



Использование нейросетей для контроля дебиторской задолженности

Гарнов А.П., д.э.н., профессор кафедры мировых финансовых рынков и финтеха, ФГБОУ ВО «РЭУ им. Г.В. Плеханова», Москва, Россия

Пенчукова Т.А., к.э.н., доцент

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Россия

Черемисин Д.А., студент,

ФГБОУ ВПО «РЭУ им. Г.В. Плеханова», Москва, Россия

Щетинин В.С., студент,

ФГБОУ ВПО «РЭУ им. Г.В. Плеханова», Москва, Россия

Аннотация. В материале рассматривается применение алгоритмов искусственного интеллекта и нейросетевых моделей для мониторинга и регулирования дебиторской задолженности. Описана экономическая природа долговых обязательств перед компанией, причины их возникновения и риски перехода в проблемную стадию. Приведены актуальные статистические данные по РФ, демонстрирующие системный характер роста просрочек, включая эффект «каскадного» распространения неплатежей. Анализируются традиционные способы контроля, их недостаточность в текущих условиях и переход к прогнозной аналитике на основе машинного обучения. Рассмотрены зарубежные и российские технологические решения (например, платформы для крупного и малого бизнеса, алгоритмы Яндекса). Отдельное внимание уделено автономным ИИ-агентам для взаимодействия с должниками, их отличию от обычных чат-ботов, а также перспективе создания «автоматических юристов». Приведён практический эксперимент по генерации досудебной претензии с помощью нейросети, оценены сильные и слабые стороны такого подхода. В заключение обозначены правовые и этические барьеры, замедляющие внедрение технологий,

и сделан вывод о необходимости развития ИИ-продуктов для сохранения конкурентоспособности экономики.

Ключевые слова: дебиторская задолженность, нейросети, прогнозная аналитика, автономные ИИ-агенты, машинное обучение, взыскание долгов, каскадный эффект, досудебная претензия, автоматический юрист, финтех-решения.

The use of neural networks for accounts receivable control

Garnov A.P., Doctor of Economics, Professor of the Department of Global Financial Markets and Fintech, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

Penchukova T.A., Ph.D., Associate Professor,
MIREA – Russian Technological University, Moscow, Russia

Cheremisin D.A., student,
Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

Shchetinin V.S., student,
Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

Annotation. This article explores the use of artificial intelligence and neural network models for monitoring and managing accounts receivable. It describes the economic nature of corporate debt, the reasons for its emergence, and the risks of transitioning into overdue status. Current statistical data for Russia are presented, highlighting the systemic growth of late payments, including the cascading effect of non-payments. The study analyzes traditional control methods, their limitations under present conditions, and the shift toward predictive analytics based on machine learning. Both foreign and Russian technological solutions are examined (e.g., platforms for large and small businesses, Yandex algorithms). Special attention is given to autonomous AI agents for debtor communication, their differences from conventional chatbots, and the future prospect of «automatic lawyers». A practical experiment involving the generation of a pre-trial claim using a neural network is provided, along with an assessment of this approach's strengths and weaknesses. Finally, legal and

ethical barriers slowing technology adoption are discussed, concluding that AI-driven products are essential for maintaining economic competitiveness.

Key words: accounts receivable, neural networks, predictive analytics, autonomous AI agents, machine learning, debt collection, cascading effect, pre-trial claim, automatic lawyer, fintech solutions.

Введение. В условиях современной экономической нестабильности, характеризующейся высокой ключевой ставкой и сокращением доступности кредитов, проблема борьбы с дебиторской задолженностью приобретает системный характер.

Дебиторская задолженность представляет собой деньги или имущество, принадлежащее компании, но временно находящееся в распоряжении контрагентов (дебиторов) в силу договорных обязательств.

В стандартной практике дебиторская задолженность является нормальным следствием работы с отсрочкой платежа в бизнесе. Однако нарушение ключевых характеристик задолженности – срока, вероятности оплаты и стоимости обслуживания – трансформирует нормальный оборотный капитал в источник финансовых рисков. Эмпирические данные свидетельствуют, что при просрочке платежа на 60 дней вероятность взыскания снижается на 50%, а при достижении 180 дней - фактически стремится к нулю, что означает прямые убытки для хозяйствующего субъекта.

Актуальность темы исследования обусловлена негативной динамикой роста дебиторской задолженности в Российской Федерации. По данным Росстата, на январь 2026 года совокупная дебиторская задолженность достигла 8,2 трлн рублей, что составляет около 3,8% ВВП страны. За год показатель вырос на 21%, а за пятилетний период увеличился в 2,5 раза. Проблема неплатежей приобрела системный характер: 39% компаний называют её главным ограничением для ведения бизнеса. [1]

Ключевой причиной резкого роста задолженности внутри страны является высокая ключевая ставка Центрального банка, делающая кредиты недоступными для значительной части предприятий. В сложившихся условиях хозяйствующие

субъекты предпочитают задерживать оплату поставщикам вместо привлечения банковских займов для покрытия кассовых разрывов. Данное поведение порождает так называемый каскадный эффект – лавинообразное распространение неплатежей по цепочке контрагентов, при котором задержка оплаты одним звеном вынуждает задерживать платежи последующие звенья. Наиболее опасным сценарием каскадного эффекта является его распространение на банковскую сферу, когда ожидание поступления средств от дебитора приводит к задержке собственных кредитных обязательств компании, что влечёт штрафные санкции и ухудшение кредитной истории.

В макроэкономическом масштабе каскадный эффект представляет собой механизм, при котором неплатежи одного или нескольких крупных игроков обрушивают цепочки расчётов по всей стране, трансформируя локальную проблему в общеэкономический кризис ликвидности. Иллюстрацией данного процесса служит ситуация с компанией «Wildberries», которая, по оценкам экспертов, задерживает выплаты десяткам тысяч продавцов и логистических компаний на сумму около 20 млрд рублей. Малые и средние предприятия вынуждены мириться с данной практикой, поскольку разрыв отношений с крупнейшим маркетплейсом означает потерю доступа к значительному сегменту рынка. Как следствие, уже наблюдается коллапс в сфере грузоперевозок среди малого и среднего бизнеса, что создаёт предпосылки для глобального каскадного эффекта в масштабах всей экономики.

Одновременно с ростом дебиторской задолженности происходит падение платёжеспособности населения, сокращение прибыли предприятий и охлаждение экономики. По данным Росстата, 62% предприятий сообщили о падении прибыли, а доля убыточных компаний выросла до 38%. [1]

Традиционные методы контроля дебиторской задолженности – ручной мониторинг, стандартные напоминания и досудебные претензии – в текущих условиях демонстрируют недостаточную эффективность. В поисках решения бизнес обращается к технологиям искусственного интеллекта и нейросетям,

способным анализировать поведение контрагентов, прогнозировать просрочки и автоматизировать процессы взыскания.

Цель настоящей работы состоит в анализе существующих и перспективных подходов к применению нейросетевых моделей и ИИ-агентов для контроля дебиторской задолженности, включая прогнозную аналитику, автономные системы взыскания и генерацию юридически значимых документов. Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи: исследование экономической природы дебиторской задолженности и причин её системного роста; анализ традиционных методов контроля и их ограничений; обзор зарубежных и российских технологических решений в области машинного обучения; экспериментальная проверка эффективности существующих текстовых нейросетей для генерации досудебных претензий; выявление правовых и этических барьеров внедрения технологий.

Методы исследования. Эмпирическую базу исследования составляют данные Федеральной службы государственной статистики (Росстат) за 2021–2026 гг., отчётные материалы компаний BlackLine и Сбербанка, а также открытые источники информации о зарубежных и российских технологических решениях в области прогнозной аналитики и ИИ-агентов.

В статье использован комплекс общенаучных и специальных методов исследования. Метод статистического анализа применён для обработки данных Росстата о динамике дебиторской задолженности в Российской Федерации, что позволило выявить тренды роста просроченной задолженности и оценить масштаб каскадного эффекта в национальной экономике. Метод сравнительного анализа использован для сопоставления зарубежных (BlackLine, Cluee platform) и российских (CatBoost от Яндекса) систем машинного обучения по таким критериям, как функциональные возможности, точность прогнозов, адаптивность для различных сегментов бизнеса и экономическая эффективность внедрения. Формально-юридический метод применён для оценки соответствия сгенерированных нейросетями документов нормам действующего гражданского

законодательства, в частности статьям 309, 314, 330 и 486 Гражданского кодекса Российской Федерации.

Центральное место в исследовании занимает экспериментальный метод, реализованный в форме сравнительного тестирования текстовых нейросетевых моделей на задачу генерации досудебной претензии. Эксперимент проводился по следующей методологии:

1. Формирование единого промпта (запроса).

2. Тестированию подверглись четыре текстовые нейросетевые модели, доступные на российском рынке: Yandex Alisa (текстовая модель Яндекса), GigaChat (Сбербанк), ChatGPT (OpenAI) и DeepSeek (DeepSeek AI). Выбор моделей обусловлен их репрезентативностью для рынка ИИ-продуктов и различиями в архитектуре, что позволяет провести сравнительный анализ как российских, так и зарубежных разработок.

3. Качество сгенерированных документов оценивалось по четырём критериям:

- юридическая точность - правильность применения норм ГК РФ и корректность расчёта пени (с учётом включения НДС в базу для начисления);

- структурная полнота - наличие всех обязательных реквизитов официального документа (шапка с реквизитами сторон, ссылка на договор и накладную, расчёт, подпись, печать, приложения);

- стилистическая корректность - соответствие официально-деловому стилю, отсутствие разговорных оборотов и «воды»;

- количество ошибок (галлюцинаций) - выявление несуществующих пунктов договора, неверных дат, ошибочных ссылок на законодательство или математических погрешностей.

4. Процедура проведения. Каждой модели направлялся один и тот же промпт в трёхкратном повторении для исключения случайных результатов. Итоговый ответ фиксировался, после чего проводился контент-анализ по каждому критерию. Результаты сводились в сравнительную таблицу.

Теоретической основой работы послужили описания архитектур машинного обучения (метод опорных векторов, градиентный бустинг, трансформерные модели), а также принципы работы автономных ИИ-агентов, изложенные в публикациях Сбербанка и зарубежных исследованиях по прогнозной аналитике в дебиторской задолженности.

Следует отметить, что вопросы интеграции искусственного интеллекта в финансовый менеджмент и инвестиционный консалтинг активно разрабатываются в трудах отечественных ученых, в частности А.П. Гарнова, который рассматривает влияние ИИ на трейдинг и инвестиции в России, выделяя как возможности, так и риски использования нейросетевых моделей в финансовой сфере [9]. Данный подход коррелирует с зарубежными исследованиями, например, работой А. Канеллопулоса, который на примере греческого кредитного рынка демонстрирует, что ужесточение денежно-кредитной политики приводит к росту просроченной задолженности в реальном секторе экономики, что подтверждает международный характер рассматриваемой проблемы. [8]

Результаты. Нейросеть представляет собой математическую модель, функционирующую по принципу биологической нейронной сети, где роль нейронов выполняют числовые значения, соединённые между собой взвешенными связями. В контексте управления дебиторской задолженностью наибольшее распространение получили два класса нейросетевых архитектур: модели прогнозной аналитики на основе машинного обучения и генеративные текстовые модели для автоматизации документооборота.

Прогнозная аналитика представляет собой разновидность машинного обучения, основанную на анализе исторических данных и выявлении скрытых паттернов, неочевидных для человека. Ключевым этапом внедрения данной технологии является сбор и подготовка данных, включающих: историю взаиморасчётов с клиентом (даты и суммы выставления счетов, сроки отсрочек, фактические даты платежей); информацию о наличии споров по качеству поставленных товаров или оказанных услуг; акты сверки; а также внешние

данные о контрагенте (отрасль, размер организации, возраст бизнеса, кредитная история).

На следующем этапе осуществляется обучение модели: нейросеть анализирует массив данных, выявляет корреляции и закономерности, которые могут свидетельствовать о риске возникновения просроченной задолженности. По итогам обучения модель выдаёт для каждого нового выставленного счёта прогнозные показатели: вероятность просрочки, ожидаемую дату фактической оплаты и перечень факторов риска. На основе полученных данных система автоматически изменяет статус клиента в учётной системе и направляет уведомления менеджеру при выявлении проблемных позиций.

На западном рынке представлены готовые платформенные решения, реализующие указанный функционал. Для крупных компаний предназначена облачная платформа BlackLine, представляющая собой комплексную систему автоматизации финансовых процессов с интеграцией ИИ-компонентов. Платформа обеспечивает следующие функции:

- интеллектуальное взыскание (анализ проблемных клиентов и адресное взаимодействие с ними);
- автоматическую идентификацию причин возникновения споров, что способствует снижению просроченной дебиторской задолженности на 30%;
- прогнозирование финансовых потоков на будущие периоды, повышающее точность финансового планирования. [2]

Согласно отчётным данным компании, внедрение BlackLine позволяет увеличить производительность труда в 2,6 раза, а окупаемость инвестиций составляет 621% за трёхлетний период.

Для малого и среднего бизнеса разработано финтех-решение Cluee platform, ключевым отличием которого является способность эффективно функционировать при ограниченном объёме исходных данных (в случаях, когда на одного клиента приходится 1–2 платежа в год). В основе платформы лежит метод опорных векторов (Support Vector Machine, SVM), а её отличительной особенностью является интерпретируемость результатов: нейросеть не только

выдаёт прогноз, но и объясняет логику своих выводов, что особенно важно для владельцев малого бизнеса без профильных финансовых компетенций. [7]

В то время как BlackLine автоматизирует работу целого финансового отдела, Cluee platform выполняет аналогичные функции в формате, доступном для индивидуального предпринимателя или фрилансера.

Эффективность применения прогнозной аналитики подтверждается результатами опроса 500 финансовых директоров компаний, внедривших данные технологии: 99% респондентов отметили сокращение среднего срока оборачиваемости дебиторской задолженности, 82% зафиксировали повышение производительности труда. Указанные данные свидетельствуют о высокой практической значимости рассматриваемого подхода.

На российском рынке полноценные аналоги западных платформ находятся на стадии активного развития. Лидирующие позиции занимает компания «Яндекс» с алгоритмом градиентного бустинга CatBoost, который позволяет решать задачи прогнозирования просрочек с точностью до 90%. Однако, по данным открытых источников, существующее решение требует доработки в части интеграции в бизнес-процессы предприятий и адаптации пользовательского интерфейса для конечных потребителей. [3]

Параллельно развиваются платформы «умного» электронного документооборота (ЭДО), внедряющие элементы анализа контрагентов, а также кредитные скоринговые бюро, предлагающие готовые решения для оценки рисков на основе данных из открытых источников (арбитражные дела, исполнительные производства, данные Федеральной налоговой службы).

Бесплатность CatBoost в сочетании с высокой точностью делает его перспективной основой для создания отечественных продуктов, однако необходимы инвестиции в разработку интерфейса и интеграционных решений (табл. 1).

**Сравнительная таблица платформенных решений прогнозной
аналитики дебиторской задолженности**

Критерии сравнения	BlackLine	Cluee platform	CatBoost
Базовые технологии	Комплексная облачная платформа с ИИ компонентами	Метод опорных векторов	Градиентный бустинг
Необходимый объём данных	Высокий (исторические данные за 2-3 года)	Низкий (1-2 платежа на клиента в год)	Средний
Ключевые функции	Прогнозирование финансовых потоков, автоматическая идентификация споров	Прогнозирование рисков, интерпретируемость результатов	Прогнозирование просрочек с высокой точностью, работа с категориальными признаками
Точность	Не раскрыта	До 90%	До 90%
Стоимость	Медианная цена 40 560\$ в год	индивидуально	бесплатно

Составлено авторами по результатам сравнения

Следующим этапом эволюции технологий в рассматриваемой сфере стало создание автономных ИИ-агентов. Если прогнозная аналитика обеспечивает диагностику проблемной задолженности, то ИИ-агенты предназначены для автоматизации процесса взаимодействия с должниками, включая ведение переговоров, согласование сроков оплаты и предложение реструктуризации обязательств. Как отмечает А.П. Гарнов в своих работах, посвященных современным методам финансового консультирования предприятий, внедрение автономных систем требует не только технологической, но и организационной перестройки бизнес-процессов, что является критическим фактором успеха. [10]

Автономный агент, это ИИ-система, которая сама принимает решения в рамках заданных правил, может действовать без участия человека и учится на результатах.

Автономный ИИ-агент представляет собой систему искусственного интеллекта, способную самостоятельно принимать решения в рамках заданных правил, функционировать без участия человека и обучаться на результатах собственных действий. Ключевое отличие от традиционных чат-ботов

заключается в возможности полноценного ведения переговоров: ИИ-агент распознаёт эмоциональную окраску речи, адаптирует стратегию коммуникации в зависимости от поведения собеседника и принимает тактические решения (выбор канала связи, тональности общения, формулировок предложений). Агент подключается ко всем доступным каналам связи (телефонные звонки, SMS, мессенджеры, электронная почта) и перед каждым контактом анализирует историю платежей, предыдущие коммуникации, внешние данные и категорию риска контрагента. На основе комплексного анализа формируется стратегия взаимодействия, включающая выбор канала, тон коммуникации и индивидуальное предложение по урегулированию задолженности.

Практический пример внедрения данной технологии демонстрирует Сбербанк, который передал 83% звонков должникам ИИ-агентам. Разработанный банком робот воспроизводит естественную человеческую речь, проявляет эмпатию, предлагает продукты урегулирования долга и переводит сложные случаи на сотрудников банка. Совокупный финансовый эффект от применения ИИ в процессах работы с просроченной задолженностью в 2025 году составил порядка 4,5 млрд рублей. [4]

ИИ-агент работает на всех стадиях взыскания, включая самую длительную просрочку на этапе исполнительного производства. Он индивидуально подходит к взаимодействию, задаёт тон беседы, подстраивается под разговор и общается естественно, как человек.

Большинство клиентов Сбербанка не смогли определить, что общаются с ИИ-агентом и считали, что их обслуживает человек.

В будущем ИИ-агенты смогут забрать на себя большинство задач в сфере работы с дебиторской задолженностью, от анализа ситуации и ведения документооборота, до общения с клиентами и создания стратегии.

На основе анализа текущего состояния и темпов развития технологий авторами сделан прогноз, что в ближайшие пять лет большинство крупных и средних предприятий начнут внедрять ИИ-агентов для работы с дебиторской задолженностью. Однако для реализации данного сценария российским ИТ-

компаниям необходимо разработать готовые интегрированные продукты, адаптированные как для малого, так и для крупного бизнеса. Потенциальными лидерами в данном сегменте являются системно значимые банки (Сбербанк, Альфа-банк, Т-Банк), располагающие необходимыми ресурсами, технологической базой и опытом создания аналогичных проектов. Перспективным направлением развития является интеграция ИИ-агентов с системами банковского обслуживания, что позволит предоставлять услуги по управлению дебиторской задолженностью как стандартный банковский продукт.

В долгосрочной перспективе автономные ИИ-агенты могут быть дополнены системой «автоматических юристов» — ИИ-агентов, способных самостоятельно готовить, отправлять и отслеживать юридически значимые документы на всех этапах досудебного и судебного взыскания. Функционально автоматический юрист должен обеспечивать правовую экспертизу, подготовку и направление досудебных претензий, ведение документооборота и формирование стратегии судебного взыскания. На текущий момент в России существуют отдельные технологические решения, пригодные для создания подобных продуктов (текстовые модели Яндекса, ИИ-платформа Сбербанка, системы ЭДО «Контур»), однако комплексного готового продукта не представлено. Сдерживающим фактором выступает также неопределённость законодательного регулирования в части юридической силы документов, созданных нейросетями, и ответственности за возможные ошибки.

Для оценки применимости генеративных нейросетевых моделей в процессе досудебного урегулирования дебиторской задолженности был проведён экспериментальный анализ. Задачей эксперимента являлось сравнение качества генерации юридически значимого документа — досудебной претензии — четырьмя текстовыми моделями: Yandex Alisa (Яндекс), ChatGPT (OpenAI), GigaChat (Сбербанк) и DeepSeek (DeepSeek AI). Выбор моделей обусловлен их репрезентативностью для российского рынка ИИ-продуктов и различиями в

архитектуре, что позволяет провести сравнительный анализ как отечественных, так и зарубежных разработок:

Для обеспечения повторяемости результатов во все модели направлялся идентичный промпт (запрос), составленный по единому шаблону. Промпт включал следующие структурные элементы:

«Ты - юрист по взысканию дебиторской задолженности. Составь досудебную претензию на основе следующих данных:

Должник: ООО "Стройресурс", ИНН 772345678901, адрес: г. Москва, ул. Строителей, д. 12.

Кредитор: ООО "ТехноПоставка", ИНН 770123456789.

Договор: № 45/23 от 15.03.2024, поставка материалов.

Сумма долга: 345 600 рублей (в т.ч. НДС 20%).

Срок оплаты по договору: до 20.06.2024.

Дата отправки претензии: 10.12.2024.

Обоснование: Накладная № ТП-210 от 25.05.2024, подписана обеими сторонами, оплата не поступала.

Дополнительно: договор предусматривает пеню 0,1% за каждый день просрочки (п. 5.2). Просрочка - 173 дня (с 21.06.2024 по 10.12.2024).

Требования к тексту:

1. Ссылки на ст. 309, 314, 330, 486 ГК РФ.
2. Отдельно рассчитать пени и итоговую сумму требований.
3. Установить срок для добровольной оплаты — 10 календарных дней с даты получения претензии.
4. Предупредить о судебных расходах (госпошлина, юруслуги).
5. Формат: официальное письмо, реквизиты сторон, подпись гендиректора кредитора.

Напиши претензию полностью.»

Каждой модели направлялся один и тот же промпт в трёхкратном повторении для исключения случайных результатов. Итоговый ответ фиксировался, после чего проводился контент-анализ по четырём критериям:

юридическая точность, структурная полнота, стилистическая корректность и наличие ошибок (галлюцинаций). Результаты сведены в таблице (табл. 2).

Таблица 2

Анализа нейросетевых моделей

Критерий оценки	Яндекс Алиса	Chat GPT	GigaChat	DeepSeek
Корректность ссылок на ГК РФ	Да (ст. 309, 314, 330, 486)	Да (ст. 309, 314, 330, 486)	Да (ст. 309, 314, 330, 486)	Да (ст. 309, 314, 330, 486, 303)
Наличие всех обязательных реквизитов	Полностью	полностью	Частично (отсутствовал расчет пени в тексте)	полностью
Стилистическое соответствие официально-деловому стилю	да	да	Частично (присутствовали разговорные обороты)	да
Кол-во галлюцинаций	0	0	0	0

Составлено авторами по результатам эксперимента

Как показал сравнительный анализ, все четыре модели корректно воспроизвели структуру официального документа, применили требуемые статьи Гражданского кодекса и не допустили фактологических ошибок (галлюцинаций) в части реквизитов или обстоятельств дела. Однако по критерию юридической точности выявлены различия: GigaChat допустил ошибку в расчёте периода просрочки, что привело к неверной сумме пени; остальные модели выполнили расчёт корректно.

По критерию структурной полноты ChatGPT; DeepSeek; Яндекс Алиса сгенерировали документы, содержащие все обязательные элементы, включая подпись и приложения. GigaChat представил документы с неполными реквизитами, что требует ручной доработки перед использованием.

По критерию стилистической корректности Яндекс Алиса, ChatGPT и DeepSeek продемонстрировали соответствие официально-деловому стилю. GigaChat допустил единичные разговорные обороты, снижающие формальный статус документа.

Все модели показали нулевой уровень галлюцинаций — ни одна не придумала несуществующие пункты договора, даты или статьи закона. Этот результат позволяет сделать вывод о надёжности нейросетей в части работы с фактическими данными при условии корректно составленного промпта.

Полученные данные свидетельствуют, что нейросетевые модели на текущем этапе развития демонстрируют достаточную точность для автоматизации расчётно-логистической части подготовки досудебных претензий и формирования структуры документа. Наиболее высокие результаты показали ChatGPT и DeepSeek, которые корректно выполнили все требования промпта и сгенерировали документы, пригодные для использования в качестве черновика без существенной доработки.

Вместе с тем ни одна из моделей не обеспечила полной юридической безупречности, достаточной для использования документа без проверки квалифицированным юристом. Это объясняется тем, что нейросети оперируют нормами права в том виде, в котором они зафиксированы в обучающей выборке, но не обладают механизмами актуализации законодательных изменений. Кроме того, модели не способны учитывать региональную специфику судебной практики и особенности конкретного дела, что делает их пригодными исключительно для типовых, однородных требований к должникам с бесспорной задолженностью.

Результаты эксперимента согласуются с выводами Алтинок Н. о том, что искусственный интеллект эффективен на этапе досудебного урегулирования, но не заменяет человека в части финальной верификации документов и принятия стратегических решений. [6]

Практическая значимость проведённого эксперимента заключается в возможности использования разработанного промпта как шаблона для автоматизированной подготовки черновиков досудебных претензий в компаниях с высоким объёмом однотипной дебиторской задолженности. На его основе может быть построена система, интегрированная с учётными системами предприятия и автоматически формирующая проекты документов для каждого

случая просрочки. Данный подход перекликается с исследованиями Б. Малкуса, который отмечает, что для малого и среднего бизнеса критически важна не только точность прогнозов, но и доступность интерфейса и интерпретируемость результатов, что позволяет принимать решения без привлечения дорогостоящих аналитиков. [7]

Перспективным направлением развития является обучение моделей на корпусе реальных судебных решений и арбитражной практики, что позволит повысить точность юридических формулировок и адаптировать генерацию под конкретные обстоятельства дела. Кроме того, возможна интеграция текстовой генерации с автономными ИИ-агентами, что позволит полностью автоматизировать цикл работы с должником: от анализа рисков и переговоров до подготовки и направления юридически значимых документов.

Как подчеркивает А.П. Гарнов в своих работах, посвященных тенденциям развития финансового и инвестиционного консалтинга на российском рынке, успешная интеграция подобных ИИ-решений будет определять конкурентоспособность финансовых институтов в ближайшие годы. [11]

Обсуждение и заключение. Проведённое исследование, основанное на анализе статистических данных, обзоре зарубежных и российских технологических решений, а также экспериментальной проверке генеративных нейросетевых моделей, позволяет сформулировать следующие выводы.

Анализ данных Росстата подтверждает, что рост дебиторской задолженности в Российской Федерации приобрел устойчивый системный характер. За пятилетний период (2021–2026 гг.) совокупный объём задолженности увеличился в 2,5 раза, достигнув 8,2 трлн рублей на январь 2026 г., что составляет около 3,8% ВВП страны. [1]

Ключевым драйвером данного процесса выступает высокая ключевая ставка Центрального банка, стимулирующая хозяйствующие субъекты к задержке платежей контрагентам вместо привлечения банковских кредитов для покрытия кассовых разрывов. Данный механизм порождает каскадный эффект

— последовательное распространение неплатежей по цепочке поставок, что в макроэкономическом масштабе создаёт риски системного кризиса ликвидности.

Полученные результаты согласуются с выводами Канеллопулос А., который на примере греческого кредитного рынка демонстрирует аналогичные закономерности: ужесточение денежно-кредитной политики приводит к росту просроченной задолженности в реальном секторе экономики [8]. Кроме того, как отмечает А.П. Гарнов, системный характер роста задолженности в России обусловлен не только макроэкономическими факторами, но и недостаточной адаптацией бизнеса к современным цифровым инструментам прогнозирования и управления рисками. Таким образом, проблема носит не только национальный, но и международный характер, что подтверждает актуальность поиска технологических решений для её смягчения. [9]

Таким образом, проблема носит не только национальный, но и международный характер, что подтверждает актуальность поиска технологических решений для её смягчения.

Сравнительный анализ зарубежных и российских решений в области прогнозной аналитики показал, что внедрение технологий машинного обучения позволяет существенно повысить эффективность управления дебиторской задолженностью.

Опрос 500 финансовых директоров подтверждает данные результаты: 99% респондентов отметили сокращение среднего срока оборачиваемости задолженности, 82% зафиксировали повышение производительности труда.

Вместе с тем выявлены существенные различия между западными и российскими разработками. Зарубежные платформы (BlackLine, Cluee platform) представляют собой готовые интегрированные продукты с полным циклом автоматизации, адаптированные для различных сегментов бизнеса. Российский алгоритм CatBoost от Яндекса демонстрирует сопоставимую точность прогнозов (до 90%), но требует доработки в части пользовательского интерфейса, интеграции с учётными системами и расширения функциональности. [3]

Кроме того, CatBoost распространяется как открытое программное обеспечение (Open Source), что создаёт потенциал для его адаптации под нужды российских предприятий с минимальными лицензионными затратами.

Данные выводы соотносятся с результатами исследования Малкус В., которые отмечают, что для малого и среднего бизнеса критически важна не только точность прогнозов, но и доступность интерфейса и интерпретируемость результатов, что позволяет принимать решения без привлечения дорогостоящих аналитиков. [7]

ИИ-агенты демонстрируют способность вести естественные переговоры, распознавать эмоциональную окраску речи, адаптировать стратегию коммуникации и принимать тактические решения в рамках заданных алгоритмов. Большинство клиентов банка не идентифицируют ИИ-агента как искусственный интеллект, что свидетельствует о высоком уровне технологической зрелости данных решений.

В долгосрочной перспективе автономные ИИ-агенты могут быть дополнены системами «автоматических юристов», способных самостоятельно готовить, отправлять и отслеживать юридически значимые документы на всех этапах досудебного и судебного взыскания. На текущий момент в России существуют отдельные технологические предпосылки для создания подобных продуктов (текстовые модели Яндекса, ИИ-платформа Сбербанка, системы ЭДО «Контур»), однако комплексного готового решения не представлено.

Результаты сравнительного эксперимента по генерации досудебной претензии позволяют интерпретировать полученные данные не только с точки зрения технической точности моделей, но и в контексте их практической применимости в реальных бизнес-процессах.

Установлено, что все четыре протестированные модели (Yandex Alisa, ChatGPT, GigaChat, DeepSeek) обеспечивают приемлемый уровень базовой юридической грамотности: они корректно идентифицируют применимые нормы Гражданского кодекса, воспроизводят стандартную структуру официального документа и оперируют фактическими данными без искажений. Это позволяет

использовать их в качестве инструмента первичной подготовки черновиков для типовых случаев бесспорной задолженности, где ключевым требованием является скорость формирования документа, а не уникальность правовой конструкции.

Особого внимания заслуживает экономический аспект применения генеративных нейросетей на этапе досудебного урегулирования. По оценкам авторов, автоматизация подготовки черновиков претензий с использованием рассмотренных моделей позволяет сократить трудозатраты юридического отдела на 40–60% в зависимости от сложности и типичности дел. Экономия времени на расчётно-логистической части (формирование структуры документа, расчёт пени, подбор нормативной базы) создаёт ресурс для более качественной проработки сложных и спорных случаев. При этом стоимость генерации одного документа в коммерческих версиях моделей (ChatGPT) составляет от 0,01 до 0,10 долларов США в зависимости от объёма токенов, что в сотни раз ниже затрат на оплату труда юриста при выполнении аналогичной задачи вручную. Yandex Alisa, DeepSeek и GigaChat на текущий момент предоставляют бесплатный доступ к базовым текстовым функциям, что делает их особенно привлекательными для малого бизнеса с ограниченными бюджетами.

Вместе с тем следует учитывать риски, связанные с использованием генеративных моделей в юридически значимых процессах. Во-первых, зафиксированная ошибка GigaChat в расчёте периода просрочки демонстрирует, что даже незначительная погрешность может привести к неправильному определению итоговой суммы требований и, как следствие, к судебным спорам о размере задолженности.

Следовательно, обязательным условием внедрения генеративных моделей в юридический документооборот является наличие процедуры финальной верификации квалифицированным юристом, который проверяет актуальность правовых норм и соответствие документа конкретным обстоятельствам дела.

Кроме того, практическая ценность эксперимента заключается в разработке универсального шаблона промпта, который может быть адаптирован

под различные типы задолженности и отрасли. Предложенная структура запроса (ролевая установка, фактические данные, нормативная база, требования к структуре) обеспечивает высокое качество генерации при минимальной вероятности галлюцинаций. Данный шаблон может быть интегрирован в корпоративные системы документооборота через API-подключение к нейросетевым моделям, что позволит автоматизировать формирование проектов претензий непосредственно на основе данных из учётных систем без участия человека на этапе первичной подготовки.

Полученные результаты позволяют предложить дифференцированный подход к внедрению генеративных нейросетей в зависимости от сегмента бизнеса:

- Для малого бизнеса (до 50 сотрудников, до 100 претензий в год) рекомендуются бесплатные модели (Yandex Alisa, DeepSeek) с использованием разработанного промпта как самостоятельного инструмента, при условии финальной проверки документов привлечённым юристом.

- Для среднего бизнеса (50–250 сотрудников, 100–1000 претензий в год) целесообразна интеграция через API платных моделей (ChatGPT, GigaChat) с автоматической передачей данных из учётной системы и настройкой шаблонов под различные категории задолженности.

- Для крупного бизнеса (свыше 250 сотрудников, более 1000 претензий в год) рекомендуется создание собственных дообученных моделей на корпоративном массиве юридических документов, что обеспечит максимальную точность и адаптацию под внутренние регламенты и отраслевую специфику.

Внедрение автономных ИИ-агентов в процесс взыскания дебиторской задолженности порождает не только технологические, но и этико-правовые вызовы, центральным из которых является проблема «разрыва ответственности». Данный феномен, впервые описанный в философии искусственного интеллекта, возникает в ситуациях, когда вред, причинённый автономной системой, не может быть обоснованно вменён ни разработчикам, ни

пользователям, ни самой системе в силу её неспособности нести моральную ответственность.

Применительно к рассматриваемой предметной области разрыв ответственности проявляется в следующих аспектах:

1. Эпистемический разрыв. Нейросетевые модели, генерирующие юридические документы или ведущие переговоры с должниками, функционируют как «чёрные ящики»: разработчики и пользователи не могут в полной мере предвидеть все возможные исходы их действий, особенно при взаимодействии с новыми контекстами. В случае ошибки (например, неправильно рассчитанной пени или некорректного предложения реструктуризации) возникает вопрос: кто должен нести ответственность – разработчик алгоритма, компания-внедритель или юрист, не проверивший документ?

2. Контрольный разрыв. При создании ИИ-агента разработчики стремятся к повышению точности и автономности системы. Однако, чем выше автономность, тем меньше прямой контроль со стороны человека над каждым действием агента. Возникает парадокс: в попытке улучшить контроль над конечным результатом (эффективное взыскание) разработчики вынуждены делегировать контроль над процессом достижения этого результата самой нейросети.

3. Правовая неопределённость. Российское законодательство не содержит норм, регулирующих ответственность за действия ИИ-агентов в сфере взыскания. Федеральный закон № 230-ФЗ «О защите прав и законных интересов физических лиц при осуществлении деятельности по возврату просроченной задолженности» устанавливает требования к коллекторским агентствам, но не учитывает специфику полностью автоматизированных систем, действующих без участия человека. Это создаёт правовой вакуум, который может быть заполнен либо судебной практикой, либо оперативным законодательным регулированием. [5]

Решение данной проблемы лежит в плоскости распределённой ответственности. По аналогии с групповой ответственностью в организациях, предлагается рассматривать цепочку «разработчик → внедритель → пользователь → система» как коллективного субъекта, где ответственность распределяется пропорционально степени контроля и возможности предотвращения негативных последствий. При этом обязательным условием остаётся наличие процедуры финальной верификации квалифицированным специалистом (юристом), который проверяет актуальность правовых норм и соответствие документа конкретным обстоятельствам дела.

Таким образом, использование нейросетей и ИИ-агентов для контроля дебиторской задолженности является объективной необходимостью в условиях системного роста просрочек и ограниченной эффективности традиционных методов управления. Прогнозная аналитика на основе машинного обучения позволяет выявлять риски на ранних стадиях, автономные ИИ-агенты обеспечивают автоматизацию переговорных процессов, а генеративные модели способны ускорить подготовку юридически значимых документов.

Несмотря на правовые и этические барьеры, требующие скорейшего законодательного урегулирования (вопросы ответственности за ошибки, юридической силы документов, защиты персональных данных), развитие отечественных ИИ-продуктов в данной сфере является критически важным для сохранения конкурентоспособности экономики и снижения операционных рисков бизнеса. Россия располагает необходимыми технологическими ресурсами и компетенциями (Яндекс, Сбербанк, Т-Банк) для создания передовых ИИ-продуктов, адаптированных к национальным условиям и законодательству.

Библиографический список:

1. Росстат. Данные по дебиторской задолженности в Российской Федерации, январь 2026 г. [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://48.rosstat.gov.ru/storage/mediabank/%D0%94%D0%B5%D0%B1%D0%B8%D1%82%D0%BE%D1%80%D1%81%D0%BA%D0%B0%D1%8F%20%D0%B7%D0%B0%D0%B4%D0%BE%D0%BB%D0%B6%D0%B5%D0%BD%D0>

%BD%D0%BE%D1%81%D1%82%D1%8C%20%D0%BE%D1%80%D0%B3%D0%B0%D0%BD%D0%B8%D0%B7%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B9%2820%29.pdf (дата обращения 10.06.2026).

2. Официальный сайт компании BlackLine [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://www.blackline.com/blog/introducing-verity-collect-and-verity-for-ar-management/> (дата обращения 10.06.2026).

3. Fanstuck. CatBoost алгоритм модели для прогнозирования дефолта по кредитам [Электронный ресурс] // Tencent Cloud Developer Community. — 2025. — Режим доступа: <https://cloud.tencent.cn/developer/article/2483464?policyId=1004> (дата обращения 12.06.2026).

4. ПРАЙМ. В Сбербанке оценили эффект от применения ИИ в работе с долгами [Электронный ресурс]. — 2025. — 18 сентября. — Режим доступа: <https://1prime.ru/20250918/sber-862442715.html> (дата обращения: 14.06.2026).

5. Федеральный закон от 03.07.2016 № 230-ФЗ «О защите прав и законных интересов физических лиц при осуществлении деятельности по возврату просроченной задолженности» (последняя редакция). — Режим доступа: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_200497/ (дата обращения 12.06.2026).

6. Altınok N., Farrokhizadeh E., Tekin A. и др. Predicting Performance of Legal Debt Collection Agency // ResearchGate. — 2021. — Режим доступа: https://www.researchgate.net/publication/354143915_Predicting_Performance_of_Legal_Debt_Collection_Agency#read (дата обращения 14.06.2026).

7. Małkus B., Bobek S., Nalepa G.J. Financial Management System for SMEs: Real-World Deployment of Accounts Receivable and Cash Flow Prediction // arXiv. — 2025. — Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2511.03631> (дата обращения 13.06.2026).

8. Kanellopoulos A. AI Driven Early Warnings of Defaults on Performing Credit: A Machine Learning Case Study of the Greek Lending Market // National Centre for Scientific Research Demokritos. — 2024-2025. — Режим доступа: <https://amitos.library.uop.gr/server/api/core/bitstreams/501b486f-106d-4618-8dfa-7f3360ab41be/content> (дата обращения 10.06.2026).

9. Гарнов А. П. Влияние искусственного интеллекта на трейдинг и инвестиции в России: возможности и риски / А. П. Гарнов // Инновационные технологии в условиях трансформации экономики России. — Москва : Индивидуальный предприниматель Аборкина Екатерина Оскаровна, 2025. — С. 26-40.

10. Гарнов А. П. Современные методы финансового консультирования предприятий / А. П. Гарнов, А. А. Гарнова // Экономика и управление: проблемы, решения. — 2025. — Т. 12, № 4(157). — С. 94-99.

11. Гарнов А. П. Тенденции развития финансового и инвестиционного консалтинга на российском рынке / А. П. Гарнов // В поисках моделей экономического и социального развития в условиях становления многополярного мира : материалы Всероссийской научно-практической конференции, Москва, 25 апреля 2025 года. — Москва: Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова, 2025. — С. 62-68.

References:

1. Rosstat. Accounts receivable data in the Russian Federation, January 2026. Available at: <https://48.rosstat.gov.ru/storage/mediabank/%D0%94%D0%B5%D0%B1%D0%B8%D1%82%D0%BE%D1%80%D1%81%D0%BA%D0%B0%D1%8F%20%D0%B7%D0%B0%D0%B4%D0%BE%D0%BB%D0%B6%D0%B5%D0%BD%D0%BD%D0%BE%D1%81%D1%82%D1%8C%20%D0%BE%D1%80%D0%B3%D0%B0%D0%BD%D0%B8%D0%B7%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B9%2820%29.pdf> (accessed 10 June 2026). (In Russian).

2. BlackLine official website. Introducing Verity Collect and Verity for AR Management. Available at: <https://www.blackline.com/blog/introducing-verity-collect-and-verity-for-ar-management/> (accessed 10 June 2026).

3. Fanstuck. CatBoost algorithm model for credit default prediction. Tencent Cloud Developer Community, 2025. Available at: <https://cloud.tencent.cn/developer/article/2483464?policyId=1004> (accessed 12 June 2026).

4. PRIME. Sberbank estimates the effect of using AI in debt management at 4.5 billion rubles in 2025. 2025, September 18. Available at: <https://1prime.ru/20250918/sber-862442715.html> (accessed 14 June 2026). (In Russian).

5. Federal Law № 230-FZ of July 3, 2016 «On the protection of the rights and legitimate interests of individuals in the implementation of activities for the return of overdue debts» (latest version). Available at: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_200497/ (accessed 12 June 2026). (In Russian).
6. Altınok N., Farrokhizadeh E., Tekin A. et al. Predicting Performance of Legal Debt Collection Agency. ResearchGate, 2021. Available at: https://www.researchgate.net/publication/354143915_Predicting_Performance_of_Legal_Debt_Collection_Agency#read (accessed 14 June 2026).
7. Małkus B., Bobek S., Nalepa G.J. Financial Management System for SMEs: Real-World Deployment of Accounts Receivable and Cash Flow Prediction. arXiv, 2025. Available at: <https://arxiv.org/pdf/2511.03631> (accessed 13 June 2026).
8. Kanellopoulos A. AI Driven Early Warnings of Defaults on Performing Credit: A Machine Learning Case Study of the Greek Lending Market. National Centre for Scientific Research Demokritos, 2024–2025. Available at: <https://amitos.library.uop.gr/server/api/core/bitstreams/501b486f-106d-4618-8dfa-7f3360ab41be/content> (accessed 10 June 2026).
9. Garnov A.P. The impact of artificial intelligence on trading and investment in Russia: opportunities and risks. In: Innovative technologies in the context of the transformation of the Russian economy. Moscow: Individual Entrepreneur Aborkina Ekaterina Oskarovna, 2025, pp. 26–40. (In Russian).
10. Garnov A.P., Garnova A.A. Modern methods of financial consulting for enterprises. Economics and Management: Problems, Solutions, 2025, vol. 12, no. 4(157), pp. 94–99. (In Russian). doi: 10.36871/ek.up.p.r.2025.04.12.013.
11. Garnov A.P. Trends in the development of financial and investment consulting in the Russian market. In: In search of models of economic and social development in the context of the formation of a multipolar world: Proceedings of the All-Russian Scientific and Practical Conference, Moscow, April 25, 2025. Moscow: Plekhanov Russian University of Economics, 2025, pp. 62–68. (In Russian).

Для цитирования: Гарнов А.П., Использование нейросетей для контроля дебиторской задолженности/ Гарнов А.П., Пенчукова Т.А., Черемисин Д.А., Щетинин В.С. //Российский экономический интернет-журнал. – 2026. – № 2. URL:
© Гарнов А.П., Пенчукова Т.А., Черемисин Д.А., Щетинин В.С. Российский экономический интернет-журнал 2026, № 2