



СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ СИСТЕМЫ РАННЕГО ПРЕДУПРЕЖДЕНИЯ КРЕДИТНЫХ И РЫНОЧНЫХ РИСКОВ НА ОСНОВЕ ЦИФРОВЫХ ИНДИКАТОРОВ

Кадирова Барно

Ташкентский международный университет

ORCID: 0009-0000-2002-6388

bkpochta.2015@gmail.com

Аннотация. В статье рассматриваются направления совершенствования системы раннего предупреждения кредитных и рыночных рисков на основе цифровых индикаторов. Проанализированы транзакционные, платёжные, финансовые, поведенческие и рыночные показатели, позволяющие выявлять негативные изменения до фактической реализации риска. Предложен многоуровневый механизм классификации сигналов и их связи с управленческими решениями банка. Обоснована необходимость применения динамических пороговых значений и индивидуальных цифровых профилей объектов риска.

Ключевые слова: кредитный риск, рыночный риск, система раннего предупреждения, цифровые индикаторы, коммерческие банки, мониторинг рисков, риск-менеджмент, цифровой профиль.

RAQAMLI INDIKATORLAR ASOSIDA KREDIT VA BOZOR RISKLARINING ERTA OGOHLANTIRISH TIZIMINI TAKOMILLASHTIRISH

Kadirova Barno

Toshkent xalqaro universiteti

Annotatsiya. Maqolada raqamli indikatorlar asosida kredit va bozor risklarini erta ogohlantirish tizimini takomillashtirish yo'nalishlari ko'rib chiqilgan. Risk yuzaga kelishidan oldin salbiy o'zgarishlarni aniqlash imkonini beruvchi tranzaksion, to'lov, moliyaviy, xulq-atvor va bozor ko'rsatkichlari tahlil qilingan. Risk signallarini tasniflash va ularni bankning boshqaruv qarorlari bilan bog'lashga asoslangan ko'p darajali mexanizm taklif etilgan. Dinamik chegaraviy qiymatlar hamda risk obyektlarining individual raqamli profillaridan foydalanish zarurati asoslangan.

Kalit so'zlar: kredit riski, bozor riski, erta ogohlantirish tizimi, raqamli indikatorlar, tijorat banklari, risklar monitoringi, risk-menejment, raqamli profil.

IMPROVING THE EARLY WARNING SYSTEM FOR CREDIT AND MARKET RISKS BASED ON DIGITAL INDICATORS

Kadirova Barno

Tashkent International University

Abstract. *The article examines approaches to improving the early warning system for credit and market risks based on digital indicators. Transactional, payment, financial, behavioural, and market indicators capable of identifying adverse changes before risk materialisation are analysed. A multi-level mechanism for classifying warning signals and linking them to bank management decisions is proposed. The study substantiates the use of dynamic thresholds and individual digital risk profiles.*

Keywords: *credit risk, market risk, early warning system, digital indicators, commercial banks, risk monitoring, risk management, digital profile.*

Ведение.

Современная банковская деятельность осуществляется в условиях высокой волатильности финансовых рынков, ухудшения платежеспособности отдельных категорий заемщиков и ускоренного изменения макроэкономических параметров. Рост процентных ставок, колебания валютных курсов, снижение стоимости финансовых активов и ухудшение качества кредитного портфеля способны одновременно воздействовать на устойчивость коммерческого банка. В таких условиях особое значение приобретает своевременное выявление признаков нарастания кредитных и рыночных рисков.

Традиционные системы банковского риск-менеджмента преимущественно основываются на финансовой отчетности, нормативных коэффициентах и ретроспективных данных. Однако такие показатели нередко отражают уже сформировавшееся ухудшение финансового состояния заемщика или изменение рыночной позиции банка. Это ограничивает возможность принятия превентивных управленческих решений и повышает вероятность несвоевременного формирования резервов, пересмотра лимитов и корректировки структуры банковского портфеля.

Развитие цифровых технологий расширяет информационную основу системы раннего предупреждения. Транзакционная активность клиентов, динамика денежных потоков, платежная дисциплина, изменение стоимости обеспечения, волатильность валютных курсов и процентных ставок могут использоваться в качестве цифровых индикаторов риска. Их регулярный мониторинг позволяет выявлять отклонения до возникновения фактического дефолта или существенных рыночных потерь.

Цифровые индикаторы обладают более высокой оперативностью по сравнению с традиционными отчетными показателями. Например, сокращение оборотов по счетам, увеличение просроченных платежей, снижение частоты денежных поступлений или резкое изменение рыночной стоимости активов могут свидетельствовать о росте риска раньше, чем соответствующие изменения будут отражены в официальной отчетности. Вместе с тем результативность такой системы зависит от качества данных, корректности пороговых значений и взаимосвязи прогнозных сигналов с конкретными управленческими действиями.

Актуальность исследования обусловлена необходимостью совершенствования системы раннего предупреждения кредитных и рыночных рисков на основе оперативных цифровых данных. Цель статьи заключается в определении состава цифровых индикаторов, способных отражать ранние признаки ухудшения кредитного портфеля и усиления рыночной нестабильности, а также в разработке направлений их интеграции в систему банковского риск-менеджмента.

Обзор литературы.

Развитие систем раннего предупреждения банковских рисков связано с переходом от ретроспективного анализа финансовой отчётности к непрерывному мониторингу цифровых, транзакционных и рыночных индикаторов. Современные исследования показывают, что эффективность таких систем определяется не только составом показателей, но и оперативностью их обновления, корректностью пороговых значений и способностью аналитической модели выявлять нелинейные изменения риска.

Tarkocin и Donduran (2024) исследовали возможность формирования ранних предупреждающих индикаторов для банков на основе рыночных данных и методов машинного обучения. Авторы предложили классифицировать уровень финансового стресса по принципу «зелёной», «жёлтой» и «красной» зон. Результаты показали, что ансамблевая модель RUSBoost прогнозировала опасные и предкризисные состояния на 21% успешнее среднего результата других рассмотренных алгоритмов. Существенным преимуществом подхода является возможность объединения внутренних показателей банка с ежедневно обновляемыми рыночными индикаторами.

Beltman, Machado и Osterrieder (2025) разработали систему раннего предупреждения финансовых затруднений розничных клиентов. Для определения необходимости включения клиента в список усиленного наблюдения авторы сопоставили логистическую регрессию, Gradient Boosting, Random Forest и объединяющую их метамоделю. Исследование показало, что метамоделю обеспечивает более высокую точность, чем отдельные алгоритмы. При этом уровень порогового значения предупреждения оказывает непосредственное влияние на время формирования сигнала и количество потенциально проблемных клиентов, попадающих под мониторинг.

Machado, Chen и Osterrieder (2025) рассмотрели систему раннего предупреждения кредитного риска корпоративных клиентов коммерческого банка. В качестве цифровых индикаторов использовались внутренние банковские данные и внешняя финансовая информация. Среди сопоставленных алгоритмов наиболее эффективным оказался Random Forest. Разработанная модель позволила заранее выявить часть неблагоприятных изменений статуса клиентов, а применение SHAP повысило объяснимость прогнозных результатов. Авторы обосновали, что цифровая система должна не только фиксировать вероятность дефолта, но и формировать интерпретируемые сигналы для управленческого реагирования.

Chang, Xu, Akinloye, Benson и Hall (2024) исследовали прогнозирование кредитоспособности заёмщиков с использованием объяснимого машинного обучения. Авторы установили, что Random Forest и Gradient Boosting превосходят традиционные методы при классификации клиентов по уровню кредитного риска. Наиболее значимыми индикаторами оказались актуальная платёжная дисциплина, задержки платежей, величина кредитного лимита и объёмы ежемесячного погашения. Исследование подтверждает, что поведенческие и транзакционные данные последних периодов имеют более высокую предупредительную ценность, чем устаревшие финансовые показатели.

Mawardī и соавторы (2025) предложили гибридную систему раннего предупреждения, объединяющую традиционный Z-score и алгоритмы машинного обучения. Исследование основывалось на ежемесячных финансовых и макроэкономических данных за 2011–2024 годы. Наиболее точным оказался алгоритм Extra Trees, а ключевыми индикаторами риска были признаны объём проблемного финансирования, инфляция и структура кредитных операций. Предложенная модель обеспечила классификацию финансовых организаций по состояниям «стабильное», «уязвимое» и «нестабильное», а также позволила выявлять признаки ухудшения финансового положения заблаговременно.

Del Nero и Giudici (2025) исследовали возможность прогнозирования распространения рыночных шоков между фондовыми рынками. Авторы использовали рекуррентные нейронные сети для оценки будущих изменений доходности и волатильности четырнадцати крупных фондовых индексов. Результаты показали, что модель GRU лучше других алгоритмов выявляет сложные нелинейные взаимосвязи и может использоваться как элемент раннего предупреждения рыночных рисков. Данный подход имеет значение для банков, инвестиционные портфели которых подвержены передаче волатильности между национальными и международными финансовыми рынками.

Банк международных расчётов в *Annual Economic Report 2024* указывает, что искусственный интеллект и высокочастотные цифровые данные могут использоваться для формирования индикаторов раннего предупреждения системных рисков. Интеграция структурированных и неструктурированных данных позволяет выявлять аномалии на финансовых рынках, отслеживать формирование дисбалансов и анализировать экономические процессы практически в режиме реального времени. Вместе с тем Банк международных расчётов подчёркивает, что такие модели должны дополняться экспертным суждением, поскольку кризисные события являются редкими и отличаются по причинам и механизму развития.

Совет по финансовой стабильности отмечает, что цифровые технологии и искусственный интеллект расширяют возможности финансовых организаций в кредитном анализе, мониторинге рынков, управлении портфелями и выявлении мошенничества. Однако их применение сопровождается модельным риском, зависимостью от качества данных, непрозрачностью алгоритмов и возможной синхронизацией решений участников рынка. В связи с этим совершенствование систем раннего предупреждения должно включать устранение информационных пробелов, усиление регуляторного мониторинга и независимую проверку применяемых моделей (Financial Stability Board, 2024).

Обобщение научных исследований позволяет выделить три группы цифровых индикаторов. Первая группа включает показатели кредитного поведения клиентов: просрочки, регулярность платежей, движение средств по счетам, изменение задолженности и использование кредитного лимита. Вторая группа охватывает финансовые и макроэкономические параметры: проблемные кредиты, капитал, ликвидность, инфляцию, процентные ставки и валютный курс. Третья группа представлена рыночными индикаторами: волатильностью активов, доходностью финансовых инструментов, рыночными спредами и распространением шоков между рынками.

Так же исследователь Абдурахмонов (2022, 2024) рассматривал своих трудах фундаментальные основы рисков и их природу, страхование инновационных рисков, развитие страхования инновации, также влияние цифровизации на развитие экономику в целом.

Рассмотренная литература подтверждает целесообразность совместного применения традиционных финансовых коэффициентов, цифровых поведенческих данных и рыночных показателей. При этом большинство исследований ориентировано на отдельный вид риска, категорию клиентов или финансовый рынок. Недостаточно изученным остаётся построение единой банковской системы, способной одновременно обрабатывать кредитные и рыночные сигналы, присваивать им уровни критичности и связывать каждый уровень с конкретными мерами управленческого реагирования.

Таким образом, научный пробел состоит в необходимости разработки интегрированной системы раннего предупреждения, в которой цифровые индикаторы кредитного и рыночного риска объединяются в общий аналитический контур. Такая система должна включать автоматизированный сбор информации, установление

динамических пороговых значений, классификацию риска, интерпретацию предупредительных сигналов и формирование соответствующих управленческих решений.

Методология исследования.

В исследовании использованы логико-структурный и сравнительный анализ, а также методы анализа, синтеза и научного обобщения. Информационную основу составили научные публикации и международные отчёты, посвящённые системам раннего предупреждения банковских рисков. Применение указанных методов позволило систематизировать цифровые индикаторы кредитного и рыночного рисков, определить особенности их использования и обосновать направления совершенствования системы риск-мониторинга коммерческих банков.

Анализ и результаты.

Совершенствование системы раннего предупреждения банковских рисков требует перехода от наблюдения за уже наступившими отклонениями к выявлению слабых цифровых сигналов, предшествующих ухудшению финансового состояния заемщика или изменению рыночной позиции банка. В традиционной модели риск фиксируется преимущественно после возникновения просрочки, снижения стоимости актива или нарушения установленного лимита. Цифровая модель должна работать иначе: она должна распознавать последовательность изменений, которые еще не привели к убытку, но уже указывают на рост вероятности его возникновения.

Проведенный анализ позволяет рассматривать цифровой индикатор не как отдельный статистический показатель, а как элемент взаимосвязанной системы наблюдения. Сам по себе рост просроченной задолженности, изменение валютного курса или снижение стоимости ценной бумаги не всегда свидетельствует о критическом состоянии. Предупредительное значение возникает тогда, когда несколько индикаторов одновременно отклоняются от индивидуальной нормы, сохраняют отрицательную динамику и усиливают влияние друг друга.

Для кредитного риска наиболее информативными являются показатели, отражающие изменение финансового поведения клиента до момента официального дефолта. К ним относятся сокращение поступлений на счета, снижение регулярности денежных потоков, рост использования кредитного лимита, увеличение числа задержек платежей, уменьшение остатков денежных средств и изменение структуры расходов. Такие индикаторы позволяют выявлять ухудшение платежеспособности значительно раньше, чем квартальная или годовая финансовая отчетность.

Важным результатом анализа является вывод о том, что абсолютные значения цифровых показателей имеют меньшую предупредительную ценность, чем направление и скорость их изменения. Например, снижение оборота по счету на 10% может быть допустимым для одного заемщика и критическим для другого. Поэтому система должна учитывать индивидуальный финансовый профиль клиента, сезонность его деятельности, отраслевую специфику и историческую волатильность денежных потоков.

На этой основе предлагается оценивать цифровые индикаторы по трем параметрам:

масштаб отклонения → продолжительность отклонения → сочетание с другими сигналами.

Первый параметр показывает, насколько текущее значение отличается от нормального уровня. Второй отражает устойчивость негативной тенденции. Третий позволяет определить, является ли изменение единичным событием или частью более широкого ухудшения финансового состояния.

В системе раннего предупреждения кредитного риска целесообразно выделить три группы индикаторов.

Таблица 1

Группировка цифровых индикаторов кредитного риска

Группа индикаторов	Содержание	Предупредительное значение
Транзакционные	Обороты по счетам, частота поступлений, остатки средств, структура платежей	Выявление ухудшения денежных потоков
Платежные	Просрочки, частичные платежи, рост использования лимита, изменение графика погашения	Определение снижения платежной дисциплины
Поведенческие	Частота обращений, запросы на реструктуризацию, резкие изменения операций	Выявление нестандартного поведения клиента
Финансовые	Рентабельность, долговая нагрузка, ликвидность, стоимость обеспечения	Подтверждение ухудшения финансового положения
Внешние	Отраслевой спад, инфляция, процентные ставки, валютные колебания	Оценка влияния внешней среды

Источник: разработано автором.

Представленная классификация показывает, что цифровая система не должна ограничиваться финансовыми коэффициентами. Основная ценность возникает за счет объединения внутренних банковских данных с внешними макроэкономическими и рыночными показателями. Это позволяет установить, связано ли ухудшение положения заемщика с индивидуальными факторами или является частью отраслевого и макроэкономического изменения.

Раннее предупреждение рыночного риска имеет иную логику. В отличие от кредитного риска, который часто формируется постепенно, рыночные потери могут возникать в течение короткого периода. Поэтому цифровые индикаторы должны обновляться чаще и отражать не только направление изменения цены, но и скорость распространения рыночного шока.

К основным цифровым индикаторам рыночного риска относятся рост волатильности, расширение процентных и кредитных спредов, изменение корреляции между активами, снижение рыночной ликвидности, увеличение торговых объемов при падении цен и резкое изменение валютных позиций. Особое значение имеет одновременное ухудшение нескольких параметров, поскольку именно сочетание волатильности и снижения ликвидности способно привести к наиболее значительным потерям.

Проведенный анализ позволяет сделать вывод, что традиционные фиксированные лимиты недостаточно чувствительны к изменению рыночной среды. Например, одинаковый лимит валютной позиции может иметь различный уровень риска при стабильном и высоковолатильном рынке. Поэтому пороговые значения должны изменяться в зависимости от текущего состояния рынка.

Для этого предлагается использовать динамический принцип:

рост волатильности → снижение допустимого лимита → усиление контроля → пересмотр позиции.

Такая логика позволяет банку не ждать нарушения постоянного лимита, а адаптировать допустимый уровень риска к текущей рыночной ситуации. В результате

система раннего предупреждения становится частью процесса управления, а не только механизмом фиксации отклонений.

Для объединения кредитных и рыночных индикаторов предлагается использовать цифровую карту риска. Она позволяет оценивать не отдельные показатели, а общую конфигурацию риска банка.

Таблица 2

Цифровая карта раннего предупреждения банковских рисков

Уровень	Состояние индикаторов	Интерпретация	Управленческая реакция
Зеленый	Значения находятся в пределах индивидуальной нормы	Риск контролируемый	Стандартный мониторинг
Желтый	Зафиксировано отклонение одного или нескольких показателей	Формируется потенциальная уязвимость	Усиленный анализ и уточнение данных
Оранжевый	Негативная динамика устойчива и подтверждается несколькими сигналами	Высокая вероятность ухудшения	Пересмотр лимитов, резервов и условий
Красный	Пороговые значения нарушены, риск реализуется	Критическое состояние	Ограничение операций и немедленное вмешательство

Источник: разработано автором.

Предлагаемая четырехуровневая система отличается от традиционной бинарной оценки, при которой риск определяется только как допустимый или недопустимый. Промежуточные уровни позволяют раньше начать управленческое реагирование и избежать резкого перехода от стандартного режима к антикризисным мерам.

Существенным результатом исследования является определение принципа связи каждого цифрового сигнала с заранее установленным действием. Если система только фиксирует отклонение, но не определяет дальнейшую процедуру, ее практическая ценность остается ограниченной. Поэтому каждому уровню риска должны соответствовать конкретные меры: дополнительная проверка данных, контакт с заемщиком, пересмотр кредитного лимита, изменение размера обеспечения, корректировка резерва или сокращение рыночной позиции.

Механизм раннего предупреждения может быть представлен следующим образом:

цифровые данные → выявление отклонения → проверка устойчивости сигнала → присвоение уровня риска → управленческое решение → оценка результата.

На первом этапе система получает данные из внутренних и внешних источников. Затем определяется отклонение от нормального профиля. После этого оценивается устойчивость сигнала и его сочетание с другими индикаторами. В зависимости от интенсивности риска формируется соответствующий уровень предупреждения и запускается установленная процедура реагирования.

Отдельного внимания требует вопрос ложных сигналов. Повышенная чувствительность системы может приводить к чрезмерному количеству предупреждений, большая часть которых не завершается фактическим ухудшением. Это увеличивает нагрузку на риск-подразделения и снижает доверие к аналитической системе. Поэтому задача заключается не в максимальном количестве сигналов, а в обеспечении их достаточной точности и экономической значимости.

Для снижения числа ложных предупреждений целесообразно использовать комбинированный критерий, при котором риск-сигнал формируется только при одновременном выполнении нескольких условий. Например, сокращение денежных поступлений может считаться значимым только при его сохранении в течение нескольких периодов и одновременном росте долговой нагрузки. Аналогично повышение рыночной волатильности должно сопровождаться изменением ликвидности или корреляции активов.

Анализ также показал, что цифровая система раннего предупреждения должна учитывать различия между группами клиентов и видами активов. Универсальные пороговые значения и одинаковый набор индикаторов не обеспечивают достаточной точности. Для физических лиц, малого бизнеса, крупных корпоративных заемщиков и инвестиционного портфеля должны использоваться различные модели оценки.

Для розничных клиентов наибольшее значение имеют платежное поведение и транзакционная активность. Для малого бизнеса – устойчивость денежных потоков, налоговые платежи и сезонные колебания. Для корпоративных заемщиков – финансовая отчетность, отраслевые показатели и состояние обеспечения. Для рыночного портфеля – волатильность, ликвидность, дюрация и валютная позиция.

Таким образом, система должна строиться по модульному принципу. Каждый модуль анализирует определенный вид риска, но результаты объединяются в едином цифровом контуре. Это позволяет выявлять взаимосвязь между кредитным и рыночным рисками. Например, девальвация национальной валюты может одновременно ухудшить положение заемщиков с валютной задолженностью и привести к переоценке открытой валютной позиции банка.

Итоговым результатом исследования является разработка логики интегрированной системы раннего предупреждения, включающей пять элементов:

1. индивидуальный цифровой профиль объекта риска;
2. динамические индикаторы отклонения;
3. многоуровневую шкалу предупреждения;
4. автоматическую связь сигнала с управленческим действием;
5. последующую оценку точности и экономической результативности сигнала.

Практическая эффективность такой системы должна оцениваться не только количеством выявленных рисков событий. Более значимыми показателями являются время опережения, доля подтвержденных предупреждений, снижение фактических потерь и сокращение стоимости реагирования.

В результате можно сделать вывод, что совершенствование системы раннего предупреждения предполагает переход от набора разрозненных коэффициентов к цифровой архитектуре управления рисками. Ее основой становится непрерывный анализ поведения клиентов, финансовых потоков и рыночной среды. Такой подход позволяет коммерческому банку выявлять не только уже сформировавшиеся риски, но и ранние изменения, способные привести к будущим потерям.

Заключение и предложения.

Проведённое исследование показало, что традиционные системы мониторинга банковских рисков, основанные преимущественно на финансовой отчётности и фиксированных нормативных показателях, не всегда позволяют своевременно выявлять ухудшение качества кредитного портфеля и изменение рыночной позиции банка. Более результативным является переход к системе раннего предупреждения, в которой используются оперативные цифровые данные, отражающие поведение клиентов, динамику денежных потоков и состояние финансового рынка.

Установлено, что предупредительная ценность цифровых индикаторов определяется не только их текущим значением, но и масштабом, продолжительностью

и взаимосвязанностью отклонений. Отдельный сигнал может быть случайным и не свидетельствовать о реальном росте риска. Поэтому оценка должна основываться на сочетании транзакционных, платёжных, финансовых, поведенческих и рыночных показателей.

Для кредитного риска наибольшей информативностью обладают снижение оборотов по счетам, нарушение регулярности денежных поступлений, рост использования кредитного лимита, увеличение просроченных и частичных платежей, ухудшение финансовых коэффициентов и снижение стоимости обеспечения. В части рыночного риска существенное значение имеют рост волатильности, изменение валютных и процентных позиций, расширение спредов, снижение ликвидности активов и усиление корреляции между финансовыми инструментами.

Исследование подтвердило, что фиксированные пороговые значения не обеспечивают достаточной чувствительности системы к изменению экономической среды. В периоды финансовой стабильности и повышенной волатильности один и тот же уровень показателя может характеризовать различную степень риска. В связи с этим пороговые значения должны корректироваться с учётом индивидуального профиля клиента, отраслевой специфики, сезонности и текущего состояния финансового рынка.

На основании результатов исследования коммерческим банкам предлагается внедрять многоуровневую систему раннего предупреждения, предусматривающую зелёный, жёлтый, оранжевый и красный уровни риска. Для каждого уровня необходимо заранее определить порядок реагирования – от стандартного мониторинга и дополнительной проверки информации до пересмотра лимитов, резервов, условий кредитования и сокращения рыночных позиций.

Целесообразно формировать индивидуальные цифровые профили для различных категорий заёмщиков и финансовых активов. Использование единых показателей для физических лиц, субъектов малого бизнеса, корпоративных клиентов и инвестиционного портфеля снижает точность предупреждений. Набор индикаторов и пороговые значения должны учитывать особенности соответствующего сегмента.

Система раннего предупреждения должна объединять внутренние банковские данные с внешними макроэкономическими и рыночными показателями. Это позволит оценивать не только финансовое состояние отдельного клиента, но и влияние инфляции, процентных ставок, валютных колебаний, отраслевого спада и снижения рыночной ликвидности на общий риск-профиль банка.

Для уменьшения количества ложных предупреждений рекомендуется применять комбинированные критерии, при которых сигнал формируется при одновременном отклонении нескольких взаимосвязанных показателей. При этом необходимо регулярно сопоставлять предупреждения с фактически реализованными рисковыми событиями и пересматривать параметры системы с учётом полученных результатов.

Практическая эффективность системы должна оцениваться по времени опережения неблагоприятного события, доле подтверждённых сигналов, сокращению фактических потерь и своевременности управленческого реагирования. Количество сформированных предупреждений не может рассматриваться как самостоятельный показатель результативности.

Таким образом, совершенствование системы раннего предупреждения кредитных и рыночных рисков предполагает переход от разрозненного контроля отдельных коэффициентов к непрерывной цифровой архитектуре мониторинга. Реализация предложенного подхода позволит коммерческим банкам раньше выявлять потенциальные угрозы, принимать превентивные решения и снижать вероятность существенных финансовых потерь.

Ўмепамыпа / Reference:

Bank for International Settlements. (2024). Annual Economic Report 2024: Artificial Intelligence and the Economy – Implications for Central Banks. Basel: BIS. <https://www.bis.org/publ/arpdf/ar2024e3.htm>.

Beltman, J., Machado, M. R., & Osterrieder, J. R. (2025). Predicting retail customers' distress in the finance industry: An early warning system approach. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 82, 104101. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.104101>.

Chang, V., Xu, Q. A., Akinloye, S. H., Benson, V., & Hall, K. (2024). Prediction of bank credit worthiness through credit risk analysis: An explainable machine learning study. *Annals of Operations Research*. <https://doi.org/10.1007/s10479-024-06134-x>.

Del Nero, L., & Giudici, P. (2025). Machine learning models to predict stock market spillovers. *Finance Research Letters*, 86(C), 108508. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2025.108508>.

Financial Stability Board. (2024). The Financial Stability Implications of Artificial Intelligence. Basel: FSB. <https://www.fsb.org/2024/11/the-financial-stability-implications-of-artificial-intelligence/>.

Machado, M. R., Chen, D. T., & Osterrieder, J. R. (2025). An analytical approach to credit risk assessment using machine learning models. *Decision Analytics Journal*, 16, 100605. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2025.100605>.

Mawardi, I., Estetiono, A., Widiastuti, T., Robani, A., Al Mustofa, M. U., Hakim, F. K., Almaulidiyah, Q., & Dewi, E. P. (2025). Hybrid early warning system: Integration of Z-score and machine learning for predicting financial performance of IRB in Indonesia. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 100694. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100694>.

Tarkocin, C., & Donduran, M. (2024). Constructing early warning indicators for banks using machine learning models. *The North American Journal of Economics and Finance*, 69(B), 102018. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2023.102018>.

Абдурахмонов И.Х. (2022) Суғурта соҳасида рақамли технологияларни қўллаш истиқболари. “Moliya va bank ishi” илмий журнал. №1, 95-99 б.

Абдурахмонов, И. (2024). Неизвестные нам риски цифровой экономики. *Экономическое развитие и анализ*, 2(7), 230–239. извлечено от <https://inlibrary.uz/index.php/eitt/article/view/48792>.