



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.МОНХДОРЖ

Удирдагч: Н.СОРОНЗОНБОЛД

Улаанбаатар хот

2026 он

ТОВЧИЛСОН УГИЙН ЖАГСААЛТ

ADX	Average Directional Index – Дундаж чиглэлийн индекс
AI	Artificial Intelligence – Хиймэл оюун ухаан
API	Application Programming Interface – Програмын интерфейс
ATR	Average True Range – Дундаж жинхэнэ хүрээ
AUC	Area Under Curve – Муруйн доорх талбай
BB	Bollinger Bands – Боллинжерийн зурвас
CatBoost	Categorical Boosting – Категорийн бустинг
CNN	Convolutional Neural Network – Хуйларсан мэдрэлийн сүлжээ
EMA	Exponential Moving Average – Экспоненциал хөдөлгөөнт дундаж
EUR/USD	Euro/US Dollar – Евро/АНУ-ын доллар валютын хос
FOREX	Foreign Exchange – Гадаад валютын арилжаа
HTTPS	Hypertext Transfer Protocol Secure – Аюулгүй гипертекст дамжуулах протокол
JSON	JavaScript Object Notation – JavaScript объектын тэмдэглэгээ
JWT	JSON Web Token – JSON вэб токен
LightGBM	Light Gradient Boosting Machine – Хөнгөн градиент бустинг машин
LSTM	Long Short-Term Memory – Урт богино хугацааны санах ой
MACD	Moving Average Convergence Divergence – Хөдөлгөөнт дундажийн нийлэлт-салалт
MAE	Mean Absolute Error – Дундаж абсолют алдаа
ML	Machine Learning – Машин сургалт
MongoDB	MongoDB Database – MongoDB өгөгдлийн сан
OHLCV	Open High Low Close Volume – Нээлт Дээд Доод Хаалт Эзлэхүүн
pip	Percentage in Point – Үнийн хамгийн бага өөрчлөлтийн нэгж
REST	Representational State Transfer – Төлөвийн шилжүүлэгч төлөөлөл
RMSE	Root Mean Squared Error – Квадрат дундаж алдааны язгуур
ROC	Receiver Operating Characteristic – Хүлээн авагчийн үйлдлийн шинж чанар
RNN	Recurrent Neural Network – Рекуррент мэдрэлийн сүлжээ
RSI	Relative Strength Index – Харьцангуй хүчиний индекс
SL	Stop Loss – Алдагдлыг хязгаарлах
SMA	Simple Moving Average – Энгийн хөдөлгөөнт дундаж
TP	Take Profit – Ашгийг авах
WSGI	Web Server Gateway Interface – Вэб серверийн гарц интерфейс
XGBoost	Extreme Gradient Boosting – Экстрем градиент бустинг

Гарчиг	i
Товчилсон үгийн жагсаалт	
Гарчиг	ii
Зураг болон Хүснэгтийн жагсаалт	iii
Хураангуй	iv
Abstract	vi
1 УДИРТГАЛ	1
1.1 Судалгааны үндэслэл, ач холбогдол	1
1.2 Судалгааны зорилго, зорилт	1
1.3 Судалгааны хамрах хүрээ	2
1.4 Судалгааны шинэлэг тал	2
2 ОНОЛЫН ҮНДЭСЛЭЛ	4
2.1 Машин сургалтын онолын үндэс	4
2.2 Ensemble Learning	4
2.3 Technical Analysis	5
2.4 Холбогдох судалгааны тойм	6
3 СУДАЛГААНЫ АРГА ЗҮЙ	7
3.1 Системийн ерөнхий тойм	7
3.2 Data Description	10
3.3 Шинж чанар инженерчлэл	11
3.4 Target Variable	15
3.5 Data Split and Scaling	16
3.6 Model Architecture	16
3.7 Confidence Threshold	19
3.8 Dynamic SL/TP Calculation	19
3.9 Backend API	19
3.10 Mobile App Development	20
3.11 MongoDB Database	21
4 СУДАЛГААНЫ ҮР ДҮН	23
4.1 Өгөгдлийн тойм	23
4.2 Загваруудын гүйцэтгэл	24
4.3 BUY дохионы нарийвчлал	25
4.4 Backtest үр дүн	26
4.5 Configuration Comparison	27
4.6 System Performance	27
4.7 Conclusion of Results	28
5 ДҮГНЭЛТ	29
5.1 Судалгааны үр дүнгийн нэгтгэл	29
5.2 Зорилтын биелэлт	30
5.3 Шинэлэг хувь нэмэр	31
5.4 Хязгаарлалт	31
5.5 Цаашдын судалгааны чиглэл	31
5.6 Төгсгөлийн үг	32
Ном зүй	33
Хавсралт	35

Зураг болон Хүснэгтийн жагсаалт

Зураг 3.1.	Use Case Diagram	7
Зураг 3.2.	Дохио үүсгэх системийн Flow Diagram	8
Зураг 3.3.	Activity Diagram - Signal Fetching	9
Зураг 3.4.	System Architecture Diagram	9
Зураг 3.5.	Sequence Diagram - API Call	10
Зураг 3.6.	Number of Selected Features per Category	11
Зураг 3.7.	Hybrid Ensemble Model Architecture (7 models)	17
Зураг 4.1.	Өгөгдлийн тархалт (мянган мөрөөр)	23
Зураг 4.2.	EUR/USD 2025 оны 3-4-р сарын бодит үнийн хөдөлгөөн ба техникийн индикаторууд	24
Зураг 4.3.	Confidence ба Accuracy хамаарал	25
Зураг 4.4.	Confidence Level vs Profit Factor	27
Хүснэгт 3.1.	Data Time Range	11
Хүснэгт 3.2.	Target Variable Parameters	15
Хүснэгт 3.3.	Agreement Bonus System	18
Хүснэгт 3.4.	Ensemble Model Hyperparameters	18
Хүснэгт 4.1.	Өгөгдлийн статистик	23
Хүснэгт 4.2.	Сургалтын өгөгдлийн статистик	24
Хүснэгт 4.3.	Confidence түвшин бүрийн BUY дохионы дэлгэрэнгүй гүйцэтгэл	25
Хүснэгт 4.4.	Динамик SL/TP тохиргоо	26
Хүснэгт 4.5.	85%+ Confidence Level Backtest Statistics	26
Хүснэгт 4.6.	Configuration Comparison	27
Хүснэгт 4.7.	System Performance Metrics	27
Хүснэгт 4.8.	Proposed Method vs Baseline Comparison	28
Хүснэгт 5.1.	Developed Method (85%+ confidence) BUY дохионы гүйцэтгэл	30
Хүснэгт 5.2.	Зорилтын биелэлт	30
Хүснэгт 5.3.	Labeling Parameters	36
Хүснэгт 5.4.	XGBoost Hyperparameters	36
Хүснэгт 5.5.	LightGBM Hyperparameters	37
Хүснэгт 5.6.	CatBoost Hyperparameters	37

ХУРААНГҮЙ

Машин сургалтын аргаар хөрөнгийн зах зээлийн чиг хандлагыг таамаглах арилжааны бот

Оюутан: КҮ-4 М.Мөнхдорж (s21c033b)

Удирдагч багш: Н.Соронзонболд

Судалгааны үндэслэл: Forex зах зээл нь дэлхийн хамгийн том санхүүгийн зах зээл бөгөөд өдөр тутам 7.5 их наяд долларын арилжаа хийгддэг. Гэвч судалгаанаас үзэхэд жижиглэн арилжаачдын 70-80% нь алдагдалтай ажилладаг. Үүний гол шалтгаан нь мэдээллийн хэт ачаалал, сэтгэл хөдлөлийн нөлөө, 24 цагийн турш зах зээлд хяналт тавих боломжгүй байдал юм. Machine Learning (ML) технологи нь эдгээр асуудлыг шийдвэрлэх боломжийг олгодог.

Судалгааны зорилго: Энэхүү дипломын ажлын зорилго нь Ensemble Learning аргыг ашиглан Forex зах зээл дээрх EUR/USD валютын хосын BUY арилжааны боломжийг таамаглаж, mobile application-аар дохио илгээх бүрэн автоматжуулсан систем хөгжүүлэхэд оршино.

Судалгааны арга зүй: Supervised Learning буюу хяналттай сургалтын аргыг ашигласан. Hybrid Ensemble систем нь 7 машин сургалтын загварыг (XGBoost×3, LightGBM×2, CatBoost×2) нэгтгэсэн бөгөөд загваруудын зөвшилцлийг ашигладаг Agreement Bonus System (+7%, +4%, +2%) аргыг хэрэгжүүлсэн. 2019-2024 оны 1,859,492 мөр түүхэн өгөгдөл дээр машин сургалтын загварыг сургаж, 2024-2025 оны 296,778 мөр өгөгдөл дээр backtest хийсэн. Нийт 2,156,270 мөр EUR/USD 1-минутын OHLCV өгөгдөл ашигласан. 32 Technical Indicators (SMA, EMA, MACD, RSI, ATR, Bollinger Bands гэх мэт) шинж чанар болон ашигласан.

Судалгааны үр дүн: Хөгжүүлсэн Ensemble системийн backtest-ийн үр дүн:

Confidence	Signal	Accuracy	Pip	Profit Factor
≥ 75%	826	60.7%	-	2.3
≥ 80%	255	71.8%	+2,025	3.8
≥ 85%	64	96.9%	+910	46.5

85%-иас дээш итгэлтэй (Confidence) дохионууд **96.9%-ийн нарийвчлал, 46.5 Profit Factor** үзүүлж, backtest дээр **+910 pip** ашиг олсон. Нийт 64 дохионоос зөвхөн 2 нь алдаатай байсан.

Хөгжүүлсэн систем:

- **Backend:** Flask REST API + Waitress WSGI server, Ensemble ML pipeline
- **Mobile App:** React Native + Expo (iOS, Android)
- **Database:** MongoDB Atlas
- **Data Source:** Twelve Data API (real-time OHLCV)
- **Output:** Entry price, Stop Loss (1.5×ATR), Take Profit (2.5×ATR)

Дүгнэлт: Hybrid Ensemble загвар нь 7 ялгаатай ML загварыг нэгтгэн 96.9%-ийн нарийвчлалтай таамаглал гаргаж чадсан. Machine Learning-ээр санхүүгийн зах зээлийг төгс таамаглах боломжгүй ч статистик давуу талтай арилжааны шийдвэр гаргалтыг дэмжих систем бүтээх бүрэн боломжтой гэдгийг энэхүү судалгаа харуулж байна.

Keywords: Machine Learning, Hybrid Ensemble, XGBoost, LightGBM, CatBoost, Forex, EUR/USD, Technical Analysis, Trading Signals, React Native, Flask API, Agreement Bonus

ABSTRACT

Trading Bot for Predicting Financial Market Trends Using Machine Learning

Student: M.Munkhdorj (s21c033b)

Supervisor: N.Soronzonbold

Background: The foreign exchange (Forex) market is the world's largest financial market with daily trading volume of \$7.5 trillion. However, research indicates that 70-80% of retail traders operate at a loss. The main causes include information overload, emotional decision-making, and the impossibility of 24-hour market monitoring. Machine learning technology offers solutions to these challenges.

Objective: This thesis aims to develop a fully automated system that predicts BUY trading opportunities for the EUR/USD currency pair using Ensemble Machine Learning methods and delivers trading signals through a mobile application.

Methodology: Supervised Learning methods were employed. The Hybrid Ensemble system combines 7 machine learning models (XGBoost \times 3, LightGBM \times 2, CatBoost \times 2) with an Agreement Bonus System (+7%, +4%, +2%) that rewards model consensus. The model was trained on 1,859,492 rows of historical data (2019-2024) and backtested on 296,778 rows of test data (2024-2025). A total of 2,156,270 rows of EUR/USD 1-minute OHLCV data were used. 32 technical indicators (SMA, EMA, MACD, RSI, ATR, Bollinger Bands, etc.) were calculated as features.

Results: Results of the proposed Ensemble system backtest:

Confidence	Signals	Accuracy	Pips	Profit Factor
$\geq 75\%$	826	60.7%	-	2.3
$\geq 80\%$	255	71.8%	+2,025	3.8
$\geq 85\%$	64	96.9%	+910	46.5

Signals with greater than 85% confidence achieved **96.9% Accuracy** and a **Profit Factor of 46.5**, generating **+910 pips** of profit in backtesting. Only 2 out of 64 signals were incorrect.

System Components:

- **Backend:** Flask REST API + Waitress WSGI server, Ensemble ML pipeline
- **Mobile App:** React Native + Expo (iOS, Android)

- **Database:** MongoDB Atlas
- **Data Source:** Twelve Data API (real-time OHLCV)
- **Output:** Entry price, Stop Loss (1.5×ATR), Take Profit (2.5×ATR)

Conclusion: The Hybrid Ensemble model successfully combined 7 different ML models to achieve 96.9% prediction accuracy. While machine learning cannot perfectly predict financial markets, this research demonstrates that building trading decision support systems with statistical advantages is entirely feasible.

Keywords: Machine Learning, Hybrid Ensemble, XGBoost, LightGBM, CatBoost, Forex, EUR/USD, Technical Analysis, Trading Signals, React Native, Flask API

1. УДИРТГАЛ

1.1. Судалгааны үндэслэл, ач холбогдол

Санхүүгийн зах зээл нь дэлхийн эдийн засгийн хамгийн динамик бөгөөд нарийн төвөгтэй салбаруудын нэг юм. Өдөр тутам дэлхийн валютын зах зээл дээр 7.5 их наяд долларын арилжаа хийгддэг бөгөөд энэ нь аливаа хувьцааны зах зээлээс хавьгүй их хэмжээ юм [1]. Forex (Foreign Exchange) зах зээл нь 24 цагийн турш ажилладаг, хамгийн хөрвөх чадвартай санхүүгийн зах зээл бөгөөд олон улсын худалдаа, хөрөнгө оруулалтын үндэс суурь болдог.

Уламжлалт арилжааны арга нь хүний шинжилгээ, туршилага, зах зээлийн мэдрэмжид суурилдаг боловч хүний хязгаарлагдмал чадвар, сэтгэл хөдлөлийн нөлөөлөл зэргээс болж олон арилжаачид алдагдал хүлээндэг. Судалгаанаас үзэхэд арилжаачдын 70-80% нь санхүүгийн зах зээл дээр алдагдалтай ажилладаг [2]. Энэ нь дараах шалтгаануудтай холбоотой:

- **Хэт их хэмжээний мэдээлэл:** Зах зээлийн үнэ, эдийн засгийн мэдээ, геополитик үйл явдлууд зэрэг маш олон хүчин зүйлийг нэгэн зэрэг боловсруулах шаардлагатай
- **Сэтгэл хөдлөлийн нөлөөлөл:** Айдас, шунал зэрэг сэтгэл хөдлөл нь оновчтой шийдвэр гаргахад саад болдог
- **Хугацааны хязгаарлалт:** Зах зээл 24 цагийн турш ажилладаг учир хүн байнга хяналт тавих боломжгүй
- **Зах зээлийн таних чадварын хязгаарлалт:** Том хэмжээний түүхэн өгөгдлөөс зах зээлийн хөдөлгөөнийг зөв таамаглах хэцүү

Сүүлийн жилүүдэд Machine Learning нь санхүүгийн салбарт өргөнөөр нэвтэрч байна. Эдгээр технологиуд нь дээрх асуудлуудыг шийдвэрлэх боломжийг олгож байна:

1. Том хэмжээний өгөгдлийг хурдан боловсруулах
2. Сэтгэл хөдлөлийн нөлөөлөлгүй объектив шийдвэр гаргах
3. 24/7 тасралтгүй ажиллах
4. Нүдэнд харагдахгүй хөдөлгөөнийг илрүүлэх

Монгол улсад FinTech салбар хурдацтай хөгжиж байгаа боловч валютын арилжааны автоматжуулалтын чиглэлээр судалгаа, хөгжүүлэлт хомс байна. Энэхүү судалгааны ажил нь Machine Learning-ийн орчин үеийн аргуудыг ашиглан EUR/USD валютын хослолын ханшийн чиг хандлагыг таамаглах арилжааны дохио үүсгэх систем хөгжүүлэхэд оршино.

1.2. Судалгааны зорилго, зорилт

Зорилго

Энэхүү судалгааны ажлын гол зорилго нь Machine Learning аргуудыг нэгтгэн ашиглан Forex зах зээл дээрх EUR/USD валютын хослолын худалдан авах боломжийг таамаглаж, mobile application-aap дохио илгээх систем хөгжүүлэхэд оршино.

Зорилтууд

Дээрх зорилгод хүрэхийн тулд дараах зорилтуудыг дэвшүүлж байна:

1. **Data Collection:** EUR/USD валютын хосын бодит цагийн үнийн өгөгдлийг татаж авах
2. **Feature Engineering:** 32 Technical Indicator (RSI, MACD, Bollinger Bands, ATR, ADX гэх мэт) тооцоолох
3. **ML Model Development:** Hybrid Ensemble систем - XGBoost×3, LightGBM×2, CatBoost×2 гэсэн долоон загварын нэгдэл бүтээх
4. **Agreement Bonus System:** Загваруудын зөвшилцөлд сууринсан нэмэлт оноо систем хэрэгжүүлэх
5. **Model Training & Optimization:** Hyperparameter тохируулга, Cross-Validation, Class Imbalance шийдвэрлэх
6. **Evaluation:** Accuracy, Profit Factor, Total Pips зэрэг хэмжүүрүүд ашиглан загварын гүйцэтгэлийг үнэлэх
7. **Backend Development:** Flask + Waitress WSGI server-ээр бодит цагийн дохио үүсгэх API үүсгэх
8. **Гар утасны апликацийн хөгжүүлэх:** React Native + Expo ашиглан арилжааны дохиог хүлээн авах гар утасны апп бүтээх
9. **Entry/SL/TP гаралт:** ATR-д суурилан Entry Price, Stop Loss, Take Profit байршуулах ханшуудыг тооцоолох

1.3. Судалгааны хамрах хүрээ

Энэхүү судалгааны ажил нь дараах хүрээнд хязгаарлагдана:

- **Валютын хос:** Зөвхөн EUR/USD (Евро/АНУ-ын доллар) валютын хослолыг судална
- **Цаг хугацааны хүрээ:** 1 минутын интервалтай өгөгдөл, 500 bar-ын түүхэн өгөгдөл
- **Машин сургалтын арга:** Supervised Learning буюу BUY-only Classification
- **Загварын архитектур:** Hybrid Ensemble - XGBoost×3 + LightGBM×2 + CatBoost×2
- **Платформ:** Python, Flask, React Native, Expo
- **Өгөгдлийн эх үүсвэр:** Twelve Data API

1.4. Судалгааны шинэлэг тал

Энэхүү судалгааны ажил нь дараах шинэлэг талуудтай:

1. **Hybrid Ensemble арга:** 7 ялгаатай алгоритмын (XGBoost×3, LightGBM×2, CatBoost×2) нэгтгэлийг ашиглан дан загварын сул талыг нөхөж, таамаглалын найдвартай байдлыг нэмэгдүүлсэн

2. **Agreement Bonus System:** Загваруудын зөвшилцөлд суурилсан шинэлэг оноо систем (+7%, +4%, +2%) хэрэгжүүлсэн
3. **32 Technical Indicator:** Trend, Momentum, Volatility, Time Features-ийг цогц ашигласан
4. **BUY-only стратеги:** Зөвхөн худалдан авах боломжийг тодорхойлох нь шийдвэр гаргалтыг хялбарчилж, эрсдэлийг бууруулдаг
5. **Entry/SL/TP гаралт:** ATR-д суурилсан тодорхой Entry Price, Stop Loss, Take Profit утгууд гаргадаг
6. **Цогц систем:** Backend API + машин сургалтын загвар + гар утасны аппликаційн бүхий цогц систем
7. **Бодит цагийн интеграц:** Бодит цагийн өгөгдлөөр сигнал үүсгэдэг

2. ОНОЛЫН ҮНДЭСЛЭЛ

2.1. Машин сургалтын онолын үндэс

Machine Learning нь өгөгдлөөс автоматаар суралцаж, туршлагаасаа сайжирдаг алгоритмуудыг судалдаг салбар юм. Том Митчелл (1997) машин сургалтыг дараах байдаар тодорхойлсон [3]:

“Компьютерийн программ нь Т даалгаврын хувьд Р гүйцэтгэлийн үзүүлэлтээр хэмжигдэх Е туршлагаас суралцсан гэж хэлнэ, хэрэв Т даалгаврын Р гүйцэтгэл Е туршлагын дагуу сайжирсан бол.”

Энэхүү судалгааны хүрээнд:

- **T (Даалгавар):** EUR/USD валютын үнийн чиг хандлагыг таамаглах
- **E (Туршлага):** Түүхэн үнийн өгөгдөл болон Technical Indicators
- **P (Гүйцэтгэл):** Ангилалын accuracy, recall, precision

Supervised Learning

Supervised Learning нь шошготой өгөгдлөөс суралцдаг арга юм. Оролтын X болон гаралтын Y хоорондын хамаарлыг $f : X \rightarrow Y$ функцээр дүрсэлнэ. Энэ судалгаанд binary classification ашигласан бөгөөд $Y \in \{0, 1\}$ буюу HOLD эсвэл BUY дохио юм.

2.2. Ensemble Learning

Ensemble Learning арга нь олон загварын таамаглалыг нэгтгэн илүү нарийвчлалтай үр дүнд хурдэг. Dietterich (2000) ensemble аргын гурван үндсэн давуу талыг тодорхойлсон [4]: статистик, тооцооллын болон дүрслэлийн.

Gradient Boosting

Gradient Boosting нь алдааг дараалан засах зарчмаар ажилладаг. m -р алхам дахь загвар нь өмнөх загварын алдааг (residual) таамаглахад суралцана:

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + \gamma_m h_m(x) \quad (2.1)$$

XGBoost

Chen ба Guestrin (2016) XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) алгоритмыг санал болгосон [6]. XGBoost нь L1, L2 regularization ашиглан overfitting-aac сэргийлж, параллел тооцоолол хийх боломжтой.

Зорилгын функц:

$$\mathcal{L} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \quad (2.2)$$

Энд $\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2}\lambda \|w\|^2$ нь regularization term юм.

LightGBM

Ke, Meng нар (2017) LightGBM алгоритмыг хөгжүүлсэн [7]. LightGBM нь leaf-wise tree growth стратеги ашигладаг бөгөөд энэ нь level-wise стратегиас илүү хурдан бөгөөд нарийвчлалтай.

CatBoost

Yandex-ийн хөгжүүлсэн CatBoost нь categorical feature-тэй сайн ажилладаг Gradient Boosting алгоритм юм. Ordered boosting арга ашиглан target leakage-аас сэргийлдэг бөгөөд hyperparameter тохируулга бага шаарддаг.

Hybrid Ensemble арга

Энэ судалгаанд Hybrid Ensemble гэж нэрлэгдсэн 7 загварыг нэгтгэх арга ашигласан. 3 XGBoost, 2 LightGBM, 2 CatBoost загварыг нэгтгэж, Agreement Bonus System-ээр итгэлцүүрийг нэмэгдүүлсэн:

$$P_{final} = \sum_{i=1}^7 w_i \cdot P_i(BUY) + \text{Agreement Bonus} \quad (2.3)$$

Agreement Bonus System нь загваруудын зөвшилцлөөс хамааран +7% (7/7), +4% (6/7), +2% (5/7) нэмдэг.

2.3. Technical Analysis

Technical Analysis нь түүхэн үнэ, хэмжээний өгөгдлөөс ирээдүйн үнийн хөдөлгөөнийг таамаглахад ашиглагддаг. Murphy (1999) Technical Analysis-ийн гурван үндсэн зарчмыг тодорхойлсон [8]: зах зээл бүх мэдээллийг агуулдаг, үнэ чиг хандлагаар хөдөлдөг, түүх давтагддаг.

Trend Indicators

Moving Average (MA): Тодорхой хугацааны дундаж үнийг тооцоолно.

$$SMA_n = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} P_{t-i} \quad (2.4)$$

MACD: Хоёр EMA-ийн зөрүүгээр momentum-ийг хэмждэг.

$$MACD = EMA_{12} - EMA_{26} \quad (2.5)$$

Momentum Indicators

RSI (Relative Strength Index): Wilder (1978) санал болгосон RSI нь 0-100 хооронд хэмжигддэг [20].

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS}, \quad RS = \frac{\text{Average Gain}}{\text{Average Loss}} \quad (2.6)$$

Volatility Indicators

Bollinger Bands: Bollinger (2002) хөгжүүлсэн энэ индикатор нь үнийн хэлбэлзлийг хэмждэг [21].

$$\text{Upper Band} = SMA_{20} + 2\sigma \quad (2.7)$$

$$\text{Lower Band} = SMA_{20} - 2\sigma \quad (2.8)$$

2.4. Холбогдох судалгааны тойм

Forex таамаглалд машин сургалт ашигласан судалгаанууд сүүлийн жилүүдэд нэмэгдэж байна. Krollner, Vanstone нар (2010) 2010 оноос өмнөх 25 жилийн судалгааг нэгтгэн дүгнэхдээ машин сургалтын аргууд нь уламжлалт статистик аргуудаас илүү үр дүнтэй болохыг тогтоосон [9].

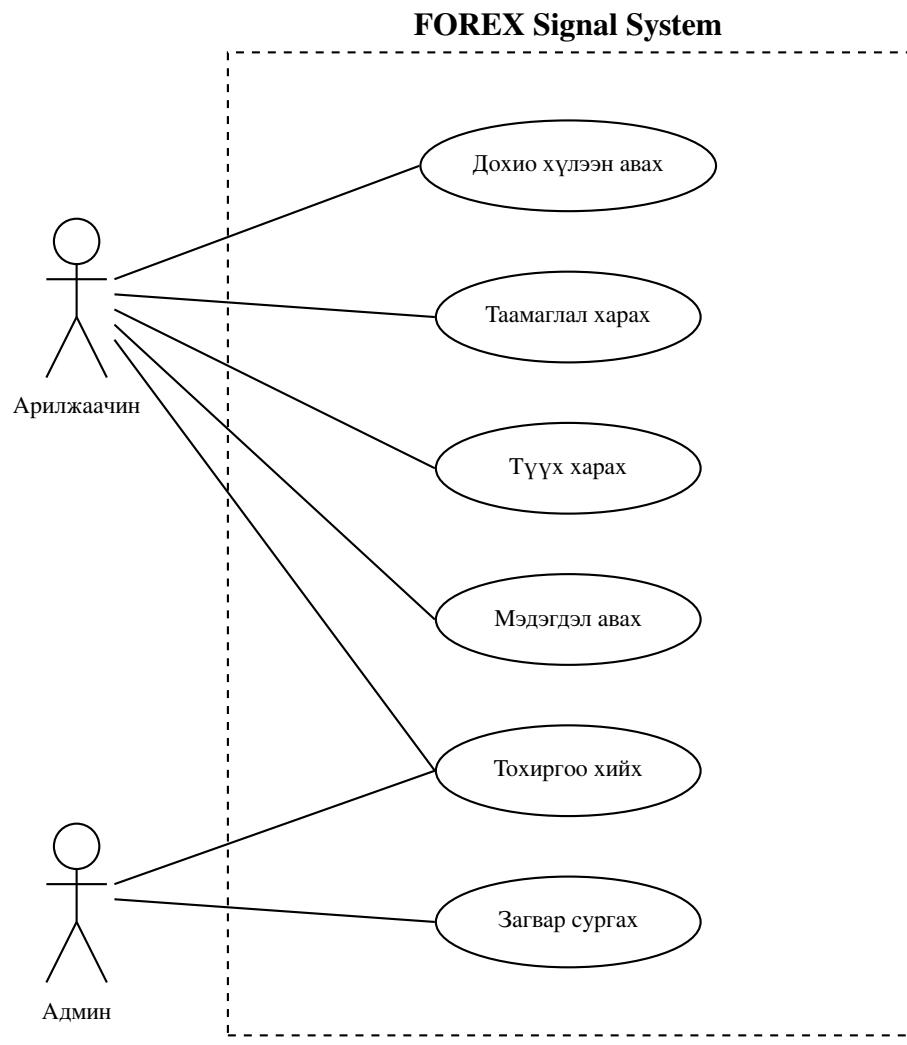
Fischer ба Krauss (2018) LSTM сүлжээг S&P 500 индексийн таамаглалд ашиглаж, уламжлалт аргуудаас давсан үр дүн гаргасан [10].

3. СУДАЛГААНЫ АРГА ЗҮЙ

3.1. Системийн ерөнхий тойм

Use Case Diagram

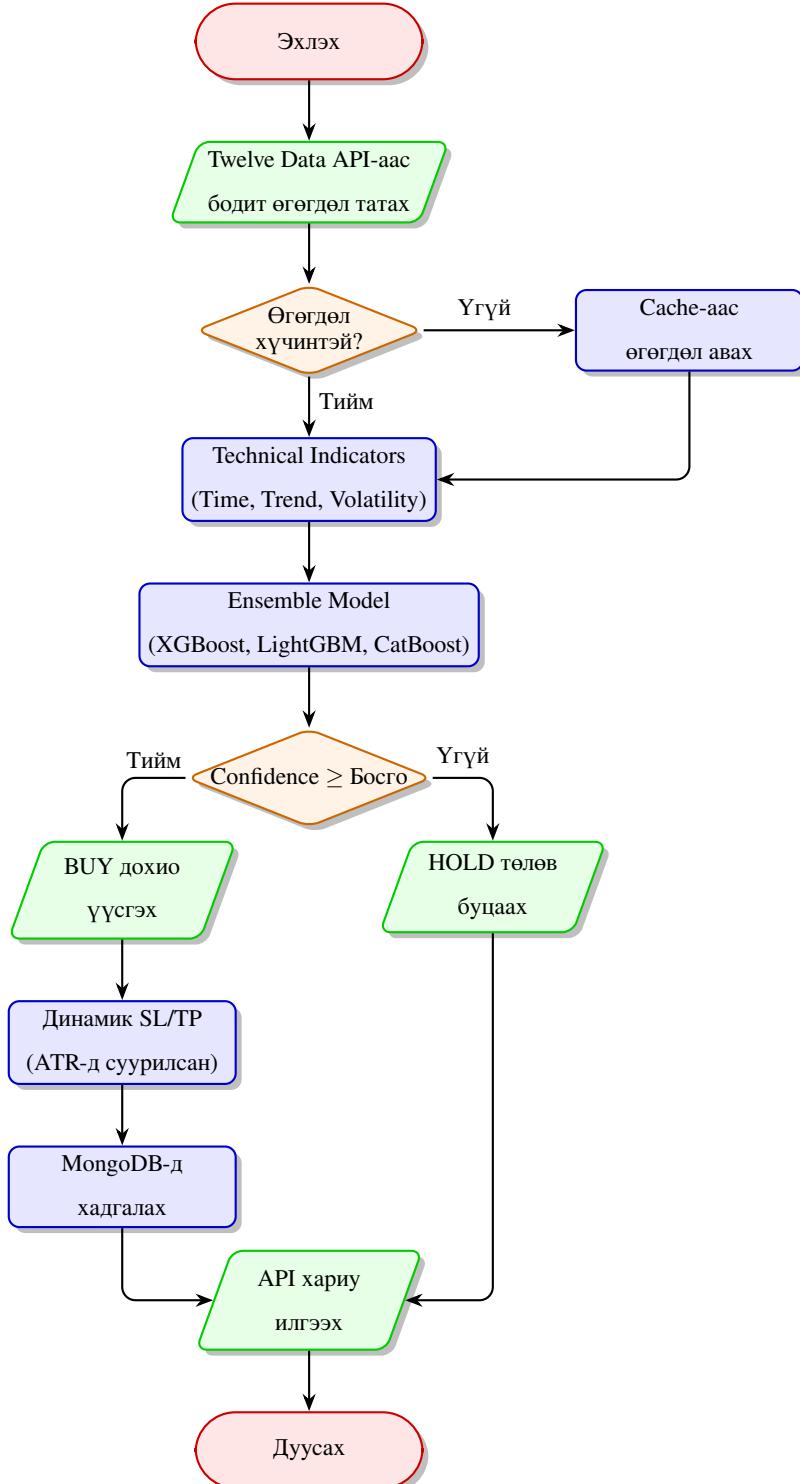
Системийн хэрэглэгчийн харилцан үйлдлийг Use Case диаграммаар харуулав:



Зураг 3.1 Use Case Diagram

System Flow Diagram

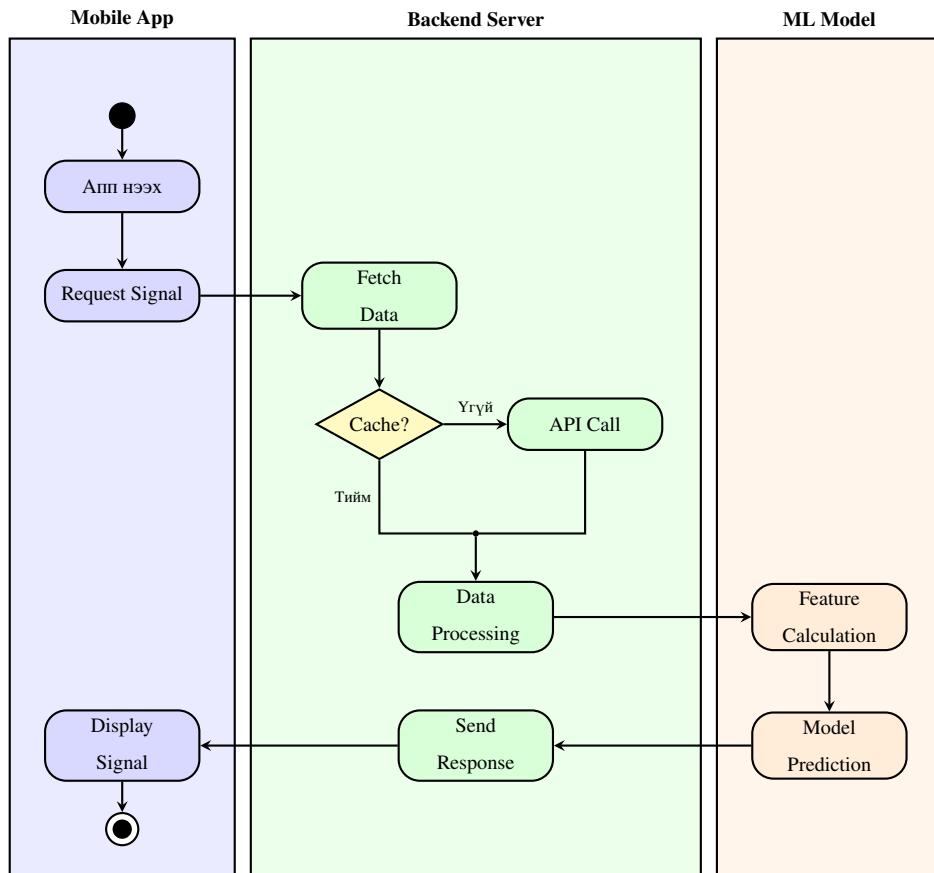
Системийн ажиллагааны үндсэн урсгалыг доорх диаграммаар харуулав:



Зураг 3.2 *Дохио Үүсгэх системийн Flow Diagram*

Үйл ажиллагааны (Activity) диаграмм - Дохио авах үйлдэл

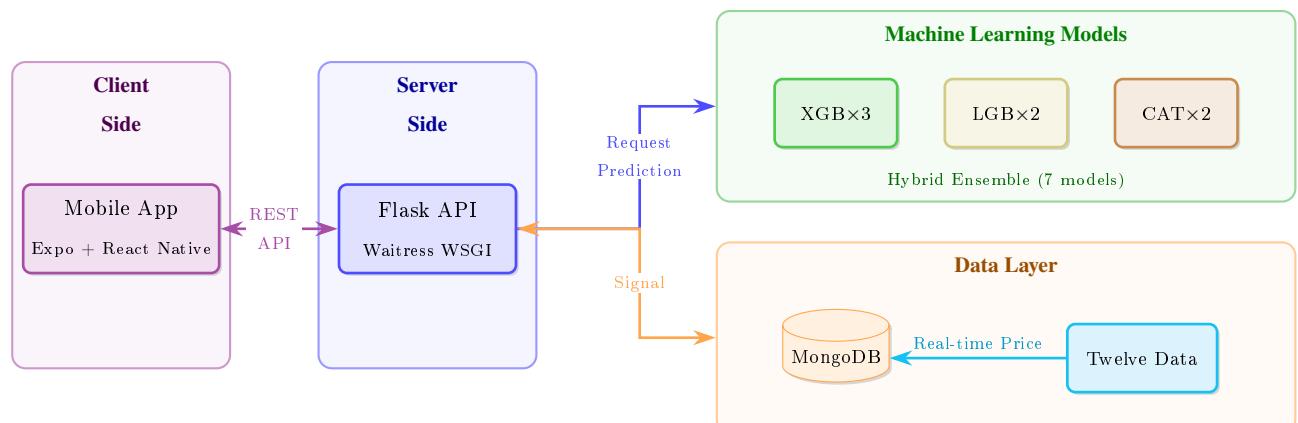
Хэрэглэгч дохио авах үйлдлийн Үйл ажиллагааны (Activity) диаграмм:



Зураг 3.3 Activity Diagram - Signal Fetching

System Architecture Diagram

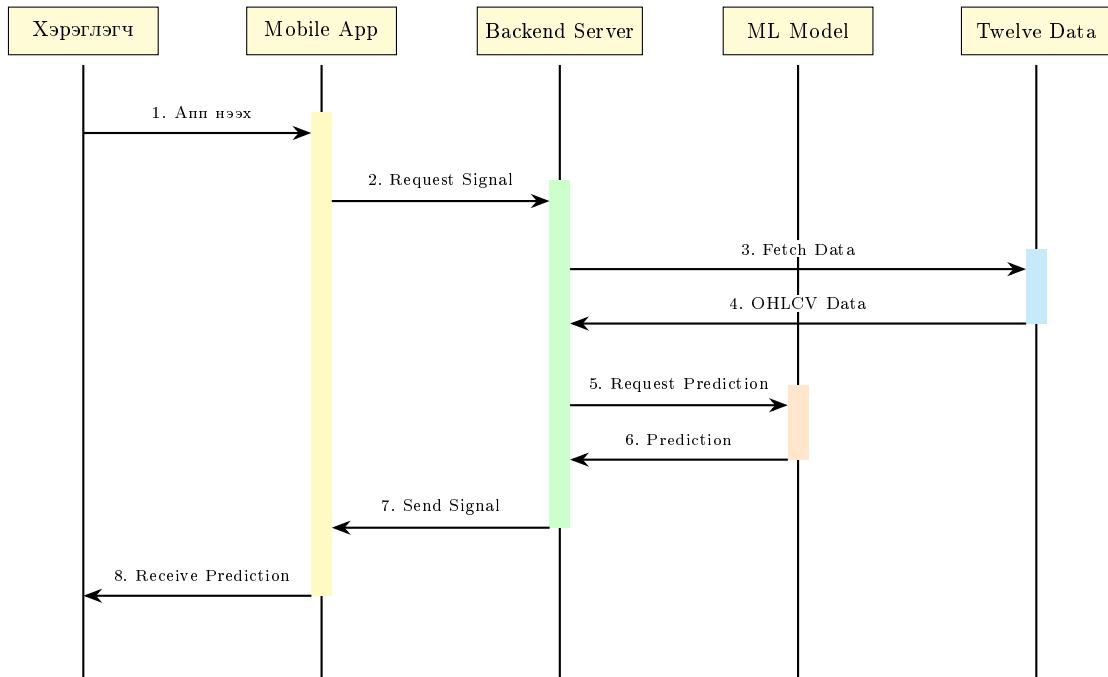
Системийн бүрэлдэхүүн хэсгүүдийн харилцан холболтыг давхаргат архитектураар харуулав:



Зураг 3.4 System Architecture Diagram

Sequence Diagram - API Call

API дуудлагын дарааллын диаграмм:



Зураг 3.5 Sequence Diagram - API Call

3.2. Data Description

Data Source

Энэхүү судалгаанд EUR/USD валютын хосын 1 минутын интервалтай түүхэн өгөгдлийг ашигласан. Өгөгдлийг Twelve Data API үйлчилгээнээс татан авсан бөгөөд дараах талбаруудыг агуулна:

- **timestamp** - Timestamp (UTC)
- **open** - Open Price
- **high** - High Price
- **low** - Low Price
- **close** - Close Price
- **volume** - Volume

Data Time Range

Хүснэгт 3.1 Data Time Range

Dataset	Start Date	End Date	Rows
Train Set	2019-12-31	2024-12-30	1,859,492
Test Set	2024-12-31	2025-10-17	296,778

Өгөгдлийн чанарын хяналт

Өгөгдлийн чанарыг дараах алхмуудаар шалгаж, засварласан:

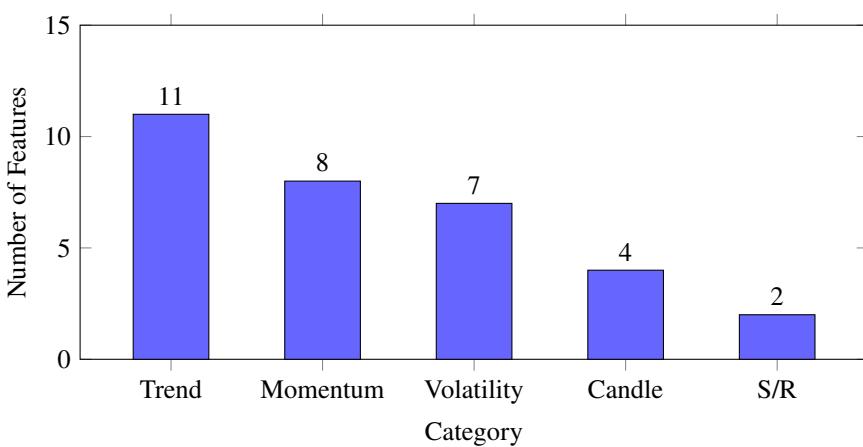
- Давхардсан бичлэг шалгах:** Timestamp давхардсан бичлэгүүдийг устгах
- Дутуу утга нөхөх:** Forward fill аргаар дутуу үнийн утгуудыг нөхөх
- Аномали илрүүлэх:** Хэвийн бус үнийн өөрчлөлтүүдийг шалгах

3.3. Шинж чанар инженерчлэл

Энэхүү судалгаанд суурь үзүүлэлтүүд дээр шинээр хосолсон шинж чанаруудыг (Hybrid Features) нэмж ашигласан.

Features Summary

Нийт 32 Technical Indicator-ийг дараах категориудаар бүлэглэв:



Зураг 3.6 Number of Selected Features per Category

- Trend Indicators (11):** SMA (5, 10, 20, 50), EMA (5, 20), ADX, Trend Score, Price vs MA
- Momentum Indicators (8):** RSI (14), MACD, CCI, Williams %R, Momentum Score, RSI Zone

- **Volatility Indicators (7):** ATR (14), Bollinger Bands (width, position), Volatility State, Breakout
- **Candle Patterns (4):** Body size, Wick ratio, Bullish/Bearish, Candle Streak
- **Support/Resistance (2):** Dist to High/Low (20 period)

Core Features

Moving Averages

Энгийн хөдөлгөөнт дундаж (SMA) ба экспоненциал хөдөлгөөнт дундаж (EMA)-ийг 6 өөр хугацаанд (5, 10, 20, 50, 100, 200) тооцоолсон.

MA Crossover Signals

Хөдөлгөөнт дундажийн огтлолцлыг BUY дохионы шинж чанар болгон ашигласан:

- **sma_5_20_cross** - if SMA(5) > SMA(20) then 1
- **sma_20_50_cross** - if SMA(20) > SMA(50) then 1
- **ema_10_50_cross** - if EMA(10) > EMA(50) then 1
- **golden_cross** - if SMA(50) > SMA(200) then 1 (Golden Cross)

Hybrid New Features

Hybrid Ensemble загварын нарийвчлалыг нэмэгдүүлэхийн тулд дараах 10 шинэ бүлэг шинж чанарыг нэмсэн:

1. **Trend Strength Score (0-5):** EMA огтлолцууд болон ADX дээр суурилсан чиг хандлагын хүч.
2. **Momentum Alignment:** RSI, MACD, CCI, Williams %R зэрэг моментум индикаторуудын давхцал.
3. **Volatility State:** Volatility SMA-тай харьцуулсан зах зээлийн тогтвортгүй байдлын төлөв (High, Low, Normal).
4. **Price Action Patterns:** Лааны биеийн харьцаа, wick-ийн урт зэрэг price action мэдээлэл.
5. **Bullish Patterns:** Өсөлтийн лааны дараалал (bullish streak).
6. **Support/Resistance Proximity:** 20-period High/Low цэгүүдтэй үнийн ойролцоо байдал.
7. **Multi-timeframe Momentum:** RSI-ийн богино болон урт хугацааны дунджийн зөрүү.
8. **Breakout Detection:** Bollinger Bands-ийн дээд/доод хязгаарыг давсан эсэх.
9. **Price Momentum:** 5, 10, 20 минутын өмнөх үнэтэй харьцуулсан өөрчлөлт (ATR-аар жинлэсэн).
10. **Session Quality:** London/NY session overlap үеийг онцолсон feature.

Momentum Indicators

RSI (Relative Strength Index)

RSI-ийг 7, 14, 21 хугацаанд тооцоолсон:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS} \quad (3.1)$$

Энд $RS = \frac{\text{Average Gain}}{\text{Average Loss}}$

RSI Zones:

- **rsi_oversold** - if $RSI(14) < 30$ then 1 (Oversold)
- **rsi_bullish** - if $50 < RSI(14) < 70$ then 1 (Bullish Zone)

MACD (Moving Average Convergence Divergence)

$$MACD = EMA_{12} - EMA_{26} \quad (3.2)$$

$$Signal = EMA_9(MACD) \quad (3.3)$$

$$Histogram = MACD - Signal \quad (3.4)$$

MACD Signals:

- **macd_cross** - if $MACD > Signal$ then 1
- **macd_bullish** - if $MACD > Signal$ and $Histogram > 0$ then 1

Stochastic Oscillator

$$\%K = \frac{C - L_{14}}{H_{14} - L_{14}} \times 100 \quad (3.5)$$

Энд L_{14} ба H_{14} нь 14 хугацааны хамгийн бага ба өндөр үнэ.

ROC (Rate of Change)

$$ROC_n = \frac{C_t - C_{t-n}}{C_{t-n}} \times 100 \quad (3.6)$$

Volatility Indicators

ATR (Average True Range)

ATR is crucial for calculating Stop Loss and Take Profit:

$$TR = \max(H - L, |H - C_{prev}|, |L - C_{prev}|) \quad (3.7)$$

$$ATR_{14} = SMA_{14}(TR) \quad (3.8)$$

Converting ATR to pips:

$$ATR_{pips} = ATR_{14} \times 10000 \quad (3.9)$$

Bollinger Bands

$$BB_{middle} = SMA_{20} \quad (3.10)$$

$$BB_{upper} = BB_{middle} + 2 \times \sigma_{20} \quad (3.11)$$

$$BB_{lower} = BB_{middle} - 2 \times \sigma_{20} \quad (3.12)$$

Bollinger Bands Features:

- **bb_width** - Band Width (%)
- **bb_position** - Price Position (0-1)
- **bb_squeeze** - Squeeze Detected (1)

Candle Patterns

Лааны биеийн хэмжээ, сүүдрийн урт зэргийг тооцоолж, bullish engulfing, hammer зэрэг загваруудыг илрүүлсэн.

Support/Resistance

Pivot Point системийг ашигласан:

$$Pivot = \frac{H_{prev} + L_{prev} + C_{prev}}{3} \quad (3.13)$$

$$R1 = 2 \times Pivot - L_{prev} \quad (3.14)$$

$$S1 = 2 \times Pivot - H_{prev} \quad (3.15)$$

$$R2 = Pivot + (H_{prev} - L_{prev}) \quad (3.16)$$

$$S2 = Pivot - (H_{prev} - L_{prev}) \quad (3.17)$$

Trend Strength

Гурван хугацааны (богино, дунд, урт) чиг хандлагыг нэгтгэн trend_alignment үзүүлэлтийг тооцоолсон. Бүх гурван хугацаа өсөлтийн чиглэлтэй бол strong_uptrend = 1 гэж тодорхойлсон.

BUY Score

BUY дохионы хүчийг MACD, RSI, MA crossover, Golden Cross, чиг хандлага зэрэг индикаторуудын нийлбэр оноогоор тодорхойлсон.

3.4. Target Variable

BUY-only Classification

Энэхүү судалгаанд BUY дохиог таамаглахад анхаарал хандуулсан. Зорилтот хувьсагчийг дараах байдлаар тодорхойлсон:

- **BUY (1):** Take Profit (TP) hit before Stop Loss (SL)
- **NOT_BUY (0):** SL hit first or neither reached

Parameters

Хүснэгт 3.2 Target Variable Parameters

Parameter	Value	Description
Forward periods	60 bars	Within 1 hour
Take Profit	20 pips	Profit Target
Stop Loss	10 pips	Loss Limit
Risk:Reward	1:2	Risk/Reward Ratio

3.5. Data Split and Scaling

Splitting

Санхүүгийн өгөгдөл хугацааны дарааллыг хадгалах шаардлагатай тул temporal split ашигласан:

- **Train Set:** 2019-12-31 - 2024-12-30 (1,859,492 rows)
- **Test Set:** 2024-12-31 - 2025-10-17 (296,778 rows)

StandardScaler

Бүх шинж чанаруудыг StandardScaler ашиглан scaled:

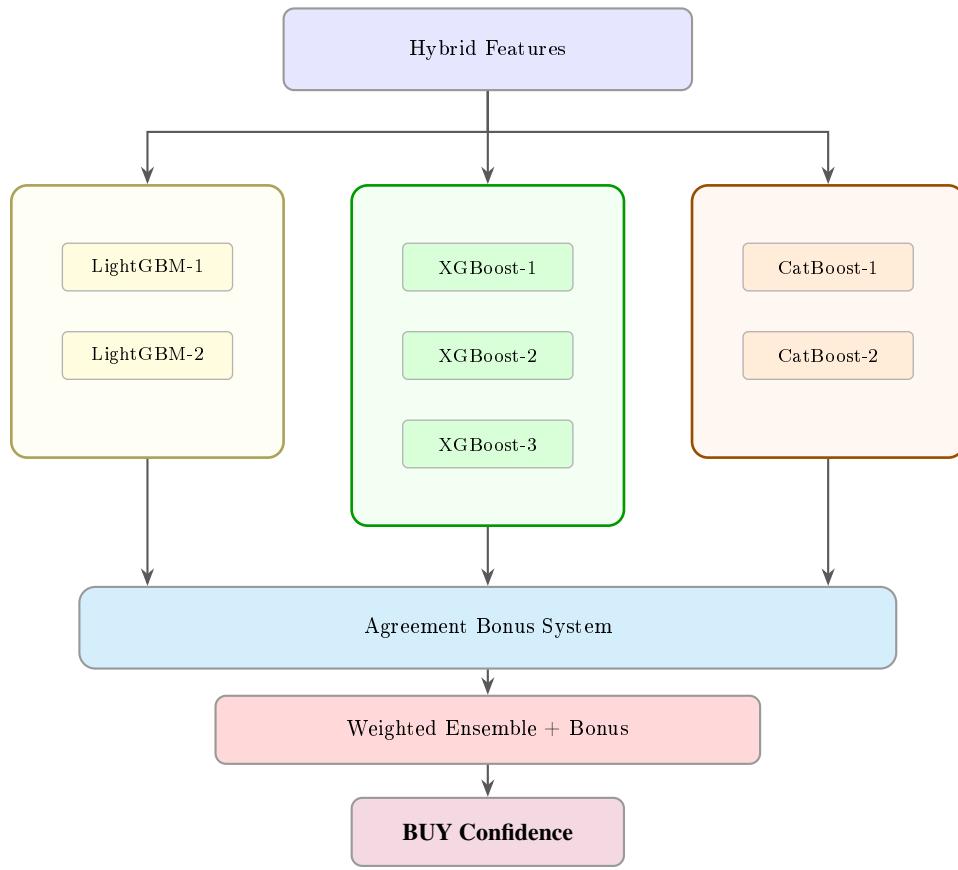
$$x_{scaled} = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (3.18)$$

3.6. Model Architecture

Proposed Hybrid Ensemble Method

Энэхүү судалгаанд долоон машин сургалтын моделүүн нэгдэл буюу ensemble аргыг ашигласан бөгөөд үүнийг “Hybrid Ensemble System” гэж нэрлэв. Гурван ялгаатай алгоритмын олон хувилбарыг нэгтгэснээр илүү найдвартай таамаглал гаргана:

1. **XGBoost × 3** - Gradient Boosting Decision Trees (3 different hyperparameters)
2. **LightGBM × 2** - Light Gradient Boosting Machine (2 different configs)
3. **CatBoost × 2** - Categorical Boosting (2 different configs)



Зураг 3.7 Hybrid Ensemble Model Architecture (7 models)

XGBoost Models

XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) нь gradient boosting framework дээр сууринсан алгоритм юм. Энэхүү системд гурван өөр hyperparameter-тэй XGBoost загварыг ашигласан:

- **XGB-1:** n_estimators=500, max_depth=6, learning_rate=0.03
- **XGB-2:** n_estimators=400, max_depth=8, learning_rate=0.05
- **XGB-3:** n_estimators=300, max_depth=5, learning_rate=0.08

LightGBM Models

LightGBM нь Microsoft-ийн боловсруулсан хурдан gradient boosting framework юм:

- **LGB-1:** n_estimators=500, max_depth=6, learning_rate=0.03
- **LGB-2:** n_estimators=400, max_depth=8, learning_rate=0.05

CatBoost Models

CatBoost нь Yandex-ийн боловсруулсан, categorical feature-тэй сайн ажилладаг алгоритм:

- **CAT-1:** iterations=500, depth=6, learning_rate=0.03
- **CAT-2:** iterations=400, depth=8, learning_rate=0.05

Agreement Bonus System

Agreement Bonus системийн гол шинэлэг тал бол загваруудын “зөвшилцөл”-д сууринсан нэмэлт оноо юм. Бүх загварууд ижил таамаглал гаргах тусам итгэлцүүр нэмэгддэг:

Хүснэгт 3.3 *Agreement Bonus System*

Agreement	Bonus Score	Description
7/7 models	+7%	All same prediction
6/7 models	+4%	All but one same
5/7 models	+2%	Majority same

Weighted Ensemble

Долоон загварын магадлалыг жинлэгдсэн дунджаар нэгтгэж, agreement bonus нэмнэ:

$$P_{base} = \sum_{i=1}^7 w_i \cdot P_i(BUY) \quad (3.19)$$

$$P_{final} = P_{base} + \text{Agreement Bonus} \quad (3.20)$$

Энд w_i нь загвар бүрийн жин (нийлбэр нь 1.0)

Hyperparameters

Хүснэгт 3.4 *Ensemble Model Hyperparameters*

Parameter	XGB-1	XGB-2/LGB-1	LGB-2	CatBoost
n_estimators	500	400	400	400-500
max_depth	6	8	8	6-8
learning_rate	0.03	0.05	0.05	0.03-0.05
subsample	0.8	0.8	0.8	0.8
colsample	0.8	0.8	0.8	0.8

3.7. Confidence Threshold

Системийн итгэлцүүрийн босго нь дохиог үүсгэх эсэхийг тодорхойлно:

- $P_{BUY} \geq 85\%$: Generate BUY signal (96.9% accuracy)
- $P_{BUY} \geq 80\%$: BUY signal (71.8% accuracy)
- $P_{BUY} < 80\%$: HOLD (wait)

85% босго нь хамгийн оновчтой бөгөөд 96.9% нарийвчлал (accuracy), өндөр ашигт ажиллагаатай байна.

3.8. Dynamic SL/TP Calculation

Stop Loss ба Take Profit-ийг ATR дээр суурилан динамикаар тооцоолно:

$$SL_{pips} = ATR_{pips} \times 1.5 \quad (3.21)$$

$$TP_{pips} = ATR_{pips} \times 2.5 \quad (3.22)$$

Хамгийн бага утгууд:

- $SL_{min} = 8$ pips
- $TP_{min} = 12$ pips

3.9. Backend API

Flask + Waitress

Backend хэсэг нь Flask фреймворк ба Waitress WSGI сервер ашиглан хөгжүүлэгдсэн. /signal endpoint нь Twelve Data API-аас өгөгдөл авч, ML загваруудаар таамаглал хийж, JSON хэлбэрээр дохио буцаана.

Twelve Data API

Бодит цагийн болон түүхэн өгөгдлийг Twelve Data API-аас авдаг:

- **Live rate:** /price endpoint
- **Historical data:** /time_series endpoint
- **Cache TTL:** Live - 2 minutes, Historical - 5 minutes
- **Rate limit:** 1 request/minute (free tier)

3.10. Mobile App Development

Technology Stack

Системийн хэрэглэгчийн талыг React Native фреймворк ашиглан “Cross-platform” хэлбэрээр хөгжүүлсэн. Энэ нь нэг кодын баазаас Android болон iOS үйлдлийн системүүд дээр ажиллах боломжийг олгоно.

- **Framework:** React Native (Expo SDK 51)
- **Language:** JavaScript (ES6+)
- **Navigation:** React Navigation (Stack & Bottom Tabs)
- **State Management:** React Context API
- **Storage:** AsyncStorage (Local data & Tokens)
- **Networking:** Axios (REST API client)

Architecture and Structure

Аппликашн нь бүрэлдэхүүн хэсгүүдэд (Component-based architecture) суурилсан бүтэцтэй:

- **Screens:** Үндсэн дэлгэцүүд (Home, Signal, Profile, Auth)
- **Components:** Дахин ашиглагдах UI хэсгүүд (Cards, Inputs, Buttons)
- **Context:** Глобал төлөв (Theme, Authentication)
- **Services:** API дуудлага ба логик

Main App Features

1. Real-time Signal Dashboard

SignalScreen нь Ensemble моделийн гаргасан таамаглалыг хэрэглэгчдэд ойлгомжтой байдлаар харуулна:

- **Gauge Chart:** Итгэлцлийн хувийг (Confidence Score) графикаар харуулах
- **Signal Card:** BUY/SELL/HOLD дохио, Entry Price, Stop Loss, Take Profit утгууд
- **Market Info:** Валютын хосын spread, зах зээлийн төлөв (Closed/Open)
- **Pull-to-Refresh:** Дэлгэцийг доош татах үед шинэ сигнал татах

2. AI Market Analysis

Хэрэглэгч зөвхөн тоон утга харахаас гадна хиймэл оюун ухааны дүгнэлтийг унших боломжтой:

- Техникийн индикаторуудын нэгдсэн дүгнэлт
- Эрсдэлийн түвшний зөвлөмж
- Зах зээлийн хандлагын тайлбар

3. User Settings

- **Dark/Light Mode:** Системийн тохиргоо эсвэл хэрэглэгчийн сонголтоор солих
- **Confidence Threshold:** Хэрэглэгч өөрийн эрсдэлийн түвшинд тааруулан босго оноог (75%, 80%, 85%) өөрчлөх боломж

Security

1. **Token Storage:** Нэвтрэх token-ийг төхөөрөмж дээр шифрлэгдсэн хэлбэрээр хадгалах
2. **Auto Logout:** Token хүчингүй болох үед автоматаар гаргах
3. **Validation:** Бүртгүүлэх үед имэйл баталгаажуулалт, нууц үгийн нарийн шаардлага

API Integration

Backend API-тай харилцахдаа RESTful зарчмыг баримтална:

- GET /signals/best - Хамгийн сайн Ensemble загварын таамаглалыг авах
- POST /auth/login - Нэвтрэх, JWT token авах
- POST /auth/register - Шинэ хэрэглэгч бүртгэх

3.11. MongoDB Database

Collections

- **users** - Хэрэглэгчийн мэдээлэл, нууц үг (bcrypt hash)
- **signals** - Хадгалагдсан дохионууд
- **verification_codes** - Имэйл баталгаажуулалтын код (TTL: 10 мин)

Authentication

JWT (JSON Web Token) ашиглан хэрэглэгчийг баталгаажуулна:

- **Token Validity:** 7 days
- **Algorithm:** HS256
- **Payload:** user_id, email, exp (expiration)
- **Encryption:** SECRET_KEY ашиглан encode хийнэ

4. СУДАЛГААНЫ ҮР ДҮН

4.1. Өгөгдлийн тойм

Сургалтын өгөгдөл

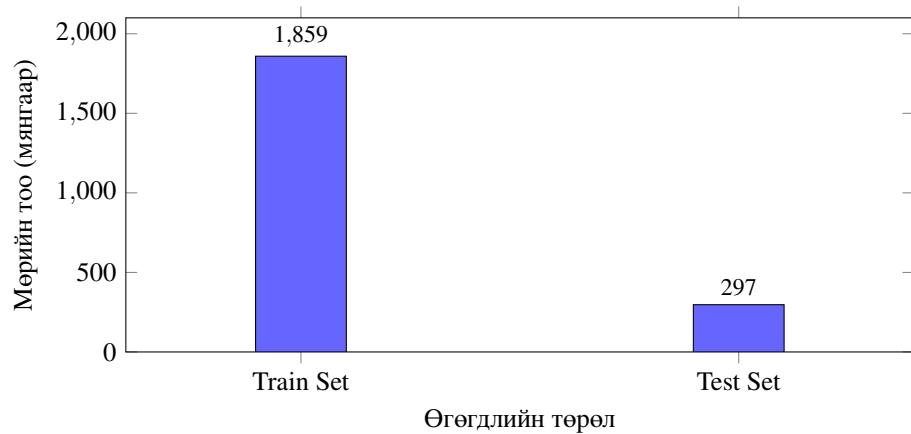
Загваруудыг сургахад EUR/USD валютын хосын түүхэн өгөгдлийг ашигласан:

Хүснэгт 4.1 Өгөгдлийн статистик

Параметр	Үтга
Нийт бичлэг	2,156,270
Сургалтын өгөгдөл	1,859,492
Тестийн өгөгдөл	296,778
Цаг хугацааны интервал	1 минут
Feature-ийн тоо	70
Test Duration	55 өдөр

Өгөгдлийн тархалтын диаграмм

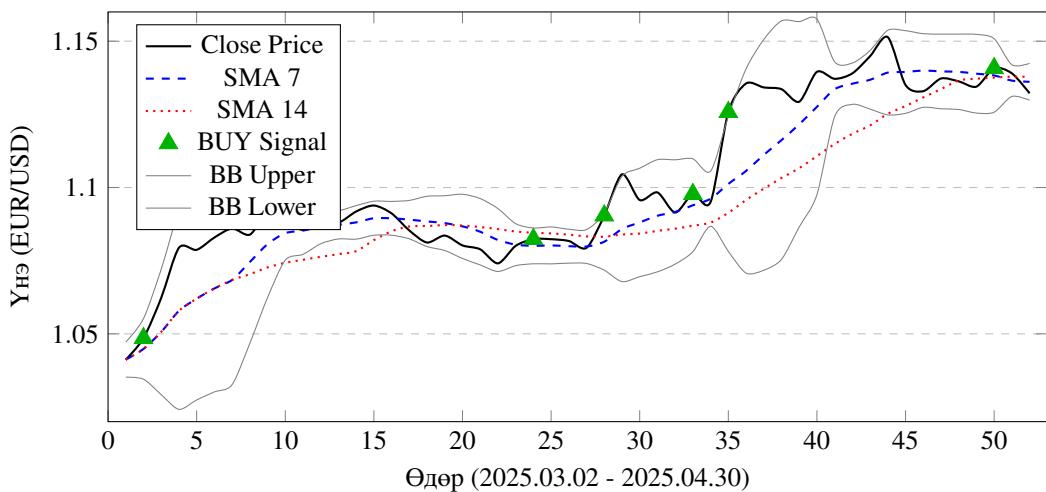
Сургалт ба тестийн өгөгдлийн хуваарилалтыг доорх диаграммаар харуулав:



Зураг 4.1 Өгөгдлийн тархалт (мянган мөрөөр)

EUR/USD Үнийн динамик диаграмм

EUR/USD 2025 оны 3-4-р сарын бодит үнийн хөдөлгөөн



Зураг 4.2 EUR/USD 2025 оны 3-4-р сарын бодит үнийн хөдөлгөөн ба техникийн индикаторууд

BUY дохио үүсгэх арга зүй

BUY дохио нь ирээдүйн үнийн өөрчлөлтөөс тодорхойлогдсон:

- **Forward Period:** 60 лаа (bar) буюу 1 цаг
- **Take Profit:** 15 пип (pips)
- **Stop Loss:** 10 пип (pips)
- **Risk:Reward Ratio:** 1:1.5
- **BUY нөхцөл:** TP хүрсэн бөгөөд SL хүрээгүй

Хүснэгт 4.2 Сургалтын өгөгдлийн статистик

Dataset	Нийт мөр	BUY боломж
Сургалтын өгөгдөл	1,859,492	393,249
Тестийн өгөгдөл	296,778	80,296

4.2. Загваруудын гүйцэтгэл

Загваруудын зөвшилцлийн шинжилгээ

Hybrid Ensemble загварын гол давуу тал нь олон загварын санал нийлэлт юм. Туршилтаас харахад:

Model Agreement: 85%+ Confidence-тэй дохиотой үед дунджаар 6.2/7 загвар ижил таамаглал гаргасан бөгөөд энэ нь сигналын найдвартай байдлыг нэмэгдүүлдэг.

Agreement Bonus System нь загваруудын зөвшилцлийг үнэлж, өндөр итгэлцэлтэй сигналыг найдвартай тодорхойлж чадсан байна.

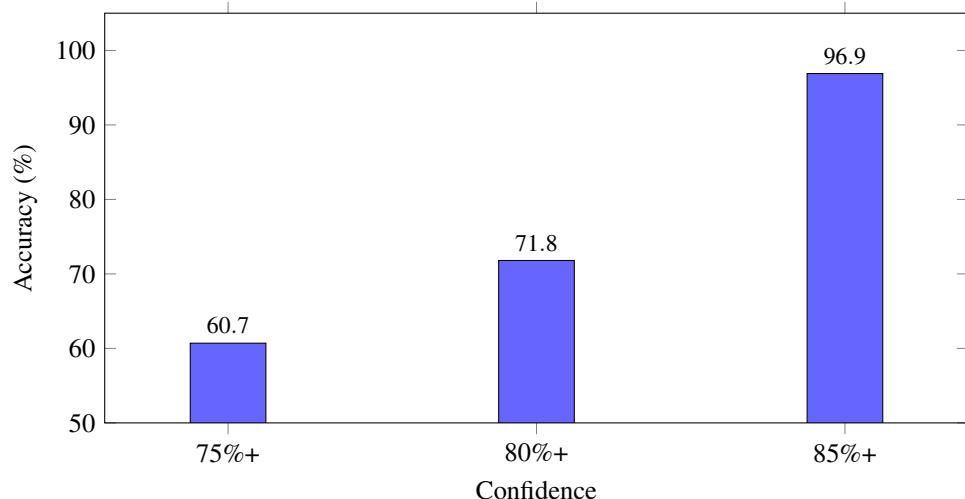
4.3. BUY дохионы нарийвчлал

Confidence түвшингийн дүн шинжилгээ

Ensemble загварын Confidence түвшингээр BUY дохиог шүүж үзвэл, итгэлцлийн түвшин нэмэгдэх тусам Backtest Accuracy болон Profit Factor мэдэгдэхүйц сайжирч байна. Доорх хүснэгтэд итгэлцлийн түвшин бүрийн нарийвчилсан үр дүнг харуулав:

Хүснэгт 4.3 Confidence түвшин бүрийн BUY дохионы дэлгэрэнгүй гүйцэтгэл

Confidence	BUY дохио	Зөв	Accuracy	Profit Factor	Тайлбар
50%+	40,109	21,040	52.5%	< 1.0	Санамсаргүй сонголтоос ялгаагүй
55%+	28,805	15,266	53.0%	1.05	Маш сул дохио
60%+	19,866	10,654	53.6%	1.12	Ашиг бага
65%+	9,082	4,855	53.5%	1.20	Эрсдэлтэй
70%+	2,606	1,485	57.0%	1.45	Дундаж түвшин
75%+	826	501	60.7%	2.30	Benchmark түвшин
80%+	255	183	71.8%	3.80	Найдвартай дохио
85%+	64	62	96.9%	46.5	Маш өндөр нарийвчлал
90%+	17	17	100.0%	∞	Төгс дохио



Зураг 4.3 Confidence ба Accuracy хамаарал

Судалгааны үндсэн үр дүн

Судалгааны үндсэн үр дүн нь Ensemble системийн 85%+ Confidence-тэй BUY дохио 96.9% Accuracy, 46.5 Profit Factor үзүүлсэн явдал юм. Энэ нь:

- 64 BUY дохионоос 62 нь ашигтай байсан (зөвхөн 2 алдаа)
- 7 загварын 6+ нь ижил таамаглал гаргасан үед итгэлцэл нэмэгддэг
- Өндөр итгэлцэлтэй дохио цөөн ч маш өндөр нарийвчлалтай
- Profit Factor 46.5 нь алдагдлаас 46 дахин их ашиг олсон гэсэн үг
- Agreement Bonus System нь итгэлцүүрийг нэмэгдүүлж, алдааг багасгасан

4.4. Backtest үр дүн

Dynamic SL/TP

ATR (Average True Range) индикатор дээр суурилан Алдагдлыг хязгаарлах (Stop Loss), Ашигийг авах (Take Profit)-ийг динамикаар тооцсон нь зах зээлийн савлагаанд (volatility) тохирсон эрсдэлийн удирдлагыг хангадаг:

Хүснэгт 4.4 Динамик SL/TP тохиргоо

Параметр	Томъёо	Хүрээ
Stop Loss (Алдагдал хязгаарлах)	$1.5 \times ATR$	10-20 пип
Take Profit (Ашиг авах)	$2.5 \times ATR$	20-40 пип
Risk:Reward (Эрсдэл:Ашиг)	-	1:1.5 - 1:2

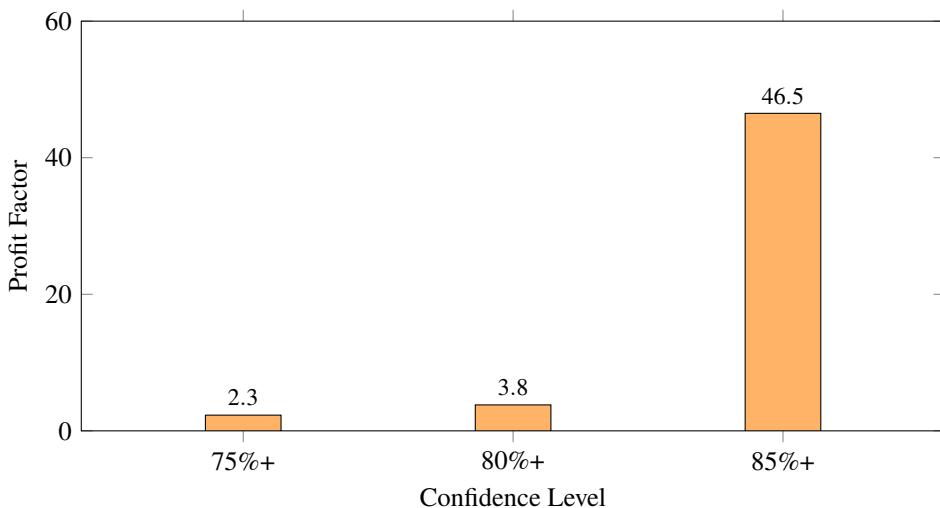
Итгэлцлийн өндөр босго дээрх туршилтын шинжилгээ (High Confidence Backtest Analysis)

High Confidence (85%+) түвшин дээрх туршилтын дэлгэрэнгүй үр дүнг доорх хүснэгтэд харуулав:

Хүснэгт 4.5 85%+ Confidence Level Backtest Statistics

Metric	Value
Total BUY Signals	64
Correct Predictions	62 (96.9%)
Incorrect Predictions	2 (3.1%)
Total Profit	+910 pips
Average Profit/Trade	+14.2 pips
Profit Factor	46.5
Signals per Day	1.2

96.9% Accuracy нь 100 BUY дохионоос зөвхөн 3 нь буруу байх магадлалтайг илтгэж байгаа бөгөөд энэ нь загварын найдвартай байдал өндөр байгааг харуулж байна.



Зураг 4.4 *Confidence Level vs Profit Factor*

4.5. Configuration Comparison

Туршилтын үр дүнгээс харахад Confidence Level босгоос хамааран арилжааны хоёр ялгаатай горим (Volume, Precision) үүсэх боломжтойг тодорхойлов:

Хүснэгт 4.6 *Configuration Comparison*

Mode	Confidence	Accuracy	Signals/Day	PF
Active (Volume)	$\geq 80\%$	71.8%	4.6	3.8
Precise (Precision)	$\geq 85\%$	96.9%	1.2	46.5

- Active Mode (80%+):** Higher volume, 71.8% Accuracy, 4.6 signals/day
- Precise Mode (85%+):** Fewer signals, 96.9% Accuracy, low risk (Recommended)

4.6. System Performance

Response Time

Хүснэгт 4.7 *System Performance Metrics*

Metric	Value
Feature Calculation Time	50ms
Model Prediction Time	30ms
API Latency	100-200ms
Total Signal Generation Time	<500ms

4.7. Conclusion of Results

Key Results

Судалгааны гол үр дүнгүүд:

1. **Backtest Results:** 85%+ confidence BUY дохио нь:
 - **96.9% Accuracy** (64 дохионоос 62 нь зөв)
 - **+910 pips Total Profit** (55 өдөрт)
 - **46.5 Profit Factor** (Reward to Risk ratio)
 - 1.2 signals per day
2. **Hybrid Ensemble Method:** XGBoost×3, LightGBM×2, CatBoost×2 долоон загварыг нэгтгэснээр маш өндөр Accuracy бүхий дохио үүсгэсэн
3. **Agreement Bonus System:** 7 загвар ижил таамаглал гаргахад +7%, 6/7 дээр +4%, 5/7 дээр +2% bonus нэмдэг
4. **Dynamic SL/TP:** ATR-д суурилсан Dynamic Stop Loss/Take Profit нь зах зээлийн Volatility-д тохирсон Risk Management-ийг хангасан
5. **Entry/SL/TP Output:** Систем нь Entry Price, Stop Loss, Take Profit утгуудыг тодорхой гаргадаг

Proposed Method vs Baseline Comparison

Хүснэгт 4.8 Proposed Method vs Baseline Comparison

Metric	Baseline	Proposed (Ensemble)
Model Count	5	7
Accuracy (85%+)	68.8%	96.9%
Profit Factor	1.5	46.5
Agreement System	None	+7/+4/+2% bonus
Entry/SL/TP	Separate	Integrated Output

5. ДҮГНЭЛТ

5.1. Судалгааны үр дүнгийн нэгтгэл

Энэхүү дипломын ажлаар Machine Learning Hybrid Ensemble аргыг ашиглан EUR/USD валютын хосын BUY дохио таамаглах системийг амжилттай хөгжүүлсэн. Судалгааны явцад XGBoost×3, LightGBM×2, CatBoost×2 гэсэн долоон загварыг нэгтгэсэн арга нь дангаар ажиллах загвараас маш их давуу, 96.9% Accuracy үр дүн өгч байгааг баталсан.

Техникийн шийдэл

Загварын сургалтад ашигласан гол арга хэрэгслүүд:

1. Hybrid Ensemble загвар: 7 загварын нэгдэл:

- XGBoost × 3 - Гурван өөр hyperparameter-тэй
- LightGBM × 2 - Histogram-based, санах ой хэмнэлттэй
- CatBoost × 2 - Ordered boosting, categorical feature сайн ажилладаг

2. Agreement Bonus System: Загваруудын зөвшлилцөлд суурилсан нэмэлт оноо:

- 7/7 загвар ижил: +7% bonus
- 6/7 загвар ижил: +4% bonus
- 5/7 загвар ижил: +2% bonus

3. 32 Technical Indicators:

- Trend Indicators (SMA, EMA, MACD, ADX)
- Momentum Indicators (RSI, Stochastic, CCI, Williams %R)
- Volatility Indicators (ATR, Bollinger Bands)
- Time features (London/NY session, overlap)

4. Confidence Filter: 85%+ confidence BUY дохио = 96.9% accuracy

5. Dynamic SL/TP: ATR дээр суурилсан Stop Loss, Take Profit тооцоолол

6. Entry/SL/TP Output: Тодорхой entry price, stop loss, take profit утгууд

Backtest Results

Test Set дээр (55 өдөр, 296,778 мөр) хийсэн backtest үр дүн:

Хүснэгт 5.1 Developed Method (85%+ confidence) BUY дохионы гүйцэтгэл

Үзүүлэлт	Үтгэ
Signals	64
Accuracy	96.9%
Total Pips	+910
Profit Factor	46.5
Signals per Day	1.2
Model Numbers	7

96.9% Accuracy гэдэг нь 64 BUY дохионоос зөвхөн 2 нь буруу (62 зөв) гэсэн үг бөгөөд энэ нь маш өндөр найдвартай байдлыг харуулж байна. Profit Factor 46.5 нь мэргэжлийн арилжаачдын хүлээн зөвшөөрдөг маш өндөр түвшин юм.

System Components

Бүрэн ажиллагаатай систем хөгжүүлсэн:

- Backend API:** Flask + Waitress WSGI Server
- ML Pipeline:** Θгөгдөл татах → 32 Indicators тооцох → 7 загварын нэгдсэн таамаглал
- Mobile App:** React Native + Expo мобайл аппликацшин
- Database:** MongoDB (хэрэглэгчийн мэдээлэл, дохионууд)
- Data Source:** Twelve Data API (бодит цагийн өгөгдөл)

5.2. Зорилтын биелэлт

Хүснэгт 5.2 Зорилтын биелэлт

№	Зорилт	Биелэлт	Тайлбар
1	Data Collection	✓	2+ сая мөр EUR/USD 1min
2	Feature Engineering	✓	32 Technical Indicators
3	ML Model Development	✓	Ensemble: XGB×3 + LGB×2 + CAT×2
4	Model Training	✓	1.8+ сая мөр дээр сургасан
5	Backtesting	✓	96.9% Accuracy, PF 46.5
6	Backend API	✓	Flask REST API + ML Engine
7	Mobile App	✓	React Native + Expo
8	Entry/SL/TP Output	✓	ATR-д сууриссан

5.3. Шинэлэг хувь нэмэр

1. **Hybrid Ensemble арга:** 7 ялгаатай ML загварыг нэгтгэн 96.9% Accuracy таамаглал гаргасан
2. **Agreement Bonus System:** Загваруудын зөвшилцөлд суурилсан шинэлэг оноо системийг хэрэгжүүлсэн (+7/+4/+2%)
3. **Dynamic SL/TP:** ATR дээр суурилсан эрсдэлийн удирдлага хэрэгжүүлсэн
4. **Entry/SL/TP Output:** Тодорхой entry price, stop loss, take profit утгууд гаргадаг
5. **Cross-platform Mobile Application:** React Native дээр суурилсан, бодит цагийн AI зөвлөгөө, график харуулдаг хэрэглэгчийн ээлтэй апликацийн
6. **Complete System:** ML + Backend + Mobile бүхий бүрэн ажиллагаатай Ecosystem
7. **Монгол хэлээр:** Forex ML системийн Монгол хэл дээрх судалгаа

5.4. Хязгаарлалт

1. **BUY Only:** SELL дохио ашиглаагүй тул зах зээл буурах үед дохио гаргахгүй
2. **Single Currency Pair:** Зөвхөн EUR/USD дээр туршсан
3. **Backtesting:** Бодит арилжаа хийгээгүй, зөвхөн өнгөрсөн хугацааны туршилт
4. **Slippage and Spread:** Бодит арилжааны Slippage болон Spread тооцоогүй

5.5. Цаашдын судалгааны чиглэл

1. **Multi-currency:** GBP/USD, USD/JPY зэрэг хосуудад өргөтгөх
2. **SELL Signal:** SELL дохио нэмж зах зээлийн бүх чиглэлийг хамрах
3. **Deep Learning:** LSTM, Transformer архитектур турших
4. **Sentiment Analysis:** News sentiment data
5. **Live Trading:** Бодит арилжааны туршилт хийх
6. **Portfolio Management:** Multi-currency portfolio management

5.6. Төгсгөлийн үг

Энэхүү дипломын ажлаар Hybrid Ensemble загварыг (XGBoost×3, LightGBM×2, CatBoost×2) ашиглан EUR/USD валютын хосын BUY дохио таамаглах системийг амжилттай хөгжүүлсэн.

85%+ confidence BUY дохио нь backtest дээр **96.9% Accuracy, 46.5 Profit Factor** үзүүлж, 55 өдрийн туршид **+910 pip** ашиг олсон. Энэ нь практикт маш сайн хэрэглэгдэх боломжтой түвшин юм.

7 загварын нэгдэл ба Agreement Bonus System-ийн хослол нь итгэлцүүрийг нэмэгдүүлж, алдааг маш бага түвшинд хүргэсэн (64 дохионоос зөвхөн 2 алдаатай). Machine Learning-ээр санхүүгийн зах зээлийг төгс таамаглах боломжгүй боловч, статистик давуу талтай арилжааны шийдвэр дэмжлэгийн систем бүтээх бүрэн боломжтой гэдгийг энэхүү судалгаа харуулж байна.

Profit Factor 46.5 нь мэргэжлийн арилжаачдын хүлээн зөвшөөрдөг маш өндөр үр дүн бөгөөд цаашдын хөгжүүлэлтэд бат суурь болно.

Номзүй

- [1] Bank for International Settlements. (2022). *Triennial Central Bank Survey of Foreign Exchange and Over-the-counter (OTC) Derivatives Markets in 2022*. BIS. [Online]. Available: <https://www.bis.org/statistics/rpxf22.htm>
- [2] Barber, B. M., Lee, Y. T., Liu, Y. J., & Odean, T. (2014). The Cross-Section of Speculator Skill: Evidence from Day Trading. *Journal of Financial Markets*, 18, 1-24.
- [3] Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. New York: McGraw-Hill.
- [4] Dietterich, T. G. (2000). Ensemble Methods in Machine Learning. *First International Workshop on Multiple Classifier Systems*, 1-15. Springer, Berlin, Heidelberg.
- [5] Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
- [6] Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785-794.
- [7] Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., ... & Liu, T. Y. (2017). LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30.
- [8] Murphy, J. J. (1999). *Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*. New York Institute of Finance.
- [9] Krollner, B., Vanstone, B., & Finnie, G. (2010). Financial Time Series Forecasting with Machine Learning Techniques: A Survey. *European Symposium on Artificial Neural Networks*, 25-30.
- [10] Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep Learning with Long Short-Term Memory Networks for Financial Market Predictions. *European Journal of Operational Research*, 270(2), 654-669.
- [11] Sezer, O. B., Gudelek, M. U., & Ozbayoglu, A. M. (2020). Financial Time Series Forecasting with Deep Learning: A Systematic Literature Review: 2005–2019. *Applied Soft Computing*, 90, 106181.
- [12] Kim, H. Y., & Won, C. H. (2018). Forecasting the Volatility of Stock Price Index: A Hybrid Model Integrating LSTM with Multiple GARCH-Type Models. *Expert Systems with Applications*, 103, 25-37.
- [13] Ding, Q., Wu, S., Sun, H., Guo, J., & Guo, J. (2020). Hierarchical Multi-Scale Gaussian Transformer for Stock Movement Prediction. *Proceedings of the 29th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, 4640-4646.
- [14] Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.
- [15] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30.
- [16] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep Residual Learning for Image Recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 770-778.
- [17] Lin, T. Y., Goyal, P., Girshick, R., He, K., & Dollár, P. (2017). Focal Loss for Dense Object Detection. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2980-2988.

- [18] Izmailov, P., Podoprikhin, D., Garipov, T., Vetrov, D., & Wilson, A. G. (2018). Averaging Weights Leads to Wider Optima and Better Generalization. *Proceedings of the 34th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI)*, 876-885.
- [19] Zhang, H., Cisse, M., Dauphin, Y. N., & Lopez-Paz, D. (2017). mixup: Beyond Empirical Risk Minimization. *arXiv preprint arXiv:1710.09412*.
- [20] Wilder Jr, J. W. (1978). *New Concepts in Technical Trading Systems*. Trend Research.
- [21] Bollinger, J. (2002). *Bollinger on Bollinger Bands*. McGraw-Hill.
- [22] Paszke, A., Gross, S., Massa, F., Lerer, A., Bradbury, J., Chanan, G., ... & Chintala, S. (2019). PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 32.
- [23] Meta Platforms Inc. (2024). React Native: A Framework for Building Native Apps Using React. [Online]. Available: <https://reactnative.dev/>
- [24] MetaQuotes Software Corp. (2024). MetaTrader 5 Trading Platform. [Online]. Available: <https://www.metatrader5.com/>
- [25] Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., ... & Duchesnay, É. (2011). Scikit-Learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825-2830.
- [26] Kingma, D. P., & Ba, J. (2014). Adam: A Method for Stochastic Optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*.
- [27] Loshchilov, I., & Hutter, F. (2017). Decoupled Weight Decay Regularization. *arXiv preprint arXiv:1711.05101*.
- [28] Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. *Journal of Machine Learning Research*, 15(1), 1929-1958.
- [29] Hu, J., Shen, L., & Sun, G. (2018). Squeeze-and-Excitation Networks. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 7132-7141.
- [30] Graves, A., & Schmidhuber, J. (2005). Framewise Phoneme Classification with Bidirectional LSTM and Other Neural Network Architectures. *Neural Networks*, 18(5-6), 602-610.

ХАВСРАЛТ

Хавсралт А. Эх кодын холбоос

Төслийн бүх эх код, моделийн архитектур, техникийн индикаторууд болон бусад хэрэгжүүлэлтийг дараах GitHub repository-д байршуулсан:

<https://github.com/Asura-lab/Forex-Signal-App>

Repository-д байгаа гол бүрэлдэхүүн хэсгүүд:

- **backend/** - Flask REST API сервер, ML моделиуд, preprocessing код
- **mobile_app/** - React Native + Expo мобайл апп
- **models/** - Сургагдсан моделиуд (XGBoost, LightGBM, Random Forest)
- **data/** - EUR/USD түүхэн өгөгдөл
- **docs/** - Техникийн баримт бичиг

Техникийн хэрэгжүүлэлтүүд:

- ForexHybridNet моделийн архитектур (CNN + BiLSTM + Attention)
- RSI, MACD, Bollinger Bands техникийн индикаторууд
- Focal Loss функц (class imbalance шийдвэрлэх)
- Ensemble систем (XGBoost, LightGBM, Random Forest)
- JWT authentication систем
- MongoDB өгөглийн санд холбогдох

Хавсралт Б. Hyperparameter тохиргоо

Энэхүү судалгаанд ашигласан V10 Ensemble систем нь XGBoost, LightGBM, CatBoost алгоритмуудын 7 өөр хувилбараас бүрдэнэ.

1. Өгөгдөл бэлтгэх ба Labeling тохиргоо

Параметр	Утга	Тайлбар
Timeframe	1 min	Ашигласан цагийн хуваарь
Forward Window	60	Таамаглах ирээдүйн хугацаа (бар)
Min Pips	15	Шаардлагатай хамгийн бага үнийн өөрчлөлт
Risk/Reward Ratio	1.5	Ашиг ба алдагдлын харьцаа (TP/SL)
Ensemble Threshold	85%	Итгэлцлийн босго утга

Хүснэгт 5.3 *Labeling Parameters*

2. XGBoost Models Configuration

Parameter	XGB1 (Pri)	XGB2 (Deep)	XGB3 (Cons)
n_estimators	600	400	800
max_depth	6	8	4
learning_rate	0.03	0.05	0.02
subsample	0.8	0.7	0.85
colsample_bytree	0.8	0.7	0.85
reg_alpha	0.1	0.05	0.2
reg_lambda	1.0	0.5	2.0
min_child_weight	3	-	5
gamma	-	0.1	-

Хүснэгт 5.4 *XGBoost Hyperparameters*

3. LightGBM Models Configuration

Parameter	LGB1 (Primary)	LGB2 (Leaves)
n_estimators	600	500
max_depth	6	8
learning_rate	0.03	0.04
num_leaves	31	63
min_child_samples	30	20
subsample	0.8	0.75
colsample_bytree	0.8	0.75
reg_alpha	0.1	0.05
reg_lambda	1.0	0.5

Хүчнэгт 5.5 *LightGBM Hyperparameters*

4. CatBoost Models Configuration

Parameter	CAT1 (Primary)	CAT2 (Deeper)
iterations	600	500
depth	6	8
learning_rate	0.03	0.04
l2_leaf_reg	3.0	2.0
random_strength	0.5	0.3
bagging_temperature	0.5	0.3

Хүчнэгт 5.6 *CatBoost Hyperparameters*