ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ВАЛЮТНОГО РИСКА И ОПТИМИЗАЦИИ ХЕДЖИРОВАНИЯ ОТКРЫТОЙ ВАЛЮТНОЙ ПОЗИЦИИ КОММЕРЧЕСКИХ БАНКОВ

Курбонов Илхом Жумакулович
Агентство по эффективности управления, руководитель департамента
ilhomkurbanov49@gmail.com

Annotatsiya. *Maqolada tijorat banklari faoliyatida valyuta riskini prognozlash va ochiq valyuta pozitsiyasini xedjirlashni optimallashtirishda sun'iy intellekt usullarining qo'llanilishi tahlil qilingan. O'zbekiston bank tizimida xorijiy valyutaning aktivlar va passivlardagi yuqori ulushi hamda muallif tomonidan ilgari asoslangan konsentratsiya riski chegaraviy qiymatlari ko'rib chiqilgan. Xalqaro tadqiqotlar asosida valyuta kursini prognozlash bo'yicha chuqur o'rganish modellarining (LSTM) an'anaviy usullardan ustunligi hamda dinamik mashinali o'qitish asosidagi xedjirlash strategiyasining statik usullardan samaraliroq ekanligi ko'rsatilgan. Ma'lumot, prognozlash, xedjirlashni optimallashtirish va boshqaruv bloklaridan iborat to'rt darajali analitik mexanizm taklif etilgan.*

Kalit so'zlar: *valyuta riski, sun'iy intellekt, LSTM, xedjirlash, ochiq valyuta pozitsiyasi, konsentratsiya riski, mashinali o'qitish.*

Аннотация. *В статье анализируется применение методов искусственного интеллекта в прогнозировании валютного риска и оптимизации хеджирования открытой валютной позиции коммерческих банков. Рассмотрены высокая доля иностранной валюты в активах и пассивах банковской системы Узбекистана и обоснованные автором ранее пороговые значения риска концентрации. На основе международных исследований показано превосходство моделей глубокого обучения (LSTM) над традиционными методами прогнозирования валютного курса, а также более высокая эффективность стратегий динамического хеджирования на основе машинного обучения по сравнению со статическими методами. Предложен четырёхуровневый аналитический*

механизм, включающий блоки данных, прогнозирования, оптимизации хеджирования и управления.

Ключевые слова: *валютный риск, искусственный интеллект, LSTM, хеджирование, открытая валютная позиция, риск концентрации, машинное обучение.*

Abstract. *The article analyses the use of artificial intelligence methods in forecasting currency risk and optimising the hedging of commercial banks' open currency positions. It examines the high share of foreign currency in the assets and liabilities of Uzbekistan's banking system and the concentration-risk threshold values previously substantiated by the author. Drawing on international research, it shows that deep-learning models (LSTM) outperform traditional exchange-rate forecasting methods and that machine-learning-based dynamic hedging strategies are more effective than static approaches. A four-layer analytical mechanism is proposed, comprising data, forecasting, hedge-optimisation and governance blocks.*

Keywords: *currency risk, artificial intelligence, LSTM, hedging, open currency position, concentration risk, machine learning.*

ВВЕДЕНИЕ

Валютный риск[1] занимает важное место в деятельности коммерческих банков, участвующих во внешнеэкономической деятельности. К концу 2024 года более 41% активов банковской системы Узбекистана, а в отдельных крупных банках — свыше 60%, было сформировано в иностранной валюте, что ещё более повышает значимость управления валютным и связанным с ним риском концентрации [1].

Использованием традиционных инструментов — лимитирования открытой валютной позиции, хеджирования срочными контрактами и стресс-тестирования — валютный риск в целом контролируется, однако эти методы, как правило, опираются на статические лимиты и периодически пересматриваемые прогнозы курса. Развитие моделей искусственного интеллекта, способных обрабатывать большие массивы рыночных данных в режиме реального времени, открывает возможность перехода к динамическому прогнозированию валютного курса и адаптивной оптимизации хеджирования.

[1]Валютный риск (currency risk) — риск возникновения убытков вследствие неблагоприятного изменения курсов иностранных валют по открытым позициям банка.

Целью статьи является анализ применения методов искусственного интеллекта в прогнозировании валютного риска и оптимизации хеджирования открытой валютной позиции коммерческих банков и обоснование соответствующего аналитического механизма применительно к банковской системе Узбекистана.

ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

Данные Центрального банка Республики Узбекистан за 2020–2024 годы показывают, что доля иностранной валюты в активах банковской системы снизилась с 50,43% до 41,13%, а в кредитном портфеле — с 50,10% до 42,59%, что отражает положительную тенденцию снижения валютного риска (таблица 1). Вместе с тем в отдельных крупных банках доля валютных кредитов оставалась в диапазоне 58–64%, что обосновало предложение пороговых значений для определения риска концентрации: 37% — для доли валютных активов в общих активах, 32% — для доли валютных кредитов в кредитном портфеле и 30% — для доли межбанковских депозитов в общих депозитах [1].

Таблица 1. Доля иностранной валюты в ключевых показателях банковской системы Узбекистана, %

Показатель	2020	2021	2022	2023	2024
Доля в активах	50,43	48,42	47,62	44,74	41,13
Доля в кредитном портфеле	50,10	50,18	47,44	44,69	42,59
Доля в обязательствах	59,65	56,76	55,72	51,76	47,97

Источник: составлено автором на основе данных Центрального банка Республики Узбекистан [1].

Такие пороговые значения носят статичный характер и не учитывают текущую волатильность рынка. Между тем международный опыт демонстрирует, что модели глубокого обучения способны существенно повысить точность краткосрочного прогнозирования валютного курса. Так, О. Абузаид и Ф. Бусседра сравнили точность многослойного перцептрона[2] (MLP), случайного леса[3] (Random Forest) и сети долгой краткосрочной

[2]Многослойный перцептрон (Multilayer Perceptron, MLP) — нейронная сеть прямого распространения, состоящая из нескольких последовательных слоёв нейронов с нелинейными функциями активации; относится к базовым архитектурам глубокого обучения, применяемым для задач регрессии и классификации.

[3]Случайный лес (Random Forest) — ансамблевый метод машинного обучения, объединяющий прогнозы множества деревьев решений, построенных на случайных подвыборках наблюдений и признаков, что повышает точность и устойчивость итогового прогноза по сравнению с одиночным деревом.

памяти[4] (LSTM) в задаче прогнозирования валютного курса; наилучший результат показала LSTM-модель (R^2 = 0,9234; RMSE = 0,0152; MAE = 0,0112), превзойдя MLP (R^2 = 0,9107) и Random Forest (R^2 = 0,8821) [2]. Показательно, что включённые в модель макроэкономические переменные — инфляция, ВВП, безработица — объяснили лишь 4,7% дисперсии ошибки прогноза, что говорит о преобладающем влиянии рыночной динамики над фундаментальными факторами в краткосрочном прогнозировании курса [2].

Применительно к хеджированию валютного риска П. Паньоттони и А. Спельта разработали динамическую стратегию хеджирования на основе ансамбля моделей машинного обучения (метод опорных векторов, деревья решений, случайный лес, градиентный бустинг, гауссовские процессы) с байесовской оптимизацией [5] гиперпараметров; на данных глобального валютного портфеля за 2008–2022 годы предложенная модель ML-DCF превзошла по риск-скорректированной доходности как нехеджированный портфель, так и традиционные линейные факторные стратегии хеджирования [3]. Это подтверждает, что динамический пересчёт коэффициента хеджирования[6] на основе прогнозов модели способен точнее реагировать на изменение рыночных условий, чем фиксированные лимиты открытой валютной позиции.

Практика ведущих зарубежных банков подтверждает востребованность аналитических инструментов в управлении валютным риском: Deutsche Bank[7] применяет диверсификацию валютных позиций совместно с автоматизированными системами мониторинга риска, а MUFG [8] использует комплекс инструментов хеджирования (форварды, фьючерсы, опционы, свопы) в сочетании с автоматизированным непрерывным контролем валютных позиций [4]. Однако полная передача

[4]LSTM (Long Short-Term Memory) — архитектура рекуррентной нейронной сети, способная запоминать долгосрочные зависимости во временных рядах, что делает её эффективной для прогнозирования финансовых показателей, изменяющихся во времени, включая валютные курсы.
[5]Байесовская оптимизация — метод последовательного подбора параметров модели, при котором каждое новое испытание выбирается на основе результатов предыдущих для максимально эффективного поиска наилучшей настройки за минимальное число итераций.
[6]Хедж-коэффициент (hedge ratio) — доля открытой валютной позиции, покрываемая срочными инструментами (форвардами, фьючерсами, опционами, свопами) для снижения валютного риска.
[7]Deutsche Bank AG — крупнейший коммерческий и инвестиционный банк Германии (штаб-квартира во Франкфурте-на-Майне), один из системно значимых банков мира, ведущий активные операции на международном валютном рынке.
[8]MUFG (Mitsubishi UFJ Financial Group) — крупнейшая финансовая группа Японии и одна из крупнейших банковских групп мира (штаб-квартира в Токио), образованная в результате слияния банков Mitsubishi и UFJ.

решений о хеджировании автономным алгоритмам сопряжена с новыми рисками.

Дж. Барнетт и Т. Чо в обзоре Комитета по валютному рынку при Федеральном резервном банке Нью-Йорка отмечают, что распространение агентного искусственного интеллекта[9] на валютном рынке качественно отличается от традиционных алгоритмов и требует усиленного человеческого надзора: регуляторы[10] (Банк Англии, FCA, ESMA, MAS, Совет по финансовой стабильности) сходятся во мнении, что ответственность за решения должна оставаться за человеком даже при самообучении и самонастройке систем, а общая зависимость банков от ограниченного числа поставщиков моделей и риск дрейфа моделей создают новые каналы системного риска [5].

С учётом изложенного предлагается четырёхуровневый аналитический механизм прогнозирования валютного риска и оптимизации хеджирования (таблица 2), увязывающий современные модели искусственного интеллекта с ранее обоснованными пороговыми значениями концентрации валютного риска.

Таблица 2. Предлагаемый механизм прогнозирования валютного риска и оптимизации хеджирования

Уровень	Содержание	Контрольные показатели
1. Данные	Котировки валютных пар в реальном времени, открытая валютная позиция по валютам, ставки денежного рынка, макроэкономические индикаторы	Полнота и частота обновления данных
2. Прогнозирование	Модель LSTM для краткосрочного прогноза курса и волатильности по каждой валютной паре	Точность прогноза (RMSE, MAE); горизонт прогнозирования

[9]Агентный искусственный интеллект (agentic AI) — системы ИИ, способные самостоятельно принимать и исполнять последовательность решений для достижения поставленной цели с минимальным участием человека, в отличие от моделей, лишь выдающих рекомендацию.

[10]Банк Англии (Bank of England) — центральный банк Великобритании; FCA (Financial Conduct Authority) — управление по финансовому регулированию и надзору за поведением участников рынка Великобритании; ESMA (European Securities and Markets Authority) — Европейское управление по ценным бумагам и рынкам, регулятор рынков капитала ЕС; MAS (Monetary Authority of Singapore) — Валютно-финансовое управление Сингапура, выполняющее функции центрального банка и финансового регулятора страны; Совет по финансовой стабильности (Financial Stability Board, FSB) — международный орган, учреждённый странами «Группы двадцати» (G20) для мониторинга и выработки рекомендаций по обеспечению стабильности мировой финансовой системы.

Уровень	Содержание	Контрольные показатели
3. Оптимизация хеджирования	Динамический расчёт хедж-коэффициента на основе прогноза; увязка с лимитами открытой валютной позиции и пороговыми значениями 37% / 32% / 30% [1]	Доля хеджированной позиции; риск-скорректированная доходность
4. Управление	Человеческий контроль решений агентных систем, независимая валидация моделей, мониторинг дрейфа модели, разграничение ответственности	Доля решений с подтверждением человеком; частота валидации

Источник: разработано автором.

Четвёртый, управленческий уровень механизма имеет решающее значение: как показывает практика, точность прогнозной модели сама по себе не устраняет риск — при делегировании решений автономным системам без надлежащего надзора возникают новые каналы модельного и операционного риска [5].

Применительно к банковской системе Узбекистана предложенный механизм целесообразно внедрять поэтапно. На первом этапе следует сформировать единую базу исторических котировок по основным валютным парам (UZS/USD, UZS/EUR, UZS/RUB) и данных об открытой валютной позиции банков, необходимую для обучения прогнозных моделей. На втором этапе — провести пилотную апробацию LSTM-модели на данных одного-двух системообразующих банков с сопоставлением её точности прогноза с действующими статическими лимитами открытой валютной позиции. На третьем этапе — интегрировать модуль динамической оптимизации хеджирования в систему внутреннего риск-менеджмента банка, сохранив при этом за уполномоченным сотрудником право окончательного одобрения решений, что соответствует принципу обязательного человеческого контроля, отмеченному в [5].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Во-первых, несмотря на снижение доли иностранной валюты в активах и кредитном портфеле банковской системы Узбекистана в 2020–2024 годах, её уровень в отдельных банках остаётся выше обоснованных пороговых значений (37%, 32%, 30%), что сохраняет актуальность задачи управления валютным риском.

Во-вторых, международные исследования подтверждают, что модели глубокого обучения (LSTM) обеспечивают более высокую точность

краткосрочного прогнозирования валютного курса по сравнению с традиционными методами, а динамические стратегии хеджирования на основе машинного обучения превосходят по риск-скорректированной доходности статические подходы.

В-третьих, предложенный четырёхуровневый механизм (данные, прогнозирование, оптимизация хеджирования, управление) позволяет увязать современные модели искусственного интеллекта с действующими лимитами открытой валютной позиции и пороговыми значениями риска концентрации, обеспечивая при этом обязательный человеческий контроль над решениями, порождаемыми автоматизированными и агентными системами.

В-четвёртых, дальнейшим направлением исследования является апробация LSTM-модели прогнозирования курса на данных валютных пар, актуальных для банковской системы Узбекистана, с оценкой практической эффективности динамического хеджирования по сравнению с действующими лимитами.

В-пятых, практическое внедрение предложенного механизма целесообразно осуществлять поэтапно — от формирования базы исторических данных к пилотной апробации модели и последующей интеграции в систему риск-менеджмента при сохранении обязательного человеческого контроля над принимаемыми решениями.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Qurbonov I.J. Management of Foreign Exchange and Concentration Risks in the Operations of Commercial Banks // Innovation Science and Technology. – 2026. – № 7. – B. 26–28.

2. Abouzaid O., Boussedra F. Artificial intelligence and exchange rate forecasting: assessing predictive accuracy and macroeconomic sensitivity // Frontiers in Applied Mathematics and Statistics. – 2025. – Vol. 11. – Art. 1654093. – https://doi.org/10.3389/fams.2025.1654093

3. Pagnottoni P., Spelta A. Hedging global currency risk: A dynamic machine learning approach // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. – 2024. – https://doi.org/10.1016/j.physa.2024.129948

4. Qurbonov I.J. Kredit institutlarining risklarini boshqarish tizimini takomillashtirish: iqtisodiyot fanlari bo‘yicha falsafa doktori (PhD) diss. – Toshkent: TDIU, 2025. – 170 b.

5. Barnett J., Cho T. Artificial Intelligence (AI) in FX Markets. – New York: Foreign Exchange Committee, Federal Reserve Bank of New York; BNY, 15 April 2026. – https://www.newyorkfed.org/medialibrary/microsites/fxc/files/2026/AI-In-FX-Markets