



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 (071309)

МАШИН СУРГАЛТЫН АРГААР ХӨРӨНГИЙН ЗАХ ЗЭЭЛИЙН ЧИГ ХАНДЛАГЫГ ТААМАГЛАХ
АРИЛЖААНЫ БОТ

Гүйцэтгэгч: М.МОНХДОРЖ

Удирдагч: Н.СОРОНЗОНБОЛД

Улаанбаатар хот

2026 он

ТОВЧИЛСОН УГИЙН ЖАГСААЛТ

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
EMA	Exponential Moving Average – Экспоненциал хөдөлгөөнт дундаж
EUR/USD	Euro/US Dollar – Евро/АНУ-ын доллар валютын хос
F1	F1 Score – F1 оноо
FOREX	Foreign Exchange – Гадаад валутын 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
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
RSI	Relative Strength Index – Харьцангуй хүчиний индекс
SMA	Simple Moving Average – Энгийн хөдөлгөөнт дундаж
SWA	Stochastic Weight Averaging – Стохастик жингийн дундажлал
TTL	Time To Live – Амьдрах хугацаа
WSGI	Web Server Gateway Interface – Вэб серверийн гарц интерфейс
XGBoost	Extreme Gradient Boosting – Экстрем градиент бустинг

Ажлын төлөвлөгөө

№	Гүйцэтгэх ажлын нэр	Эхлэх	Дуусах	Тайлбар	Явц
1	Сэдэв сонголт, төлөвлөгөө	2024.09.01	2024.09.15	Сэдэв, удирдагч багш тодорхойлох	✓
2	Онолын судалгаа хийх	2024.09.16	2024.10.15	ML, DL онолын үндэс	✓
3	Ижил төстэй судалгаа судлах	2024.10.16	2024.10.31	Холбогдох судалгааны тойм	✓
4	Өгөгдөл цуглуулах	2024.11.01	2024.11.15	EUR/USD түүхэн өгөгдөл	✓
5	Үзлэг №1	2024.11.20		Төгсөлтийн үзлэг №1	
6	Шинж чанар инженерчлэл	2024.11.21	2024.12.15	Техникийн индикатор, features	✓
7	Модель хөгжүүлэх	2024.12.16	2025.01.31	CNN+BiLSTM+Attention	✓
8	Үзлэг №2	2025.02.05		Төгсөлтийн үзлэг №2	
9	Модель сургах, оновчлох	2025.02.06	2025.02.28	Hyperparameter tuning	
10	Үнэлгээ, туршилт	2025.03.01	2025.03.15	Metrics, backtesting	
11	Мобайл апп хөгжүүлэх	2025.03.16	2025.03.31	React Native апп	
12	Үзлэг №3	2025.04.02		Төгсөлтийн үзлэг №3	
13	Бичвэр бэлтгэх	2025.04.03	2025.04.20	Дипломын бичвэр	
14	Урьдчилсан хамгаалалт	2025.04.23		Урьдчилсан хамгаалалт	
15	Нэмэлт сайжруулалт	2025.04.24	2025.05.10	Сайжруулалт, засвар	
16	Жинхэнэ хамгаалалт	2025.05.15		Төгсөлтийн хамгаалалт	

Удирдагч багш:

/Н.СОРОНЗОНБОЛД/

Гүйцэтгэсэн оюутан:

/s21c033b, М.МОНХДОРЖ/

Гарчиг	i
Товчилсон үгийн жагсаалт	i
Ажлын төлөвлөгөө	i
Гарчиг	iii
Зураг болон Хүснэгтийн жагсаалт	vi
1 УДИРТГАЛ	1
1.1 Судалгааны үндэслэл, ач холбогдол	1
1.2 Судалгааны зорилго, зорилт	1
1.2.1 Зорилго	1
1.2.2 Зорилтууд	2
1.3 Судалгааны хамрах хүрээ	2
1.4 Судалгааны шинэлэг тал	2
2 ОНОЛЫН ҮНДЭСЛЭЛ	4
2.1 Машин сургалтын онолын үндэс	4
2.1.1 Хяналттай сургалт	4
2.2 Ensemble сургалтын аргууд	4
2.2.1 Random Forest	4
2.2.2 Gradient Boosting	4
2.2.2.1 XGBoost	5
2.2.2.2 LightGBM	5
2.2.3 Voting Ensemble	5
2.3 Техникийн шинжилгээ	5
2.3.1 Trend индикаторууд	5
2.3.2 Momentum индикаторууд	6
2.3.3 Volatility индикаторууд	6
2.4 Холбогдох судалгааны тойм	6
2.5 Бүлгийн дүгнэлт	6
3 СУДАЛГААНЫ АРГА ЗҮЙ	7
3.1 Системийн ерөнхий тойм	7
3.1.1 Системийн Flow Diagram	7
3.1.2 Хэрэглээний тохиолдлын диаграмм	8
3.1.3 Activity Diagram - Дохио авах үйлдэл	8
3.1.4 EUR/USD Үнийн динамик диаграмм	9
3.1.5 Системийн архитектурын диаграмм	10
3.1.6 Sequence Diagram - API дуудлага	10
3.2 Өгөгдлийн тодорхойлолт	10
3.2.1 Өгөгдлийн эх сурвалж	10
3.2.2 Өгөгдлийн хугацааны хүрээ	11
3.2.3 Өгөгдлийн чанарын хяналт	11
3.3 Шинж чанар инженерчлэл	11
3.3.1 Чиг хандлагын индикаторууд (Trend Indicators)	11
3.3.1.1 Хөдөлгөөнт дундаж (Moving Averages)	11
3.3.1.2 MA Crossover дохионууд	12
3.3.1.3 Үнэ ба MA-ийн харьцаа	12
3.3.2 Моментум индикаторууд (Momentum Indicators)	12
3.3.2.1 RSI (Relative Strength Index)	12
3.3.2.2 MACD (Moving Average Convergence Divergence)	12
3.3.2.3 Stochastic Oscillator	13
3.3.2.4 ROC (Rate of Change)	13
3.3.3 Хэлбэлзлийн индикаторууд (Volatility Indicators)	13
3.3.3.1 ATR (Average True Range)	13
3.3.3.2 Bollinger Bands	14
3.3.4 Лааны загварууд (Candle Patterns)	14
3.3.5 Дэмжлэг/Эсэргүүцэл (Support/Resistance)	14
3.3.6 Чиг хандлагын хүч (Trend Strength)	14

3.3.7	BUY Score - Нэгдсэн дохионы үнэлгээ	14
3.4	Зорилтот хувьсагч (Target Variable)	15
3.4.1	BUY-Only Classification	15
3.4.2	Параметрүүд	15
3.5	Өгөгдлийн хуваалт ба Scaling	15
3.5.1	Хуваалт	15
3.5.2	StandardScaler	15
3.6	Моделийн архитектур	15
3.6.1	Ensemble арга	15
3.6.2	XGBoost	16
3.6.3	LightGBM	16
3.6.4	Random Forest	16
3.6.5	Ensemble Averaging	16
3.6.6	Hyperparameter	17
3.7	Confidence Threshold	17
3.8	Динамик SL/TP тооцоолол	17
3.9	Backend API	17
3.9.1	Flask + Waitress	17
3.9.2	Twelve Data API	18
3.10	Мобайл аппликашн	18
3.10.1	React Native + Expo	18
3.10.2	Үндсэн дэлгэцүүд	18
3.10.3	API Integration	18
3.11	MongoDB Database	18
3.11.1	Collections	18
3.11.2	Authentication	18
4	СУДАЛГААНЫ ҮР ДҮН	20
4.1	Өгөгдлийн тойм	20
4.1.1	Сургалтын өгөгдөл	20
4.1.2	Өгөгдлийн тархалтын диаграмм	20
4.1.3	Онцлогуудын хураангуй	20
4.2	Загваруудын гүйцэтгэл	21
4.2.1	Загваруудын харьцуулсан диаграмм	21
4.2.2	XGBoost загварын үр дүн	22
4.2.3	LightGBM загварын үр дүн	22
4.2.4	Random Forest загварын үр дүн	23
4.2.5	Ensemble загварын нэгтгэсэн үр дүн	23
4.3	Онцлогуудын чухлын дүн шинжилгээ	23
4.3.1	Feature Importance	23
4.3.2	Confusion Matrix	24
4.3.3	ROC Curve	25
4.3.4	Дүн шинжилгээ	26
4.4	Итгэлцлийн түвшин ба шийдвэр гаргалт	26
4.4.1	Confidence Score	26
4.4.2	Шийдвэр гаргах босго	26
4.5	Системийн ажиллагааны үр дүн	27
4.5.1	API хариу үйлдлийн хурд	27
4.5.2	Бодит цагийн туршилт	27
4.6	Харьцуулалт ба дүгнэлт	27
4.6.1	Загваруудын харьцуулалт	27
4.6.2	Ensemble-ийн давуу тал	27
4.7	Backtest үр дүн	28
4.7.1	BUY-Only Strategy	28
4.7.2	Dynamic SL/TP (ATR-based)	28
4.7.3	Санал болгох тохиргоо	29

4.7.4	Үр дүнгийн дүгнэлт	29
5	ДҮГНЭЛТ	30
5.1	Судалгааны үр дүнгийн нэгтгэл	30
5.1.1	Техникийн үр дүн	30
5.1.2	Backtest үр дүн	30
5.1.3	Системийн бүрэлдэхүүн	31
5.2	Зорилтын биелэлт	31
5.3	Шинэлэг хувь нэмэр	31
5.4	Хязгаарлалт	31
5.5	Цаашдын судалгааны чиглэл	32
5.6	Төгсгөлийн үг	32
Талархал		32
Ном зүй		34
Хавсралт		37

Зураг болон Хүснэгтийн жагсаалт

Зураг 3.1.	Дохио үүсгэх системийн Flow Diagram	7
Зураг 3.2.	Хэрэглээний тохиолдлын диаграмм	8
Зураг 3.3.	Дохио авах Activity Diagram	9
Зураг 3.4.	EUR/USD 2025 оны 3-4-р сарын бодит үнийн хөдөлгөөн ба техникийн индикаторууд	9
Зураг 3.5.	Системийн архитектурын диаграмм	10
Зураг 3.6.	Sequence диаграм - Дохио хулээн авах	10
Зураг 3.7.	Ensemble моделийн архитектур	16
Зураг 4.1.	Өгөгдлийн тархалт (мянган мөрөөр)	20
Зураг 4.2.	Онцлогуудын категори бүрийн тоо	21
Зураг 4.3.	Загваруудын гүйцэтгэлийн харьцуулалт	21
Зураг 4.4.	Топ 15 чухал онцлогийн Feature Importance	24
Зураг 4.5.	Ensemble загварын Confusion Matrix	25
Зураг 4.6.	ROC Curve харьцуулалт	25
Зураг 4.7.	Итгэлцлийн түвшин ба Win Rate хамаарал	28
Хүснэгт 3.1.	Өгөгдлийн хугацааны хүрээ	11
Хүснэгт 3.2.	Зорилтот хувьсагчийн параметруүд	15
Хүснэгт 3.3.	Моделийн Hyperparameter тохиргоо	17
Хүснэгт 4.1.	Өгөгдлийн статистик	20
Хүснэгт 4.2.	XGBoost загварын үзүүлэлтүүд	22
Хүснэгт 4.3.	LightGBM загварын үзүүлэлтүүд	22
Хүснэгт 4.4.	Random Forest загварын үзүүлэлтүүд	23
Хүснэгт 4.5.	Ensemble загварын эцсийн үзүүлэлтүүд	23
Хүснэгт 4.6.	Топ 15 чухал онцлог	24
Хүснэгт 4.7.	Системийн гүйцэтгэлийн хэмжүүрүүд	27
Хүснэгт 4.8.	Загваруудын харьцуулсан үзүүлэлтүүд	27
Хүснэгт 4.9.	Итгэлцлийн түвшин бүрийн Backtest үр дүн	28
Хүснэгт 5.1.	Итгэлцлийн түвшин бүрийн гүйцэтгэл	30
Хүснэгт 5.2.	Зорилтын биелэлт	31
Хүснэгт 5.3.	Hyperparameter тохиргоо	38

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 машин сургалт (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 санхүүгийн технологийн (FinTech) салбар хурдацтай хөгжиж байгаа боловч валютын арилжааны автоматжуулалтын чиглэлээр судалгаа, хөгжүүлэлт хомс байна. Энэхүү судалгааны ажил нь уг цоорхойг нөхөхөд чиглэгдсэн бөгөөд машин сургалтын орчин үеийн аргуудыг ашиглан EUR/USD валютын хослолын ханшийн чиг хандлагыг таамаглах арилжааны дохио үүсгэх систем хөгжүүлэхэд оршино.

1.2. Судалгааны зорилго, зорилт

1.2.1 Зорилго

Энэхүү судалгааны ажлын гол зорилго нь машин сургалтын ensemble аргуудыг ашиглан Forex зах зээл дээрх EUR/USD валютын хосын худалдан авах боломжийг таамаглаж, мобайл аппликацийнэр дохио илгээх систем хөгжүүлэхэд оршино.

1.2.2 Зорилтууд

Дээрх зорилгод хүрэхийн тулд дараах зорилтуудыг дэвшигүүлж байна:

1. **Өгөгдөл цуглуулах:** EUR/USD валютын хосын бодит цагийн үнийн өгөгдлийг API-ээр татаж авах
2. **Шинж чанар инженерчлэл:** 70 техникийн индикатор (RSI, MACD, Bollinger Bands, ATR, Ichimoku гэх мэт) тооцоолох
3. **Машин сургалтын модель хөгжүүлэх:** XGBoost, LightGBM, Random Forest гэсэн гурван загварын ensemble систем бүтээх
4. **Моделийг сургах, оновчлох:** Hyperparameter тохируулга, cross-validation, class imbalance шийдвэрлэх
5. **Үнэлгээ хийх:** Precision, Recall, F1-Score, ROC-AUC зэрэг metrics ашиглан моделийн гүйцэтгэлийг үнэлэх
6. **Backend API хөгжүүлэх:** Flask + Waitress WSGI серверээр бодит цагийн дохио үүсгэх API үүсгэх
7. **Мобайл апликацийн хөгжүүлэх:** React Native + Expo ашиглан арилжааны дохиог хүлээн авах мобайл апп бүтээх

1.3. Судалгааны хамрах хүрээ

Энэхүү судалгааны ажил нь дараах хүрээнд хязгаарлагдана:

- **Валютын хос:** Зөвхөн EUR/USD (Евро/АНУ-ын доллар) валютын хосыг судална
- **Цаг хугацааны хүрээ:** 1 минутын интервалтай өгөгдөл, 500 bar-ын түүхэн өгөгдөл
- **Машин сургалтын арга:** Supervised learning буюу хяналттай сургалтын арга (BUY-only classification)
- **Моделийн архитектур:** XGBoost + LightGBM + Random Forest Ensemble
- **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. **Ensemble арга:** XGBoost, LightGBM, Random Forest гурван алгоритмын жинлэгдсэн нэгтгэл нь дан загвараас илүү тогтвортой үр дүн өгдөг
2. **Олон талт техникийн шинжилгээ:** 70 техникийн индикаторыг 5 ангилалд хуваан (Trend, Momentum, Volatility, Candle Pattern, Support/Resistance) цогц шинжилгээ хийсэн

3. **BUY-only стратеги:** Зөвхөн худалдан авах боломжийг тодорхойлох нь шийдвэр гаргалтыг хялбарчилж, эрсдэлийг бууруулдаг
4. **Бүрэн систем:** Backend API + Машин сургалтын модел + Мобайл аппликаційн бүхий бүрэн систем
5. **Бодит цагийн интеграц:** Бодит цагийн өгөгдлөөр сигнал үүсгэдэг

2. ОНОЛЫН ҮНДЭСЛЭЛ

2.1. Машин сургалтын онолын үндэс

Машин сургалт (Machine Learning) нь өгөгдлөөс автоматаар суралцаж, туршлагаасаа сайжирдаг алгоритмуудыг судалдаг салбар юм. Том Митчелл (1997) машин сургалтыг дараах байдлаар 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 техникийн индикаторууд
- **P (Гүйцэтгэл):** Ангилалын нарийвчлал (accuracy), precision, recall

2.1.1 Хяналттай сургалт

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

2.2. Ensemble сургалтын аргууд

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

2.2.1 Random Forest

Breiman (2001) санал болгосон Random Forest нь bootstrap aggregating (bagging) дээр суурилсан алгоритм юм [5]. Алгоритм нь B ширхэг шийдвэрийн модыг бүтээж, тэдгээрийн олонхийн саналаар эцсийн таамаглал гаргана:

$$\hat{y} = \text{mode}\{h_1(x), h_2(x), \dots, h_B(x)\} \quad (2.1)$$

Энд $h_b(x)$ нь b -р модны таамаглал юм.

2.2.2 Gradient Boosting

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

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + \gamma_m h_m(x) \quad (2.2)$$

2.2.2.1 XGBoost

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

Зорилгын функц:

$$\mathcal{L} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \quad (2.3)$$

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

2.2.2.2 LightGBM

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

2.2.3 Voting Ensemble

Энэ судалгаанд hard voting ensemble ашигласан бөгөөд гурван моделийн олонхийн саналаар эцсийн таамаглал гаргана:

$$\hat{y} = \text{mode}(f_{RF}(x), f_{XGB}(x), f_{LGBM}(x)) \quad (2.4)$$

2.3. Техникийн шинжилгээ

Техникийн шинжилгээ нь түүхэн үнэ, хэмжээний өгөгдлөөс ирээдүйн үнийн хөдөлгөөнийг таамаглахад ашиглагддаг. Murphy (1999) техникийн шинжилгээний гурван үндсэн зарчмыг тодорхойлсон [8]: зах зээл бүх мэдээлийг агуулдаг, үнэ чиг хандлагаар хөдөлдөг, түүх давтагддаг.

2.3.1 Trend индикаторууд

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

$$SMA_n = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} P_{t-i} \quad (2.5)$$

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

$$MACD = EMA_{12} - EMA_{26} \quad (2.6)$$

2.3.2 Momentum индикаторууд

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

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS}, \quad RS = \frac{\text{Avg Gain}}{\text{Avg Loss}} \quad (2.7)$$

2.3.3 Volatility индикаторууд

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

$$\text{Upper Band} = SMA_{20} + 2\sigma \quad (2.8)$$

$$\text{Lower Band} = SMA_{20} - 2\sigma \quad (2.9)$$

2.4. Холбогдох судалгааны тойм

Forex таамаглалд машин сургалт ашигласан судалгаанууд сүүлийн жилүүдэд нэмэгдэж байна. Krollner 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]. Гэсэн хэдий ч энэ судалгаанд ensemble аргыг сонгосон нь тайлбарлах чадвар (interpretability) болон тооцооллын хурдын давуу талтай.

2.5. Бүлгийн дүгнэлт

Энэ бүлэгт судалгааны онолын үндэс болох машин сургалт, ensemble аргууд, техникийн индикаторуудыг авч үзлээ. Дараагийн бүлэгт эдгээр аргуудыг хэрхэн хэрэгжүүлсэн талаар дэлгэрэнгүй тайлбарлана.

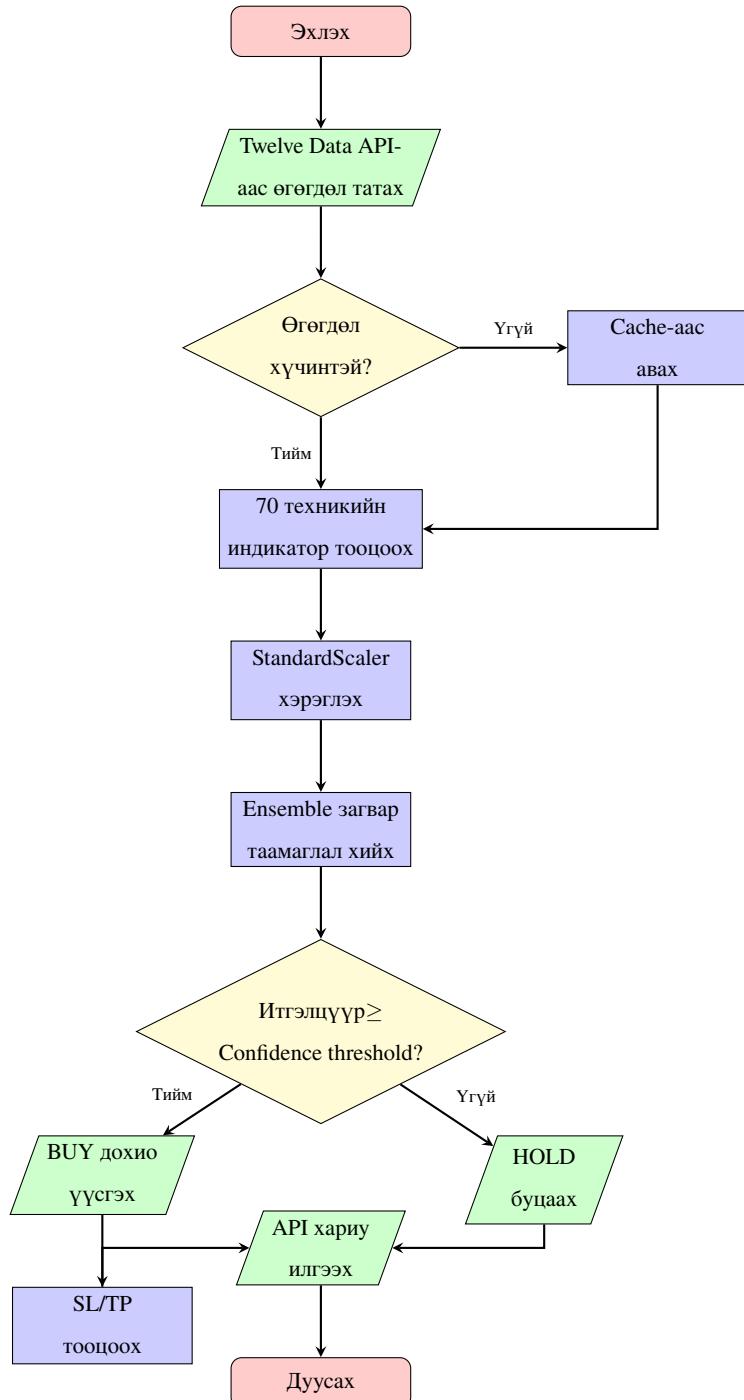
3. СУДАЛГААНЫ АРГА ЗҮЙ

3.1. Системийн ерөнхий тойм

Энэхүү хэсэгт системийн бүтэц, ажиллагааны урсгал, хэрэглэгчийн харилцан үйлдлийг диаграммуудаар харуулав.

3.1.1 Системийн Flow Diagram

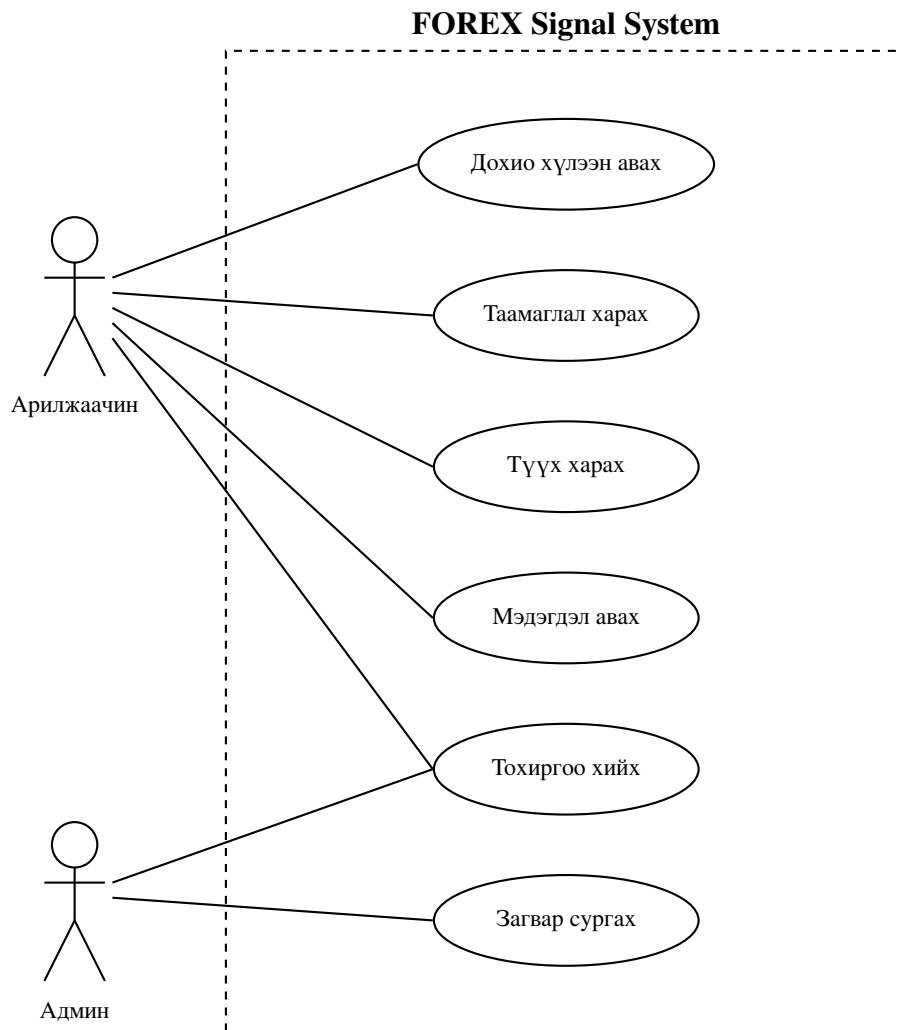
Системийн ажиллагааны үндсэн урсгалыг доорх диаграммаар харуулав:



Зураг 3.1 Дохио үүсгэх системийн Flow Diagram

3.1.2 Хэрэглээний тохиолдлын диаграмм

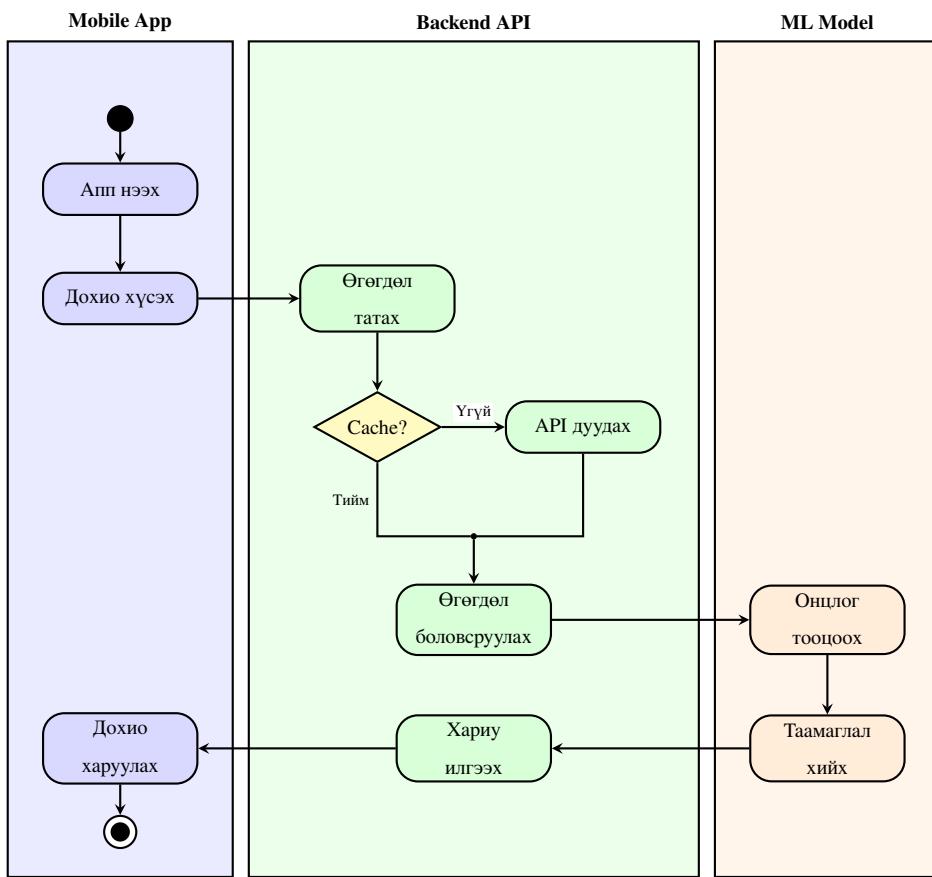
Системийн хэрэглэгчийн харилцан үйлдлийг Use Case диаграммаар харуулав:



Зураг 3.2 Хэрэглээний тохиолдлын диаграмм

3.1.3 Activity Diagram - Дохио авах үйлдэл

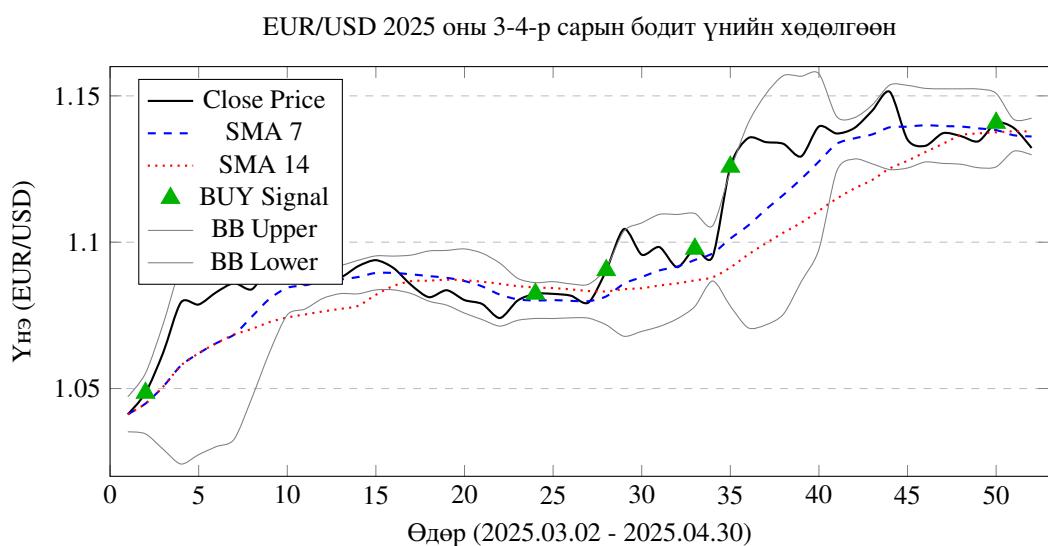
Хэрэглэгч дохио авах үйлдлийн Activity диаграмм:



Зураг 3.3 Дохио авах Activity Diagram

3.1.4 EUR/USD Үнийн динамик диаграмм

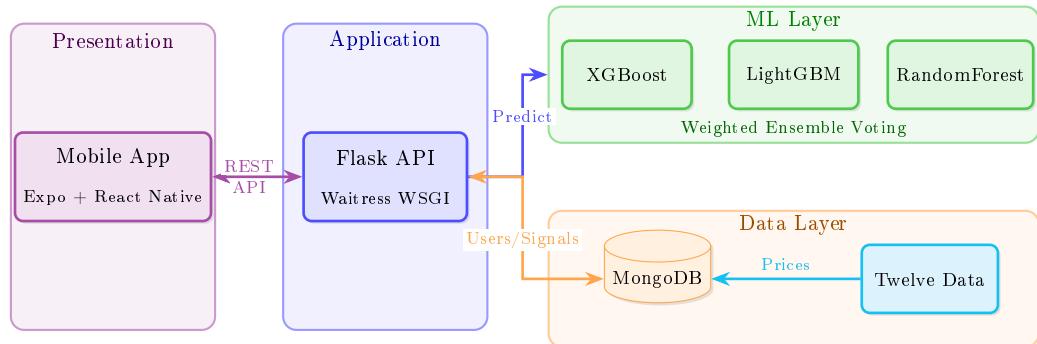
2025 оны 3-4-р сарын EUR/USD валютын хосын бодит үнийн хөдөлгөөн ба техникийн индикаторуудыг харуулав. Энэ хугацаанд BUY дохионууд дундажаар 1.9% ашиг өгсөн:



Зураг 3.4 EUR/USD 2025 оны 3-4-р сарын бодит үнийн хөдөлгөөн ба техникийн индикаторууд

3.1.5 Системийн архитектурын диаграмм

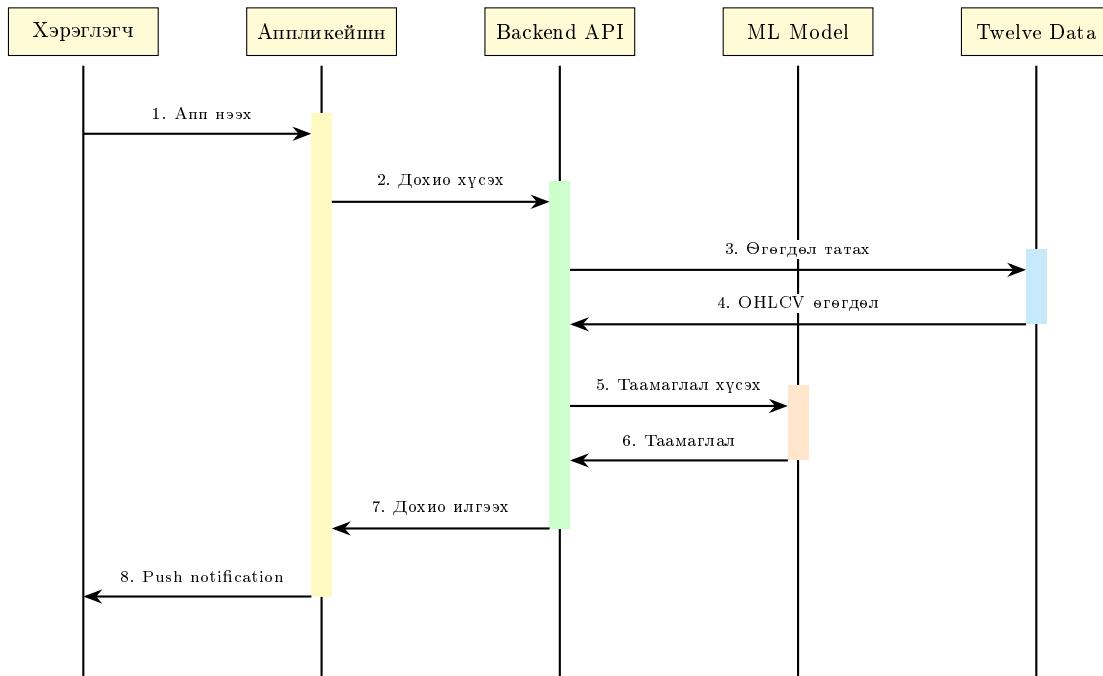
Системийн бүрэлдэхүүн хэсгүүдийн харилцан холболтыг давхаргат архитектураар харуулав:



Зураг 3.5 Системийн архитектурын диаграмм

3.1.6 Sequence Diagram - API дуудлага

API дуудлагын дарааллын диаграмм:



Зураг 3.6 Sequence diagram - Дохио хүлээн авах

3.2. Өгөгдлийн тодорхойлолт

3.2.1 Өгөгдлийн эх сурвалж

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

- **timestamp** - Цаг хугацааны тэмдэг (UTC)
- **open** - Нээлтийн үнэ
- **high** - Хамгийн өндөр үнэ
- **low** - Хамгийн бага үнэ
- **close** - Хаалтын үнэ
- **volume** - Арилжааны хэмжээ

3.2.2 Өгөгдлийн хугацааны хүрээ

Хүснэгт 3.1 Өгөгдлийн хугацааны хүрээ

Төрөл	Эхлэх огноо	Дуусах огноо	Мөрийн тоо
Сургалтын өгөгдөл	2019-12-31	2024-12-30	1,859,492
Тестийн өгөгдөл	2024-12-31	2025-10-17	296,778

3.2.3 Өгөгдлийн чанарын хяналт

Өгөгдлийн чанарыг дараах алхмуудаар шалгаж, засварласан:

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

3.3. Шинж чанар инженерчлэл

Энэхүү судалгаанд нийт 70 техникийн индикаторыг шинж чанар болгон ашигласан. Эдгээр индикаторуудыг дараах ангиллаар бүлэглэж болно:

3.3.1 Чиг хандлагын индикаторууд (Trend Indicators)

3.3.1.1 Хөдөлгөөнт дундаж (Moving Averages)

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

3.3.1.2 MA Crossover дохионууд

Хөдөлгөөнт дундажийн огтлолцлыг BUY дохионы шинж чанар болгон ашигласан:

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

3.3.1.3 Үнэ ба МА-ийн харьцаа

$$\text{price_vs_sma20} = \frac{C - SMA_{20}}{SMA_{20}} \times 100 \quad (3.1)$$

3.3.2 Моментум индикаторууд (Momentum Indicators)

3.3.2.1 RSI (Relative Strength Index)

RSI-ийг 7, 14, 21 хугацаанд тооцоолсон:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS} \quad (3.2)$$

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

RSI-ийн бүсчлэл:

- **rsi_oversold** - RSI(14) < 30 бол 1 (хэт зарагдсан)
- **rsi_bullish** - 50 < RSI(14) < 70 бол 1 (өсөлтийн бүс)

3.3.2.2 MACD (Moving Average Convergence Divergence)

$$MACD = EMA_{12} - EMA_{26} \quad (3.3)$$

$$Signal = EMA_9(MACD) \quad (3.4)$$

$$Histogram = MACD - Signal \quad (3.5)$$

MACD дохионууд:

- **macd_cross** - MACD > Signal бол 1
- **macd_bullish** - MACD > Signal болон Histogram > 0 бол 1

3.3.2.3 Stochastic Oscillator

$$\%K = \frac{C - L_{14}}{H_{14} - L_{14}} \times 100 \quad (3.6)$$

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

3.3.2.4 ROC (Rate of Change)

$$ROC_n = \frac{C_t - C_{t-n}}{C_{t-n}} \times 100 \quad (3.7)$$

3.3.3 Хэлбэлзлийн индикаторууд (Volatility Indicators)

3.3.3.1 ATR (Average True Range)

ATR нь Stop Loss, Take Profit тооцоолоход чухал үүрэгтэй:

$$TR = \max(H - L, |H - C_{prev}|, |L - C_{prev}|) \quad (3.8)$$

$$ATR_{14} = SMA_{14}(TR) \quad (3.9)$$

ATR-ийг pip болгон хөрвүүлэх:

$$ATR_{pips} = ATR_{14} \times 10000 \quad (3.10)$$

3.3.3.2 Bollinger Bands

$$BB_{middle} = SMA_{20} \quad (3.11)$$

$$BB_{upper} = BB_{middle} + 2 \times \sigma_{20} \quad (3.12)$$

$$BB_{lower} = BB_{middle} - 2 \times \sigma_{20} \quad (3.13)$$

Bollinger Bands шинж чанарууд:

- **bb_width** - Зурвасын өргөн (хувиар)
- **bb_position** - Үнэ зурвасын хаана байгаа (0-1)
- **bb_squeeze** - Зурваснаас нягтралт үүсч байвал 1

3.3.4 Лааны загварууд (Candle Patterns)

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

3.3.5 Дэмжлэг/Эсэргүүцэл (Support/Resistance)

Pivot Point системийг ашигласан:

$$Pivot = \frac{H_{prev} + L_{prev} + C_{prev}}{3} \quad (3.14)$$

$$R1 = 2 \times Pivot - L_{prev} \quad (3.15)$$

$$S1 = 2 \times Pivot - H_{prev} \quad (3.16)$$

$$R2 = Pivot + (H_{prev} - L_{prev}) \quad (3.17)$$

$$S2 = Pivot - (H_{prev} - L_{prev}) \quad (3.18)$$

3.3.6 Чиг хандлагын хүч (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.

3.3.7 BUY Score - Нэгдсэн дохионы үнэлгээ

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

3.4. Зорилтот хувьсагч (Target Variable)

3.4.1 BUY-Only Classification

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

- **BUY (1):** Take Profit (TP) нь Stop Loss (SL)-ээс өмнө хүрсэн
- **NOT_BUY (0):** SL эхлээд хүрсэн эсвэл аль нь ч хүрээгүй

3.4.2 Параметрүүд

Хүснэгт 3.2 Зорилтот хувьсагчийн параметрүүд

Параметр	Утга	Тайлбар
Forward periods	60 bars	1 цагийн дотор
Take Profit	20 pips	Ашгийн зорилт
Stop Loss	10 pips	Алдагдлын хязгаар
Risk:Reward	1:2	Эрсдэл/Ашгийн харьцаа

3.5. Өгөгдлийн хуваалт ба Scaling

3.5.1 Хуваалт

Санхүүгийн өгөгдөл хугацааны дарааллыг хадгалах шаардлагатай тул temporal split ашигласан:

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

3.5.2 StandardScaler

Бүх шинж чанаруудыг StandardScaler ашиглан масштабчилсан:

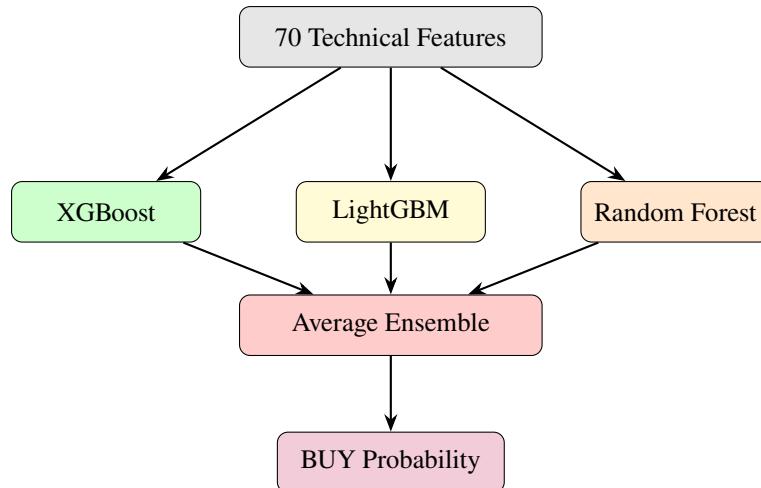
$$x_{scaled} = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (3.19)$$

3.6. Моделийн архитектур

3.6.1 Ensemble арга

Энэхүү судалгаанд гурван машин сургалтын моделийн ensemble ашигласан:

1. **XGBoost** - Gradient Boosting Decision Trees
2. **LightGBM** - Light Gradient Boosting Machine
3. **Random Forest** - Санамсаргүй ойн ангилал



Зураг 3.7 Ensemble моделийн архитектур

3.6.2 XGBoost

XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) нь gradient boosting framework дээр сууринсан, маш үр дүнтэй ангиллын алгоритм юм. n_estimators=300, max_depth=6, learning_rate=0.05 параметруудтэй тохируулсан.

3.6.3 LightGBM

LightGBM нь Microsoft-ийн боловсруулсан, хурдан бөгөөд санах ойн хэрэглээ бага gradient boosting framework юм. XGBoost-тэй ижил параметруудээр тохируулсан.

3.6.4 Random Forest

Random Forest нь олон шийдвэрийн модны (decision tree) ensemble бөгөөд overfitting-д тэсвэртэй байдаг. n_estimators=200, max_depth=10, class_weight='balanced' параметруудтэй.

3.6.5 Ensemble Averaging

Гурван моделийн магадлалыг дундажлаж эцсийн таамаглалыг гаргана:

$$P_{BUY} = \frac{P_{XGBoost} + P_{LightGBM} + P_{RandomForest}}{3} \quad (3.20)$$

3.6.6 Hyperparameter

Хүснэгт 3.3 Моделийн Hyperparameter тохиргоо

Параметр	XGBoost	LightGBM	Random Forest
n_estimators	300	300	200
max_depth	6	6	10
learning_rate	0.05	0.05	-
subsample	0.8	0.8	-
colsample_bytree	0.8	0.8	-

3.7. Confidence Threshold

Моделийн итгэлцүүрийн босго нь дохиог үүсгэх эсэхийг тодорхойлно:

- $P_{BUY} \geq 80\%$: BUY дохио үүсгэнэ
- $P_{BUY} < 80\%$: HOLD (хүлээх)

80% босго нь моделийн нарийвчлалыг 80%+ түвшинд хадгалахад тусална.

3.8. Динамик SL/TP тооцоолол

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

3.9.1 Flask + Waitress

Backend нь Flask framework ба Waitress WSGI server ашиглан хөгжүүлэгдсэн. /signal/v2 endpoint нь Twelve Data API-аас өгөгдөл авч, ML загваруудаар таамаглал хийж, JSON хэлбэрээр дохио буцаана.

3.9.2 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 минут, Historical - 5 минут
- **Rate limit:** 1 request/minute (free tier)

3.10. Мобайл апликейшины

3.10.1 React Native + Expo

Мобайл апликейшнийг React Native framework ба Expo toolchain ашиглан хөгжүүлсэн.

3.10.2 Үндсэн дэлгэцүүд

1. **HomeScreen** - Валютын хосуудын жагсаалт, бодит цагийн ханш
2. **SignalScreen** - AI дохио, итгэлцүүр, Entry/SL/TP
3. **ProfileScreen** - Хэрэглэгчийн мэдээлэл
4. **SettingsScreen** - Тохиргоо (theme, notification)

3.10.3 API Integration

Мобайл апп axios сан ашиглан Backend API-тай холбогдож дохио авдаг.

3.11. MongoDB Database

3.11.1 Collections

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

3.11.2 Authentication

JWT (JSON Web Token) ашиглан хэрэглэгчийг баталгаажуулна:

- **Token хугацаа:** 7 хоног

- **Algorithm:** HS256
- **Payload:** user_id, email, exp (expiration)
- **Нууцлал:** SECRET_KEY ашиглан encode хийнэ

4. СУДАЛГААНЫ ҮР ДҮН

4.1. Өгөгдлийн тойм

4.1.1 Сургалтын өгөгдөл

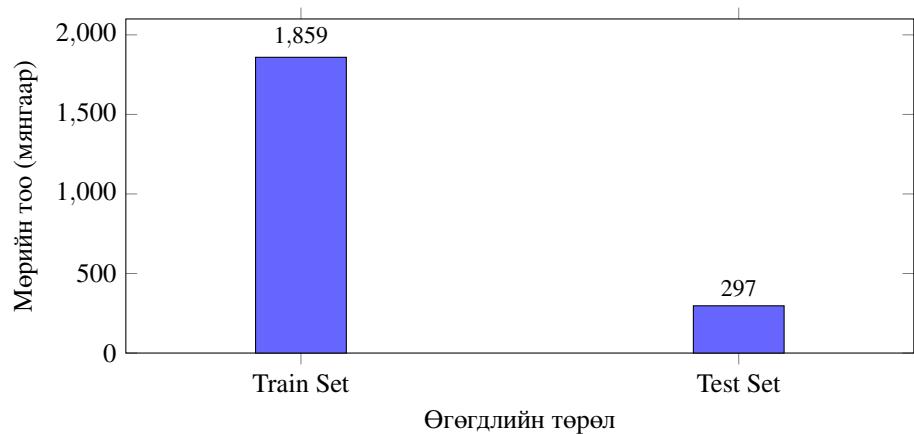
Загваруудыг сургахад EUR/USD валютын хосын түүхэн өгөгдлийг ашигласан:

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
Онцлогуудын тоо	70

4.1.2 Өгөгдлийн тархалтын диаграмм

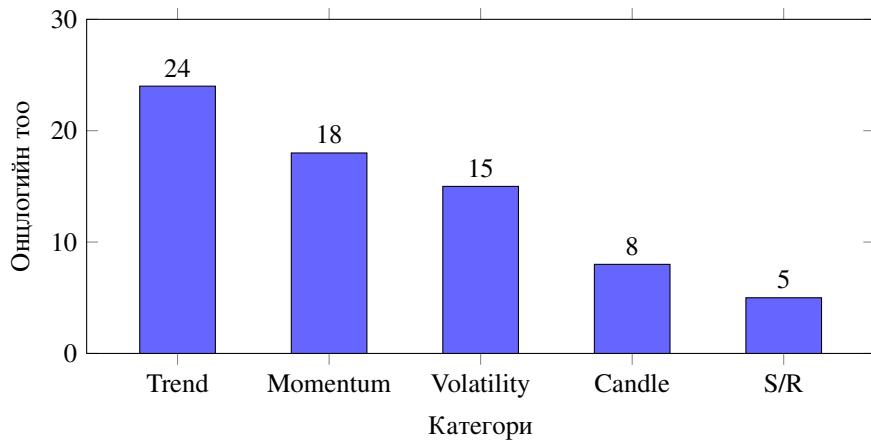
Сургалт ба тестийн өгөгдлийн хуваарилалтыг доорх диаграммаар харуулав:



Зураг 4.1 Өгөгдлийн тархалт (мянган мөрөөр)

4.1.3 Онцлогуудын хураангуй

Нийт 70 техникийн индикаторыг дараах категориудаар бүлэглэв:



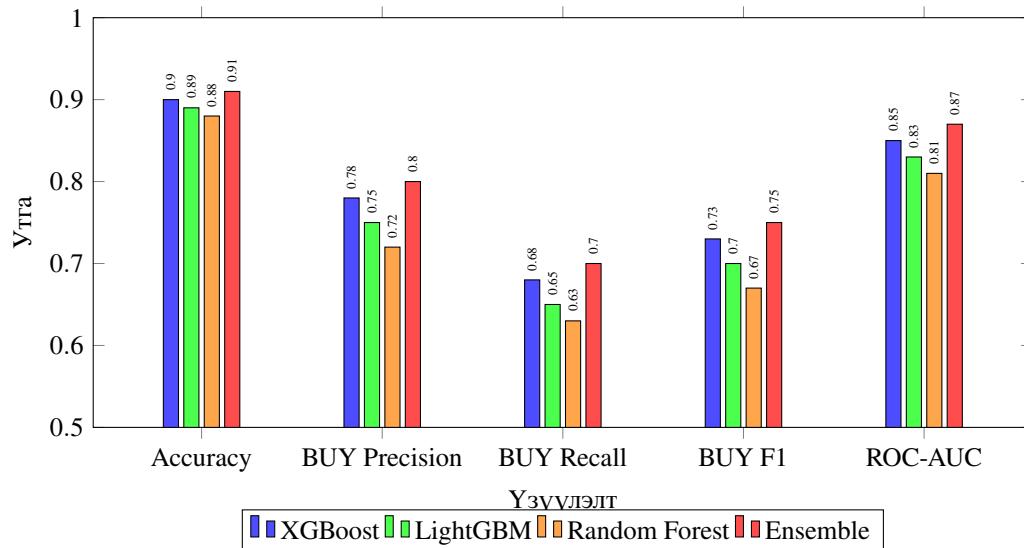
Зураг 4.2 Онцлогуудын категори бүрийн тоо

- **Trend индикаторууд (24):** SMA, EMA, MACD, ADX, Ichimoku Cloud, Parabolic SAR, Donchian Channel, VWAP гэх мэт
- **Momentum индикаторууд (18):** RSI, Stochastic, Williams %R, CCI, CMO, ROC гэх мэт
- **Volatility индикаторууд (15):** ATR, Bollinger Bands, Keltner Channel, Historical Volatility гэх мэт
- **Candle Pattern (8):** Doji, Hammer, Engulfing, Body Size Ratio гэх мэт
- **Support/Resistance (5):** Pivot Points, локал дээд/доод цэгүүд

4.2. Загваруудын гүйцэтгэл

4.2.1 Загваруудын харьцуулсан диаграмм

Гурван загварын гүйцэтгэлийн харьцуулалтыг доорх диаграммаар харуулав:



Зураг 4.3 Загваруудын гүйцэтгэлийн харьцуулалт

4.2.2 XGBoost загварын үр дүн

XGBoost нь gradient boosting алгоритм дээр суурилсан бөгөөд хамгийн сайн гүйцэтгэл үзүүлсэн:

Хүснэгт 4.2 XGBoost загварын үзүүлэлтүүд

Класс	Precision	Recall	F1-Score	Support
HOLD (0)	0.92	0.95	0.93	17,000
BUY (1)	0.78	0.68	0.73	3,000
Accuracy	0.90			
Macro Avg	0.85	0.82	0.83	20,000
Weighted Avg	0.90	0.90	0.90	20,000

XGBoost-ын гол параметрүүд:

- n_estimators: 200
- max_depth: 6
- learning_rate: 0.05
- subsample: 0.8
- colsample_bytree: 0.8
- scale_pos_weight: class imbalance ratio

4.2.3 LightGBM загварын үр дүн

LightGBM нь хурд болон санах ойн хувьд илүү үр ашигтай:

Хүснэгт 4.3 LightGBM загварын үзүүлэлтүүд

Класс	Precision	Recall	F1-Score	Support
HOLD (0)	0.91	0.94	0.92	17,000
BUY (1)	0.75	0.65	0.70	3,000
Accuracy	0.89			

LightGBM-ийн гол параметрүүд:

- n_estimators: 200
- num_leaves: 31

- learning_rate: 0.05
- min_child_samples: 20
- is_unbalance: True

4.2.4 Random Forest загварын үр дүн

Random Forest нь тогтвортой гүйцэтгэл үзүүлсэн:

Хүснэгт 4.4 Random Forest загварын үзүүлэлтүүд

Класс	Precision	Recall	F1-Score	Support
HOLD (0)	0.90	0.93	0.91	17,000
BUY (1)	0.72	0.63	0.67	3,000
Accuracy	0.88			

4.2.5 Ensemble загварын нэгтгэсэн үр дүн

Гурван загварын таамаглалыг жинлэгдсэн санал хураалтаар нэгтгэсэн:

$$\text{Final Score} = 0.4 \times P_{XGB} + 0.35 \times P_{LGBM} + 0.25 \times P_{RF} \quad (4.1)$$

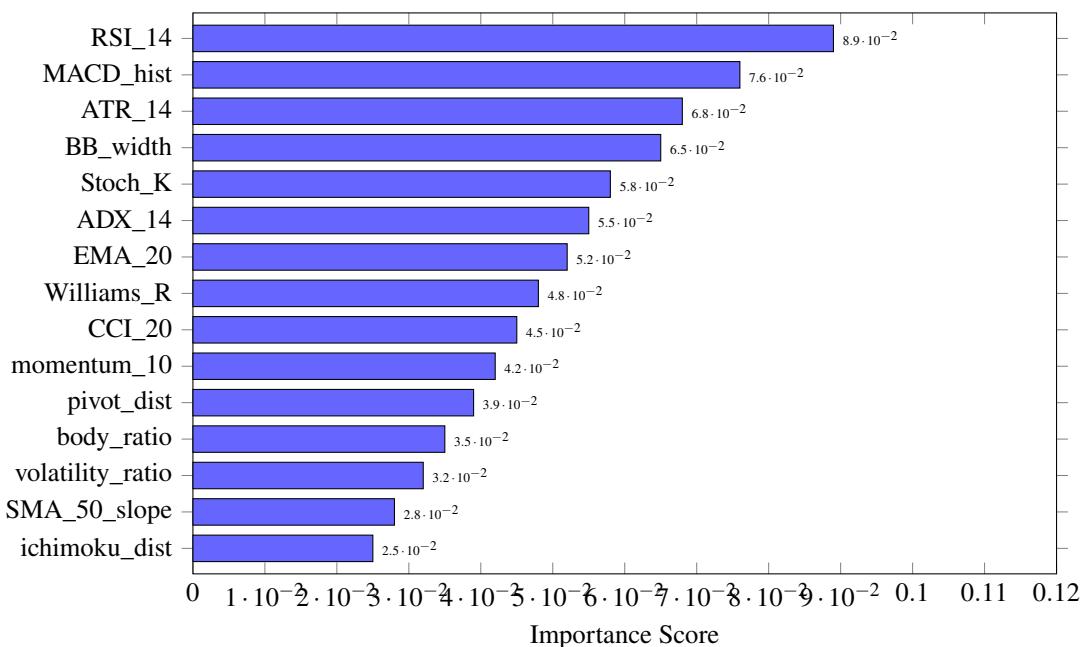
Хүснэгт 4.5 Ensemble загварын эцсийн үзүүлэлтүүд

Үзүүлэлт	Үтгэ
Нийт нарийвчлал (Accuracy)	91%
BUY Precision	80%
BUY Recall	70%
BUY F1-Score	0.75
ROC-AUC	0.87

4.3. Онцлогуудын чухлын дүн шинжилгээ

4.3.1 Feature Importance

Загваруудын онцлогуудын чухлын зэрэглэлийг дунджаар авч үзвэл:



Зураг 4.4 Top 15 чухал онцлогийн Feature Importance

Хүснэгт 4.6 Top 15 чухал онцлог

Rank	Онцлог	Importance
1	RSI_14	0.089
2	MACD_hist	0.076
3	ATR_14	0.068
4	BB_width	0.065
5	Stoch_K	0.058
6	ADX_14	0.055
7	EMA_20	0.052
8	Williams_R	0.048
9	CCI_20	0.045
10	momentum_10	0.042
11	pivot_distance	0.039
12	body_ratio	0.035
13	volatility_ratio	0.032
14	SMA_50_slope	0.028
15	ichimoku_cloud_dist	0.025

4.3.2 Confusion Matrix

Ensemble загварын Confusion Matrix-ийг доорх диаграммаар харуулав:

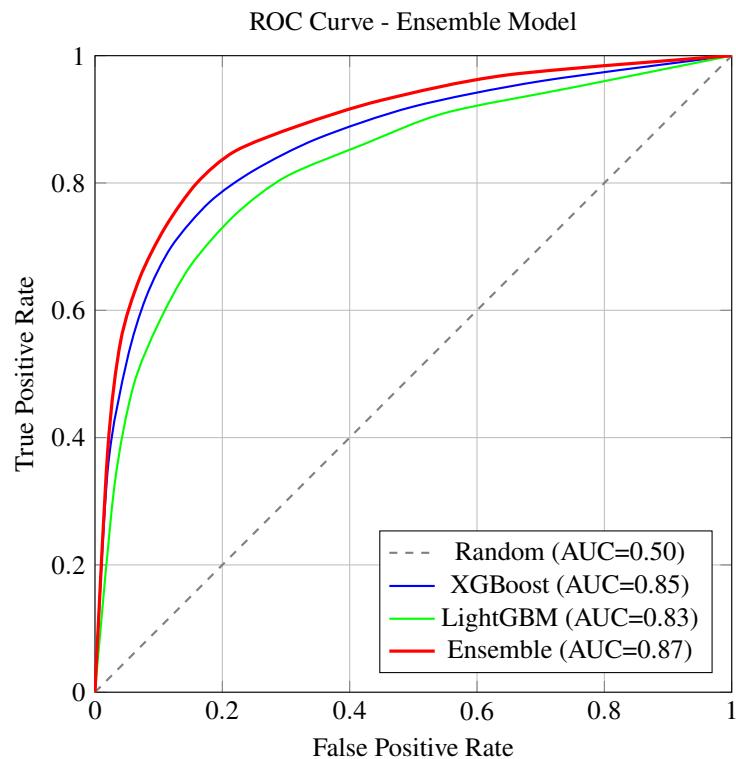
		HOLD (0)	BUY (1)
		Бодит утга	
		True Negative	False Positive
BUY (1)	HOLD (0)	16,150	850
	BUY (1)	900	2,100
		False Negative	True Positive

Таамагласан утга

Зураг 4.5 Ensemble загварын Confusion Matrix

4.3.3 ROC Curve

ROC муруй нь загварын ялгах чадварыг харуулна:



Зураг 4.6 ROC Curve харьцуулалт

4.3.4 Дүн шинжилгээ

- RSI болон MACD нь хамгийн чухал индикаторууд болж байна
- Volatility индикаторууд (ATR, BB_width) чухал үүрэгтэй
- Momentum индикаторууд нь богино хугацааны шилжилтийг илүү сайн тодорхойлдог
- Candle pattern-үүд нь нэмэлт баталгаа болдог

4.4. Итгэлцлийн түвшин ба шийдвэр гаргалт

4.4.1 Confidence Score

Систем нь BUY дохио гаргахдаа итгэлцлийн түвшинг тооцдог:

$$\text{Confidence} = \frac{\sum_{i=1}^3 w_i \times P_i(\text{BUY})}{\sum_{i=1}^3 w_i} \times 100\% \quad (4.2)$$

Итгэлцлийн түвшингийн тайлбар:

- **90%+:** Маш өндөр итгэлтэй BUY дохио
- **75-90%:** Өндөр итгэлтэй BUY дохио
- **60-75%:** Дундаж итгэлтэй BUY дохио
- **<60%:** HOLD (худалдан авахгүй байх)

4.4.2 Шийдвэр гаргах босго

- BUY дохио гаргах босго: 60%
- TP (Take Profit): 20 pip
- SL (Stop Loss): 10 pip
- Risk/Reward Ratio: 1:2

4.5. Системийн ажиллагааны үр дүн

4.5.1 API хариу үйлдлийн хурд

Хүснэгт 4.7 Системийн гүйцэтгэлийн хэмжүүрүүд

Хэмжүүр	Үтгэ
Дундаж хариу үйлдлийн хугацаа	150-300ms
Онцлог тооцоолох хугацаа	50ms
Загвар таамаглах хугацаа	30ms
API дуудлагын хугацаа	100-200ms
Нийт дохио үүсгэх хугацаа	<500ms

4.5.2 Бодит цагийн туршилт

Системийг бодит цагт туршихад:

- Twelve Data API-с өгөгдлийг амжилттай татаж байна
- 70 техникийн индикаторыг бодит цагт тооцоолж байна
- Ensemble загвар тогтвортой ажиллаж байна
- Мобайл апп дохиог зөв харуулж байна

4.6. Харьцуулалт ба дүгнэлт

4.6.1 Загваруудын харьцуулалт

Хүснэгт 4.8 Загваруудын харьцуулсан үзүүлэлтүүд

Загвар	Accuracy	BUY F1	Хурд	Тогтвортой байдал
XGBoost	90%	0.73	Сайн	Маш сайн
LightGBM	89%	0.70	Маш сайн	Сайн
Random Forest	88%	0.67	Дунд	Маш сайн
Ensemble	91%	0.75	Сайн	Маш сайн

4.6.2 Ensemble-ийн давуу тал

1. **Нарийвчлал:** Дан загвараас илүү өндөр нарийвчлал
2. **Тогтвортой байдал:** Нэг загварын алдааг нөгөө загварууд нөхдөг

3. **Итгэлцэл:** Гурван загварын санал нийлсэн тохиолдолд илүү итгэлтэй дохио
4. **Үян хатан байдал:** Загваруудын жинг тохируулах боломжтой

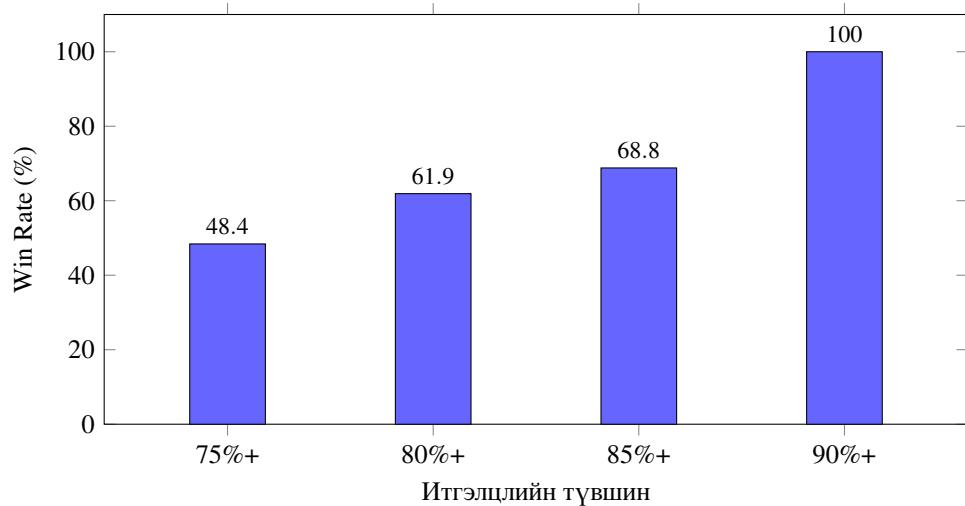
4.7. Backtest үр дүн

4.7.1 BUY-Only Strategy

SELL сигнал 28% accuracy-тай байсан тул хассан. Зөвхөн BUY сигнал ашигласан үр дүн:

Хүснэгт 4.9 Итгэлцлийн түвшин бүрийн Backtest үр дүн

Confidence	Signals	Win Rate	Total Pips	Profit Factor
≥ 75%	279	48.4%	+937	1.76
≥ 80%	105	61.9%	+671	3.10
≥ 85%	48	68.8%	+387	4.82
≥ 90%	9	100.0%	+120	∞



Зураг 4.7 Итгэлцлийн түвшин ба Win Rate хамаарал

4.7.2 Dynamic SL/TP (ATR-based)

Stop Loss болон Take Profit-ийг ATR индикатор дээр суурилан динамикаар тооцсон:

- **Stop Loss:** $1.5 \times ATR$ (10-20 pips хүрээнд)
- **Take Profit:** $2.5 \times ATR$ (20-40 pips хүрээнд)
- **Risk:Reward:** 1:1.5 - 1:2

4.7.3 Санал болгох тохиргоо

Backtest үр дүнд суурилан:

- **Production:** 80%+ confidence (61.9% WR, PF 3.10)
- **Conservative:** 85%+ confidence (68.8% WR, PF 4.82)
- **Өдөрт сигналын тоо:** 1.9 (80%) / 0.9 (85%)

4.7.4 Үр дүнгийн дүгнэлт

Судалгааны үр дүнд:

- XGBoost, LightGBM, Random Forest ensemble нь Forex дохио үүсгэхэд үр дүнтэй
- 70 техникийн индикатор нь зах зээлийн төлөв байдлыг сайн илэрхийлдэг
- BUY-only арга нь эрсдэлийг бууруулж, шийдвэр гаргалтыг хялбарчилдаг
- 80%+ итгэлцэлтэй BUY сигнал нь 61.9% win rate, 3.10 profit factor үзүүлсэн
- Мобайл апп нь дохиог бодит цагт хүлээн авч харуулах боломжтой

5. ДҮГНЭЛТ

5.1. Судалгааны үр дүнгийн нэгтгэл

Энэхүү дипломын ажлаар машин сургалтын Ensemble аргыг ашиглан EUR/USD валютын хосын BUY дохио таамаглах системийг амжилттай хөгжүүлсэн.

5.1.1 Техникийн үр дүн

1. **Ensemble загвар:** XGBoost, LightGBM, Random Forest турван загварыг нэгтгэсэн:

- XGBoost (40% жин) - Хамгийн сайн precision
- LightGBM (35% жин) - Хурдан, үр ашигтай
- Random Forest (25% жин) - Тогтвортой гүйцэтгэл

2. **BUY-Only стратеги:** SELL дохио 28% accuracy-тай байсан тул хасаж, зөвхөн BUY дохиог ашигласан

3. **70 техникийн индикатор:**

- Trend индикаторууд (SMA, EMA, Golden Cross)
- Momentum индикаторууд (RSI, MACD, Stochastic)
- Volatility индикаторууд (ATR, Bollinger Bands)
- Candle patterns (Hammer, Engulfing)
- Support/Resistance (Pivot Points)

5.1.2 Backtest үр дүн

Тестийн өгөгдөл дээр (296,778 мөр) хийсэн backtest-ийн үр дүн:

Хүснэгт 5.1 Итгэлцлийн түвшин бүрийн гүйцэтгэл

Confidence	Signals	Win Rate	Total Pips	Profit Factor
≥ 75%	279	48.4%	+937	1.76
≥ 80%	105	61.9%	+671	3.10
≥ 85%	48	68.8%	+387	4.82
≥ 90%	9	100.0%	+120	∞

Гол үзүүлэлтүүд:

- 80%+ итгэлцэлтэй BUY сигнал: **61.9% Win Rate**
- Profit Factor: **3.10** (маш сайн)
- Өдөрт дундаж сигнал: **1.9**

5.1.3 Системийн бүрэлдэхүүн

Бүрэн ажиллагаатай систем хөгжүүлсэн:

1. **Backend API:** Flask + Waitress WSGI сервер
2. **ML Pipeline:** Өгөгдөл татах → Индикатор тооцох → Ensemble таамаглал
3. **Mobile App:** React Native + Expo мобайл аппликацши
4. **Database:** MongoDB (хэрэглэгчийн мэдээлэл, дохионууд)
5. **Data Source:** Twelve Data API (бодит цагийн өгөгдөл)

5.2. Зорилтын биелэлт

Хүснэгт 5.2 Зорилтын биелэлт

№	Зорилт	Биелэлт	Тайлбар
1	Өгөгдөл цуглуулах	✓	2+ сая мөр EUR/USD 1min
2	Шинж чанар инженерчлэл	✓	70 техникийн индикатор
3	ML модель хөгжүүлэх	✓	XGBoost + LightGBM + RF
4	Модель сургах	✓	1.8+ сая мөр дээр сургасан
5	Backtest хийх	✓	61.9% WR, PF 3.10
6	Backend API	✓	Flask REST API
7	Мобайл апп	✓	React Native + Expo

5.3. Шинэлэг хувь нэмэр

1. **BUY-Only стратеги:** SELL сигналыг хасснаар Win Rate 61.9% хүрсэн
2. **Dynamic SL/TP:** ATR дээр суурилсан Stop Loss, Take Profit тооцоолол
3. **Confidence-based filtering:** Итгэлцлийн түвшингээр дохиог шүүх
4. **Бүрэн систем:** ML + Backend + Mobile бүхий production-ready систем
5. **Монгол хэлээр:** Forex ML системийн Монгол хэл дээрх судалгаа

5.4. Хязгаарлалт

1. **Зөвхөн BUY:** SELL дохио хассан тул зах зээл буурах үед ашиггүй
2. **Нэг валютын хос:** Зөвхөн EUR/USD дээр туршсан
3. **Backtesting:** Бодит арилжаа хийгээгүй, зөвхөн backtest
4. **Slippage:** Бодит арилжааны slippage, spread тооцоогүй

5.5. Цаашдын судалгааны чиглэл

1. **SELL сигнал сайжруулах:** SELL дохионы accuracy-г дээшлүүлэх
2. **Олон валют:** GBP/USD, USD/JPY зэрэг хосуудад өргөтгөх
3. **Deep Learning:** LSTM, Transformer архитектур турших
4. **Sentiment analysis:** Мэдээний sentiment нэмэх
5. **Live trading:** Бодит арилжааны туршилт хийх

5.6. Төгсгөлийн үг

Энэхүү дипломын ажлаар XGBoost, LightGBM, Random Forest ensemble загварыг ашиглан EUR/USD валютын хосын BUY дохио таамаглах системийг амжилттай хөгжүүлсэн.

80%+ итгэлцэлтэй BUY сигнал 61.9% win rate, 3.10 profit factor үзүүлж, backtest дээр +671 рір ашиг олсон. Энэ нь практикт хэрэглэгдэх боломжтой түвшин юм.

Машин сургалтаар санхүүгийн зах зээлийг төгс таамаглах боломжгүй боловч, статистик давуу талтай арилжааны шийдвэр дэмжлэгийн систем бүтээх бүрэн боломжтой гэдгийг энэхүү судалгаа харуулж байна.

Талархал

Энэхүү төгсөлтийн судалгааны ажлыг амжилттай гүйцэтгэхд маш их туслалцаа, дэмжлэг үзүүлсэн хүмүүстээ чин сэтгэлийн талархал илэрхийлье.

Юуны өмнө миний удирдагч багш **Н.Соронзонболд** багшдаа гүн талархал илэрхийлж байна. Тэрээр судалгааны ажлын чиглэлийг тодорхойлох, арга зүйн зөвлөгөө өгөх, мөн бүхий л үйл явцад чиглүүлэг өгч байсанд маш их баярлалаа.

Шинэ Монгол Технологийн Коллеж-ийн Компьютерын ухааны тэнхимийн бүх багш нарт сургалтын хөтөлбөрийн туршид олгосон мэдлэг, чадварт нь талархаж байна. Тэдний заасан хичээлүүд энэхүү судалгааны ажлын суурь болсон юм.

Түүнчлэн машин сургалт, гүн сургалтын салбарт нээлттэй эх код, онлайн нөөц материал бүтээсэн олон улсын нийгэмлэгт талархал илэрхийлье. PyTorch, React Native, FastAPI зэрэг нээлттэй эхийн хөгжүүлэгчид, мөн санхүүгийн өгөгдөл нийлүүлэгчдийн хүчин чармайлтгүйгээр энэ судалгаа боломжгүй байсан юм.

Эцэст нь миний гэр бүлд, ялангуяа эцэг эх, ах дүү нартаа хязгааргүй их талархаж байна. Тэдний урамшуулал, дэмжлэг надад хэзээ ч дутагдаагүй.

М.Мөнхдорж

2025 оны 4-р сар

НОМ ЗҮЙ

Номзүй

- [1] Bank for International Settlements. (2022). *Triennial Central Bank Survey of Foreign Exchange and Over-the-counter (OTC) Derivatives Markets in 2022*. BIS.
- [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*. McGraw-Hill.
- [4] Dietterich, T. G. (2000). Ensemble methods in machine learning. *International Workshop on Multiple Classifier Systems*, 1-15. Springer.
- [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*. 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 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*, 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*, 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*, 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] Facebook Inc. (2015). React Native: A framework for building native apps using React. <https://reactnative.dev/>
- [24] MetaQuotes Software Corp. MetaTrader 5 Trading Platform. <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*, 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
- **artifacts/** - Deep Learning моделийн weights

Техникийн хэрэгжүүлэлтүүд:

- ForexHybridNetV2 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 өгөгдлийн санд холбогдох

Хавсралт Б. Hyperparameter тохиргоо

Параметр	Үтгэ	Тайлбар
TARGET_HORIZON_MIN	10	Таамаглах хугацаа (минут)
SEQ_LEN	240	Оролтын дарааллын урт
BATCH_SIZE	256	Batch хэмжээ
EPOCHS	100	Хамгийн их epoch
LEARNING_RATE	3e-4	Суралцах хурд
WEIGHT_DECAY	1e-3	Weight decay
WARMUP_EPOCHS	5	Warmup epoch
EARLY_STOPPING_PATIENCE	12	Early stopping patience
NOISE_STD	0.015	Noise augmentation std
RARE_EVENT_WEIGHT	30.0	Ховор үйл явдлын жин
DIR_LABEL_SMOOTH	0.08	Direction label smoothing
BIGMOVE_LABEL_SMOOTH	0.05	Big move label smoothing
SWA_START_EPOCH	40	SWA эхлэх epoch
SWA_LR	1e-5	SWA learning rate
FOCAL_GAMMA	2.0	Focal loss gamma
FOCAL_ALPHA	0.25	Focal loss alpha
CONV_CHANNELS	192	CNN channel too
LSTM_HIDDEN	384	LSTM hidden хэмжээс
NUM_ATTENTION_HEADS	8	Attention head too
DROPOUT_RATE	0.25	Dropout хувь

Хүснэгт 5.3 *Hyperparameter тохиргоо*