

---

## ВЫЯВЛЕНИЕ ПРИЗНАКОВ МАНИПУЛЯЦИЙ В ФИНАНСОВОЙ ОТЧЕТНОСТИ С ПОМОЩЬЮ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ НА ПРИМЕРЕ ОРГАНИЗАЦИЙ СТРОИТЕЛЬНОГО СЕКТОРА

---

**Завалишина Александра Константиновна**, канд. экон. наук, доц.  
**Метляев Егор Максимович**, спец.

Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», Каширское шоссе, 31, Москва, Россия, 115409; e-mail: akzavalishina@gmail.com; metlyaevem@yandex.ru

*Предмет:* согласно обзорам профильных организаций, проблема манипулирования финансовой отчетностью не теряет своей актуальности как по причине сложности выявления, так по причине растущих объемов ущерба. *Цель работы:* использование моделей машинного обучения с целью обнаружения признаков манипулирования финансовой отчетностью с некоторой точностью, используя публичные данные финансовой отчетности строительных организаций. *Дизайн исследования:* рассмотрено понятие манипулирования бухгалтерской отчетностью как частного понятия искажения, проведен обзор документов профильных организаций, занимающихся проблемой искажения финансовой отчетности. Приведен сбор и процесс обработки исходных данных, а также отбор наиболее информативных признаков с помощью методов статистического анализа. *Результаты:* приведены особенности строительной отрасли, сформирована совокупность финансовых коэффициентов, позволяющих своевременно выявить признаки манипулирования финансовой отчетностью, проведена кластеризация данных с помощью метода K-средних, построены модели машинного обучения с различной степенью точности предсказания на основе полученных и обработанных ранее данных.

**Ключевые слова:** манипуляция, финансовая отчетность, корпоративное мошенничество.

**DOI:** 10.17308/meps/2078-9017/2023/8/60-72

## **Введение**

Экономические преступления, связанные с преднамеренным искажением финансовой отчетности, традиционно являются одними из самых распространенных экономических преступлений согласно обзорам различных профильных организаций. Например, по результатам доклада Ассоциации сертифицированных экспертов по борьбе с мошенничеством (ACFE) «Report to the nations» за 2022 год манипуляции с финансовой отчетностью составляют всего 9% от общего числа случаев (вывод и незаконное присвоение активов 86%, коррупция 50%). Это обусловлено рядом причин, наиболее значимыми из которых являются трудности в сборе и оценке доказательств предотвращения и раскрытия такого преступления. При этом, среднемесячные потери от осуществления схем манипулирования финансовой отчетностью являются самыми высокими среди остальных видов корпоративного мошенничества – 32,9 тыс. долларов США (наряду с 12,5 тыс. долларов США – от коррупции).

Актуальность борьбы с манипулированием финансовой отчетностью заключается в ее последствиях, так как создается дополнительный информационный риск, понижается эффективность рынка капитала, снижается прозрачность негосударственного сектора экономики, сокращается эффективность государственного контроля.

## **Методы и результаты исследования**

Проблемой искажения финансовой отчетности занимались как зарубежные исследователи: Д. Зак [2], Д. Л. Ковасич [3], М. Дж. Комер [5], так и отечественные исследователи, например Ж.А. Кеворкова [6], Н.Р. Резяпова [9], Л. В. Сотникова [10], Г.В. Соболева [11], Н.Ф. Ферулева [12].

Манипулирование финансовой отчетностью является одним из возможных способов искажения отчетности. Причем, согласно международному стандарту аудита (МСА) №315 «Выявление и оценка рисков существенного искажения», искажение может возникнуть как намеренно вследствие недобросовестных действий, так и в случае совершения ошибки. Основная цель манипулирования финансовой отчетностью – преднамеренное искажение или упущение раскрытия информации в финансовой отчетности, чтобы ввести в заблуждение внутренних и/или внешних пользователей информации. Несмотря на усилия по ужесточению контроля, регулярно обнаруживают все больше и больше организаций, которые по тем или иным причинам манипулируют данными о финансовом состоянии организации. Причины манипулирования отчетностью – различны, например, для демонстрации финансовой стабильности организации, получения премий за высокие финансовые результаты.

После обнаружения искажения в отчетности появляется вопрос о причине его возникновения: была ли это ошибка или это следствие недобросовестных действий? Из определения стандарта МСА №240 «Обязанности аудитора в отношении недобросовестных действий при проведении аудита

финансовой отчетности» следует, что разграничивающим признаком служит наличие или отсутствие умысла в действиях работников организации. Также наличие и доказательства умысла является необходимой частью при рассмотрении дела в суде.

Данный процесс осложняется тем, что многие формы первичных документов могут быть либо неправильно оформлены, либо неверно составлены. Так проблема неправильного оформления влечет за собой как искажение, так и потерю первичной информации, что создает дополнительные трудности для обнаружения.

Соответственно, выявить фальсификацию бухгалтерской отчетности, даже имея полный доступ к внутренним документам организации, является сложной задачей. Для внешнего пользователя финансовой отчетности единственный способ оценить экономическое состояние организации – анализ публичных данных, разглашение которых, согласно законодательству РФ, для организаций обязательно. К ним относятся данные из бухгалтерского баланса, отчета о финансовых результатах и приложений к ним, включая отчет о движении денежных средств и отчет об изменениях капитала. [7]

Соответственно целью работы является анализ данных публичных финансовой отчетности в рамках выявления признаков манипулирования отчетностью.

Для более качественных результатов необходимо анализировать такую область экономики, в которой манипулирование происходит чаще всего. На основе различных исследований выявилось, что чаще всего манипулирование финансовой отчетностью на территории Российской Федерации происходит в строительных организациях [1] [4] [8]. Это связано многими особенностями, которыми характеризуется строительная отрасль, например, существенные суммы проводимых операций, территориальная рассредоточенность бизнеса, длительный процесс выполнения работ, дифференцированные способы оценки стоимости работ, а также сложная структура отрасли.

С помощью интернет-ресурса «СПАРК-Интерфакс» были выгружены показатели финансовой отчетности по 9 774 организациям с видом деятельности по ОКВЭД 42.11 «Строительство автомобильных дорог и автомагистралей». Полученные данные являлись основой для последующих преобразований и анализа.

Главной особенностью выборки из почти десяти тысяч организаций является многообразие самих компаний. Представлены как организации, которые относятся к малому бизнесу, так и компании-мастодонты, существующие на рынке уже десятилетиями. Из этой особенности вытекает и существенный недостаток – разные масштабы организаций. При анализе организации, масштаб деятельности которых «несущественный» (десятки миллионов рублей) и масштаб которых «существенный» (сотни миллиардов

рублей), будут классифицированы как выбросы, что негативно сказывается на качестве всей выборки.

Второй существенной особенностью представленных данных являются 58 показателей финансовой отчетности для каждой из десяти тысяч организаций («Выручка», «Собственный капитал», «Чистая прибыль» и так далее). Информация по некоторым из них отсутствует или равна 0. Примерно 35% от всей таблицы исходных данных – это пустые ячейки. Данная особенность оказывает прямое влияние на возможное количество рассматриваемых объектов. Так, если взять только показатель «Выручка», то для анализа будут доступны все исходные десять тысяч организаций. Однако если взять два показателя, например, «Выручка» и «Запасы», то их количество снижается до восьми тысяч. Соответственно, чем больше показателей используется, тем сильнее снижается количество объектов для анализа.

Для того чтобы нивелировать указанные ранее особенности, с помощью нескольких тестов были сформированы 17 финансовых коэффициентов, позволяющих как достичь «оптимального» количества объектов для анализа, так и максимально подробно описать исходную выборку данных, они представлены на рис. 1. Полученные показатели охватывают статьи бухгалтерского баланса и отчета о финансовых результатах, а также характеризуют эффективность, деловую активность и финансовую устойчивость организации.

| Коэффициенты оборачиваемости:                                                                                                                                                                                                                      | Показатели рентабельности:                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             | Финансовые коэффициенты:                                                                                                                                                                          |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>• Внеоборотных активов</li> <li>• Оборотных активов</li> <li>• Запасов</li> <li>• Дебиторской задолженности</li> <li>• Кредиторской задолженности</li> <li>• Основных средств</li> <li>• Активов</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Рентабельность продаж</li> <li>• Рентабельность продаж по валовой прибыли</li> <li>• Рентабельность продаж по EBIT</li> <li>• Рентабельность собственного капитала</li> <li>• Рентабельность оборотных активов по прибыли от продаж</li> <li>• Рентабельность активов по EBIT</li> <li>• Рентабельность активов по валовой прибыли</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Соотношение дебиторской задолженности и активов</li> <li>• Доля оборотного капитала в активах</li> <li>• Коэффициент финансовой независимости</li> </ul> |

Рис. 1. Сформированная совокупность показателей коэффициентного анализа

Помимо указанных коэффициентов, дополнительно введен бинарный признак манипуляции финансовой отчетностью, для которого значение «0» – организация не манипулировала финансовой отчетностью, и значение «1» – организация манипулировала финансовой отчетностью.

Следующим этапом стало формирование обучающей выборки: сокращение с десяти тысяч организаций с 58 показателями до 500 организаций с 17 финансовыми коэффициентами и одним бинарным признаком. Среди указанных 500 организаций 400 не манипулировали финансовой отчетностью, а оставшиеся 100 организаций – манипулировали финансовой отчетностью. Важно, что при работе с указанными 500 организациями, существует четкая уверенность в том, что организация либо осуществляла манипулирование финансовой отчетностью, либо нет.

Таким образом, информация о том, что организация манипулировала финансовой отчетностью, была проверена из источников СМИ и Интернет-ресурсов, при одновременной проверке наличия уголовных дел у соответствующих организаций. В то время организации, которые не манипулировали финансовой отчетностью, отбирались по другим критериям. Таким как: обязательная успешно пройденная налоговая проверка, отсутствие правонарушений и уголовных дел, связанных с искажением финансовой отчетности, а также наличие аудиторского заключения у некоторых организаций. Указанные проверки позволяют максимально удостовериться в том, что организация осуществляет хозяйственную деятельность без видимых серьезных нарушений.

После формирования обучающей выборки из 500 объектов необходимо очистить выборку от возможных выбросов с помощью кластеризации методом К-средних. Таким образом, при выборе в качестве признаков 17 финансовых коэффициентов и разделении выборки на 2, 3 и 4 кластера, можно сделать вывод о неравномерном распределении объектов по кластерам.

Таблица 1

Кластеризация методом К-средних на 2 кластера

| Номер кластера | Объекты, которые фальсифицировали | Объекты, которые не фальсифицировали |
|----------------|-----------------------------------|--------------------------------------|
| Кластер № 1    | 100                               | 333                                  |
| Кластер № 2    | 0                                 | 67                                   |

Таблица 2

Кластеризация методом К-средних на 3 кластера

| Номер кластера | Объекты, которые фальсифицировали | Объекты, которые не фальсифицировали |
|----------------|-----------------------------------|--------------------------------------|
| Кластер № 1    | 0                                 | 36                                   |
| Кластер № 2    | 100                               | 310                                  |
| Кластер № 3    | 0                                 | 54                                   |

Таблица 3

## Кластеризация методом К-средних на 4 кластера

| Номер кластера | Объекты, которые фальсифицировали | Объекты, которые не фальсифицировали |
|----------------|-----------------------------------|--------------------------------------|
| Кластер № 1    | 0                                 | 2                                    |
| Кластер № 2    | 100                               | 390                                  |
| Кластер № 3    | 0                                 | 5                                    |
| Кластер № 4    | 0                                 | 3                                    |

По результатам кластеризации можно отметить, что большая часть объектов (более 400 объектов), находятся в одном кластере, в то время как другие кластеры составлены из небольших групп объектов. Было удалено 90 объектов, тем самым произошло уменьшение выборки с 500 до 410 объектов. Далее была проведена кластеризация методом К-средних для оставшихся 410 объектов, которая в результате выглядит более гармонично, чем для предыдущего варианта.

Таблица 4

## Кластеризация методом К-средних на 2 кластера

| Номер кластера | Объекты, которые фальсифицировали | Объекты, которые не фальсифицировали |
|----------------|-----------------------------------|--------------------------------------|
| Кластер № 1    | 12                                | 133                                  |
| Кластер № 2    | 88                                | 177                                  |

Таблица 5

## Кластеризация методом К-средних на 3 кластера

| Номер кластера | Объекты, которые фальсифицировали | Объекты, которые не фальсифицировали |
|----------------|-----------------------------------|--------------------------------------|
| Кластер № 1    | 38                                | 92                                   |
| Кластер № 2    | 51                                | 110                                  |
| Кластер № 3    | 11                                | 108                                  |

Таблица 6

## Кластеризация методом К-средних на 4 кластера

| Номер кластера | Объекты, которые фальсифицировали | Объекты, которые не фальсифицировали |
|----------------|-----------------------------------|--------------------------------------|
| Кластер № 1    | 5                                 | 92                                   |
| Кластер № 2    | 31                                | 84                                   |
| Кластер № 3    | 7                                 | 64                                   |
| Кластер № 4    | 57                                | 70                                   |

После очистки выборки была проведена оценка наиболее информативных признаков. Это связано с тем, что среди 17 финансовых коэффициентов не все одинаково влияют на информативность выборки. К тому же, некоторые из признаков могут коррелироваться, фактически дублируя данные.

Отбор информативных признаков был осуществлен двумя способами: сокращением признакового пространства и созданием нового признакового пространства. В первом случае, с помощью элементов дискриминантного анализа было установлено, что значимым является только 1 признак из 17 исходных – это коэффициент финансовой независимости. Другим способом сокращения признакового пространства, методом рекурсивного исключения признаков с кросс-валидацией, было выявлено 2 значимых признака: коэффициент финансовой независимости и коэффициент оборачиваемости оборотных активов. Таким образом, нет необходимости использовать для дальнейшего анализа 17 финансовых коэффициентов, а достаточно использовать 1 и 2 коэффициента соответственно (рис. 2).

Факторный анализ, являясь методом создания нового признакового пространства, предлагает альтернативный подход к отбору наиболее информативных признаков. Он «объединяет» 17 финансовых коэффициентов в 8 новых признаков-факторов, которые описывают 83% дисперсии исходных 17 коэффициентов (рис. 2).

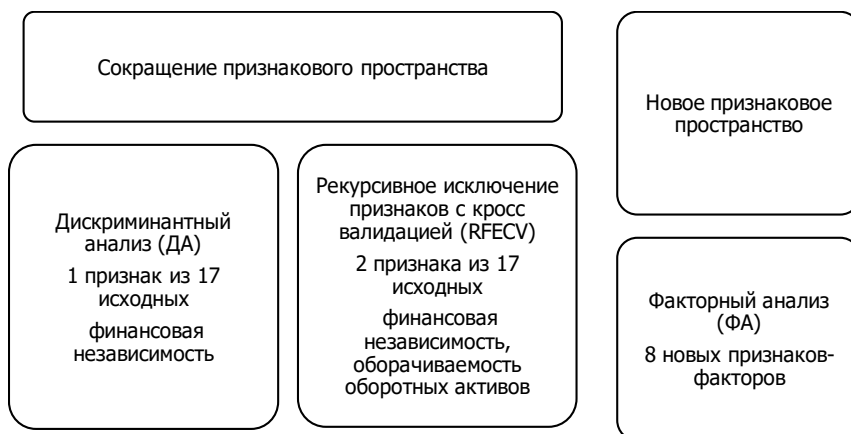


Рис. 2. Отбор наиболее информативных признаков

По итогам этапа отбора информативных признаков удалось уменьшить признаковое пространство, а также составить новое пространство. Полученные результаты использовались для построения моделей машинного обучения.

Основная цель решения задачи классификации – на основе обучающей выборки построить такую модель, которая с требуемой точностью будет предсказывать значения на контрольной выборке. Наиболее частое разбиение на обучающую и контрольную выборки – соотношение 70 на 30. Тогда, в рамках задачи, из 410 исходных объектов обучающая выборка состоит из 287 объектов, среди которых 76 объектов манипулировали финансовой отчетностью, а контрольная выборка – из 123 объектов, среди которых 24 объекта манипулировали финансовой отчетностью.

Последовательно был проведен анализ нескольких методов решения задачи классификации, используя результаты этапа отбора наиболее информативных признаков.

Первым способом решения задачи классификации стало обучение многослойного перцептрона. Обучив более 100 нейронных сетей, удалось прийти к следующим результатам (рис. 3).



Рис. 3. Решение задачи классификации с помощью многослойного перцептрона

Лучшую точность предсказания на контрольной выборке показали 8 признаков-факторов, полученные с помощью факторного анализа. Лучшая модель достигла точности предсказания в 83,6%, в то время как лучшие модели для результатов дискриминантного анализа и метода рекурсивного исключения признаков с кросс-валидацией показали результаты, схожие со средними результатами моделей для факторного анализа.

Противоположные результаты показал метод простого разбиения на test/train для классификатора sklearn (рис. 4).



Рис. 4. Решение задачи классификации с помощью простого разбиения на test/train для классификатора sklearn



В данном случае уже факторный анализ показал худшие результаты, в то время как лучшие модели для дискриминантного анализа и метода рекурсивного исключения признаков с кросс-валидацией достигли точности предсказания в 78,9% и 79,7% соответственно, превысив результаты многослойного персептрона.

Следующим способом решения задачи классификации стало использование композиции алгоритмов. Были использованы композиции алгоритмов «AdaBoost», «Bagging» и «Bagging + RSM». Последовательно рассмотрим результаты для каждой композиции алгоритмов.

Так композиция алгоритмов продемонстрировала практически идентичную точность предсказания, различия по которой компенсировались средним значением. Для результатов дискриминантного анализа, метода рекурсивного исключения признаков с кросс-валидацией и факторного анализа использовались различные файлы, не связанные между собой. «AdaBoost» действительно создал сильно похожие между собой базовые алгоритмы, показавшие низкую точностью относительно ранее рассмотренных методов решения задачи классификации. На основе полученных результатов можно сделать вывод, что композиция «AdaBoost» не подходит для решения данной задачи.

Композиции алгоритмов «Bagging» и «Bagging + RSM» показали, относительно других методов, худшие результаты. Это связано с тем, что базовые алгоритмы, созданные на основе более мелких обучающих выборок, схожи между собой, что негативно влияет на финальную точность всей композиции алгоритмов (рис. 5).



Рис. 5. Решение задачи классификации с помощью композиции алгоритмов «Bagging»

Композиция алгоритмов «Bagging + RSM» предполагает использовать небольшую часть от выборки объектов и от признакового пространства. Также для RSM необходимо использовать не наиболее информативные признаки, отобранные с помощью дискриминантного анализа и метода рекурсивного исключения признаков с кросс-валидацией, поэтому вместо них

были использованы исходные 17 финансовых коэффициентов и результаты факторного анализа (рис. 6).



Рис. 6. Решение задачи классификации с помощью композиции алгоритмов «Bagging + RSM»

### Заключение

Таким образом, лучшие результаты продемонстрировали нейронные сети на основе результатов факторного анализа. Им удалось достичь точности в 83,6%, что является высокой точностью предсказания. Однако, это далеко не идеальная точность предсказания. Всего лишь около 15 моделей смогли превысить точность в 80%.

Один из возможных способов повышения точности – использование других исходных данных. В ходе работы использовались данные, которые находятся в открытом доступе. Возможно, если в качестве исходных данных использовать внутренние документы самой организации, качество моделей удастся повысить.

Детализация формирования статей бухгалтерского баланса, отчета о финансовых результатах и отчета о движении денежных средств, а также дополнительные отчеты, например, оборотно-сальдовая ведомость, вероятно, позволят выявить скрытые зависимости между манипулированием и процессом формирования финансовых отчетов.

Результаты данного исследования могут служить основой для дальнейших разработок мероприятий выявления признаков манипулирования финансовой отчетностью строительных компаний.

### Список источников

1. Завалишина А.К. Рекомендации по анализу финансового состояния организаций, входящих в группу компаний, задействованных в манипулировании финансовой отчетностью, на примере строительного сектора // *Материалы Второго Международного научно-практического форума по экономической безопасности «VII ВСКЭБ»:*

*материалы форума*, Москва, 21–23 апреля 2021 года. Москва, 2021, с. 298-305.

2. Зак Д. *Справедливая стоимость – соблазны манипулирования отчетностью. Новые глобальные риски и методы их выявления*. Москва. Издательство Маросейка, 2010. 232 с.

3. Ковасич Д.Л. *Противодействие мошенничеству. Как разработать и реали-*

зовать программу мероприятий. Москва. Издательство Маросейка, 2010. 310 с.

4. Когденко В.Г., Завалишина А.К. Исследование особенностей манипулирования отчетностью в организациях строительного сектора // *Экономический анализ: теория и практика*, 2020, т. 19, по. 9(504), с. 1614-1645.

5. Комер Майкл Дж. *Расследование корпоративного мошенничества*. Москва, Издательство Нипро, 2004. 326 с.

6. Кеворкова Ж.А. Области повышенного риска мошенничества на рынке фармацевтики // *Современная экономика: проблемы и решения*, 2023, по. 2(158), с. 81-90.

7. Костюкова Е.И., Бобрышев А.Н., Феськова М.В., Татарина М.Н. Отчетность как инструмент управления субъектами малого предпринимательства // *Современная экономика: проблемы и решения*, 2023, по. 6(162), с. 76-88.

8. Прилепская А.А. Отражение ключевых вопросов аудита в аудиторском за-

ключении строительных организаций // *Бухучет в строительных организациях*, 2020, по. 6, с. 47-55.

9. Резяпова Н.Р. Использование аудиторами внутреннего контроля как инструмента обнаружения корпоративного мошенничества // *Наука и общество*, 2015, по. 2(21), с. 99-102.

10. Сотникова Л.В. *Мошенничество в финансовой отчетности: обнаружение и предупреждение*. Москва, Общество с ограниченной ответственностью «Русайнс», 2019. 396 с.

11. Соболева Г.В. Анализ взаимосвязи особенностей финансово-хозяйственной деятельности и возможного риска фальсификации финансовой отчетности // *Аудиторские ведомости*, 2014, по. 3.

12. Ферулева Н.В., Штефан М.А. Выявление фактов фальсификации финансовой отчетности в российских компаниях: анализ применимости моделей Бениша и Роксас // *Российский журнал менеджмента*, 2016, по. 3 (14), 2016, с. 49-70.

---

# DETECTION OF SIGNS OF MANIPULATION IN FINANCIAL STATEMENTS USING MACHINE LEARNING METHODS USING THE EXAMPLE OF ORGANIZATIONS IN THE CONSTRUCTION SECTOR

---

**Zavalishina Alexandra Konstantinovna**, Cand. Sci. (Econ.), Assos. Prof.  
**Metlyayev Egor Maksimovich**, B.Sc. + M.Sc.

National Research Nuclear University «MEPhI», Kashirskoe Shosse, 31, Moscow, Russia,  
115409; e-mail: akzavalishina@gmail.com; metlyayevem@yandex.ru

*Importance:* according to reviews of specialized organizations, the problem of manipulation of financial statements does not lose its relevance both because of the difficulty of identifying it and because of the growing volume of damage. *Purpose:* use machine learning models to detect signs of manipulation of financial statements with some accuracy, using public data from financial statements of construction organizations. *Research design:* the concept of manipulation of financial statements as a particular concept of distortion is considered, a review of documents of specialized organizations dealing with the problem of distortion of financial statements is carried out. The collection and processing of initial data is presented, as well as the selection of the most informative features using statistical analysis methods. *Results:* the features of the construction industry are presented, a set of financial ratios has been formed that allow timely identification of signs of manipulation of financial statements, data clustering has been carried out using the K-means method, machine learning models have been built with varying degrees of prediction accuracy based on previously obtained and processed data.

**Keywords:** manipulation, financial reporting, corporate fraud.

## References

1. Zavalishina A.K. Recommendations for analyzing the financial condition of organizations included in a group of companies involved in the manipulation of financial statements, using the example of the construction sector. *Materials of the Second International Scientific and Practical Forum on Economic Security "VII VSKEB": Forum materials*, Moscow, April 21–23, 2021. Moscow, 2021, pp. 298-305. (In Russ.)
2. Zach D. *Fair value – temptations to manipulate reporting. New global risks and methods for identifying them.* Moscow, Maroseyka Publishing House, 2010. 232 pp. (In Russ.)
3. Kovasich D.L. *Anti-fraud. How to develop and implement an event program.* Moscow, Maroseyka Publishing House, 2010. 310 pp. (In Russ.)
4. Kogdenko V.G., Zavalishina A.K. Study of the features of manipulation of reporting in organizations of the construction sector. *Economic analysis: theory and practice*, 2020, T. 19, no. 9(504), pp. 1614-1645. (In Russ.)
5. Comer Michael J. *Investigation of*

*corporate fraud*. Moscow, Hippo Publishing House, 2004. 326 pp. (In Russ.)

6. Kevorkova Zh. A. Areas of increased risk of fraud in the pharmaceutical market. *Modern Economics: Problems and Solutions*, 2023, no. 2(158), pp. 81-90. (In Russ.)

7. Kostyukova E.I., Bobryshev A.N., Feskova M.V., Tatarinova M.N. Reporting as a tool for managing small businesses. *Modern Economics: Problems and Solutions*, 2023, no. 6 (162), pp. 76-88. (In Russ.)

8. Prilepskaya A.A. Reflection of key audit issues in the audit report of construction organizations. *Accounting in construction organizations*, 2020, no. 6, pp. 47-55. (In Russ.)

9. Rezyapova N.R. The use of internal control by auditors as a tool for detecting

*corporate fraud*. *Science and Society*, 2015, no 2(21), pp. 99-102. (In Russ.)

10. Sotnikova L.V. *Fraud in financial reporting: detection and prevention*. Moscow, Limited Liability Company «Rusines», 2019. 396 p. (In Russ.)

11. Soboleva G.V. Analysis of the relationship between the features of financial and economic activity and the possible risk of falsification of financial statements. *Audit statements*, 2014, no. 3. (In Russ.)

12. Feruleva N.V., Stefan M.A. Identification of facts of falsification of financial statements in Russian companies: analysis of the applicability of the Benish and Roxas models. *Russian Journal of Management*, 2016, no. 3 (14), 2016, pp. 49-70. (In Russ.)