

**РАЗРАБОТКА АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ МОДЕЛИ ПРОВЕРКИ БЛАГОНАДЕЖНОСТИ  
ЮРИДИЧЕСКИХ ЛИЦ**

Е.И. Васильев, Г.Р. Егле, А.В. Осипенко

Научный руководитель: ст. преп. каф. ЭБ А.С. Колтайс

Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники,

Россия, г. Томск, пр. Ленина, 40, 634050

E-mail: egg.or.no@gmail.com, germanegle@mail.ru

**DEVELOPMENT OF AN AUTOMATED MODEL FOR VERIFICATION OF THE RELIABILITY OF  
LEGAL ENTITIES**

E.I. Vasiliev, G.R. Egle, A.V. Osipenko

Scientific Supervisor: art. prep. kaf. EB A.S. Koltais

Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics, Russia, Tomsk, Lenin str., 40, 634050

E-mail: egg.or.no@gmail.com, germanegle@mail.ru

**Abstract.** *The present article develops a system for determining the reliability of legal entities to automate their verification based on regulatory legal acts. Several machine learning methods are considered as a checking mechanism.*

**Введение.** Необходимость проверить партнёров перед заключением договорных отношений приходит всё к большему числу компаний. Позднее из этого могут являться негативные последствия в деятельности компании, например, неплатежи со стороны контрагентов. Это основной показатель неблагонадёжности, острота которого выросла с 17,2% респондентов второго квартала прошлого года до 23,8% третьего квартала по результатам анкетирования Российского союза промышленников и предпринимателей [1].

Вследствие этого появляется необходимость создания системы по определению благонадёжности контрагентов, но количество факторов, оказывающих влияние на оценку, меняется в зависимости от отрасли компании, что усложняет ручную проверку. Автоматизация данного процесса позволит сократить использование человеческих ресурсов, а с учётом большого объёма входных данных, методы машинного обучения будут наиболее подходящим решением.

**Экспериментальная часть.** В первую очередь были рассмотрены существующие модели для оценки благонадёжности компаний, а именно «Оценка вероятности финансового банкротства организаций» К.С. Тротт, А.Ф. Шамсутдинова и «Три этапа проведения финансового анализа предприятия» В.Ю. Жданова и «Модель оценки вероятности банкротства» А.С. Колтайса, Н.А. Козловой [2–4]. Из данных документов были выделены признаки неблагонадёжного контрагента на основе нормативно-правовых актов. Так в исследуемой системе были выделены стоп-факторы, наличие которых следует учитывать согласно Постановлению Пленума ВАС РФ от 12.10.2006 N 53 «Об оценке арбитражными судами обоснованности получения налогоплательщиком налоговой выгоды», Письма ФНС и Приказа ФНС «Об утверждении концепции системы планирования выездных налоговых

проверок». К стоп-факторам относятся: отсутствие информации о государственной регистрации контрагента; наличие информации о прекращении/приостановлении деятельности; исключении недействующего лица из ЕГРЮЛ; нахождение на стадии ликвидации; нахождение на стадии банкротства; отозванная лицензия; массовость адреса; отсутствие по юридическому адресу по данным ФНС [4].

Несмотря на упомянутые сведения из ЕГРЮЛ и на их свободный доступ, этих признаков недостаточно для комплексной и полной проверки благонадёжности ЮЛ. Существует ряд критериев, которые невозможно автоматизировать. Например, к таким сведениям относится «аффилированность лиц», так как она требует анализа взаимосвязей участников крупных проектов с проверкой документов и договоров. Аналогичным критерием является «наличие сайта и его анализ», так как в государственных информационных ресурсах подобная информация не предоставляется.

Таким образом, среди всех рассмотренных признаков были выбраны тринадцать для автоматизации процесса:

- финансово-хозяйственные показатели (отражение в бухгалтерской отчётности убытка на протяжении 2-х и более календарных лет; нарушение налогового законодательства в прошлом; наличие у контрагента задолженностей по уплате налогов и/или не предоставление налоговой отчетности более года);
- показатели учредительной информации (среднесписочная численность; в исполнительный орган входят дисквалифицированные лица);
- показатели репутации (возраст компании; количество арбитражных дел в качестве ответчика; количество текущих исполнительных производств; количество погашенных исполнительных производств);
- финансовые показатели (анализ рентабельности; анализ показателей финансовой устойчивости; анализ и оценка ликвидности; анализ показателей деловой активности).

В данной работе не рассматривались отраслевые критерии, так как их раскрытие для каждой существующей отрасли является комплексной задачей, которую следует рассматривать отдельно от общей модели определения благонадёжности ЮЛ.

В качестве набора данных для апробации был отобран список из 360 компаний по Томской области. По каждому контрагенту предоставляется информация о девяти стоп-факторах и четырнадцати критериях для модели, которая будет определять методами машинного обучения, благонадёжен ли данный потенциальный партнёр. Для подобной классификации объектов необходимо иметь «учителя», указывающего на оценку, к которой нужно стремиться. В данном случае в качестве «учителя» использовался сводный индикатор в ИАС СПАРК [5].

В качестве классификаторов для обработки данных применялись метод k-ближайших соседей, метод опорных векторов, наивный Байес и дерево принятия решений. Были выбраны именно представленные алгоритмы, так как они уже показали свою эффективность при определении благонадёжности индивидуальных предпринимателей [6, 7].

По каждому методу были подобраны гиперпараметры, с которыми была достигнута наилучшая доля верных предсказаний, но оценка велась не по одному показателю: учитывались метрики полноты, точности и F1-меры, объединяющей в себе две предыдущие по среднему гармоническому значению.

**Результаты.** Результаты апробации модели по каждому методу приведены в таблице 1. Собранные данные указывают, что дерево принятия решений продемонстрировало наихудшую долю верных ответов, но даже так превзошёл значение 94%. Среди самых точных алгоритмов оказались метод k-ближайших соседей и метод опорных векторов с долей правильных ответов 98,33% и F1-мерой в 99,01%.

Таблица 1

*Результаты апробации модели методами машинного обучения*

Метрика	Метод k-ближайших соседей	Метод опорных векторов	Байесовский алгоритм Бернулли	Дерево принятия решений
Доля верных прогнозов	0,9833	0,9833	0,9722	0,9444
Точность	0,9804	0,9868	0,9677	1,0000
Полнота	1,0000	0,9937	1,0000	0,9333
F1-мера	0,9901	0,9901	0,9836	0,9655

Для определения лучшего алгоритма стоит обратить внимание на показатель точности, который выше у метода опорных векторов. Данная метрика будет более важной, чем полнота, из-за тематики апробации: уменьшение точности означает увеличение количества неблагонадёжных контрагентов, которых система классифицировала как благонадёжных. В рамках текущей статьи подобный случай определяется как менее результативный, чем увеличение количества благонадёжных компаний, определённых как обратные.

**Заключение.** В рамках работы была разработана модель, предназначенная для определения благонадёжности ЮЛ, а также она была проверена с помощью алгоритмов машинного обучения. Среди них наилучшую точность показал метод опорных векторов – доля верных ответов и F1-мера составили соответственно 98,33% и 99,01%. Для улучшения текущих результатов следует обратить внимание на отраслевые критерии или на другие методы машинного обучения, но уже сейчас разработанная модель будет полезна для оценки потенциальных компаний-партнёров.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. РСПП оценил состояние российской экономики и деятельность компаний за III квартал 2022 года [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://rspp.ru/events/news/rspp-otsenil-sostoyanie-rossiyskoy-ekonomiki-i-deyatelnost-kompaniy-za-iii-kvartal-2022-goda-638f4d2977f5c/> (дата обращения: 28.02.2023).
2. Тротт К. С., Шамсутдинов А.Ф., Шамсутдинов Т.Ф., Хамидуллин Ф.Ф. Оценка вероятности финансового банкротства организаций // Экономический анализ: теория и практика. – 2016. – Т. 10. – С. 119–130.
3. Жданов В.Ю. Финансовый анализ предприятия с помощью коэффициентов и моделей: учеб. пособие – М.: Проспект, 2021 - 176 с.
4. Козлова Н.А., Устинов А.О. Модель оценки благонадёжности контрагентов // Материалы IX региональной научно-практической конференции. – Томск, 2020. – С. 379–382.
5. Информационно-аналитическая система СПАРК [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.spark-interfax.ru/> (дата обращения: 10.03.2023).

6. Гриценко А.А, Васильев Е.И., Байгулова А.В. Апробация усовершенствованной модели по оценке благонадёжности индивидуальных предпринимателей // Сборник избранных статей научной сессии ТУСУР. – Томск, 2022. – Т. 2. – С. 215–217.
7. Осипенко А.В., Васильев Е.И., Егле Г.Р. Проверка благонадёжности индивидуальных предпринимателей с помощью байесовского алгоритма бернулли // Материалы XI региональной научно-практической конференции. – Томск, 2022. – С. 380–383.