

ИЗМЕРИМЫЕ АТРИБУТЫ КОРПОРАТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ В ФИНАНСОВОМ ПРОГНОЗИРОВАНИИ: СИСТЕМАТИЗАЦИЯ ПРИЗНАКОВ И АЛГОРИТМОВ

А.А. Терентьев, А.К. Дашин*

Аннотация. В статье систематизируются количественно измеримые атрибуты корпоративного управления и показываются способы их использования в моделях финансового прогнозирования. Методология включает обзор эмпирических работ по российским и зарубежным компаниям, классификацию атрибутов и сопоставительный анализ алгоритмов машинного обучения. Раскрываются причинные каналы влияния: мониторинговые функции совета директоров и аудиторских комитетов, структура собственности и управленческий компонент экологических, социальных и управленческих аспектов (Environmental, Social and Governance, ESG), которые улучшают информационную среду и снижают неопределенность прогнозов. Предложена прикладная схема интеграции атрибутов корпоративного управления в процесс построения моделей: источники и стандартизация данных, подготовка признаков, выбор базовых алгоритмов и применение технологий объяснимого искусственного интеллекта (Explainable Artificial Intelligence, XAI) для интерпретации результатов. Обсуждаются ограничения, связанные с неполнотой и неоднородностью данных, изменчивостью параметров моделей и риском алгоритмической предвзятости, а также пути их снижения посредством процедур операционного управления жизненным циклом моделей (Machine Learning Operations, MLOps) и регулярного аудита. Результаты представляют методическую основу для воспроизводимых прогнозов. Перспективы включают учет макроэкономических факторов и развитие адаптивных моделей, в том числе рекуррентные нейронные сети с механизмом «долгой краткосрочной памяти» (Long Short-Term Memory, LSTM).

Ключевые слова: машинное обучение в финансах, атрибуты корпоративного управления, ESG-метрики, объяснимый искусственный интеллект, нейронные сети.

JEL-классификация: G34, C38, C45, C55, M15.

DOI: 10.46782/1818-4510-2025-4-72-82

Материал поступил 7.10.2025 г.

Корпоративное управление и точность прогнозирования: контекст и цели

Современное корпоративное финансовое управление трансформируется под влиянием технологий больших данных и методов машинного обучения. Традиционные модели, основанные лишь на статических финансовых метриках, теряют актуальность в условиях высокой изменчивости внешней среды. Все большее внимание уделяется нефинансовым факторам, в частности

атрибутам корпоративного управления, которые становятся формализуемыми предикторами финансовой устойчивости.

Корпоративное управление формирует институциональную основу прозрачности, надежности отчетности и доверия инвесторов. Усиление роли советов директоров, аудиторских комитетов и ESG-метрик требует разработки инструментов их количественной оценки и включения в модели прогнозирования. Одновременно возраста-

* Терентьев Антон Александрович (aaterentev05@mail.ru), Институт управления, экономики и финансов, Казанский (Приволжский) федеральный университет (г. Казань, Россия); <https://orcid.org/0009-0006-3245-8157>;

Дашин Андрей Константинович (dashin-ak@mail.ru), кандидат экономических наук, доцент, Институт управления, экономики и финансов, Казанский (Приволжский) федеральный университет (г. Казань, Россия); <https://orcid.org/0000-0003-1586-4939>

Для цитирования: Терентьев А.А., Дашин А.К. 2025. Измеримые атрибуты корпоративного управления в финансовом прогнозировании: систематизация признаков и алгоритмов. *Белорусский экономический журнал*. № 4. С. 72–82. DOI: 10.46782/1818-4510-2025-4-72-82

ют риски, связанные с качеством данных, дрейфом моделей и алгоритмической предвзятостью, что делает необходимым поиск сбалансированных аналитических решений.

Контекст исследования определяется технологическим скачком последнего десятилетия, сделавшим методы машинного обучения массовым инструментом анализа; ростом значения ESG-повестки, где «G» (Governance) признается ключевым элементом устойчивости; различиями между развитыми и формирующимися рынками по уровню доступности и зрелости данных.

Цель исследования – выявить и систематизировать количественно измеримые атрибуты корпоративного управления, оценить их влияние на точность прогнозов и определить оптимальные алгоритмы машинного обучения. Для решения этой задачи в статье приводится обзор научных подходов, классификация управленческих атрибутов, сопоставление алгоритмов и анализ вызовов интеграции нефинансовых факторов. Рабочая гипотеза заключается в том, что включение формализованных атрибутов корпоративного управления в модели машинного обучения повышает точность прогнозирования по сравнению с традиционными статистическими методами.

Корпоративное управление и финансовое прогнозирование: теоретические и эмпирические основания

Переход к анализу на основе больших данных и методов машинного обучения требует замены строгих регламентных моделей более гибкими аналитическими подходами. Иначе растёт риск ошибок в прогнозах и управлении рисками (Yang, 2025). Практика и исследования фиксируют повышение результативности методов машинного обучения и важность анализа временных рядов (Карасёв, 2025), а гибридные модели глубокого обучения демонстрируют преимущества над традиционными подходами (Hsu, Lin, Lai, Liu, Pai, 2025; Mohammadi, Jamshidi, Rezvanian, Gheisari, Kumar, 2024). Вместе с тем многочисленные обзоры отмечают узость фокуса на сугубо финансовых показателях и недостаточное внимание нематериальным факторам, включая корпоративное управление. Это задаёт по-

вестку настоящего исследования: расширить набор признаков за счёт управленческих атрибутов и показать, через какие механизмы они влияют на точность прогнозов.

Дальнейший анализ опирается на три устойчивых причинных канала. Первый канал – мониторинг: совет директоров и специализированные комитеты повышают качество и сопоставимость отчетности, что делает признаки более информативными для прогнозных моделей. Второй канал – информационная среда: структура собственности и управленческий компонент экологических, социальных и управленческих аспектов ESG снижают асимметрию информации и, как следствие, дисперсию ошибок прогнозов. Третий канал – стимулы и ограничения: конфигурация прав собственности и независимость директоров уменьшают пространство для оппортунистического поведения менеджмента, стабилизируя временные ряды и повышая воспроизводимость прогнозов.

Эмпирические результаты согласуются с указанными механизмами. Качество корпоративного управления связано с надежностью отчетности и точностью прогнозов: увеличение доли независимых директоров и институционально сильных аудиторских комитетов улучшает прогнозы (Ahmad-Zaluki, Wan-Hussin, 2010; Ben Ahmed, Salhi, Jarboui, 2020); прозрачность управления положительно коррелирует с результативностью аналитических прогнозов (Bhat, Hope, Kang, 2006). Концентрация собственности, независимость и размер совета влияют на качество отчетности (Chalaki, Didar, Riahinezhad, 2012), а участие опытных бывших руководителей дополняет мониторинговую функцию и связано с повышением точности (Mnif, 2010). На выборке Нью-Йоркской фондовой биржи более высокий уровень корпоративного управления сопоставим с большей эффективностью прогнозов и более высокой точностью целевых цен аналитиков (Bouteska, Mili, 2022). Независимость совета смягчает отрицательный эффект высокой интенсивности научных исследований и опытно-конструкторских разработок (НИОКР) на точность прогнозов аналитиков (Rahman, Talukdar, Fan, 2023). Общая институцио-

нальная собственность меняет информационную среду фирм; ее влияние на точность прогнозов неоднозначно и зависит от конфигурации владельцев (Wang, Tian, Ma, 2024). Эти результаты показывают действие каналов мониторинга, информационной среды и стимулов.

Микроструктура надзорных органов также важна для предсказательной точности. Разнообразие состава аудиторского комитета, включая этнокультурную составляющую и долю финансовой экспертизы, связано с более точными прогнозами и меньшим манипулированием прибылью (Madah Marzuki, 2022). Цифровая трансформация компании самостоятельно повышает точность управленческих прогнозов и улучшает информационную среду рынка за счет снижения асимметрии информации и стандартизации раскрытий (Zeng, Wang, 2025; Li, Zhang, 2025). Следовательно, в набор признаков целесообразно включать измеримые показатели управленческого компонента ESG, параметры структуры совета и характеристик комитетов, а также прокси-показатели цифровой зрелости.

Отраслевые обзоры подтверждают устойчивый спрос на методы машинного обучения и необходимость расширения признаков пространства за пределы финансовых метрик, что методологически поддерживает использование атрибутов корпоративного управления как источника дополнительной прогностической информации (Горбачёва, 2025). Надзор аудиторского комитета влияет на поведенческие и рыночные параметры, улучшая информационную среду для прогнозирования (Abraham, Bhimavarapu, El-Chaarani, 2025). Для диагностики финансовой нестабильности комбинация индекса соответствия кодексам корпоративного управления с показателями типа Z-счета Альтмана и применением метода леса случайных деревьев (Random Forest) превосходит традиционные модели (Dumitrescu, Bobitan, Pora, Sahlian, Stanila, 2025). На данных крупнейших компаний Пакистанской фондовой биржи (Pakistan Stock Exchange, PSX) корпоративное управление и элементы цифровой трансформации проявляют комплексность и статистически связаны с ре-

зультатами деятельности (Latif, Javed, Rooh, Malik, 2025). На развивающихся азиатских рынках отказ от совмещения должностей генерального директора и председателя совета, а также рост независимости совета ассоциированы с лучшими финансовыми исходами (Shahab ud Din, Khan, Saleem, Khan, 2024). Эта совокупность результатов, полученная в разных институциональных контекстах, согласованно указывает: управленческие атрибуты улучшают качество прогностической информации и должны учитываться в моделях.

Несмотря на накопленную эмпирическую базу, системная интеграция нефинансовых атрибутов в модели машинного обучения остается ограниченной. Подчеркивается роль методов искусственного интеллекта в повышении прозрачности и совершенствовании управленческих процессов (Ustahaliloglu, 2025), однако отсутствует целостная методология формализации структурных характеристик совета директоров, деятельности аудиторских комитетов и показателей ESG для их устойчивого использования в прогностических моделях. Далее в работе систематизируются измеримые атрибуты корпоративного управления и предлагается процедура их операционализации в моделях финансового прогнозирования, что закрывает обозначенный пробел.

Влияние атрибутов корпоративного управления на точность прогнозов: результаты и интерпретация

При изучении управленческих стратегий анализируются измеримые атрибуты корпоративного управления: роль учредителей и менеджеров, структура владения, иерархия совета директоров, применимое право и вопросы, согласуемые с инвесторами¹.

В эмпирических работах используются индикаторы размера и независимости совета директоров, совмещения должностей генерального директора и председателя совета, концентрации и структуры собственности, наличия аудиторского комитета, а

¹ Садкова М. 2025. *Модели корпоративного управления: какую выбрать для компании?* Moscow Business Academy. URL: <https://moscow.mba/journal/modeli-korporativnogo-upravleniya-kakuyu-vybrat-dlya-kompanii>

также возраст, гендерное разнообразие, уровень образования и активность членов (Kim, Kang, Jeon, Lee, Park, Youm, Jeong, Woo, Moon, 2024).

Для количественного анализа применяются атрибуты независимости и разнообразия совета, структуры собственности и контроля, учетной политики и мнений аудиторов. К ключевым показателям корпоративного управления относят²:

- параметры совета – доля членов с профильной экспертизой, уровень разнообразия, разделение ролей председателя и генерального директора, число комитетов, наличие плана преемственности, соблюдение требований к деловой репутации и компетентности;
- работу комитетов – доля членов аудиторского комитета с финансовой экспертизой, ежегодный пересмотр стратегии аудита, исполнение аудиторского плана;
- риски и соответствие – регулярность проверок, наличие планов по снижению рисков, участие в обучении по рискам и соблюдению требований;
- надзор за высшим руководством – формулирование корпоративных ценностей, этических стандартов и принципов устойчивости, контроль реализации стратегии.

Ключевая тенденция – переход от качественных оценок к систематическому анализу измеримых компонентов. Определение корпоративного управления как системы управления и контроля, ориентированной на долгосрочную стоимость для акционеров в логике принципов ОЭСР – справедливость, ответственность, прозрачность, подотчетность – подчеркивает его многомерность. Расширение набора наблюдаемых метрик отражает прогресс формализации и метризации корпоративного управления.

Для методов машинного обучения это означает преобразование «мягких» характеристик в структурированные данные, пригодные для алгоритмического анализа. Компании с развитым управлением, отраженным в этих метриках, чаще демонстрируют более стабильные и предсказуемые финан-

совые результаты, что делает управленческие параметры значимыми предикторами.

Показатели ESG становятся важными эталонными ориентировками устойчивости и применяются для оценки финансовых результатов, включая рентабельность активов (ROA) и собственного капитала (ROE). С 2021 г. отчеты содержат количественные метрики по стандартам TCFD и SASB, что повышает прозрачность и усиливает внимание к ESG. Исследования фиксируют положительную связь между раскрытием ESG-информации и результатами деятельности, особенно у компаний с крупными активами и высоким финансовым рычагом. Отмечено, что ESG-показатели положительно влияют на прибыльность, особенно на ROE (Hsu, Lin, Lai, Liu, Pai, 2025).

ESG-данные соединяют финансовый анализ и корпоративную ответственность и задают стандартизированный подход к оценке устойчивости. Положительная корреляция ESG-показателей с эффективностью подчеркивает роль ответственного управления как финансового фактора. Низкая распространенность применения методов машинного обучения к ESG-данным (Hsu, Lin, Lai, Liu, Pai, 2025) указывает на значительный нереализованный потенциал. Интеграция искусственного интеллекта в анализ ESG дает более полную картину финансового состояния, позволяет выявлять риски и возможности, неочевидные для традиционных моделей, и сближает практики управленческого надзора с инструментами науки о данных.

В табл. 1 представлены основные нефинансовые атрибуты корпоративного управления, влияющие на эффективность организации и основные финансовые показатели.

Таблица 1 демонстрирует, что атрибуты корпоративного управления имеют четкую структуру, могут быть формализованы и оцифрованы. Это делает их пригодными для включения в модели машинного обучения. Большинство параметров являются бинарными, количественными или процентными, что упрощает их обработку в алгоритмах. Особенно перспективными являются показатели, отражающие независимость, прозрачность, финансовую экспер-

² KPIs for Corporate Governance Dashboard. BSC Designer. 2025. URL: <https://bscdesigner.com/corporate-governance-kpis.htm>

Измеримые атрибуты корпоративного управления для количественного анализа

Категория атрибута	Конкретный атрибут	Тип данных	Релевантность для ML-моделей
Структура совета директоров	Размер совета директоров	Количественный	Влияние на эффективность принятия решений и контроль
	Доля независимых директоров	Процентный	Показатель объективности и независимости надзора
	Совмещение должностей CEO и председателя (CEO duality)	Бинарный	Влияние на подотчетность и потенциал конфликта интересов
	Гендерное разнообразие совета	Процентный	Показатель инновационности и широты взглядов
	Возраст совета директоров	Количественный	Влияние на консерватизм/инновационность
	Образование совета директоров	Категориальный/Количественный	Показатель компетентности и стратегической глубины
Состав комитетов	Наличие аудиторского комитета	Бинарный	Показатель финансового контроля и прозрачности
	Доля финансовой экспертизы в аудиторском комитете	Процентный	Прямой фактор качества финансовой отчетности
	Количество членов в комитетах совета	Количественный	Влияние на эффективность работы комитета
Структура собственности	Концентрация собственности	Процентный	Влияние на контроль и защиту миноритарных акционеров
	Структура владения акциями	Категориальный	Влияние на управление финансовыми потоками и ликвидность
ESG-показатели (G-pillar)	Оценка ESG-управления (G-pillar)	Количественный	Комплексный показатель устойчивости и долгосрочной ценности
	Раскрытие информации ESG	Бинарный/Количественный	Показатель прозрачности и ответственности
Операционные KPI управления	Наличие плана преемственности	Бинарный	Показатель устойчивости и долгосрочного планирования
	Процент выполнения аудиторского плана	Процентный	Показатель эффективности внутреннего контроля
	Регулярные риск/комплаенс-обзоры	Бинарный	Показатель проактивного управления рисками
	Процент рисков с планами снижения	Процентный	Показатель зрелости риск-менеджмента

Источник. Составлено авторами на основе: Hsu, Lin, Lai, Liu, Pai, 2025; Rabaia, Nour, Abu Alia, Kanj, AlAkkoumi, Jebreen, 2025.

тизу и ESG-ориентированность компании они способны значительно повысить точность прогнозов при интеграции в ML-модели.

Наблюдается фундаментальная эволюция в количественных финансах, отходящая от предположений о линейности и простых зависимостях в сторону моделей, способных улавливать высокосложные, нелинейные и временные взаимосвязи, присущие финансовым рынкам.

В табл. 2 представлен обзор и анализ основных методов машинного обучения, которые используются для анализа атрибутов корпоративного управления и их влияния на финансовые показатели компаний, способных улавливать высокосложные, нелинейные и временные взаимосвязи, присущие финансовым рынкам.

Сравнение методов машинного обучения в табл. 2 показывает, что глубокие нейронные сети (LSTM, CNN) обладают

Обзор методов машинного обучения для финансового прогнозирования

Метод машинного обучения	Типичные применения в финансах	Основные характеристики / преимущества	Ограничения
Нейронные сети (включая LSTM, CNN)	Прогнозирование временных рядов (цены активов, денежные потоки, выручка, прибыль), кредитный скоринг, обнаружение мошенничества	Эффективны для нелинейных и сложных зависимостей, способны обрабатывать большие объемы данных, высокая точность для временных рядов с долгосрочными зависимостями (LSTM)	Требуют значительных вычислительных ресурсов и больших объемов данных, «черный ящик» (низкая интерпретируемость), сложность настройки гиперпараметров
Градиентный бустинг	Прогнозирование финансовых результатов, кредитный скоринг, оценка рисков, обнаружение мошенничества	Высокая точность, способность обрабатывать данные с большим количеством переменных, устойчивость к шуму, итеративное улучшение производительности	Чувствительность к выбросам, может быть медленным на очень больших наборах данных, сложнее интерпретировать, чем одиночные деревья
Случайный лес	Кредитный скоринг, оценка финансовых рисков, обнаружение мошенничества, прогнозирование временных рядов	Высокая точность, устойчивость к переобучению, способность обрабатывать данные с большим количеством переменных, менее чувствителен к выбросам, чем одиночные деревья	Менее интерпретируем, чем одиночные деревья решений, может быть медленным для больших наборов данных с очень большим количеством деревьев
Метод опорных векторов (SVM)	Прогнозирование временных рядов, оценка финансовых рисков (например, банкротства), классификация данных	Эффективен в многомерных пространствах, хорошо работает с нелинейными зависимостями, устойчив к переобучению	Чувствителен к выбору ядра и параметров, медленен на больших наборах данных, «черный ящик» (низкая интерпретируемость)
Деревья решений	Прогнозирование временных рядов, оценка финансовых рисков, классификация клиентов	Интерпретируемость, способность обрабатывать данные с большим количеством переменных, не требует масштабирования данных	Склонность к переобучению, чувствительность к небольшим изменениям в данных, низкая точность по сравнению с ансамблевыми методами
ARIMA-модели	Прогнозирование временных рядов (краткосрочные финансовые показатели)	Хорошо подходят для стационарных временных рядов, учитывают авторегрессию, интеграцию и скользящее среднее	Неэффективны для нелинейных зависимостей, могут быть менее точными, чем машинное обучение, для сложных структур, требуют стационарности данных
Логистическая регрессия	Прогнозирование простых линейных зависимостей, кредитный скоринг (классификация)	Простота и интерпретируемость, быстрая обучаемость, хорошо подходят для базового анализа	Неэффективны для нелинейных зависимостей, чувствительны к выбросам и мультиколлинеарности

Источник. Составлено авторами на основе: Yang, 2025; Карасёв, 2025.

наибольшей точностью при прогнозировании сложных и нелинейных зависимостей, однако страдают от недостатка интерпретируемости. Ансамблевые методы, такие как Random Forest и Gradient Boosting, обеспечивают хорошую точность и устойчивость к переобучению, оставаясь более прозрачными. Это делает их особенно полезными в финансовых задачах, где объяснимость моделей критиче-

ски важна для принятия управленческих решений.

Доказана применимость нейронных сетей к прогнозированию временных рядов при сложной структуре и нелинейностях (Карасёв, 2025), а модели LSTM превосходят регрессию и RNN на корпоративных данных (Yang, 2025). Это подтверждает переход от линейных статистических методов к машинному обучению, особенно

при учете управленческих атрибутов с косвенным и нелинейным влиянием.

Методы машинного обучения обеспечивают более высокую точность и прогностическую силу, но уступают по интерпретируемости. Возрастает значение объяснимого искусственного интеллекта. Эти модели позволяют анализировать исторические финансовые данные, прогнозировать будущие условия и выявлять риски (Yang, 2025). Включение нефинансовых управленческих признаков повышает контекстную обоснованность результатов.

Искусственный интеллект укрепляет корпоративное управление: совершенствует управление рисками, повышает эффективность и вовлеченность заинтересованных сторон. Улучшается качество данных, что повышает надежность входных параметров для прогнозов (Shaban, Omoush, 2025). Это способствует прозрачности, подотчетности и снижению рисков.

Анализ рыночных, макроэкономических и данных из социальных сетей обеспечивает оценку рисков в реальном времени и поддерживает более точный инвестиционный анализ (Ustahaliloglu, 2025). Атрибут «G» используется при прогнозировании ROA и ROE (Ahmad-Zaluki, Wan-Hussin, 2010). Оценка эффективности компаний выходит за пределы традиционных коэффициентов и учитывает качество лидерства и вовлеченность сотрудников (Hezam, Luong, Anthonysamy, 2025).

Таким образом, машинное обучение одновременно использует и улучшает данные корпоративного управления, формируя положительную обратную связь. Инвестиции в ИИ стратегически оправданы: они повышают точность прогнозов и уровень управления, что усиливает стратегическое планирование и финансовые результаты.

Атрибуты корпоративного управления являются значимыми нефинансовыми предикторами финансового состояния. Показана роль ESG-данных для прогноза ROA и ROE (Bouteska, Mili, 2022) и необходимость расширения метрик за пределы классических коэффициентов (Hezam, Luong, Anthonysamy, 2025). Их включение позволяет моделям учитывать стратегию, этику и устойчивость, обеспечивая более целостный прогноз.

Преимущества интеграции управленческих атрибутов в модели машинного обучения:

- повышение точности прогнозов за счет расширенного набора входных данных, включая нефинансовые метрики (Ustahaliloglu, 2025), и регулярного дообучения на новых массивах³;
- более глубокий анализ нефинансовых факторов и выявление скрытых закономерностей в больших данных⁴;
- раннее выявление рисков и отслеживание их динамики в реальном времени (Yang, 2025; Ustahaliloglu, 2025);
- рост прозрачности и подотчетности управленческих решений (Shaban, Omoush, 2025);
- операционные и конкурентные преимущества за счет автоматизации и ускорения анализа.

Ограничения связаны прежде всего с качеством и доступностью управленческих данных. Они нередко разрозненны и неполны и требуют стандартизации, очистки и интеграции^{5,6}. Без надежной инфраструктуры данных высокая точность недостижима.

Сохраняется проблема интерпретируемости: высокоточные глубокие модели воспринимаются как «черные ящики»^{7,8}, что снижает доверие. В корпоративном управлении необходима прозрачность обоснования решений. Требуются методы объяснения поведения моделей без существенной потери точности⁹.

³ Что такое машинное обучение? Amazon Web Services. 2025. URL: <https://aws.amazon.com/ru/what-is/machine-learning/>

⁴ Dapalli P. Advantages of Machine Learning for Businesses in 2025: 15 Key Pros and Cons. Artificial Intelligence. 2025. URL: <https://www.upgrad.com/blog/advantages-and-disadvantages-of-machine-learning/>

⁵ The Top 5 Challenges in Financial Data Governance and How to Overcome Them. SafeBooks.AI. 2025. URL: <https://safebooks.ai/resources/financial-data-governance/challenges-in-financial-data-governance-and-how-to-overcome-them/>

⁶ Rockett D. Data Standardization: Why and How to Standardize Data. Data Governance. 2025. URL: <https://www.rudderstack.com/blog/data-standardization/>

⁷ What is explainable AI? IBM. 2023. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/explainable-ai>

⁸ Molnar C. *Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable*. Switzerland: Christoph Molnar, 2025. 319 p.

⁹ The Impact of AI on Corporate Governance: Opportunities and Challenges. Trust.Community. 2025. URL: <https://community.trustcloud.ai/docs/gre-launchpad/gre-101/governance/the-impact-of-ai-on-corporate-governance-opportunities-and-challenges/>

Модели подвержены дрейфу и риску закрепления исторической предвзятости, что может приводить к неэтичным практикам, включая кредитование и управление персоналом (Shaban, Omoush, 2025). Быстрое развитие технологий опережает регулирование, это усиливает требования к этическому и правовому контролю.

В табл. 3 представлен обзор основных вызовов и ограничений при использовании методов машинного обучения в анализе, составляющих корпоративного управления и их влияния на финансовые результаты.

Таблица 3 отражает ключевые вызовы при включении атрибутов корпоративного управления в ML-модели: низкое качество данных, отсутствие стандартизации, слабая интерпретируемость и дрейф моделей. Однако предложенные стратегии преодоления этих барьеров – такие как внедрение ХАИ, автоматизация обработки данных и регулярный аудит алгоритмов – позволяют ни-

велировать риски и повысить надежность решений. Следовательно, при должной подготовке и инфраструктуре интеграция атрибутов корпоративного управления в машинное обучение может стать практическим инструментом повышения финансовой устойчивости компаний.

Несмотря на преимущества, успешное применение методов машинного обучения и искусственного интеллекта в финансовом прогнозировании с учетом корпоративного управления зависит от качества данных, интерпретируемости моделей и этических рамок. Необходима не только технологическая, но и институциональная зрелость.

Исследование систематизирует измеримые атрибуты корпоративного управления и приводит их к форме, пригодной для включения в модели финансового прогнозирования. Сформирована таксономия признаков, охватывающая характеристики совета директоров, параметры деятельности

Таблица 3

**Вызовы при использовании данных корпоративного управления в ML-моделях
и стратегии их преодоления**

Вызов	Описание	Стратегии преодоления
Низкое качество и доступность данных	Фрагментированные, неполные или неточные данные корпоративного управления, отсутствие единых источников, ручной сбор	Внедрение строгих политик управления данными, очистка и валидация данных, использование открытых наборов данных или партнерств
Проблемы стандартизации и интеграции	Различия в форматах, идентификаторах и системах, информационные silos, несогласованность метрик между командами	Автоматизация сбора, стандартизации и интеграции данных, определение и документирование стандартов, очистка данных перед стандартизацией
Неинтерпретируемость «черного ящика» моделей	Сложность понимания логики принятия решений ИИ, затрудняющая доверие и отладку	Использование объяснимого ИИ (ХАИ) и интерпретируемых моделей, повышение AI-грамотности членов совета директоров
Алгоритмическая предвзятость	Перенос исторических предубеждений из обучающих данных в прогнозы, что может привести к дискриминационным результатам	Разработка и применение этических рамок ИИ, регулярный аудит на предвзятость, тщательная проверка и дебиасинг данных
Дрейф модели	Снижение производительности модели со временем из-за изменения распределения входных данных или целевой переменной	Непрерывный мониторинг производительности модели, регулярное переобучение с учетом новых данных, внедрение автоматизированных систем мониторинга
Регуляторные и этические вопросы	Отсутствие четких норм для ИИ в финансах, риски нарушения конфиденциальности данных, вопросы подотчетности за автоматизированные решения	Активное взаимодействие с регуляторами, разработка внутренних политик и процедур, обеспечение защиты данных и кибербезопасности

Источник. Составлено авторами на основе: Shaban, Omoush, 2025.

профильных комитетов, структуру собственности, а также управленческий компонент ESG. Показана возможность алгоритмического использования этих признаков и предложены процедуры их стандартизации и верификации.

Практическая интеграция атрибутов корпоративного управления в модели прогнозирования предполагает последовательность шагов. Сначала определяется целевая переменная и метрика качества прогноза с учетом временного разреза данных. Затем формируется карта признаков с указанием источников и единиц измерения и задаются правила преобразования текстовых раскрытий в числовые показатели. Далее выполняется сбор и унификация данных из нескольких источников с межисточечной сверкой и документированием версий. На следующем этапе проводится подготовка признаков, включающая обработку пропусков, кодирование категориальных полей и синхронизацию дат управленческих событий с финансовой отчетностью. Бенчмарком служат линейные и обобщенные линейные модели, после чего целесообразно оценивать нелинейные методы, такие как ансамбли деревьев решений и градиентный бустинг, а при наличии протяженных временных рядов – рекуррентные нейронные сети с механизмом LSTM. Для интерпретации вкладов признаков используются технологии объяснимого искусственного интеллекта XAI. Эксплуатация моделей требует процедур MLOps, включающих мониторинг качества, контроль дрейфа распределений и регулярный аудит.

Успешность применения таких подходов зависит не только от технических решений, но и от институциональной зрелости. Важны устойчивые регламенты раскрытия, внутренние стандарты качества данных и распределение ответственности за их поддержание. В противном случае возрастает риск снижения доверия со стороны пользователей моделей и заинтересованных сторон.

Ключевые ограничения связаны с качеством и доступностью данных, изменчивостью параметров моделей во времени, риском алгоритмической предвзятости и ограниченной интерпретируемостью сложных методов. Снизить указанные риски позво-

ляют межисточечная верификация, прозрачные правила импутации, валидация по скользящему окну, применение инструментов XAI, тесты на предвзятость и регламентный пересмотр моделей по календарному плану или при достижении порогов деградации качества.

Практическая значимость результатов состоит в повышении обоснованности и воспроизводимости финансовых прогнозов. Финансовые директора и аналитики получают структурированный набор нефинансовых факторов и понятную процедуру их внедрения. Руководители по корпоративному управлению получают инструменты для сопоставления управленческих практик с финансовыми результатами. Информационно-технологические подразделения получают формализованные требования к данным и процессам. Инвесторы и управляющие активами укрепляют оценку устойчивости компаний. Регуляторы и рейтинговые агентства получают ориентиры для уточнения стандартов раскрытия по ESG и корпоративным метрикам.

Научный вклад заключается в формализации атрибутов корпоративного управления для их количественной интеграции в прогнозные модели и в обосновании условий, при которых нелинейные методы демонстрируют преимущества над традиционными статистическими подходами. Перспективы развития включают расширение набора макроэкономических и институциональных факторов, углубление методов объяснимости и изучение долгосрочных причинно-следственных связей между управленческими характеристиками и финансовыми результатами на основе квази-экспериментальных идентификаций.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ (REFERENCES)

Горбачёва Т.А. 2025. Направления использования машинного обучения в финансовой индустрии. *Вестник Алтайской академии экономики и права*. Т. 2 (2). С. 157–163. [Gorbacheva T.A. 2025. Direction of Using Machine Learning in the Financial Industry. *Vestnik Altayskoy akademii ekonomiki i prava*. Vol. 2(2). PP. 157–163. (In Russ.)] DOI: 10.17513/vaael.3997. EDN: EOAZMW

- Карасёв Д.М.** 2025. Применение методов машинного обучения для прогнозирования финансовых показателей страховой компании. *Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности*. Т. 9 (7). С. 178–186. [Karasev D.M. 2025. The Use of Machine Learning Methods to Predict the Financial Performance of an Insurance Company. *Mezhdunarodnyy zhurnal informatsionnykh tekhnologiy i energoeffektivnosti*. Vol. 9 (7). PP. 178–186. (In Russ.)] EDN: QEFHHX
- Abraham R., Bhimavarapu V.M., El-Chaarani H.** 2025. The Impact of Audit Committee Oversight on Investor Rationality, Price Expectations, Human Capital, and Research and Development Expense. *Journal of Risk and Financial Management*. Vol. 18 (6). 321. DOI: 10.3390/jrfm18060321
- Ahmad-Zaluki N.A., Wan-Hussin W.N.** 2010. Corporate Governance and Earnings Forecasts Accuracy. *Asian Review of Accounting*. Vol. 18 (1). PP. 50–67. DOI: 10.1108/13217341011046006
- Ben Ahmed F., Salhi B., Jarboui A.** 2020. Corporate Governance and Earnings Forecast Accuracy in IPO Prospectuses: An Empirical Analysis. *Journal of Financial Reporting and Accounting*. Vol. 19 (1). PP. 109–132. DOI: 10.1108/JFRA-12-2019-0165
- Bhat G., Hope O.-K., Kang T.** 2006. Does Corporate Governance Transparency Affect the Accuracy of Analyst Forecasts? *Accounting and Finance Association of Australia and New Zealand*. Vol. 46 (5). PP. 715–732. DOI: 10.1111/j.1467-629X.2006.00191.x
- Bouteska A., Mili M.** 2022. Does Corporate Governance Affect Financial Analysts Stock Recommendations, Target Prices Accuracy and Earnings Forecast Characteristics? An Empirical Investigation of US Companies. *Empirical Economics*. Vol. 63. PP. 2125–2171. DOI: 10.1007/s00181-022-02297-3
- Chalaki P., Didar H., Riahinezhad M.** 2012. Corporate Governance Attributes and Financial Reporting Quality: Empirical Evidence from Iran. *International Journal of Social Science and Business*. Vol. 3 (15). PP. 223–229. URL: https://www.researchgate.net/publication/355771089_Corporate_Governance_Attributes_and_Financial_Reporting_Quality_Empirical_Evidence_from_Iran
- Dumitrescu D., Bobitan N., Popa A.F., Sahlian D.N., Stanila C.A.** 2025. Signaling Financial Distress Through Z-Scores and Corporate Governance Compliance Interplay: A Random Forest Approach. *Electronics*. Vol. 14. 2151. DOI: 10.3390/electronics14112151
- Hezam Y., Luong H., Anthonysamy L.** 2025. Machine Learning in Predicting Firm Performance: A Systematic Review. *China Accounting and Finance Review*. Vol. 27 (3). PP. 309–339. DOI: 10.1108/CAFR-03-2024-0036
- Hsu W.-L., Lin Y.-L., Lai J.-P., Liu Y.-H., Pai P.-F.** 2025. Forecasting Corporate Financial Performance Using Deep Learning with Environmental, Social, and Governance Data. *Electronics*. Vol. 14 (3). 417. DOI: 10.3390/electronics14030417
- Kim M., Kang J., Jeon I., Lee J., Park J., Youm S., Jeong J., Woo J., Moon J.** 2024. Differential Impacts of Environmental, Social, and Governance News Sentiment on Corporate Financial Performance in the Global Market: An Analysis of Dynamic Industries Using Advanced Natural Language Processing Models. *Electronics*. Vol. 13. 4507. DOI: 10.3390/electronics13224507
- Latif M.A., Javed A., Rooh S., Malik M.F.** 2025. Does the Fifth Industrial Revolution and Corporate Governance Matter? An Investigation of the Top 100 PSX Companies. *Journal of Asian Development Studies*. Vol. 14 (2). PP. 717–732. DOI: 10.62345/jads.2025.14.2.56
- Li S., Zhang X.** 2025. Can Digital Transformation of Enterprise Improve the Information Environment of the Capital Market? – Evidence from Analyst's perspective. *International Review of Economics & Finance*. Vol. 97. 103773. DOI: 10.1016/j.iref.2024.103773
- Madah Marzuki M.** 2022. Audit Committee Diversity, Analysts' Forecast Accuracy and Earnings Management: Evidence from Malaysia. *Journal of Risk and Financial Management*. Vol. 15 (4). 169. DOI: 10.3390/jrfm15040169
- Mnif A.** 2010. *Corporate Governance and Management Earnings Forecast Quality: Evidence from French IPOs*. Strasbourg: Comptabilité Contrôle Audit. PP. 1–26. URL: <https://shs.hal.science/halshs-00459171v1>
- Mohammadi M., Jamshidi S., Rezvanian A., Gheisari M., Kumar A.** 2024. Advanced Fusion of MTM-LSTM and MLP Models for Time Series Forecasting: An Application for Forecasting the Solar Radiation. *Measurement: Sensors*. Vol. 33. 101179. DOI: 10.1016/j.measen.2024.101179
- Rabaia D.J., Nour A.I., Abu Alia M., Kanj H., AlAkkoumi M., Jebreen K.** 2025. Corporate Governance Mechanisms and Board Characteristics as Determinants of Financial Failure: A Cox Proportional Hazards Model. *European Journal of Pure and Applied Mathematics*. Vol. 18 (2). 5867. DOI: 10.29020/nybg.ejpam.v18i2.5867
- Rahman A., Talukdar B., Fan Z.S.** 2023. Board Independence and Analysts Forecast Accuracy: R&D Perspective. *Journal of Economics and Business*. Vol. 127. 106136. DOI: 10.1016/j.jeconbus.2023.106136
- Shaban O.S., Omoush A.** 2025. AI-Driven Financial Transparency and Corporate Governance: Enhancing Accounting Practices with Evidence from Jordan. *Sustainability*. Vol. 17 (9). 3818. DOI: 10.3390/su17093818

Shahab ud Din, Khan W., Saleem F., Khan M.Y. 2024. CEO Duality, Board Independence and Firm Financial Performance: Evidence from an Asian Emerging Market. *Sarhad Journal of Management Sciences*. Vol. 10 (1). PP. 59–77. DOI: 10.31529/2024/1/5

Ustahaliloglu M. 2025. Artificial Intelligence in Corporate Governance. *Corporate Law and Governance Review*. Vol. 7(1). PP. 123–134. DOI: 10.22495/clgrv7i1p11

Wang J., Tian X., Ma X. 2024. Common Institutional Ownership and Analyst Earnings Forecasts.

International Review of Economics & Finance. Vol. 96 (A). PP. 103522. DOI: 10.1016/j.iref.2024.103522

Yang A. 2025. Big Data-Driven Corporate Financial Forecasting and Decision Support: A Study of CNN-LSTM Machine Learning Models. *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*. Vol. 11. PP. 1566078. DOI: 10.3389/fams.2025.1566078

Zeng X., Wang C. 2025. The Impact of Corporate Digital Transformation on the Accuracy of Management's Earnings Forecasts. *International Review of Economics & Finance*. Vol. 102. PP. 104348. DOI: 10.1016/j.iref.2025.104348

MEASURABLE ATTRIBUTES OF CORPORATE GOVERNANCE IN FINANCIAL FORECASTING: SYSTEMATIZATION OF FEATURES AND ALGORITHMS

A. Terentev¹ (<https://orcid.org/0009-0006-3245-8157>);

A. Dashin¹ (<https://orcid.org/0000-0003-1586-4939>)

¹ Kazan (Volga Region) Federal University (Kazan, Russia).

Corresponding author: Anton Terentev (aaterentev05@mail.ru).

ABSTRACT. The study systematises measurable corporate governance attributes and outlines their operationalisation in financial forecasting models. The methodological approach comprises a systematic review of empirical research on Russian and international companies, a taxonomy of governance attributes, and a comparative appraisal of machine learning (ML) algorithms. The analysis elucidates causal channels through which the board of directors, audit committee activities, ownership structure, and the governance aspect of ESG disclosure can enrich the information environment and reduce forecast uncertainty. This study proposes a practical framework for integrating governance features into the ML modelling pipeline: data sources and standardisation, feature engineering, selection of baseline algorithms, and using Explainable Artificial Intelligence (XAI) for interpretability. Limitations include incomplete data, model drift, and algorithmic bias; mitigation measures involve validation protocols, Machine Learning Operations (MLOps), and periodic model audits. The study provides a methodological basis for reproducible forecasting useful to analysts, non-financial companies, investors, and regulators. Future work includes incorporating macroeconomic factors and developing adaptive models, such as recurrent neural networks with Long Short-Term Memory (LSTM).

Keywords: machine learning in finance, corporate governance attributes, ESG metrics, explainable artificial intelligence (XAI), neural networks.

JEL-code: G34, C38, C45, C55, M15.

DOI: 10.46782/1818-4510-2025-4-72-82

Received 7.10.2025

In citation: Terentev A., Dashin A. 2025. Measurable Attributes of Corporate Governance in Financial Forecasting: Systematization of Features and Algorithms. *Belorusskiy ekonomicheskiy zhurnal*. No 4. PP. 72–82. DOI: 10.46782/1818-4510-2025-4-72-82 (In Russ.)

