



УДК: 338.001.36

DOI 10.52575/2687-0932-2024-51-3-570-579

Подход к формированию инструментария выбора индустриальных партнёров для участия в инновационных проектах

Неврединов А.Р.

Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана

Россия, 105005, г. Москва, ул. 2-я Бауманская, д. 5, стр. 1

E-mail: a.r.nevredinov@gmail.com

Аннотация. Данное исследование фокусируется на вопросах отбора индустриальных партнёров при осуществлении проектов, связанных с инновационным развитием индустрии в рамках государственных программ субсидирования, направленных на налаживание кооперации между создателями инноваций и индустриальными компаниями, а также на удовлетворение запросов отечественных организаций. Актуальность темы исследования связана с необходимостью изучить проблематику данной сферы и определить процессы выбора индустриальных компаний в рамках задачи диверсифицированного развития промышленности. В статье анализируются основные аспекты программ инновационного развития индустрии, выделяются некоторые их проблемы и запросы, в том числе потребность в инструментах отбора надёжных индустриальных партнёров и в каких именно условиях происходят процессы анализа компаний. С этой целью рассматриваются методы анализа устойчивости и рентабельности организаций, существующие интегральные методы оценки и перспективные, создаваемые на основе машинного обучения при анализе больших массивов данных. Рассмотрена суть таких методов, их отличия от классических параметрических методов. Отмечены качества таких систем в рассматриваемых задачах, в частности – повышение точности моделей. Проанализированы перспективы их применения, а также ожидаемые эффекты. На основе результатов анализа литературы получено заключение о применении моделей машинного обучения в задаче отбора индустриальных партнёров.

Ключевые слова: инновации, проект, государственные субсидии, производственный процесс, инновационные проекты, оценка организаций

Для цитирования: Неврединов А.Р. 2024. Подход к формированию инструментария выбора индустриальных партнёров для участия в инновационных проектах. Экономика. Информатика, 51(3): 570–579. DOI 10.52575/2687-0932-2024-51-3-570-579

Approach to Developing a Toolkit for Selecting Industrial Partners for Participating in Innovation Projects

Alexander R. Nevredinov

Bauman Moscow State Technical University

5 2-nd Baumanskaya St, bld 1, Moscow 51105005, Russia

E-mail: a.r.nevredinov@gmail.com

Abstract. This study focuses on the selection of industrial partners in the implementation of projects related to the innovative development of industry within the framework of government subsidy programs aimed at establishing cooperation between the creators of innovations and industrial companies, as well as meeting the demands of domestic organizations. The relevance of the research topic is related to the need to study the problems of this area and determine the processes for selecting industrial companies within the framework of the task of diversified industrial development. The article analyzes the main aspects of innovative industry development programs, highlights some of their problems and requests, including the need for tools for selecting reliable industrial partners and in what cases the processes of company analysis



occur. For this purpose, methods for analyzing the sustainability and profitability of organizations, existing integral assessment methods and promising ones created on the basis of machine learning in the analysis of large data sets are considered. The essence of such methods and their differences from classical parametric methods are considered. The properties of such systems in the problems under consideration are noted, in particular, increasing the accuracy of models. The prospects for their use, as well as the expected effects, are analyzed. Based on the results of the literature analysis, a conclusion was obtained on the use of machine learning models in the task of selecting industrial partners.

Keywords: innovation, project, government subsidies, production process, innovative projects, assessment of organizations

For citation: Nevredinov A.R. 2024. Approach to Developing a Toolkit for Selecting Industrial Partners for Participating in Innovation Projects. *Economics. Information technologies*, 51(3): 570–579. DOI 10.52575/2687-0932-2024-51-3-570-579

Введение

Развитие экономики в целом и индустрии страны в частности является одной из задач государства. При этом важным аспектом этого направления становится развитие государственных систем налаживания кооперации между поставщиками инноваций (научными учреждениями) и индустриальными предприятиями. Подобное взаимодействие государства, научных учреждений и промышленности описывается моделью тройной спирали, в которой первое реализует свои программы по увеличению инновационного потенциала и укрепляется, научные и инженерные учреждения могут реализовать результаты своих разработок, а предприятия увеличивают прибыль и повышают эффективность. Причём постоянное взаимодействие этих трёх агентов процесса инновационного развития обеспечивает процесс взаимного усиления и развития, появляются синергетические эффекты и в некоторой степени происходит самоорганизация [Smitha, Leydesdorff, 2014].

Важным драйвером развития становятся цифровые платформы, которые способствуют формированию системы инструментов и методов мониторинга и управления инновационными процессами. Возможность накопления информации и многократное ускорение процессов коммуникации обеспечивает качественно новый уровень возможностей и снижает роль временных и географических факторов [Одинцова и др., 2019]. Происходит цифровизация бизнес-процессов организаций, формируются цифровые двойники, изменяющие подход к управлению производством [Неврединов, Юсуфова, 2020].

Исследование российского рынка показывает, что в набирающей темпы инновационной деятельности основными направлениями становятся фундаментальные исследования, разработка компьютерного программного обеспечения и исследования, связанные с обрабатываемыми производствами. Более того – значительная часть результатов представлена изобретениями как таковыми, а не полезными моделями и промышленными образцами, то есть вопрос реализации результатов научных и инженерных изысканий является актуальным [Шалаева, 2021]. В данном случае важно отметить, что существующие механизмы управления в значительной мере определяют успешность проведения инновационных проектов в длительной перспективе. В частности, важны аналитические системы, служащие системами поддержки принятия решения, которые помогают в планировании инновационных проектов. Если говорить о функционировании организаций в целом, то можно отметить, что они постоянно сталкиваются с выбором из нескольких вариантов решений. Если на предприятии существует правильная система управления принятием решений, то при возникновении потребности происходит оценка возникшего вопроса, сбор связанных с ним данных, разбор вариантов решений, выбор наилучшего и оценка результатов принятия решения постфактум, чтобы при повторном возникновении схожего вопроса принять более эффективное решение [Гладкова, Гладков, 2010].



Объекты и методы исследования

Анализ альтернатив является ключевым этапом принятия решений, он может занимать много времени и требует объективности. В рамках этого этапа происходит не только обработка имеющейся информации, но и попытка спрогнозировать будущие результаты каждого из определённых альтернативных решений. Процесс анализа может опираться на экспертный метод, как правило подразумевающий использование исключительно опыта руководителя или математические методы анализа и инструменты, применимые в конкретной ситуации. Если стоит вопрос в анализе целесообразности проекта то, например, будет рассчитана потенциальная прибыль или убыток в зависимости от реализации различных сценариев и оценена мера риска, которую организация готова принять. Анализируются сроки его окупаемости и дисконтированные денежные потоки.

Однако и после принятия проекта остаётся много важных частных вопросов, например, выбор партнёров. Прежде чем переходить к конкретным методам, надо осветить положение дел в обозначенной сфере: государство, как один из элементов тройной спирали, выполняет контролирующую и стимулирующую функцию, для этого оно формирует программы развития, которые выражаются в запуске программ поддержки промышленности и науки страны. Так и в России действуют постановления правительства от 09 апреля 2010 № 218 «Об утверждении Правил предоставления субсидий на развитие кооперации российских образовательных организаций высшего образования, государственных научных учреждений и организаций реального сектора экономики в целях реализации комплексных проектов по созданию высокотехнологичных производств» [Постановление Правительства РФ 208, 2010] и постановления правительства от 18 февраля 2022 № 208 «О предоставлении субсидии из федерального бюджета автономной некоммерческой организации «Агентство по технологическому развитию» на поддержку проектов, предусматривающих разработку конструкторской документации на комплектующие изделия, необходимые для отраслей промышленности» [Постановление Правительства РФ 218, 2022].

Эти постановления помогают налаживать взаимодействие науки, являющейся источником инноваций с индустриальными организациями, которые могут реализовать их в виде реальных продуктов. Государство же даёт запросы или выбирает те проекты, реализация которых наиболее важна для развития экономики (в том числе импортозамещения). На рисунке (см. рис. 1) отражена обобщённая схема взаимодействия участников программ развития инновационной промышленности согласно описанным выше постановлениям. Разница состоит в том, что согласно постановлению 218 предполагается подача запроса на получение субсидий в Министерство науки и высшего образования (Минобрнауки), когда научное учреждение имеет некий проект и нашло его исполнителя. Во втором случае (более позднего постановления 208 от 2022 года) действие происходит от обратного: важный для промышленности потребитель через централизованного оператора подаёт запрос, который направляется компетентным участникам, зарегистрировавшимся на платформе через государственную информационную систему промышленности (причём исполнитель и производитель могут быть одним лицом).

В обоих случаях происходит отбор и оценка участников инновационного развития. В первом случае оценку производят научные учреждения при поиске индустриальных партнёров, а после свою оценку заявки на конкурс для получения субсидий проводит комиссия Минобрнауки. Во втором случае Оператор (агентство по технологическому развитию) проводит проверку заявки и следит за деятельностью организаций, включающихся в программу, также потребитель оценивает предложенных Оператором исполнителей проекта. Таким образом, оценка участниками программы друг друга проходит в различных частях процесса обеспечения инновационного развития и существует запрос на формирование инструментария быстрой и надёжной оценки. При этом современный рынок является динамически развивающейся средой, которой

характерны сложные системы взаимодействия и большой объём информации, а высокая динамика процессов требует проводить анализ как можно быстрее, при этом сохраняя высокое качество. Хотя многие компании хранят большие объёмы информации, они не всегда способны извлечь из неё выгоду, так и в целом для современной среды характерен большой объём информации, который не всегда используется [Стародубцев, 2016].

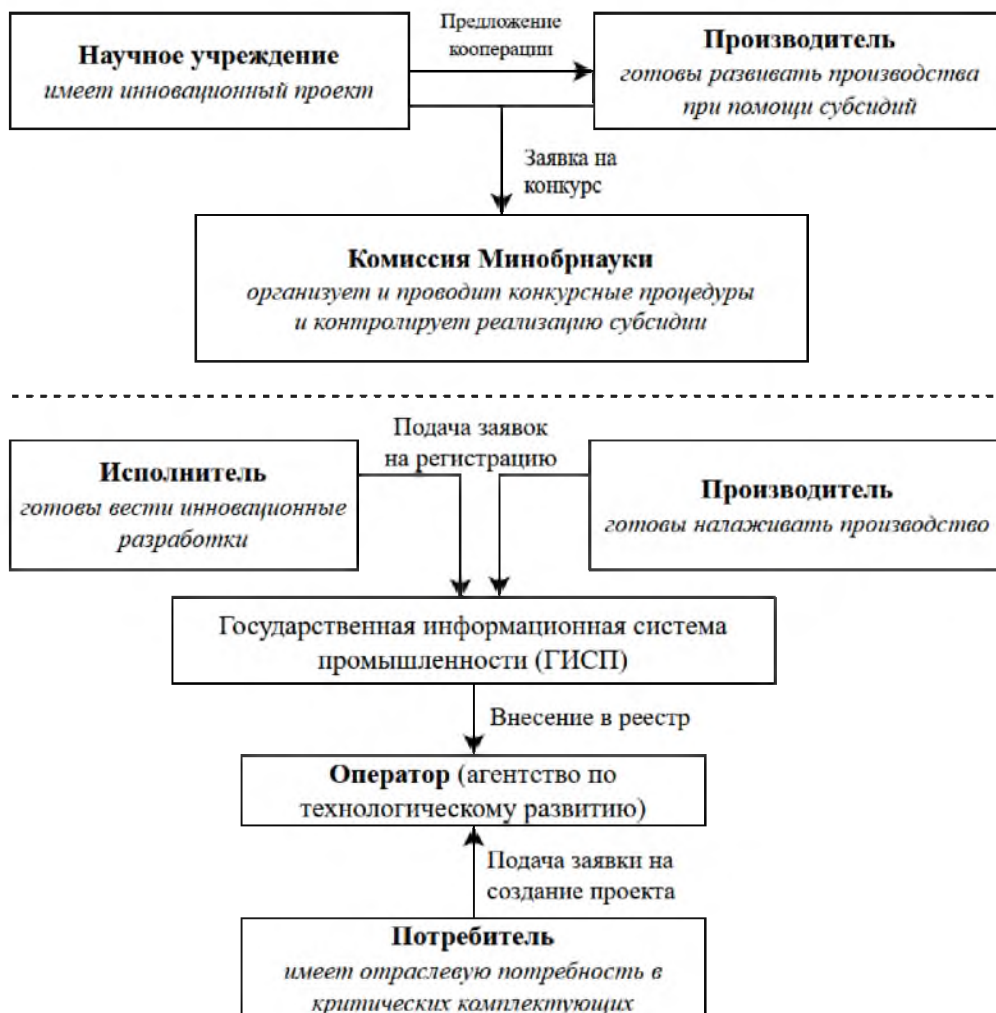


Рис. 1. Налаживание взаимодействия согласно указанным постановлениям правительства
Fig. 1. Establishing interaction in accordance with the government decree

Также необходимо дать определение понятия «индустриального партнёра» – это организация сферы реальной экономики, которая сосредоточена на интеграции различных ресурсов, включая оборудование, рабочую силу, передовые технологии, исходное сырьё, необходимые материалы, источники энергии, а также информационные массивы в рамках одного производственного процесса. Результатом деятельности такой организации являются прототипы, серийные промышленные образцы и производственные цепочки, производящие продукт, разработанный научным учреждением [Михайлец и др., 2015].

Результаты и их обсуждение

Таким образом, в практике развития инновационных производств часто возникает проблема выбора индустриальных партнёров. На уровне анализа, предшествующего принятию решения, эта задача представляет собой анализ компаний по ряду признаков для выбора наиболее эффективных, устойчивых и перспективных. Применение исключительно экспертного метода (т. е. на основе мнения одного или нескольких людей, не



подкреплённых фактическими результатами анализа) в описанной ситуации принятия решения о субсидировании дорогих инновационных проектов исключается. В данном случае не рассматривается процесс принятия решения относительно реализации инновации, а относительно субсидирования индустриальной компании.

Основным инструментарием для экспертной комиссии является общий анализ деятельности компании (история, действующие и завершённые проекты) и её финансовое состояние. В последнем случае прежде всего используются классические показатели рентабельности и эффективности деятельности организации или её проектов (если имеется информация о них), к основным для проектов относится NPV (чистый приведённый доход) и PI (индекс рентабельности инвестиций) и показатели прибыли проекта относительно рисков. Показателей работы организации множество: ROS (рентабельность продаж), ROA (рентабельность активов), коэффициенты текущей, абсолютной, и быстрой ликвидности, оборачиваемость активов, коэффициент автономии. Важна выручка организации и чистая прибыль. Данные показатели используются для общего анализа финансового состояния организации, в том числе выявления признаков банкротства [Куличёва, Антонов, 2015]. Даже в случае, если банкротство крупной организации маловероятно, низкие показатели могут свидетельствовать о неэффективной работе, отсутствии гибкости и высоком риске провала проекта или выхода за рамки ожидаемых сроков реализации.

Финансовый анализ на основе таких показателей представляется классическим и довольно надёжным, хотя непосредственно методы оценки являются темой научных дискуссий и изысканий. В основе оценки финансовой устойчивости коммерческой организации всегда стоят именно эти показатели [Куличёва, Антонов, 2015]. Проблемой становится то, что каждый из обозначенных выше показателей сам по себе не может объективно отражать состояние организации, в связи с чем многие исследователи ведут разработку методов приведения набора показателей к неким интегральным оценкам. Наиболее известными являются модель Альтмана, Бивера, Зайцевой, Олсона, Змиевского, при этом продолжают появляться научные работы, предлагающие новые методы и оценивающие существующие, например, через оценку ими ретроспективных данных, содержащих обанкротившиеся организации [Almaskatiet al., 2021; Журова, Шехтман, 2011]. Подобный метод сравнения удобен, поскольку факт банкротства компании объективен, это позволяет также отслеживать, какие факторы влияют в большой степени и искать другие показатели, имеющие значимость в модели и улучшающие её. Также среди методов приведения различных показателей к общей оценке является скоринг (выставление оценок), которые относят объект к одному из классов, обеспечивая разбивку оценок, то есть более подробные результаты. Подход похож на прогнозирование банкротства, но такие модели труднее проверить на достоверность, поскольку получаемые оценки не могут быть получены из объективных ретроспективных данных. Тем не менее они используются в том числе в российских банках [Данилович, Курганская, 2017]. Эти методы объединяет общая черта: фиксированные коэффициенты, установленные экспертом, то есть модели относятся к классу параметрических. Это приводит к весьма ограниченной точности методов, в связи с чем развиваются так называемые непараметрические методы, в рамках которых устанавливаются более сложные структуры зависимостей, и итоговая модель определяется алгоритмическим методом.

Это стало возможным благодаря росту объёма доступных исторических данных и улучшению возможностей обработки информации. В частности, появились и продолжают активно развиваться регрессионные методы и алгоритмы машинного обучения. Развиваются методы Data-Mining («добычи данных») [Дроговоз, Рассомагин, 2017]. Наиболее широко известной группой методов являются регрессии, позволяющие анализировать массив исторических данных из нужной сферы экономики. Их преимуществом является интерпретируемость, а математические инструменты регрессионных моделей позволяют определить их достоверность (через коэффициент детерминации R-квадрат) и статистическую

значимость самих параметров. К недостаткам таких моделей можно отнести то, что они предполагают постоянное влияние на результат, тогда как в реальности влияние может различаться на разных интервалах. Также достижение экстремальных значений (очень низких или очень высоких) может изменять направления влияния показателя на зависимую переменную (в данном контексте – аномальное значение показателя может свидетельствовать о наличии в организации проблемы).

Машинное обучение решает эту проблему, поскольку многие модели позволяют определять более сложные зависимости и оптимальные интервалы переменных с различным влиянием на конечный результат. Эти методы также являются математическими, но для вычисления требуют множество операций и сложные структуры данных для хранения моделей. Машинное обучение является одним из основных направлений науки об искусственном интеллекте, и его инструменты актуальны в задачах анализа экономики в силу способности таких методов описывать сложные модели, более приближенные реальности и возможности работы с нечёткими данными [Дроговоз и др., 2019]. Научные исследования отмечают их эффективность и перспективность в подобных задачах, ведь в сущности нейронные сети являются компьютерной имитацией органических нейронов, выполняющих простейшие задачи. В математическом исполнении они представляют собой простейшие блоки. Поступающие на нейрон сигналы (представляющие собой матрицы значения) перемножаются матрицами коэффициентов и суммируются, после чего результат подаётся в функцию активации, который и определяет выходной сигнал нейрона. При большом масштабе сети могут осуществляться крайне сложные операции, которые, например, могут обеспечить гибкий анализ поступающих данных, в том числе кластеризацию (а как задачи скоринга, так и определения риска банкротства в сущности относятся к этому типу задач). Таким образом, потенциал в обозначенной сфере можно считать высоким [Блажевич и др., 2017; Дроговоз, Коренькова, 2019]. Для нейронных сетей уже найдено множество областей применения, и аналитическая задача, вроде признания банкротства, показывает существенно более высокие показатели точности, нежели любые параметрические методы [Almaskatiet al., 2021].

Возвращаясь к теме работы, в качестве вспомогательного инструмента в рамках процесса выбора индустриального партнёра могут использовать методы машинного обучения. Они обеспечивают высокую скорость анализа, могут находить зависимости, не очевидные для людей, и проводят анализ максимально объективно в силу того, что обучены на исторических данных. Подобный инструментарий сейчас не может заменить деятельность экспертов и комиссий, однако может служить инструментом, которому можно в значительной степени доверять, ускоряя анализ и повышая его надёжность. Кроме того, особенностью машинного обучения является возможность включить в модель данные, значимость которых при составлении моделей экспертным путём применить не получится. К таковым относится нефинансовая информация, то есть та, которую получают не на основе данных из финансовой отчётности организации. Сейчас довольно часто рассматривается темпа применения различных сложных тематических индексов, извлекаемых из текстовой информации, в частности производится анализ отчётов ESG (Environmental, social, and governance). Различные исследования показывают, что если компания следует рекомендациям управления ESG и публикует эти данные в отчётах, то она может получить различные экономические эффекты, такие как повышение рыночной стоимости акций, устойчивости и привлекательности для клиентов. Из мировой практики следует, что отчёты ESG, отражающие важные аспекты деятельности организации, повышают доверие акционеров и корпоративных клиентов [Díaz et al., 2021; Patel et al., 2021; Кузубов, Евдокимова, 2017].

Извлечение данных в таком случае осуществляется при помощи методов анализа текста (преимущественно на основе тематических словарей, позволяющих определить индексы раскрытия информации). Также в модель могут включаться показатели среды, в том числе также основанные на текстовых данных. Например, индекс EPU (Economic Policy Uncertainty) также является нефинансовым показателем, который отражает уровень неопределённости



экономической политики государства, в которой действует организация. Учёт этого индекса может повысить точность модели, поскольку содержит информацию о внешней среде, которая влияет на деятельность компании и принимаемые управленческие решения [Baker et al., 2016].

Модели регрессии могут учитывать эти показатели, поскольку анализируют их влияние в исторических данных, но поскольку экономика представляет собой очень сложную модель, а влияние таких факторов невелико, то лучше они работают в рамках нелинейных моделей машинного обучения (в том числе – в описанных нейронных сетях).

Применение этих инструментов вместо стандартных параметрических методов может повысить скорость анализа и его точность, снизить вероятность ошибки и требования к экспертам. Выбор индустриального партнёра и утверждение проекта с государственным субсидированием требует высокого качества анализа, поскольку провал инновационного проекта связан с большими потерями и недостижением государственных целей. При этом поддержание инновационной активности является важным фактором для обеспечения экономического подъёма и достижения лидерских позиций в технологическом пространстве [Багдасарян, 2017].

При этом важно уточнить, что целью субсидирования со стороны государства является и развитие малых промышленных предприятий, однако зачастую наблюдается тенденция, при которой крупные проекты направляются крупномасштабным предприятиям, не столь сильно нуждающимся в субсидиях для развития, зато надёжных и имеющих опыт выполнения схожих проектов. Даже если меньшая организация обладает эффективной структурой и хорошими показателями деятельности, у неё значительно меньше шансов получить подобный проект. Обширные финансовые возможности и административные ёмкости крупных компаний действительно делают их надёжными индустриальными исполнителями, хотя загруженность бюрократическими процедурами может замедлить реализацию проекта. При этом важно, что число компаний, включённых в проекты инновационного развития, должно расти, поскольку это делает систему более устойчивой и диверсифицированной. Этого требует в том числе эволюция тройной спирали. Кроме того, сама структура должна развиваться в направлении наращивания компетенций в сфере оформления заявлений для получения субсидий, в том числе должны расширяться гарантийные обязательства и механизмы субсидирования стоимости кредитных ресурсов [Куракова, 2014]. Процессы должны ускоряться, поскольку задержка в исполнении проектов развития отечественной промышленности может повлиять на достижение государственных целей и снижает эффективность использования капиталовложений.

Заключение

В заключении, основой формирования инструментария для отбора индустриальных партнёров и их проверки со стороны комиссии должны стать современные аналитические инструменты на основе алгоритмов машинного обучения. Повышение скорости анализа, точности и объективности обеспечит снижение проектных рисков за счёт отбора надёжных индустриальных партнёров для научных организаций. Это важно в рамках необходимости распределять проекты между меньшими организациями, которые заинтересованы в получении субсидий и успешной их реализации, что благотворно скажется на всех аспектах процесса развития инновационных производств и промышленности в целом.

Кроме того, инструменты машинного обучения позволяют использовать в составе анализируемых данных нефинансовые показатели, в том числе извлечённые из текста. На основе отмеченного высокого потенциала нейронных сетей можно проводить дальнейшие исследования и разработки, связанные с реализацией аналитических инструментов, сосредоточенных на конкретной предметной области и задаче поддержки принятия решений при выборе индустриальных партнёров.

Список источников

Акт правительства Российской Федерации «О предоставлении субсидии из федерального бюджета автономной некоммерческой организации «Агентство по технологическому развитию» на поддержку проектов, предусматривающих разработку конструкторской документации на комплектующие изделия, необходимые для отраслей промышленности» от 18 февраля 2022 № 208 // Собрание законодательства Российской Федерации. 2022 г. № 9. Ст. 1324

Акт правительства Российской Федерации «О мерах государственной поддержки развития кооперации российских образовательных организаций высшего образования, государственных научных учреждений и организаций реального сектора экономики в целях реализации комплексных проектов по созданию высокотехнологичных производств» от 9 апреля 2010 № 218 // Собрание законодательства Российской Федерации. 2010 г. № 16. Ст. 1905

Список литературы

- Багдасарян Н.А. 2017. «Инновационное развитие»: анализ понятия и уточнение определения. Бюллетень науки и практики, 7(20): 93–100.
- Блажевич О.Г., Карачун А.И., Сульманова А.Л. 2017. Сравнительный анализ и применение методов прогнозирования банкротства. Бюллетень науки и практики, 5(18): 161–175.
- Гладкова Ю.В., Гладков В.П. 2010. Этапы принятия управленческих решений. Вестник Пермского государственного технического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления, 4: 39–44.
- Данилович В.Ю., Курганская Г.С. 2017. Скоринговые модели как средство управления кредитными рисками в российских банках. Бизнес–образование в экономике знаний, 1(6): 29–33.
- Дроговоз П.А., Коренькова Д.А. 2019. Современный инструментальный гибкого управления ИТ–проектами и перспективы его совершенствования с использованием технологий искусственного интеллекта. Экономика и предпринимательство, 10: 829–833.
- Дроговоз П.А., Рассомагин А.С. 2017. Обзор современных методов интеллектуального анализа данных и их применение для принятия управленческих решений. Экономика и предпринимательство, 3: 689–693.
- Дроговоз П.А., Шиболденков В.А., Коренькова Д.А. 2019. Подход к созданию гибридной рекомендательной системы для поддержки принятия решений по управлению проектами на основе нейросетевого картирования и когнитивной визуализации показателей освоенного объема. Экономика и предпринимательство, 9: 1212–1217.
- Журова Л.И., Шехтман А.Ю. 2011. Банкротство предприятий: причины и методы прогнозирования. Вестник волжского университета им. В.Н. Татищева, 23: 31–37.
- Кузубов С.А., Евдокимова М.С. 2017. Повышает ли стоимость компании публикация нефинансовых отчетов по стандартам GRI (на примере стран БРИКС)? Учёт. Анализ. Аудит, 2: 28–36.
- Куличёва О.А., Антонов А.В. 2015. Совершенствование методов оценки финансовой устойчивости публичных компаний. Вестник астраханского государственного технического университета. Серия: экономика, 1: 76–82.
- Куракова Н.Г. 2014. Проблемы привлечения промышленных партнеров к софинансированию медико-биологических проектов. Комплексные проблемы сердечно-сосудистых заболеваний, 1: 5–10.
- Михайлец В.Б., Радин И.В., Соцкова И.С., Шуртаков К.В. 2014. Индустриальный партнер как новый субъект федеральной целевой программы «Исследования и разработки по приоритетным направлениям развития научно-технологического комплекса России на 2014–2020 гг.». Инновации, 10(192): 102–108.
- Невредин А.Р., Юсуфова О.М. 2020. Использование машинного обучения в цифровых двойниках производственных процессов. Будущее машиностроения России (Москва, 22–25 сен. 2020 г.): Сб. докладов XXIII всеросс. науч. конференции молодых ученых и специалистов (с междунар. участием): в 2 т. Москва: МГТУ им. Н.Э. Баумана, Т. 2: 364–367.
- Одинцова Т.Н., Глушкова Ю.О., Баширзаде Р.Р., Пахомова А.В. 2019. Цифровая платформа как основа инновационного планирования в цепях поставок. Актуальные проблемы экономики и менеджмента, 3(23): 97–104.



- Стародубцев А.А. 2016. Система поддержки принятия решений. Актуальные проблемы авиации и космонавтики, 12: 99–101.
- Шалаева Л.В. 2021. Оценка результативности инновационной деятельности по основным сферам экономики России. Креативная экономика, Т. 15, 12: 4445–4464.
- Almaskati N., Bird R., Yeung D., Lu Y. 2021. A horse race of models and estimation methods for predicting bankruptcy. *Advances in Accounting*, 52: 100513.
- Baker S., Nicholas B., Steven J. Davis. 2016. Measuring Economic Policy Uncertainty. *The Quarterly Journal of Economics*, Oxford University Press., 131(4): 1593–1636.
- Díaz, V., Ibrushi, D., Zhao, J. 2021. Reconsidering systematic factors during the Covid–19 pandemic—the rising importance of ESG. *Finance Research Letters*, 38: 101870.
- Du Jardin P. 2015. Bankruptcy prediction using terminal failure processes. *European Journal of Operational Research*, 242: 286–303.
- Patel, P.C., Pearce, J.A., Oghazi, P. 2021. Not so myopic: investors lowering short-term growth expectations under high industry ESG–sales–related dynamism and predictability. *Journal of Business Research*, 128: 551–563.
- Smitha H.L., Leydesdorff L. 2014. The Triple Helix in the context of global change: dynamics and challenges. *Critical Studies in Innovation*, 32(4): 321–323.

References

- Bagdasaryan N.A. 2017. «Innovatsionnoe razvitiye»: analiz ponyatiya i utochnenie opredeleniya ["Innovative development": analysis of the concept and clarification of the definition]. *Byulleten' nauki i praktiki*, 7(20): 93–100.
- Blazhevich O.G., Karachun A.I., Sul'ymanova A.L. 2017. Sravnitel'nyy analiz i primeneniye metodov prognozirovaniya bankrotstva [Comparative analysis and application of bankruptcy forecasting methods]. *Byulleten' nauki i praktiki*, 5(18): 161–175.
- Gladkova Yu.V., Gladkov V.P. 2010. Etapy prinyatiya upravlencheskikh resheniy [Stages of management decision-making]. *Vestnik Permskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Elektrotekhnika, informatsionnye tekhnologii, sistemy upravleniya*, 4: 39–44.
- Danilovich V.Yu., Kurganskaya G.S. 2017. Skoringovye modeli kak sredstvo upravleniya kreditnymi riskami v rossiyskikh bankakh [Scoring models as a means of managing credit risks in Russian banks]. *Biznes–obrazovanie v ekonomike znaniy*, 1(6): 29–33.
- Drogovoz P.A., Koren'kova D.A. 2019. Sovremennyy instrumentariy gibkogo upravleniya IT–proektami i perspektivy ego sovershenstvovaniya s ispol'zovaniem tekhnologiy iskusstvennogo intellekta [Modern tools for flexible IT project management and prospects for its improvement using artificial intelligence technologies]. *Ekonomika i predprinimatel'stvo*, 10: 829–833.
- Drogovoz P.A., Rassomagin A.S. 2017. Obzor sovremennykh metodov intellektual'nogo analiza dannykh i ikh primeneniye dlya prinyatiya upravlencheskikh resheniy [An overview of modern methods of data mining and their application for management decision-making]. *Ekonomika i predprinimatel'stvo*, 3: 689–693.
- Drogovoz P.A., Shiboldenkov V.A., Koren'kova D.A. 2019. Podkhod k sozdaniyu gibridnoy rekomendatel'noy sistemy dlya podderzhki prinyatiya resheniy po upravleniyu proektami na osnove neyrosetevogo kartirovaniya i kognitivnoy vizualizatsii pokazateley osvoennogo ob"ema [An approach to creating a hybrid recommendation system to support decision-making on project management based on neural network mapping and cognitive visualization of indicators of the mastered volume]. *Ekonomika i predprinimatel'stvo*, 9: 1212–1217.
- Zhurova L.I., Shekhtman A.Yu. 2011. Bankrotstvo predpriyatiy: prichiny i metody prognozirovaniya [Bankruptcy of enterprises: causes and methods of forecasting]. *Vestnik volzhskogo universiteta im. V.N. Tatishcheva*, 23: 31–37.
- Kuzubov S.A., Evdokimova M.S. 2017. Povyshaet li stoimost' kompanii publikatsiya nefinansovykh otchetov po standartam GRI (na primere stran BRIKS)? [Does the publication of non-financial reports on GRI standards increase the company's value (using the example of the BRICS countries)?] *Uchet. Analiz. Audit*, 2: 28–36.
- Kulicheva O.A., Antonov A.V. 2015. Sovershenstvovanie metodov otsenki finansovoy ustoychivosti publichnykh kompaniy [Improving methods for assessing the financial stability of public companies]. *Vestnik astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: ekonomika*, 1: 76–82.



- Kurakova, N.G. 2014. Problemy privlecheniya industrial'nykh partnerov k sofinansirovaniyu mediko–biologicheskikh proektov [The problems of attracting industrial partners to co–finance biomedical projects]. Kompleksnye problemy serdechno–sosudistykh zabolevaniy, 1: 5–10.
- Mikhaylets V.B., Radin I.V., Sotskova I.S., Shurtakov K.V. 2014. Industrial'nyy partner kak novyy sub"ekt federal'noy tselevooy programmy «Issledovaniya i razrabotki po prioritetnym napravleniyam razvitiya nauchno–tekhnologicheskogo kompleksa Rossii na 2014–2020 gg.» [The Industrial partner as a new subject of the federal target program "Research and development in priority areas of development of the scientific and technological complex of Russia for 2014–2020."]. Innovatsii, 10(192): 102–108.
- Nevredinov A.R., Yusufova O.M. 2020. Ispol'zovanie mashinnogo obucheniya v tsifrovyykh dvoynikakh proizvodstvennykh protsessov [The use of machine learning in digital counterparts of production processes]. Budushchee mashinostroeniya Rossii (Moskva, 22–25 sen. 2020 g.): Sb. dokladov XXIII vseross. nauch. konferentsii molodykh uchenykh i spetsialistov (s mezhdunar. uchastiem): v 2 t. Moskva: MGTU im. N.E. Baumana, T. 2: 364–367.
- Odintsova T.N., Glushkova Yu.O., Bashirzade R.R., Pakhomova A.V. 2019. Tsifrovaya platforma kak osnova innovatsionnogo planirovaniya v tsepyakh postavok [A digital platform as the basis for innovative planning in supply chains]. Aktual'nye problemy ekonomiki i menedzhmenta, 3(23): 97–104.
- Starodubtsev A.A. 2016. Decision support system. Aktual'nye problemy aviatsii i kosmonavtiki, 12: 99–101.
- Shalaeva L.V. 2021. Otsenka rezul'tativnosti innovatsionnoy deyatel'nosti po osnovnym sferam ekonomiki Rossii [Assessment of the effectiveness of innovation activities in the main areas of the Russian economy]. Kreativnaya ekonomika, T. 15, 12: 4445–4464.
- Almaskati N., Bird R., Yeung D., Lu Y. 2021. A horse race of models and estimation methods for predicting bankruptcy. Advances in Accounting, 52: 100513.
- Baker S., Nicholas B., Steven J. Davis. 2016. Measuring Economic Policy Uncertainty. The Quarterly Journal of Economics, Oxford University Press., 131(4): 1593–1636.
- Díaz, V., Ibrushi, D., Zhao, J. 2021. Reconsidering systematic factors during the Covid–19 pandemic—the rising importance of ESG. Finance Research Letters, 38: 101870.
- Du Jardin P. 2015. Bankruptcy prediction using terminal failure processes. European Journal of Operational Research, 242: 286–303.
- Patel, P.C., Pearce, J.A., Oghazi, P. 2021. Not so myopic: investors lowering short–term growth expectations under high industry ESG–sales–related dynamism and predictability. Journal of Business Research, 128: 551–563.
- Smitha H.L., Leydesdorff L. 2014. The Triple Helix in the context of global change: dynamics and challenges. Critical Studies in Innovation, 32(4): 321–323.

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

Поступила в редакцию 16.05.2024

Поступила после рецензирования 03.06.2024

Принята к публикации 28.06.2024

Received May 16, 2024

Revised June 03, 2024

Accepted June 28, 2024

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Неврединов Александр Рустамович, ассистент кафедры бизнес-информатики, МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Alexander R. Nevredinov, assistant of the Department of Business Informatics, BMSTU, Moscow, Russia