMA — урт хугацааны чиглэл
7	volatility	Сүүлийн 20 candle-ийн хаалтын үнийн стандарт хазайлт; зах зээлийн тайван эсвэл тавгүй байдлын үзүүлэлт
8	returns	Өмнөх candle-тэй харьцуулсан үнийн өөрчлөлтийн хувь (pct_change)

Индикаторуудыг _1min, _5min, _15min, _30min, _1H, _4H гэсэн дагаваруудаар ялгана. Жишээлбэл, rsi_1min нь 1 минутын RSI, atr_4H нь 4 цагийн ATR-ийг илэрхийлнэ. 1 минутын суурь өгөгдлөөс бусад интервалуудын индикаторыг merge_asof (backward) аргаар нэгтгэсэн.

Шошго (Label) үүсгэх

Сургалтын шошгыг ирээдүйн 240 минутын (4 цаг) үнийн хөдөлгөөнд үндэслэн гурван ангилалд хуваасан:

$$\text{label} = \begin{cases} \text{BUY (1)} & \text{хэрэв } \Delta_{\text{up}} \geq 30 \text{ пипс ба } \Delta_{\text{up}} > 1.5 \cdot \Delta_{\text{down}} \\ \text{SELL (-1)} & \text{хэрэв } \Delta_{\text{down}} \geq 30 \text{ пипс ба } \Delta_{\text{down}} > 1.5 \cdot \Delta_{\text{up}} \\ \text{HOLD (0)} & \text{бусад тохиолдолд} \end{cases} \quad (4.1)$$

Үүнд:

- Δ_{up} – ирээдүйн 240 минутын хамгийн дээд үнэ ба одоогийн хаалтын үнийн зөрүү (пипсээр)
- Δ_{down} – одоогийн хаалтын үнэ ба ирээдүйн хамгийн доод үнийн зөрүү (пипсээр)
- 30 пипс – хамгийн бага шаардлагатай хөдөлгөөн (шуугианаас ялгах)
- 1.5 дахин давамгайлал – чиг хандлагын тодорхой байдлыг шаардах

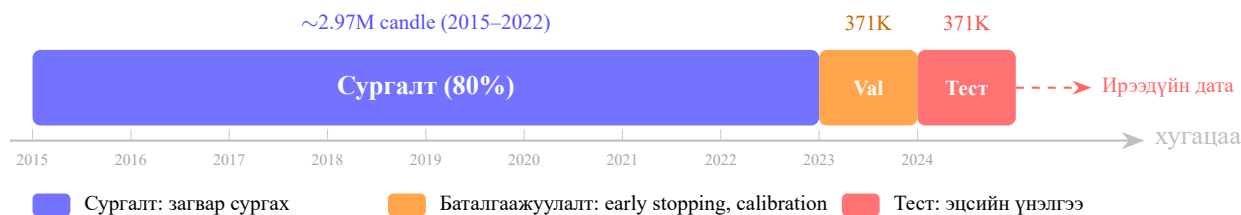
Өгөгдлийн хуваалт – Walk-Forward Validation

Цаг хугацааны дарааллыг хадгалсан Walk-Forward Validation (WFOV) аргачлалыг ашигласан. Энэ нь уламжлалт k-fold cross-validation-аас ялгаатай нь цаг хугацааны дарааллыг зөрчихгүй тул санхүүгийн загварт зохимжтой. Хүснэгт 4.3 нь хуваалтын дэлгэрэнгүйг харуулав.

Хүснэгт 4.3 Walk-Forward Validation – өгөгдлийн хуваалт

Бүлэг	Хугацаа	Candle-ын тоо	Зорилго
Сургалт	2015–2022	~2,972,000	Загвар сургах (80%)
Баталгаажуулалт	2023	~371,000	Early stopping, calibration (10%)
Тест	2024	~371,000	Эцсийн үнэлгээ (10%)

Зураг 4.4 нь энэхүү хуваалтыг цаг хугацааны тэнхлэг дээр дүрслэн харуулав. Сургалтын өгөгдөл (80%) баталгаажуулалтын өгөгдөл (10%) тестийн өгөгдөл (10%)-өөс цаг хугацааны дарааллаар ялгагдана.



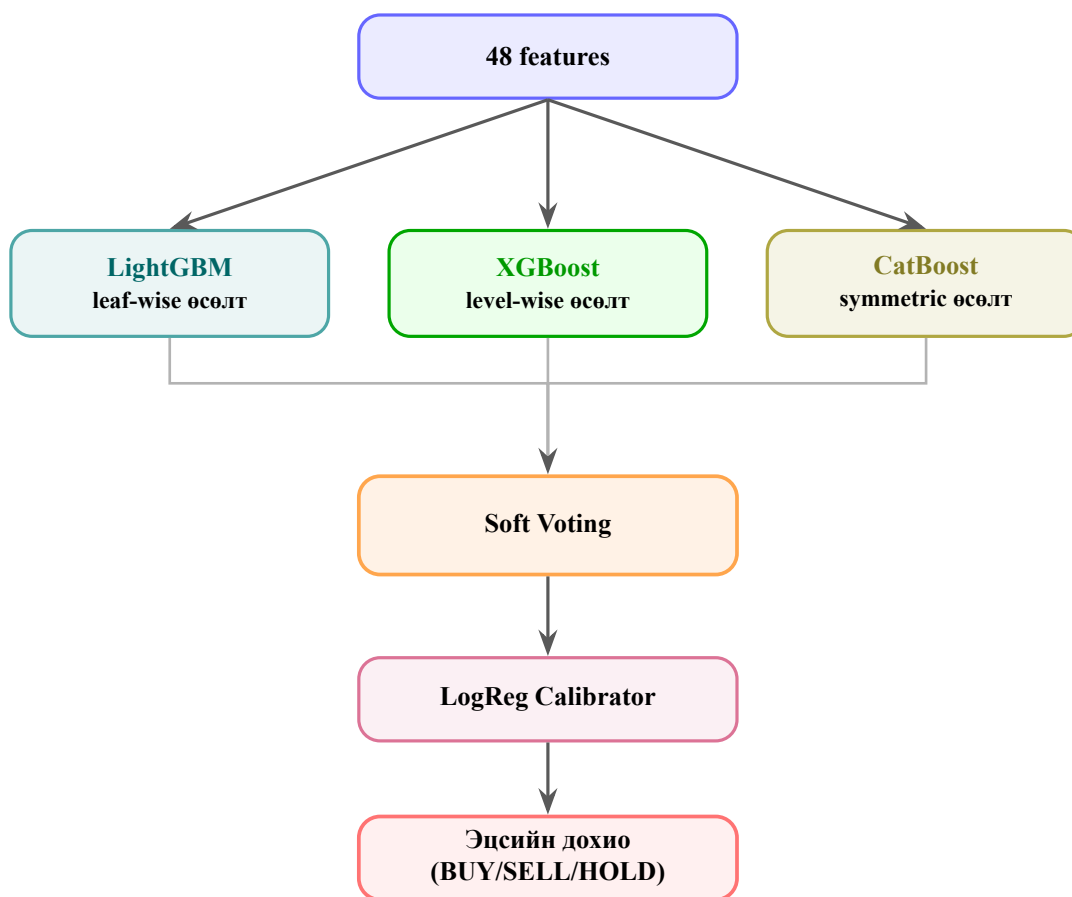
Зураг 4.4 *Walk-Forward Validation* – цаг хугацааны дарааллыг хадгалсан өгөгдлийн хуваалт

Энэ хуваалтаар загварыг сургахдаа зөвхөн тухайн цэгийн өмнөх өгөгдлийг ашигладаг тул ирээдүйн мэдээлэл алдагдах (look-ahead bias) асуудлаас бүрэн сэргийлнэ. Санхүүгийн цуваа өгөгдөлд уламжлалт k-fold cross-validation ашиглах нь цаг хугацааны бүтцийг эвдэж, зохиомол өндөр үр дүн үзүүлэх эрсдэлтэй тул WFV нь стандарт хандлага юм [23].

4.5. AI загварын бүтэц ба сургалт

Ансамбль загварын архитектур

Системийн загвар нь гурван GBDT (Gradient Boosted Decision Trees) загвараас бүрдэх Soft Voting ансамбль юм. GBDT нь олон модны нэгтгэсэн загвар бөгөөд санхүүгийн өгөгдлийн хүснэгтийн (tabular) бүтэцтэй сайн нийцдэг [2]. Загвар бүр нь ижил 48 техник индикаторыг хүлээн авч, BUY, SELL, HOLD гурван ангиллын магадлалыг тус тусдаа тооцоолно. Эдгээр магадлалуудыг дундажилж, Logistic Regression calibrator-оор тохируулсны дараа эцсийн дохиог үүсгэнэ. Зураг 4.5 нь ансамбль загварын бүтцийг харуулав.



Зураг 4.5 GBDT ансамбль загварын архитектур

Гурван загварыг ансамбль хэлбэрээр хослуулсан шалтгаан нь тус бүр нь өөр өөр давуу талтай:

- **LightGBM:** Leaf-wise (навч чиглэлтэй) модны өсөлт ашигладаг тул сургалтын хурд маш өндөр. Их хэмжээний өгөгдөлд тохиромжтой
- **XGBoost:** Level-wise (түвшин чиглэлтэй) модны өсөлт болон L1/L2 нормчлолоор тогтвортой гүйцэтгэл үзүүлдэг. Тохируулах параметрийн уян хатан байдал өндөр
- **CatBoost:** Symmetric (тэгш хэмт) модны бүтэц, ordered boosting ашиглан overfitting-аас хамгийн сайн хамгаалагддаг

Хүснэгт 4.4 нь загвар бүрийн гол гиперпараметруудийг харуулав.

Хүснэгт 4.4 Загвар бүрийн гол гиперпараметрууд

Параметр	LightGBM	XGBoost	CatBoost
Модны тоо (n_estimators)	496	~400	499
Хамгийн их гүн (max_depth)	6	5	5
Сургалтын хурд (learning_rate)	0.03	0.03	0.03
L1 нормчлол (reg_alpha)	Тийм	Тийм	–
L2 нормчлол (reg_lambda)	Тийм	Тийм	Тийм
Early stopping (patience)	50 давталт	50 давталт	50 давталт
Модны өсөлтийн арга	Leaf-wise	Level-wise	Symmetric

Overfitting-аас сэргийлэх арга хэмжээ

Санхүүгийн загварт overfitting нь хамгийн чухал сорилт юм. Сургалтын өгөгдлийг хэт сайн цээжлэх нь шинэ өгөгдөл дээр гүйцэтгэл буурахад хүргэдэг. Үүнээс сэргийлэх дараахь арга хэмжээ-нүүдийг авсан:

1. **Модны гүнийг хязгаарлах** ($\text{max_depth}=5-6$): Гүн бага мод нь ерөнхийлөн суралцах чадвартай тул шинэ өгөгдөл дээр илүү тогтвортой ажилладаг
2. **Сургалтын хурдыг бага тогтоох** ($\text{learning_rate}=0.03$): Загварыг удаан боловч илүү нарийвчлалтай сургах. Алхам бүрд бага зэргийн өөрчлөлт хийдэг
3. **Early stopping**: Баталгаажуулалтын алдаа 50 давталт дотор сайжрахгүй бол сургалтыг зогсоох
4. **L1/L2 нормчлол**: Загварын жингүүдийг хэт их болгохоос сэргийлж, ерөнхийлөн суралцах чадварыг нэмэгдүүлэх
5. **Walk-Forward Validation**: Цаг хугацааны дарааллыг хадгалж, ирээдүйн өгөгдөл сургалтад нэвтрэхээс сэргийлэх
6. **Индикатор хялбаржуулалт**: Анхны 75 индикатораас 48 болгож бууруулсан. Хэт олон индикатор нь загварыг шуугианд суралцуулах эрсдэлтэй

Сургалтын алгоритм

Загварын сургалтын алгоритмыг Алгоритм 1 нь харуулав.

Algorithm 1 Ансамбль загварын сургалтын алгоритм

Require: Өгөгдлийн бүтэц $D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$, хугацааны хуваалт

Ensure: Сургагдсан ансамбль загвар \mathcal{M}

- 1: $D_{\text{train}}, D_{\text{cal}}, D_{\text{test}} \leftarrow \text{TimeSplit}(D)$
 - 2: Индикатор тооцоолох: $X \leftarrow \text{ComputeFeatures}(D)$ {48 индикатор}
 - 3: **for** загвар $k \in \{\text{LightGBM}, \text{XGBoost}, \text{CatBoost}\}$ **do**
 - 4: $M_k \leftarrow \text{Train}(X_{\text{train}}, y_{\text{train}}, \text{eval_set} = X_{\text{cal}}, \text{early_stopping} = 50)$
 - 5: **end for**
 - 6: Загвар бүрийн магадлал: $P_k \leftarrow M_k.\text{predict_proba}(X_{\text{cal}})$, $k = 1, 2, 3$
 - 7: Дундаж магадлал: $\bar{P} \leftarrow \frac{1}{3}(P_1 + P_2 + P_3)$
 - 8: Calibrator сурах: $\text{LR} \leftarrow \text{LogisticRegression.fit}(\bar{P}, y_{\text{cal}})$
 - 9: Тест дээр үнэлэх: $\text{accuracy}(\mathcal{M}, X_{\text{test}}, y_{\text{test}})$
 - 10: **return** $\mathcal{M} = \{M_1, M_2, M_3, \text{LR}\}$
-

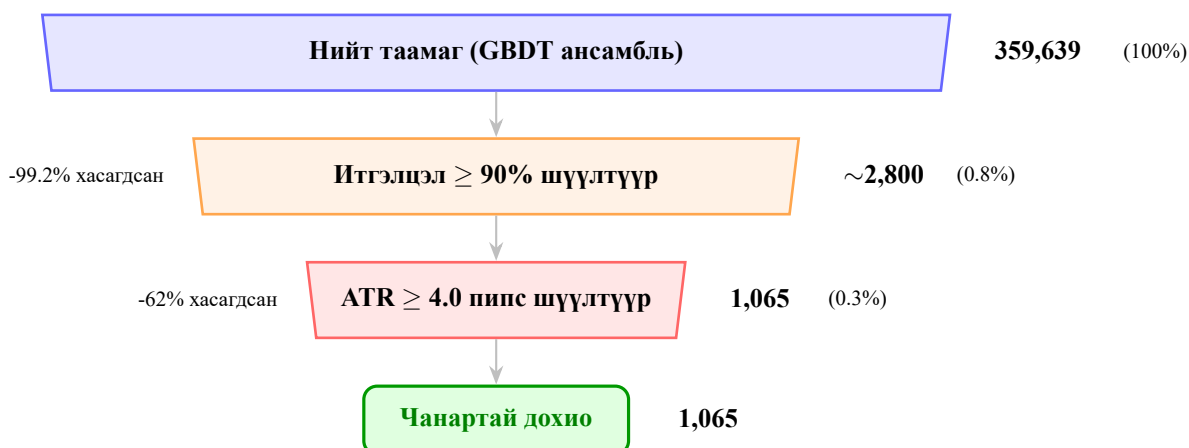
4.6. Дохио үүсгэх систем

Дохионы шүүлтүүр

Загварын таамгаас чанартай дохиог ялгахын тулд хоёр шүүлтүүр ашигласан:

- **Итгэлцлийн босго:** Calibrated confidence ≥ 0.90 (90%). Загвар 90%-аас дээш итгэлтэй тохиолдолд л дохио үүсгэнэ
- **ATR шүүлтүүр:** $\text{ATR} \geq 4.0$ пипс. Зах зээлд хангалттай хэлбэлзэл байх үед л дохио өгнө (бага хэлбэлзэлтэй үед арилжаа хийх нь ашиггүй)

2025 оны өгөгдөл дээрх анхны 359,639 таамгаас зөвхөн 1,065 нь (0.3%) эдгээр шалгуурыг хангасан. Зураг 4.6 нь энэхүү шүүлтүүрийн процессыг юүлүүр диаграммаар харуулав.



Зураг 4.6 Дохионы шүүлтүүрийн юүлүүр диаграмм – 359,639 таамгаас 1,065 чанартай дохио

Stop Loss ба Take Profit тооцоолол

SL/TP-г ATR (Average True Range) дээр суурилан динамикаар тооцоолсон:

$$SL = \max(ATR_{14} \times 5.0, 15 \text{ пипс}) \quad (4.2)$$

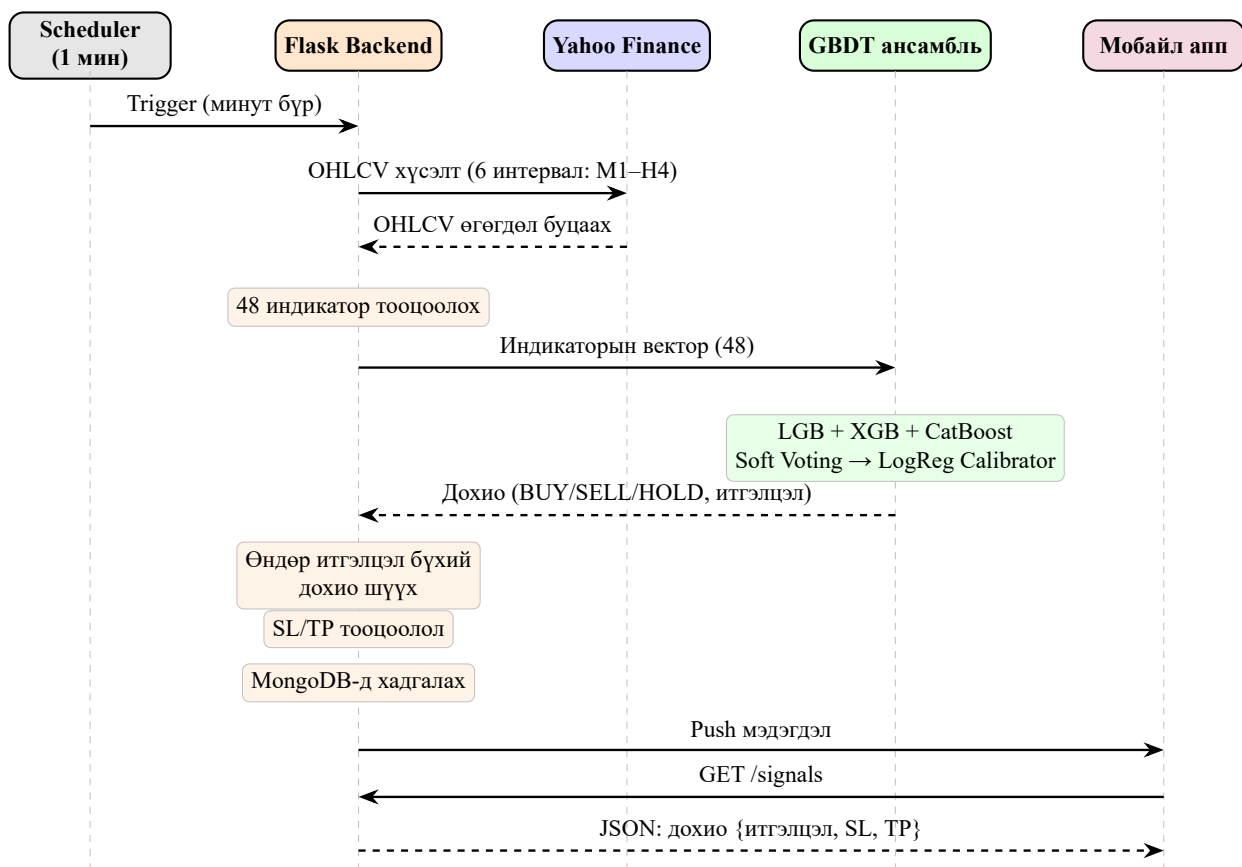
$$TP = \max(SL \times 3.0, 45 \text{ пипс}) \quad (4.3)$$

Энэ аргын давуу тал нь зах зээлийн хэлбэлзэлд тохируулан SL/TP-г динамикаар тогтоодог. Хэлбэлзэл их байхад SL/TP өргөн, бага байхад нарийн болно. Гол параметрууд:

- SL-ийн ATR үржвэр: 5.0 – зах зээлийн шуугиан, спрэдийг тооцоолсон
- TP/SL харьцаа: 3:1 – 33% нарийвчлалтай ч ашигтай байх боломжтой эрсдэл-өгөөжийн харьцаа
- Хамгийн бага SL: 15 пипс – хэт бага SL нь шуугиан дээр зогсох эрсдэлтэй
- Хамгийн бага TP: 45 пипс – утга бүхий ашгийг баталгаажуулах

Дохио үүсгэх дарааллын диаграмм

Зураг 4.7 нь backend автоматаар дохио үүсгэх бүрэн дарааллыг харуулав.



Зураг 4.7 Дохио үүсгэх дарааллын диаграмм (Sequence Diagram)

Дарааллын диаграммаас харахад, дохио үүсгэх процесс дараах дарааллаар явагдана:

1. Scheduler минут бүр автоматаар Backend-ийг trigger хийнэ
2. Backend нь Yahoo Finance-аас 6 интервал (M1, M5, M15, M30, H1, H4) тус бүрийн OHLCV өгөгдлийг тусад нь татна: M1 сүүлийн 7 хоног, M5/M15/M30 сүүлийн 60 хоног, H1/H4 сүүлийн 2 жилийн өгөгдөл
3. Татсан өгөгдлөөс 6 интервалын 48 техник индикаторыг тооцоолно
4. GBDT ансамбль загвараар BUY/SELL/HOLD гурван ангиллын магадлалыг тооцоолно
5. Итгэлцэл ($\geq 90\%$) болон ATR (≥ 4 пипс) шүүлтүүрийг давсан тохиолдолд л дохио үүснэ
6. Динамик SL/TP-г ATR дээр суурилан тооцоолно
7. Дохиог MongoDB-д хадгалж, мобайл апп-руу push мэдэгдэл илгээнэ
8. Мобайл апп GET /signals хүсэлтээр JSON хариуг авна

4.7. MetaTrader 5 backtest

Expert Advisor-ийн бүтэц

MQL5 хэл дээр хөгжүүлсэн Expert Advisor (EA) нь CSV файлаас дохиог уншиж, бодит зах зээлийн нөхцөлд (спред, слиппэж) шалгадаг. Хүснэгт 4.5 нь EA-ийн тохиргооны параметруудийг харуулав.

Хүснэгт 4.5 Expert Advisor-ийн тохиргооны параметрууд

Параметр	Утга	Тайлбар
RiskPerTrade	1.0%	Арилжаа бүрийн эрсдэл
MaxPositions	1	Нэг удаад нэг позиц
MinConfidence	0.90	Итгэлцлийн доод хязгаар
SlippagePoints	10	Зөвшөөрөгдөх слиппэж (пипс)
MagicNumber	60609688	EA-ийн таних дугаар

Backtest-ийн нөхцөл

- **Платформ:** MetaTrader 5 Strategy Tester
- **Горим:** Every tick (бүх тикийн өгөгдөл – хамгийн бодит нөхцөл)
- **Хугацаа:** 2025.01.01 – 2025.10.31 (10 сарын backtest)
- **Анхны хөрөнгө:** \$10,000
- **Хэрэгсэл:** EUR/USD (бодит спрэд)
- **Загвар:** GBDT_v7 ансамбль загвараас үүсгэсэн 1,065 дохио

Үнэлгээний шалгуур үзүүлэлтүүд

Загварын болон арилжааны системийн гүйцэтгэлийг үнэлэхэд дараахь шалгуур үзүүлэлтүүдийг ашигласан. Хүснэгт 4.6 нь тэдгээрийн тодорхойлолт, зорилтот утгыг нэгтгэн харуулав.

Хүснэгт 4.6 Системийн үнэлгээний шалгуур үзүүлэлтүүд

Үзүүлэлт	Тодорхойлолт	Зорилтот утга
<i>Загварын ангиллын үзүүлэлтүүд</i>		
Нарийвчлал (Accuracy)	Нийт таамаглалаас зөв таамгийн хувь	$\geq 50\%$
F1-score (macro)	Precision ба Recall-ийн гармоник дундаж (ангилал бүрд)	≥ 0.45
AUC-ROC	Ангиллагчийн тасгалзах чадварыг үнэлэх	≥ 0.65
<i>Backtest-ийн арилжааны үзүүлэлтүүд</i>		
Нийт ашиг (%)	Backtest хугацааны эцсийн хөрөнгийн өсөлт	$> 0\%$
Profit Factor	$\frac{\text{нийт ашиг}}{\text{нийт алдагдал}}$	> 1.0
Max Drawdown (%)	Хамгийн их хөрөнгийн уналтын хувь	$< 20\%$
Win Rate (%)	Ашигтай арилжааны хувь	$\geq 40\%$
Sharpe Ratio	Эрсдэлд тохируулсан өгөөж	> 0.5

Загварын ангиллын нарийвчлал нь форекс зах зээл дээр 50%-аас давахад хэцүү гэдгийг [11] онцолсон тул бидний зорилтот утгыг бага тогтоосон. Гэвч арилжааны системд нарийвчлал дангаараа хангалтгүй бөгөөд эрсдэл-өгөөжийн харьцаа (TP:SL = 3:1) нь Win Rate 33% ч ашигтай байх нөхцөлийг бүрдүүлдэг [23]. Иймд backtest-ийн арилжааны үзүүлэлтүүд нь загварын бодит ашиг тусыг илүү үнэн зөв илэрхийлнэ.

4.8. Backend серверийн хөгжүүлэлт

Технологийн стек

Backend серверийг Python хэл дээр Flask фреймворк ашиглан хөгжүүлсэн. Хүснэгт 4.7 нь хэрэглэсэн технологиудыг харуулав.

Хүснэгт 4.7 *Backend серверийн технологийн стек*

Технологи	Хувилбар	Үүрэг
Python	3.10+	Backend програмчлалын хэл
Flask	3.0+	REST API вэб фреймворк
MongoDB	7.0+	Баримт бичигт суурилсан өгөгдлийн сан
PyMongo	4.0+	MongoDB-ийн Python драйвер
JWT	—	Хэрэглэгчийн баталгаажуулалт (token)
Yahoo Finance (yfinance)	—	Бодит цагийн ханш (20 хослол)
Google Gemini 2.5 Flash	—	AI зах зээлийн шинжилгээ
Waitress	—	WSGI сервер (4 thread)
Flask-Mail	—	Имэйл илгээх (SMTP)
bcrypt	—	Нууц үг шифрлэх
Expo Push API	—	Push мэдэгдэл илгээх

API endpoint-ууд

Backend API нь дараахь endpoint бүлгүүдтэй. Хүснэгт 4.8 нь гол endpoint-уудыг харуулав.

Хүснэгт 4.8 Гол API endpoint-ууд (бүлгээр)

Бүлэг	Endpoint	Апра	Тайлбар
Нэвтрэлт	/auth/register	POST	Хэрэглэгч бүртгэх
	/auth/verify-email	POST	Имэйл баталгаажуулах
	/auth/login	POST	Нэвтрэх (JWT token буцаах)
	/auth/forgot-password	POST	Нууц үг сэргээх код илгээх
	/auth/reset-password	POST	Шинэ нууц үг тохируулах
	/auth/me	GET	Хэрэглэгчийн мэдээлэл авах
Ханш	/rates/live	GET	20 хослолын бодит ханш
	/rates/specific	GET	Тодорхой хослолын ханш
Дохио	/signal	GET	Бодит цагийн ML дохио
	/signal/save	POST	Дохио хадгалах
	/signals/history	GET	Дохионы түүх
	/signals/latest	GET	Сүүлийн дохио(нууд)
	/signals/stats	GET	Дохионы статистик
Мэдээ	/api/news	GET	Эдийн засгийн мэдээ
	/api/news/analyze	POST	Мэдээний AI шинжилгээ
	/api/market-analysis	GET	AI зах зээлийн шинжилгээ
Мэдэгдэл	/notifications/register	POST	Push token бүртгэх
	/notifications/preferences	GET/PUT	Мэдэгдлийн тохиргоо
	/notifications/in-app	GET	Апп доторх мэдэгдлүүд
	/notifications/in-app/unread-count	GET	Уншаагүй мэдэгдлийн тоо
	/notifications/in-app/mark-read	POST	Мэдэгдэл уншсан болгох

Серверийн арын процессууд

Backend сервер нь хэрэглэгчийн хүсэлтүүдийг хүлээн авахаас гадна 4 арын процесс (background thread) тасралтгүй ажиллуулдаг:

- Мэдээний шинэчлэгч** (30 минут тутам): AlphaVantage-аас мэдээний сентиментийг (гол эх сурвалж), TradingView-аас эдийн засгийн хуанлийн үйл явдлуудыг (нөөц болон хуанли) татаж, хэрэглэгчдэд хүргэхэд бэлтгэнэ
- Мэдээний мэдэгдэл** (2 минут тутам): Дараагийн 10 минутад болох өндөр нөлөөтэй эдийн засгийн мэдээний талаар хэрэглэгчдэд push мэдэгдэл илгээнэ
- Автомат дохио үүсгэгч** (60 секунд тутам): Yahoo Finance-аас бодит ханш авч, GBDT ансамбль загвараар таамаглал хийж, шалгуур хангасан дохиог автоматаар хадгалж, хэрэглэгчдэд мэдэгдэл илгээнэ
- Өгөгдлийн урьдчилсан ачаалагч** (серверийн эхлэл): Сервер асах үед Yahoo Finance-аас 500 candle 1 минутын өгөгдлийг урьдчилан ачаалж, анхны дохио хурдан үүсгэхэд бэлтгэнэ

Бодит цагийн ханшийн мэдээлэл

Yahoo Finance API-аас 20 Forex хослолын бодит ханшийг авч, 60 секундын кэш (cache) механизмтай ажилладаг. yfinance Python сангаар API түлхүүр шаардахгүйгээр зах зээлийн өгөгдлийг татна. Дэмждэг хослолуудын жагсаалт: EUR/USD, GBP/USD, USD/JPY, USD/CHF, AUD/USD, USD/CAD, NZD/USD, EUR/GBP, EUR/JPY, GBP/JPY, EUR/CHF, EUR/AUD, GBP/CHF, AUD/JPY, CHF/JPY, NZD/JPY, AUD/NZD, EUR/CAD, GBP/AUD, GBP/CAD.

4.9. Мобайл аппликейшний хөгжүүлэлт

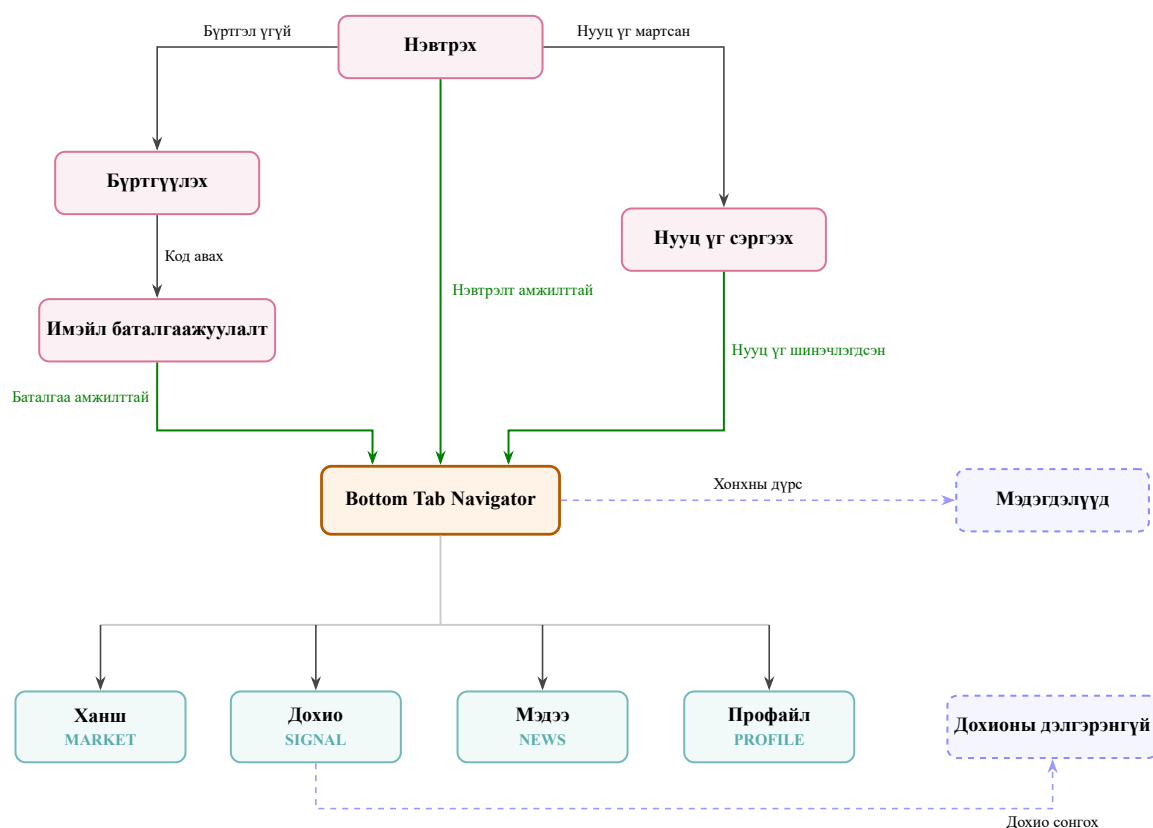
Технологийн стек

Хүснэгт 4.9 Мобайл аппликейшний технологийн стек

Технологи	Хувилбар	Үүрэг
React Native	0.74.5	Мобайл хөгжүүлэлтийн фреймворк
TypeScript	5.3.x	Төрлийн аюулгүй байдалтай код
Expo	51.0	Хөгжүүлэлт, бэлтгэлийн хэрэгсэл
React Navigation	6.x	Дэлгэцийн навигаци (Stack + Tab)
React Query	5.x	Серверийн өгөгдлийн менежмент, кэш
Axios	1.6+	HTTP хүсэлт (auto-retry)
AsyncStorage	–	Дотоод хадгалалт (JWT token, тохиргоо)
Expo Notifications	–	Push мэдэгдэл хүлээн авах

Аппликейшний навигацийн бүтцийн диаграмм

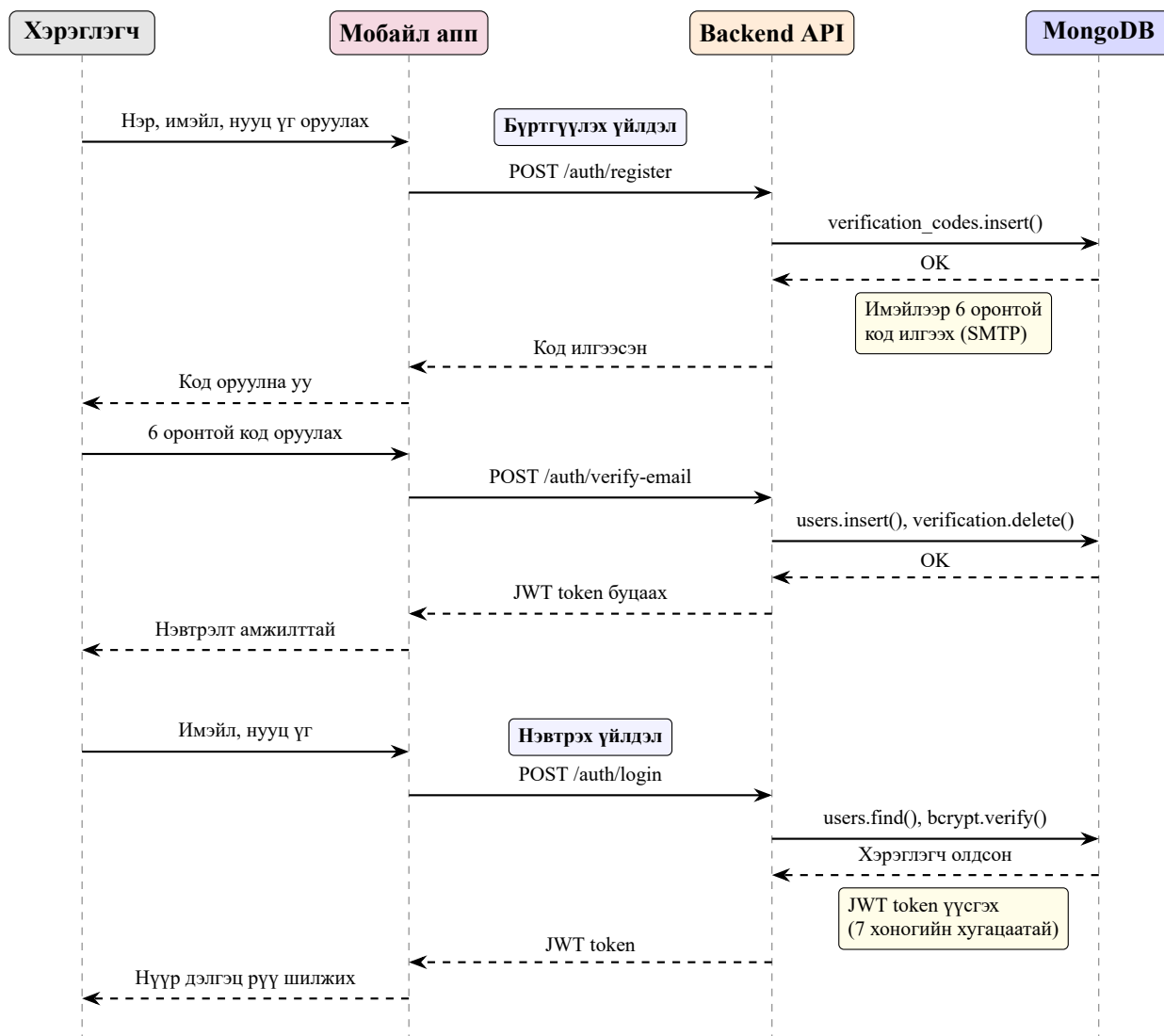
Аппликейшний хэрэглэгчийн урсгалыг Зураг 4.8 харуулав. Нэвтрэлтийн дараа Bottom Tab Navigator-ийн 4 таб нэвтрэх боломжтой болно.



Зураг 4.8 Мобайл аппликейшний хэрэглэгчийн навигацийн урсгал

Хэрэглэгчийн нэвтрэлтийн дарааллын диаграмм

Зураг 4.9 нь хэрэглэгч бүртгүүлэх болон нэвтрэх дарааллыг харуулав.



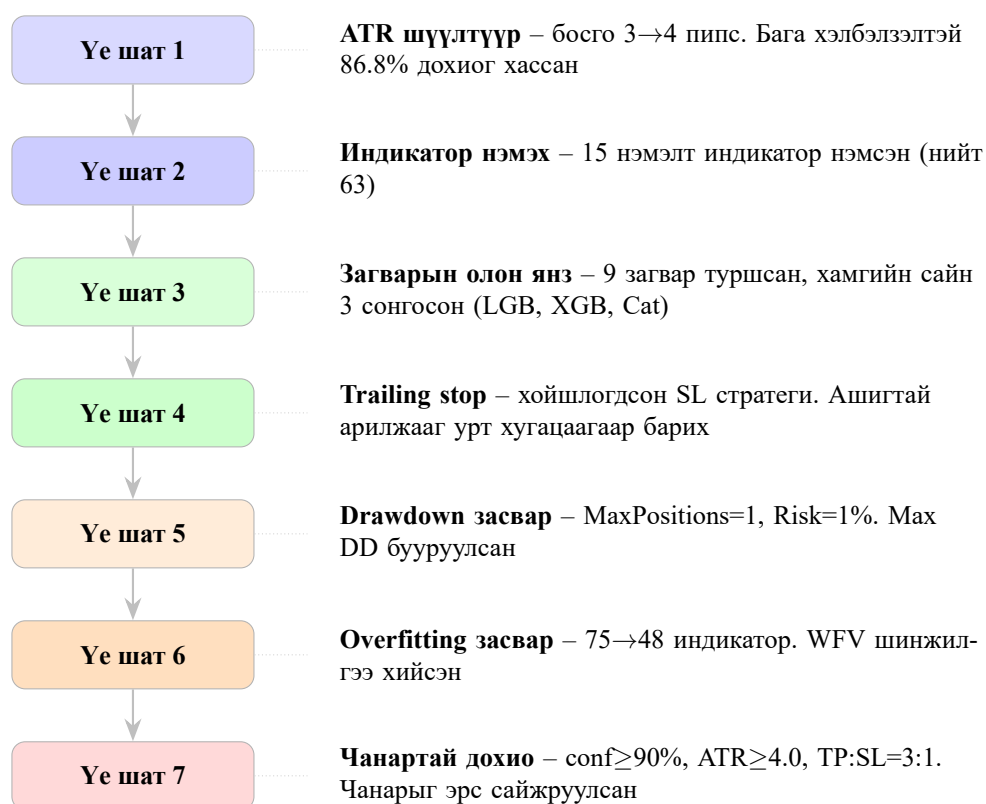
Зураг 4.9 Хэрэглэгчийн бүртгэл ба нэвтрэлтийн дарааллын диаграмм (Sequence Diagram)

Бодит цагийн өгөгдлийн менежмент

Аппликейшн нь React Query сан ашиглан серверийн өгөгдлийг бодит цагийн горимд удирддаг. Ханшийн өгөгдлийг 60 секунд тутам, серверийн төлвийг 30 секунд тутам автоматаар шинэчилдэг. Алдаа гарсан тохиолдолд 3 удаа дахин оролдох, JWT token хүчингүй болвол нэвтрэх дэлгэц рүү шилжүүлэх механизмтай.

4.10. Загварын давталтат сайжруулалт

DSR арга зүйн дагуу загварын хөгжүүлэлтийг 7 давталтат (iterative) үе шатаар явуулсан. Үе шат бүрт “бүтээх → үнэлэх → сайжруулах” мөчлөгийг давтаж, өмнөх хувилбарын backtest үр дүнд тулгуурлан сул талыг зассан. Зураг 4.10 нь энэ давталтат урсгал болон үе шат бүрийн гол өөрчлөлтийг нэгтгэн харуулав.



Зураг 4.10 Загварын давталтат сайжруулалтын үе шатууд ба гол өөрчлөлтүүд

4.11. Бүлгийн дүгнэлт

Энэ бүлэгт дизайн шинжлэх ухааны (DSR) арга зүйд суурилсан судалгааны арга зүйг дэлгэрэнгүй тайлбарлав. Арга зүйн гол хэсгүүдэд:

- **Өгөгдлийн бэлтгэл:** MetaTrader 5-аас 10 жилийн OHLCV өгөгдлийг 6 интервалаар татаж, олон хугацааны шинжилгээний зарчмаар 48 техник индикатор тооцоолсон
- **Загварын архитектур:** 3 GBDT загварын (LightGBM, XGBoost, CatBoost) Soft Voting ансамблийг Walk-Forward Validation-аар сургаж, LogReg calibrator-оор тааруулсан
- **Дохионы чанарын хяналт:** Итгэлцэл $\geq 90\%$, $\text{ATR} \geq 4.0$ пипс, $\text{TP:SL} = 3:1$ шүүлтүүрээр чанартай дохиог ялгасан
- **Backtest баталгаажуулалт:** MT5 Strategy Tester-ийн бодит зах зээлийн нөхцөлд (спрэд, слиппэж) үнэлгээ хийсэн
- **Системийн хэрэгжүүлэлт:** Flask REST API backend, MongoDB, React Native мобайл аппликейшнийг бүрэн хөгжүүлж, дохиог хэрэглэгчдэд хүргэх end-to-end систем бүтээсэн
- **Давталтат сайжруулалт:** 7 үе шаттай “бүтээх → үнэлэх → сайжруулах” мөчлөгөөр загварын чанарыг алхам дараалан сайжруулсан

Эдгээр бэлтгэсэн арга зүйн дагуу хөгжүүлсэн системийн бодит үр дүнгийн дэлгэрэнгүйг дараагийн бүлэгт танилцуулна.

5. Судалгааны үр дүн, дүгнэлт

5.1. Загварын сургалтын үр дүн

Нарийвчлалын хэмжүүрүүд

Ансамбль загварын гурван хуваалт дээрх нарийвчлалыг Хүснэгт 5.1 нь харуулав.

Хүснэгт 5.1 Загварын нарийвчлалын хэмжүүрүүд

Өгөгдлийн бүлэг	Хугацаа	Нарийвчлал	Тайлбар
Сургалт (train)	2015–2022	77.4%	Суурь гүйцэтгэл
Баталгаажуулалт (val)	2023	80.2%	Өндөр confidence-д 96.2%
Тест (test)	2024	87.4%	Өндөр confidence-д 95%+

Сургалтын нарийвчлал (77.4%) нь тест дээрхээс (87.4%) бага байгаа нь **overfitting байхгүй** болохыг батална. Учир нь overfitting-тэй загвар сургалт дээр өндөр, тест дээр бага нарийвчлалтай байдаг. Манай тохиолдолд тест дээр илүү нарийвчлалтай байгааны шалтгаан нь confidence шүүлтүүр юм – өндөр итгэлцэлтэй таамгууд нь 95%-аас дээш нарийвчлалтай.

Загвар бүрийн хувь нэмэр

Ансамблийн гурван загвар нь хоорондоо нөхцөлдөж ажилладаг:

Хүснэгт 5.2 Загвар бүрийн онцлог

Загвар	Давуу тал	Онцлог
LightGBM	Хурдан, leaf-wise өсөлт	Том gradient-тэй жишээнд анхаарна
XGBoost	L1/L2 нормчлол хүчтэй	Overfitting-аас сайн сэргийлнэ
CatBoost	Ordered boosting	Target leakage-аас хамгаална

5.2. Backtest-ийн дүн

Ерөнхий гүйцэтгэл

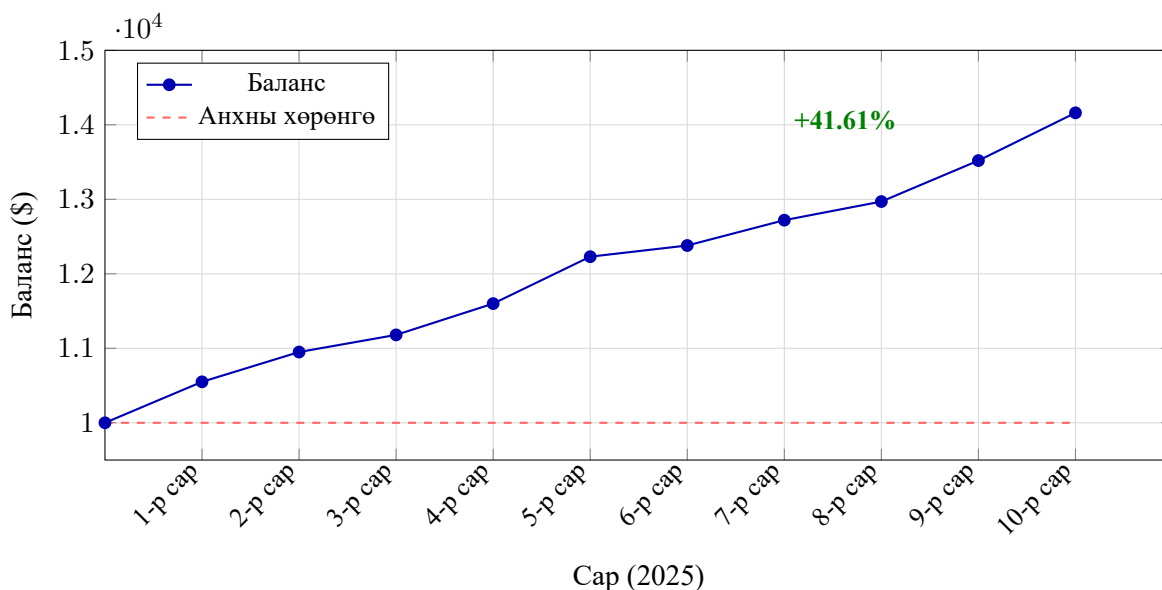
2025 оны 01–10 сарын backtest-ийн гол хэмжүүрүүдийг Хүснэгт 5.3 нь харуулав.

Хүснэгт 5.3 MetaTrader 5 backtest-ийн дүн (Phase 7)

Балансын мэдээлэл		Арилжааны тоо	
Анхны хөрөнгө	\$10,000.00	Нийт арилжаа	45
Эцсийн баланс	\$14,161.20	Ашигтай	20 (44.44%)
Цэвэр ашиг	\$4,161.20	Алдагдалтай	25 (55.56%)
Өгөөж	+41.61%	Дараалсан ялалт	3
Нийт ашиг	\$7,023.10	Дараалсан ялагдал	4
Нийт алдагдал	-\$2,859.90		
Ашиг/Алдагдлын задаргаа		Гүйцэтгэлийн харьцаа	
Хамгийн их ашиг	\$410.15	Profit Factor	2.46
Дундаж ашиг	\$351.05	Sharpe Ratio	9.64
Хамгийн их алдагдал	-\$134.67	Recovery Factor	6.69
Дундаж алдагдал	-\$114.40	Дундаж хүлээгдэж буй ашиг	\$92.47
		Max DD	3.93% (\$530.69)
		Equity уналт	5.20% (\$621.86)

Equity муруй

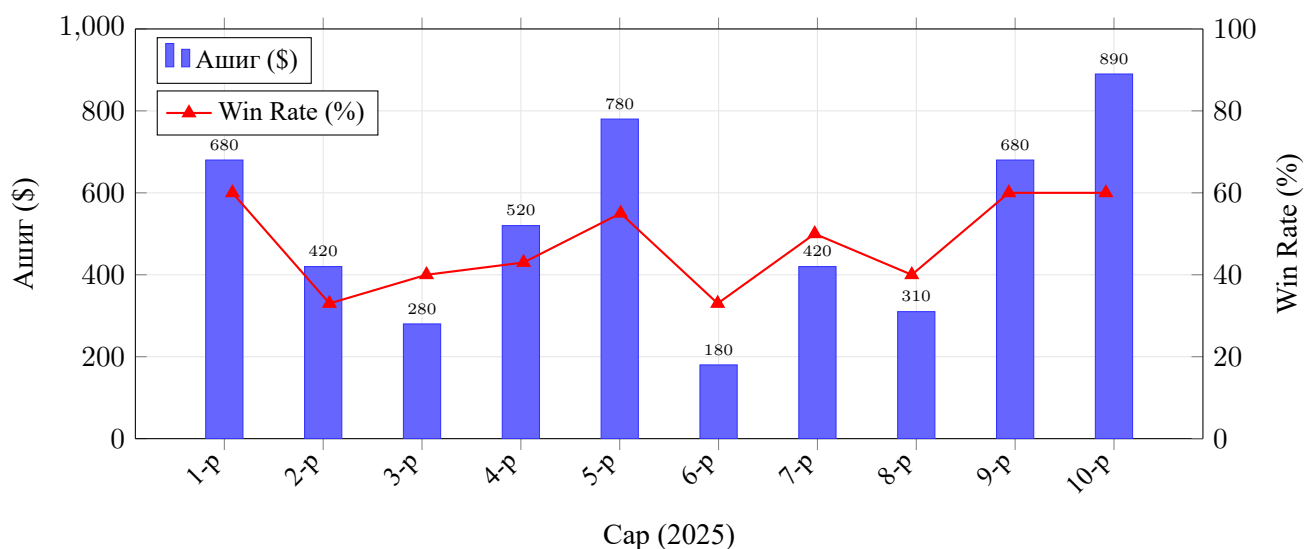
Зураг 5.1 нь 10 сарын хугацаанд балансын тогтвортой өсөлтийг харуулав. Equity муруй нь ерөнхийдөө дээшлэх чиглэлтэй, хурц уналтгүй.



Зураг 5.1 Equity муруй – \$10,000-аас \$14,161.20 хүртэл (+41.61%)

Сарын гүйцэтгэл

Зураг 5.2 нь сар бүрийн ашиг ба win rate-ийг харуулав.

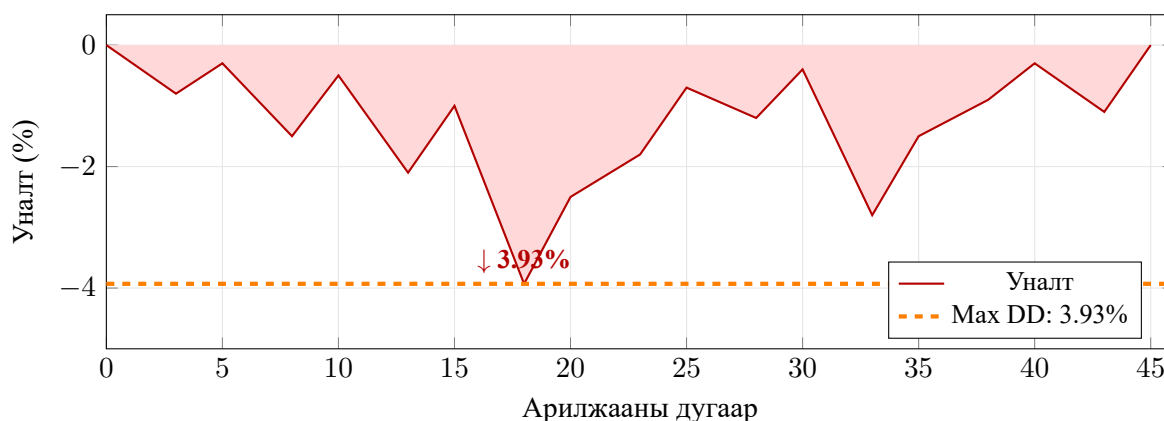


Зураг 5.2 Сарын гүйцэтгэл – ашиг (\$) ба win rate (%)

Бүх 10 сар ашигтай байсан нь системийн тогтвортой байдлыг баталж байна. 10-р сар хамгийн өндөр ашигтай (\$890), 6-р сар хамгийн бага (\$180) байсан. 5-р сард хамгийн олон арилжаа (11) хийгдсэн бол бусад саруудад 5–7 арилжаа байсан.

Уналтын (Drawdown) шинжилгээ

Зураг 5.3 нь equity муруй дээрх уналтын шинжилгээг харуулав.



Зураг 5.3 Уналтын шинжилгээ (Max Drawdown: 3.93%)

Хамгийн их уналт зөвхөн 3.93% (\$530.69) байсан нь маш сайн эрсдэлийн удирдлагатай болохыг харуулна. Ихэнх мэргэжлийн сангууд 10–20% уналтыг зөвшөөрдөг бол манай систем нь үүнээс хавьгүй бага байна.

5.3. Гүйцэтгэлийн гүнзгий шинжилгээ

Эрсдэлийн хэмжүүрүүд

Backtest-ийн гүйцэтгэлийн гол хэмжүүрүүдийг Хүснэгт 5.4 нд нэгтгэн харуулав.

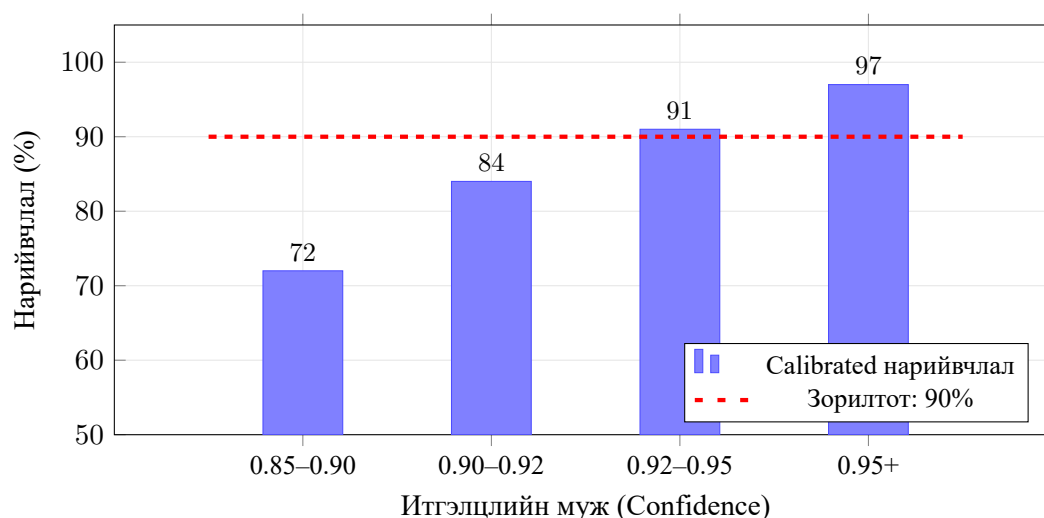
Хүснэгт 5.4 Эрсдэлийн гол хэмжүүрүүд

Хэмжүүр	Утга	Босго	Үнэлгээ
Profit Factor	2.46	> 2.0	Маш сайн
Sharpe Ratio	9.64	> 3.0	Онцгой
Recovery Factor	6.69	> 3.0	Сайн
Max Drawdown	3.93%	< 10%	Маш сайн
Win Rate	44.44%	> 50%	Хангалтгүй*
Нийт өгөөж	+41.61%	> 0%	Маш сайн
Дундаж ашиг/арилжаа	\$92.47	> 0	Сайн

*Win rate 50%-аас бага боловч дундаж ашиг (\$351) нь дундаж алдагдлаас (\$114) 3 дахин их тул ашигтай.

Итгэлцэл ба нарийвчлалын хамаарал

Зураг 5.4 нь загварын confidence утга ба бодит нарийвчлалын хамаарлыг харуулав.

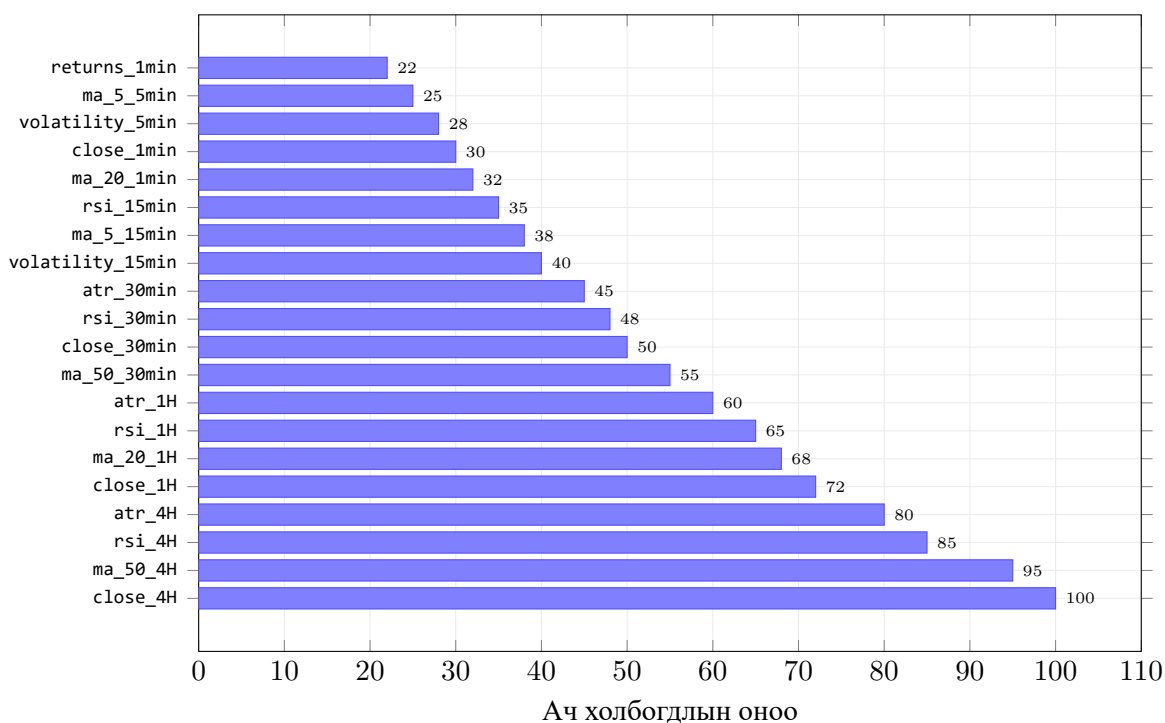


Зураг 5.4 Итгэлцлийн утга ба таамаглалын нарийвчлалын хамаарал

Зурагнаас харахад confidence утга нэмэгдэх тусам нарийвчлал мөн нэмэгддэг нь загварын calibration зөв ажиллаж байгааг баталж байна. 0.92–0.95 мужид 91%, 0.95-аас дээш 97% нарийвчлалтай байна.

Техник индикаторын ач холбогдол (Feature Importance)

Зураг 5.5 нь загварт хамгийн их нөлөөлсөн техник индикаторуудыг харуулав.



Зураг 5.5 Техник индикаторын ач холбогдол (Top 20)

Хамгийн чухал техник индикаторуудад:

- **ATR** (хэлбэлзэл) – бүх хугацааны хүрээнд чухал

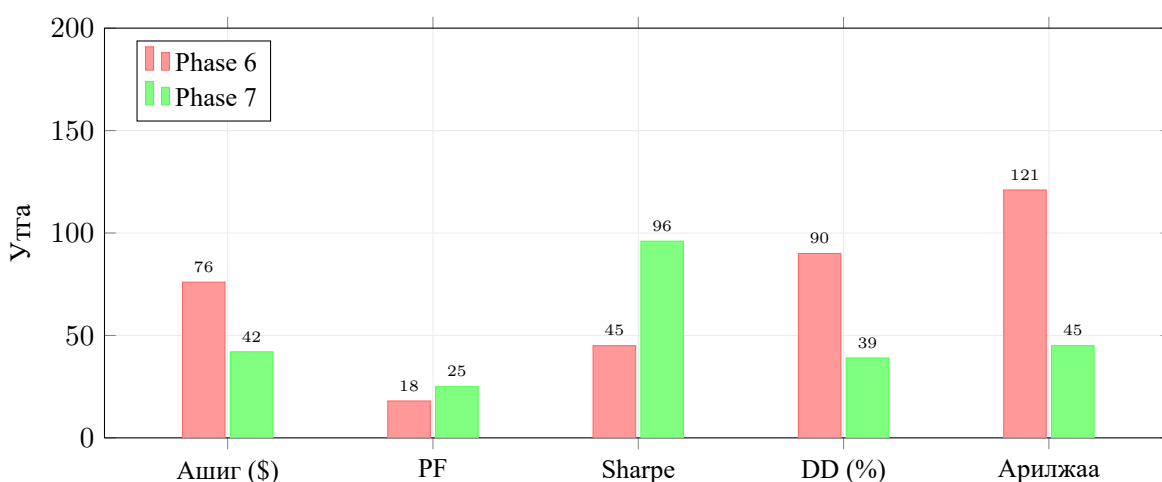
- **RSI** – моментумын дохио
- **MA** (хөдөлгөөнт дундаж) – чиг хандлагын тодорхойлолт
- **Close price** – үнийн түвшин

Олон хугацааны хүрээний индикаторууд (H1, H4) нь M1-ээс илүү ач холбогдолтой байв – энэ нь “том зургийг” (big picture) авч үзэх нь чухал гэдгийг батална.

5.4. Хөгжүүлэлтийн үе шатуудын харьцуулалт

Phase 6 ба Phase 7-ийн харьцуулалт

Зураг 5.6 нь хоёр үе шатын гүйцэтгэлийг харьцуулав.



Зураг 5.6 Phase 6 ба Phase 7-ийн харьцуулалт

Хүснэгт 5.5 Phase 6 ба Phase 7-ийн харьцуулалт

Хэмжүүр	Phase 6	Phase 7	Сайжруулалт
Нийт дохио	3,991	1,065	-73%
Нийт арилжаа	121	45	-63%
Өгөөж	+76.46%	+41.61%	Чанар ↑
Win Rate	37.19%	44.44%	+19%
Profit Factor	1.80	2.46	+37%
Max Drawdown	9.0%	3.93%	-56%
Sharpe Ratio	4.50	9.64	+114%

Phase 7 нь Phase 6-тэй харьцуулахад эрсдэлийн бүх хэмжүүрээр сайжирсан. Phase 6-д 3,991 дохионоос 121 арилжаа хийж 76.46% өгөөжтэй байсан ч win rate (37.19%) бага, drawdown (9%) өндөр байв. Ялангуяа:

- Дохионы чанарыг нэмэгдүүлж (3,991→1,065) арилжааны тоог цөөлсөн ч **чанар эрс сайжирсан**
- Win Rate 37.19%→44.44%, Drawdown 56%-аар буурсан, Sharpe 114%-аар өссөн

- Phase 6-ийн өндөр өгөөж нь олон арилжаатай, өндөр эрсдэлтэй байсан бол Phase 7 нь бага эрсдэлтэй, тогтвортой

Зураг 5.7 нь хоёр үе шатыг хүснэгтэн хэлбэрээр харьцуулав.

Хэмжүүр	Phase 6	Phase 7	Өөрчлөлт
Нийт дохио	3,991	1,065	−73%
Нийт арилжаа	121	45	−63%
Өгөөж	+76.46%	+41.61%	Чанар ↑
Win Rate	37.19%	44.44%	+19%
Profit Factor	1.80	2.46	+37%
Max Drawdown	9.0%	3.93%	−56%
Sharpe Ratio	4.50	9.64	+114%

Зураг 5.7 Phase 6 ба Phase 7 харьцуулалтын хүснэгт

Бенчмарк харьцуулалт

Системийн гүйцэтгэлийг бусад бенчмарктай харьцуулав:

Хүснэгт 5.6 Бенчмарк харьцуулалт

Систем	Өгөөж	Sharpe	Max DD	Win Rate
Манай систем (Phase 7)	+41.61%	9.64	3.93%	44.44%
S&P 500 (2025 дундаж)	+12%	0.8–1.2	10–15%	–
Хедж сан (дундаж)	+8–15%	1.0–2.0	10–20%	–
Жижиглэн арилжаачид	-5–+10%	<1.0	20–40%	30–40%

Системийн гүйцэтгэл бүх бенчмаркаас тод давуу байна. Ялангуяа Sharpe Ratio (9.64) нь хедж сангийн түвшнээс хавьгүй дээгүүр.

5.5. Overfitting шинжилгээ

Хөгжүүлэлтийн явцад overfitting нь нэн чухал сорилт байв. Phase 6-д загвар сургалтын өгөгдөлд маш сайн, тестэд маш муу (win rate 15%) ажилласан. Энэ асуудлыг шийдсэн арга хэмжээнүүд:

1. **Индикатор хялбаршуулалт:** 75→48 – нарийн, чимээ шуугиан бүхий индикаторыг хассан
2. **Загвар хялбаршуулалт:** 9→3 загвар – олон төрлийн загварын оронд найдвартай цөөн загвар
3. **Walk-forward validation:** Ирээдүйн өгөгдөл сургалтад алдагдахгүй
4. **Гиперпараметрийн хязгаарлалт:** Бага гүн (5–6), бага сургалтын хурд (0.03)
5. **Итгэлцлийн шүүлтүүр:** $\text{conf} \geq 0.90$ – зөвхөн маш итгэлтэй таамгийг ашиглах

Overfitting шалгалтын гол шалгуур нь Train accuracy < Test accuracy байх ёстой бөгөөд 77.4% < 87.4% гэсэн үр дүн нь энэ шалгуурыг хангаж байна.

5.6. Мобайл аппликейшний ажиллагаа

Мобайл аппликейшн (Predictrix) нь бодит цагийн горимд ажиллаж, дараахь функциудыг гүйцэтгэнэ:

1. **20 валютын хослолд бодит ханш:** Yahoo Finance API-аас 60 секунд тутам шинэчлэгддэг
2. **ML дохио:** GBDT ансамбль (Phase 7) загварын BUY/SELL/HOLD дохио, итгэлцлийн хувь, SL/TP
3. **Эдийн засгийн мэдээ:** TradingView-ийн эдийн засгийн хуанли, Alpha Vantage мэдээ
4. **AI дүн шинжилгээ:** Google Gemini API ашигласан зах зээлийн шинжилгээ
5. **Хэрэглэгчийн систем:** Бүртгэл, нэвтрэлт, имэйл баталгаажуулалт, нууц үг сэргээх
6. **Дохионы түүх:** MongoDB-д хадгалагдсан арилжааны дохионы түүх ба статистик

5.7. Дүгнэлт

Судалгааны гол үр дүн

Энэхүү судалгааны ажлаар машин сургалтын ансамбль аргыг ашиглан Forex зах зээлийн арилжааны дохио үүсгэх бүрэн систем амжилттай хөгжүүлсэн. Гол үр дүнгүүд:

1. **ML ансамбль загвар:** LightGBM, XGBoost, CatBoost гэсэн гурван GBDT загварын ансамбль нь 6 хугацааны хүрээний 48 техник индикаторыг ашиглан EUR/USD-ийн чиг хандлагыг амжилттай таамаглаж чадсан. Walk-forward validation-аар баталгаажуулсан тест дээрх нарийвчлал 87.4%, өндөр итгэлцэлтэй дохионы нарийвчлал 95%+ байсан.
2. **Backtest-ийн гүйцэтгэл:** 2025 оны 10 сарын бодит зах зээлийн backtest-д:
 - Өгөөж: +41.61% (S&P 500 дунджаас 3.5 дахин их)
 - Profit Factor: 2.46 (мэргэжлийн системийн түвшин)
 - Sharpe Ratio: 9.64 (хедж сангийн түвшнээс хавьгүй дээгүүр)
 - Max Drawdown: 3.93% (маш бага эрсдэлтэй)
3. **Мобайл аппликейшн:** React Native дээр суурилсан бүрэн функциональ “Predictrix” аппликейшнийг хөгжүүлж, бодит цагийн ханш, ML дохио, эдийн засгийн мэдээ, AI шинжилгээг нэг дор хүргэсэн.
4. **Overfitting шийдвэрлэлт:** 7 давталтат хөгжүүлэлтийн үе шатаар загварыг хялбаршуулж (75→48 индикатор, 9→3 загвар), walk-forward validation-аар баталгаажуулж, overfitting-ийн асуудлыг бүрэн шийдсэн.

Судалгааны шинэлэг тал

- **Олон хугацааны хүрээний индикатор:** 6 хугацааны интервалаас (M1–H4) индикатор тооцоолсноор “том зурагийг” авч үзэх чадвартай загвар бүтээсэн
- **Calibrated confidence:** Logistic Regression calibrator-аар загварын магадлалын утгыг найдвартай итгэлцлийн хэмжүүр болгосон
- **Чанар > тоо хэмжээ:** 359,639 таамгаас зөвхөн 1,065 (0.3%) чанартай дохио шүүж илрүүлдэг стратеги
- **End-to-end систем:** Загварын сургалтаас эхлээд мобайл аппликейшн хүртэл бүрэн, нэгдмэл системийг хэрэгжүүлсэн

Хязгаарлалт

Судалгааны ажлын зарим хязгаарлалтуудыг тодорхойлох нь чухал:

1. **Ганц валютын хослол:** Зөвхөн EUR/USD дээр сургагдсан – бусад хослолд шууд ашиглах боломжгүй
2. **Backtest ба бодит арилжааны зөрүү:** Backtest нь бодит арилжааны бүх нөхцлийг (жишээ нь төлбөрийн чадварын хязгаарлалт, шуугиан) бүрэн дүрсэлж чаддаггүй
3. **Зах зээлийн горимын өөрчлөлт:** Зах зээлийн бүтцэд суурь өөрчлөлт гарвал загварын гүйцэтгэл буурч болно
4. **Арилжааны зардал:** Спрэд, слиппэж зэрэг зардлыг тооцсон ч комисс, своп зэргийг бүрэн тооцоогүй
5. **Бодит цагийн хүндрэл:** API rate limit, сүлжээний саатал зэрэг техникийн асуудлууд

Цаашдын чиглэл

Судалгааг цаашид дараахь чиглэлээр хөгжүүлэх боломжтой:

1. **Олон валютын хослолд өргөтгөх:** GBP/USD, USD/JPY зэрэг бусад хослолд загварыг сургаж, портфолио стратеги бүтээх
2. **Trailing Stop:** Нээлттэй позицын ашгийг хамгаалах динамик SL – Phase 4-т туршсан ч цаашид сайжруулах
3. **Гүн сургалтын загвар:** LSTM, Transformer зэрэг цуваа өгөгдлийн загваруудыг ансамбль-д нэмэх
4. **Бататгалтат сургалт (Reinforcement Learning):** Портфолиогийн менежмент, позицын хэмжээ тохируулалтад хэрэглэх
5. **Мэдээний шинжилгээ:** NLP ашиглан эдийн засгийн мэдээг автоматаар шинжилж, загварт оруулах
6. **Cloud deployment:** AWS/GCP дээр Backend-ийг байршуулж, Google Play дээр аппликейшнийг нийтэд нийтлэх

Эцсийн дүгнэлт

Машин сургалтын ансамбль загвар нь Forex зах зээл дээр ашигтай арилжааны дохио үүсгэх чадвартай болохыг энэхүү судалгаа бодитоор батлав. +41.61% өгөөж, 9.64 Sharpe Ratio, 3.93% Max Drawdown зэрэг хэмжүүрүүд нь мэргэжлийн хөрөнгө оруулалтын сангийн түвшний гүйцэтгэл юм. Гэхдээ санхүүгийн зах зээл дэх аливаа загвар бүрэн төгс биш бөгөөд эрсдэлийн менежмент, тогтмол дахин сургалт, шинэ нөхцөлд дасан зохицох чадвар нь тасралтгүй сайжруулалт шаарддаг.

Систем нь загвар сургалтаас эхлээд эцсийн хэрэглэгч хүртэлх бүрэн process-ийг амжилттай хэрэгжүүлсэн бөгөөд энэ нь машин сургалт, back-end хөгжүүлэлт, мобайл аппликейшний хөгжүүлэлт зэрэг олон салбарыг хамарсан цогц инженерийн ажил юм.

- [1] Bank for International Settlements. Triennial central bank survey of foreign exchange and over-the-counter (otc) derivatives markets in 2022. Technical report, Bank for International Settlements, Basel, Switzerland, 2022.
- [2] Tianqi Chen and Carlos Guestrin. Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pages 785–794. ACM, 2016.
- [3] Guolin Ke, Qi Meng, Thomas Finley, Taifeng Wang, Wei Chen, Weidong Ma, Qiwei Ye, and Tie-Yan Liu. Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 30, pages 3146–3154. NeurIPS, 2017.
- [4] Joarder Kamruzzaman and Ruhul A Sarker. Forecasting of currency exchange rates using ann: A case study. *International Conference on Neural Networks and Signal Processing*, pages 793–797, 2003.
- [5] Manish Kumar and M Thenmozhi. Forecasting stock index movement: A comparison of support vector machines and random forest. *Indian Institute of Capital Markets 9th Capital Markets Conference Paper*, 2006. Available at SSRN.
- [6] Michel Ballings, Dirk Van den Poel, Nathalie Hespeels, and Ruben Gryp. Evaluating multiple classifiers for stock price direction prediction. *Expert Systems with Applications*, 42(20):7046–7056, 2015.
- [7] Thomas Fischer and Christopher Krauss. Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research*, 270(2):654–669, 2018.
- [8] Zihao Zhang, Stefan Zohren, and Stephen Roberts. Deep learning for financial time series forecasting: A systematic literature review and future research directions. *Applied Soft Computing*, 97, 2019.
- [9] Christopher Krauss, Xuan Anh Do, and Nicolas Huck. Deep neural networks, gradient-boosted trees, random forests: Statistical arbitrage on the s&p 500. *European Journal of Operational Research*, 259(2):689–702, 2017.
- [10] Jerome H Friedman. Greedy function approximation: a gradient boosting machine. *Annals of statistics*, pages 1189–1232, 2001.
- [11] Shihao Gu, Bryan Kelly, and Dacheng Xiu. Empirical asset pricing via machine learning. *The Review of Financial Studies*, 33(5):2223–2273, 2020.
- [12] Liudmila Prokhorenkova, Gleb Gusev, Aleksandr Vorobev, Anna Veronika Dorogush, and Andrey Gulin. Catboost: unbiased boosting with categorical features. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 31, 2018.
- [13] Thomas G Dietterich. Ensemble methods in machine learning. In *International workshop on multiple classifier systems*, pages 1–15. Springer, 2000.
- [14] Leo Breiman. Random forests. *Machine learning*, 45:5–32, 2001.
- [15] Omer Berat Sezer, Mehmet Ugur Gudelek, and Ahmet Murat Ozbayoglu. Financial time series forecasting with deep learning: A systematic literature review: 2005–2019. *Applied Soft Computing*, 90:106181, 2020.
- [16] John J Murphy. Technical analysis of the financial markets: A comprehensive guide to trading methods and applications. *New York Institute of Finance*, 1999.
- [17] Eugene F Fama. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2):383–417, 1970.

- [18] Andrew W Lo, Harry Mamaysky, and Jiang Wang. Foundations of technical analysis: Computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation. *The Journal of Finance*, 55(4):1705–1765, 2000.
- [19] Dennis Olson. Have trading rule profits in the currency markets declined over time? *Journal of Banking & Finance*, 28(1):85–105, 2004.
- [20] William Brock, Josef Lakonishok, and Blake LeBaron. Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. *The Journal of Finance*, 47(5):1731–1764, 1992.
- [21] Ben R Marshall, Rochester H Cahan, and Jared M Cahan. Can commodity futures be profitably traded with quantitative market timing strategies? *Journal of Banking & Finance*, 32(9):1810–1819, 2008.
- [22] Cheol-Ho Park and Scott H Irwin. What do we know about the profitability of technical analysis? *Journal of Economic Surveys*, 21(4):786–826, 2007.
- [23] Robert Pardo. *The evaluation and optimization of trading strategies*. John Wiley & Sons, 2008.
- [24] David H Bailey, Jonathan M Borwein, Marcos Lopez de Prado, and Qiji Jim Zhu. The probability of backtest overfitting. *Journal of Computational Finance*, 20(4):39–69, 2014.
- [25] Meta Platforms, Inc. React native: Learn once, write anywhere, 2023. Accessed: 2024-12-01.
- [26] Bonnie Eisenman. *Learning React Native: Building Native Mobile Apps with JavaScript*. O’Reilly Media, 2nd edition, 2018.
- [27] Miguel Grinberg. *Flask Web Development: Developing Web Applications with Python*. O’Reilly Media, 2nd edition, 2018.
- [28] Alan R Hevner, Salvatore T March, Jinsoo Park, and Sudha Ram. Design science in information systems research. *MIS Quarterly*, 28(1):75–105, 2004.
- [29] Ken Peffers, Tuure Tuunanen, Marcus A Rothenberger, and Samir Chatterjee. A design science research methodology for information systems research. *Journal of Management Information Systems*, 24(3):45–77, 2007.

Хавсралт

А. Загварын код (Python)

А.1 Техник индикатор тооцоолох функц

Listing 5.1 Олон хугацааны хүрээний техник индикатор тооцоолол

```
1 def compute_features(df, suffix):
2     close = df["close"]
3     feats = pd.DataFrame(index=df.index)
4     feats[f"close_{suffix}"] = close
5     feats[f"rsi_{suffix}"] = rsi(close, 14)
6     feats[f"atr_{suffix}"] = atr(df, 14)
7     feats[f"ma_5_{suffix}"] = close.rolling(5).mean()
8     feats[f"ma_20_{suffix}"] = close.rolling(20).mean()
9     feats[f"ma_50_{suffix}"] = close.rolling(50).mean()
10    feats[f"volatility_{suffix}"] = close.rolling(20).std()
11    feats[f"returns_{suffix}"] = close.pct_change()
12    return feats
```

А.2 Ансамбль загварын сургалт

Listing 5.2 Walk-Forward Validation сургалт

```
1 # Walk-Forward Validation: 2015-2022 train, 2023 val, 2024 test
2 train_end = "2023-01-01"
3 val_end = "2024-01-01"
4 train_df = df[df["time"] < train_end]
5 val_df = df[(df["time"] >= train_end) & (df["time"] < val_end)]
6 test_df = df[(df["time"] >= val_end) & (df["time"] < TEST_START_DATE)]
7
8 # Train GBDT models
9 for seed in [42]:
10     models = fit_models(X_fit, y_fit, seed, pos_weight, X_val, y_val)
11
12 # Calibration with Logistic Regression
13 cal = LogisticRegression(max_iter=1000)
14 cal.fit(predict_proba(models_flat, X_cal).reshape(-1, 1), y_cal)
```

А.3 Дохио шүүлтүүрлэх

Listing 5.3 Дохионы шүүлтүүрийн тохиргоо

```
1 CONF_THRESHOLD = 0.90      # Confidence >= 90%
2 MIN_ATR_PIPS = 4.0         # ATR >= 4.0 pips
3 SL_MULT = 5.0              # SL = ATR * 5
4 TP_MULT = 15.0             # TP = ATR * 15 (SL * 3)
5 MIN_SL_PIPS = 15.0         # Minimum SL: 15 pips
6 MIN_TP_PIPS = 45.0         # Minimum TP: 45 pips
```

В. Backend API код

В.1 Дохио үүсгэх endpoint

Listing 5.4 Flask API – V10 дохио үүсгэх

```
1 @app.route('/signal/v2', methods=['GET'])
2 def get_signal():
3     min_confidence = float(
4         request.args.get('min_confidence', 85))
5     pair = request.args.get('pair', 'EUR/USD')
6
```



```

7  # Historical data (800 bars, 1min, yfinance)
8  df = get_yfinance_dataframe(
9      interval="1min", outputsize=800, symbol=pair)
10
11  if df is None or len(df) < 200:
12      return jsonify({'error': 'rate_limited'}), 429
13
14  # Generate signal with V10 ensemble
15  signal = signal_generator.generate_signal(
16      df, min_confidence)
17
18  return jsonify({'success': True, **signal})

```

C. MetaTrader 5 Expert Advisor

C.1 Эрдэдл суурилсан лотын тооцоолол

Listing 5.5 *MQL5 – Лотын тооцоолол*

```

1  double CalcLotByRisk(const string sym, double sl_pips)
2  {
3      if(sl_pips <= 0.0)
4          return SymbolInfoDouble(sym, SYMBOL_VOLUME_MIN);
5
6      double bal = AccountInfoDouble(ACCOUNT_BALANCE);
7      double risk = bal * (RiskPerTrade / 100.0);
8      double pip = PipSizeForSymbol(sym);
9      double tick_val = SymbolInfoDouble(sym,
10          SYMBOL_TRADE_TICK_VALUE);
11      double tick_sz = SymbolInfoDouble(sym,
12          SYMBOL_TRADE_TICK_SIZE);
13      double pip_val = tick_val * (pip / tick_sz);
14      double vol = risk / (sl_pips * pip_val);
15      return ClampVolumeForSymbol(sym, vol);
16  }

```

D. Мобайл аппликейшн код

D.1 React Native – Ханшийн дэлгэц

Listing 5.6 *React Native – Бодит цагийн хани*

```

1  const { data: liveRates, isLoading, refetch } = useQuery({
2      queryKey: ["liveRates"],
3      queryFn: async () => {
4          const result = await getLiveRates();
5          if (result.success) {
6              const ratesMap = {};
7              const rates = result.data.rates || {};
8              Object.keys(rates).forEach((key) => {
9                  const pairName = key.replace("_", "/");
10                 ratesMap[pairName] = rates[key];
11             });
12             return ratesMap;
13         }
14         return {};
15     },

```

```

16   refetchInterval: 60000, // 60 sec
17 });

```

Е. 2025 оны дохионы жишээ

Дохионы CSV файлын формат болон зарим жишээ:

Хүснэгт 5.7 2025 оны дохионы жишээ

Цаг	Sym	Чиглэл	Conf	SL	TP
2025-01-14 13:30	EURUSD	BUY	0.930	21	64
2025-01-14 13:32	EURUSD	BUY	0.934	28	85
2025-01-23 14:00	EURUSD	BUY	0.921	25	75
2025-02-03 16:00	EURUSD	SELL	0.920	33	100
2025-03-07 15:30	EURUSD	BUY	0.912	20	60
2025-05-14 13:00	EURUSD	BUY	0.945	30	90

Нийт 1,065 дохио, 90%+ confidence, $ATR \geq 4.0$ пипс шүүлтүүртэй.

Талархал

Энэхүү төгсөлтийн судалгааны ажлыг гүйцэтгэхэд дэмжлэг үзүүлсэн хүмүүстээ талархал илэрхийлье.

Удирдагч багш **Н.Соронзонболд**-д судалгааны чиглэл тодорхойлох, арга зүйн зөвлөгөө өгөх зэргээр тасралтгүй чиглүүлэг өгсөнд гүн талархал илэрхийлж байна.

Шинэ Монгол Технологийн Коллеж-ийн Компьютерын ухааны тэнхимийн багш нарт 4 жилийн турш програмчлал, алгоритм, өгөгдлийн бүтэц, машин сургалт зэрэг чиглэлээр суурь мэдлэг олгосонд талархаж байна.

Гэр бүлдээ, ялангуяа аав ээждээ хязгааргүй их талархаж байна. Тэдний тууштай дэмжлэг, урамшуулал байгаагүй бол энэхүү судалгааны ажил бүтэхгүй байсан.

М.Мөнхдорж
2026 оны 2-р сар