

УДК 330.322

*Л. С. Булатова*

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва,  
e-mail: 204926@edu.fa.ru

## ПРИМЕНЕНИЕ ЦИФРОВЫХ ИНСТРУМЕНТОВ В ОБЛАСТИ РИСК-МЕНЕДЖМЕНТА

**Ключевые слова:** оценка рисков, риск-менеджмент, искусственный интеллект, алгоритм, данные, рискология.

Последние годы развития риск-менеджмента можно охарактеризовать возрастающей ролью цифровых технологий. Так, в настоящее время основу операций специалиста по управлению рисками составляют большие данные и комплексные алгоритмы их оценки. Данная тенденция является следствием вызовов, возникающих перед компаниями: оценка рисков приобретает особое значение в свете нарастающей экономической нестабильности среди наиболее развитых экономик мира, в том числе России, которая находится под санкционным давлением. В этой связи подразделения, ответственные за выявление, оценку и нивелирование последствий риска находятся в постоянном поиске инструментов, способных повысить эффективность мероприятий риск-менеджмента. Наиболее заметно данная тенденция проявляется в процессах генерирования, распространения, передачи, хранения, анализа и использования информации. В этой связи целью настоящей работы является анализ потенциала использования цифровых инструментов в деятельности, связанной с оценкой финансовый и ресурсных рисков. Исследование потенциала цифровых технологий для оценки рисков осуществлено путем использования общенаучных методов познания: методологию исследования составили сравнительный аналитический и системный методы. В рамках исследования рассматриваются различные способы оценки рисков, включающие применение как базовых алгоритмов, так и использования технологий машинного обучения (ML) и искусственного интеллекта (AI). В результате исследования автором делается вывод о том, что цифровые инструменты могут использоваться во многих аспектах деятельности специалистов риск-менеджмента, поскольку предлагают качественные преимущества – повышенную точность прогнозирования, оптимизированный процесс выбора переменных и возможность более комплексной сегментации данных.

*L. S. Bulatova*

Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow,  
e-mail: 204926@edu.fa.ru

## APPLICATION OF DIGITAL TOOLS IN RISK MANAGEMENT

**Keywords:** risk assessment, risk management, artificial intelligence, algorithm, data, riskology.

Recent years of risk management development can be characterized by the increasing role of digital technologies. For example, big data and complex algorithms for its assessment are now at the core of the risk management specialist's operations. This trend is a consequence of the challenges faced by companies: risk assessment is of particular importance in light of the growing economic instability among the world's most developed economies, including Russia, which is under sanctions pressure. In this regard, the departments responsible for identifying, assessing and leveling the consequences of risk are in constant search for tools that can increase the effectiveness of risk management measures. This trend is most noticeable in the processes of generation, dissemination, transfer, storage, analysis and use of information. In this regard, the purpose of this paper is to analyze the potential of using digital tools in activities related to the assessment of financial and resource risks. The study of the potential of digital technologies for risk assessment is carried out through the use of general scientific methods of cognition: the methodology of the study was made up of comparative analytical and systematic methods. The study considers various ways of risk assessment, including the use of both basic algorithms and the use of machine learning (ML) and artificial intelligence (AI) technologies. As a result of the study, the author concludes that digital tools can be used in many aspects of risk management professionals' activities, as they offer qualitative advantages – increased forecasting accuracy, optimized variable selection process and the possibility of more comprehensive data segmentation.

### Введение

В последние годы инструментарий специалистов по оценке рисков значительно расширился, что объясняется возникновением целых классов инновационных тех-

нологий. Тенденции развития рискологии – области исследования рисков – сопряжены с усложнением технологий, ориентированных на сбор и анализ больших массивов данных. Так, в купе со комплексными вы-

числениями, носящими характер подбора более удачных значений коэффициентов перед экзогенными переменными, классические сценарные методы, например, различные варианты имитационных моделирования, метод Монте-Карло и другие, получили дальнейший виток развития. В этой связи актуальным и своевременным является рассмотрение возможностей применения технологий искусственного интеллекта и «bigdata» к такой области управления, как риск-менеджмент [1].

**Материалы и методы исследования**

Исследование потенциала цифровых технологий для оценки рисков осуществлено путем использования общенаучных методов познания:

- анализ отечественных научных публикаций, прогнозно-аналитических работ, материалов научных конференций, семинаров и круглых столов, статистических данных, периодических изданий, материалов зарубежных и отечественных исследователей, а также информации, доступной в сети Интернет;

- системный анализ опыта внедрения цифровых технологий в структуру риск-менеджмента российских и зарубежных компаний.

**Результаты исследования и их обсуждение**

Методологию исследования составили сравнительный, аналитический и системный методы. Особый интерес представляют альтернативы симплекс-методам, которые могут быть полезными при решении задачи на оптимизацию при помощи применения программы Excel для получения более детального представления о возможностях и ограничениях использования цифровых технологий при решении распространенных задач на оптимизацию. В качестве базового условия можно взять ситуацию, при которой перед риск-менеджером стоит задача оптимизации производства шоколадных батончиков (А, В, С). Так, для создания такого изделия используются три ингредиента – какао, сахар и начинка. Следует сделать допущения, что оценщику, исходя из исторических данных и договоренностей с заинтересованными сторонами, известна прибыль за реализацию партии. Вместе с тем предприятие обладает конкретным

объемом запасов необходимых для производства ресурсов.

В этой связи необходимо определить оптимальный план производства изделий под условие максимизации прибыли, акцентируя внимание на управлении риском недополучения прибыли при выборе невыгодного варианта с учетом существующих ограничений – ценовых факторов и величины запасов. Решение задачи сводится к поиску корней в модели, которую рассмотрим далее. В свою очередь условные исходные данные представлены в таблице 1.

**Таблица 1**

Производственная карта

Сырье	Стоимость производства			Запас сырья
	А	В	С	
Какао	18	15	10	360
Сахар	6	4	8	190
Начинка	4	3	6	160
Прибыль	10	11	12	

Источник: составлено автором.

Для решения данной можно воспользоваться надстройкой Excel «Поиск решений». Для этого следует предварительно осуществить ряд вычислений, а именно создать целевую функцию прибыли путем использования описанных переменных, отвечающих за объемы каждого вида компонентов продукта (А, В, С –  $x_1, x_2, x_3$  соответственно). Таким образом, целевая функция прибыли будет иметь вид  $x_1 * 10 + x_2 * 11 + x_3 * 12$ , где множители у переменных  $x$  – наша прибыль за реализацию условной единицы продукции.

В условие задачи заложены реальные ограничения в виде запасов сырья: чтобы программа их учла, аналогично целевой функции прибыли напишем соответствующие функции для каждого компонента конфет, а для удобства работы программы примем все переменные за единицы (на данном этапе можем выбрать любое число, так как программа, осуществляя вычисления, будет их изменять с целью максимизации функции прибыли). Определив необходимые значения для «поиска решений», запускаем алгоритм и получаем результаты, содержащиеся в таблице 2.

**Таблица 2**

Результаты работы функции

Кол-во партий (переменные x)	0	12,25	17,625
Функции сырья (ограничения)	360	<=	360
	190	<=	190
	142,5	<=	160
Итого прибыли	346,25		

Источник: составлено автором.

Результаты работы алгоритма показывают, что производить тип товара А нецелесо-

образно – в зависимости от условий договора поставки мы можем произвести 12 неполных партий товара типа В или 17 партий товара типа В, соответственно. Как следствие, работа столь простого инструмента, как функция в базовой программе Excel позволила минимизировать риск недополучения прибыли, отказавшись от производства товара А, поскольку наполнитель расходуется в большей степени, нежели остальные ресурсы, что дополнительно подсвечивает необходимость закупки начинки в меньших объемах.

**Таблица 3**

Итого подбора параметров

сумма кредиты	1 000 000,0 Р		
срок	2,50	в кол-ве выплат:	30
рентаб капитала	1,25%		
% по кредиту	0,2 Р		
платеж по кредиту	40 178,5 Р		
решение	остаток на начало	прибыль	остаток на конец
1	1 000 000,0 Р	12 500,0 Р	972 321,5 Р
2	972 321,5 Р	12 154,0 Р	944 296,9 Р
3	944 296,9 Р	11 803,7 Р	915 922,1 Р
4	915 922,1 Р	11 449,0 Р	887 192,6 Р
5	887 192,6 Р	11 089,9 Р	858 103,9 Р
6	858 103,9 Р	10 726,3 Р	828 651,7 Р
7	828 651,7 Р	10 358,1 Р	798 831,3 Р
8	798 831,3 Р	9 985,4 Р	768 638,2 Р
9	768 638,2 Р	9 608,0 Р	738 067,6 Р
10	738 067,6 Р	9 225,8 Р	707 114,9 Р
11	707 114,9 Р	8 838,9 Р	675 775,3 Р
12	675 775,3 Р	8 447,2 Р	644 043,9 Р
13	644 043,9 Р	8 050,5 Р	611 915,9 Р
14	611 915,9 Р	7 648,9 Р	579 386,3 Р
15	579 386,3 Р	7 242,3 Р	546 450,1 Р
16	546 450,1 Р	6 830,6 Р	513 102,2 Р
17	513 102,2 Р	6 413,8 Р	479 337,4 Р
18	479 337,4 Р	5 991,7 Р	445 150,6 Р
19	445 150,6 Р	5 564,4 Р	410 536,5 Р
20	410 536,5 Р	5 131,7 Р	375 489,6 Р
21	375 489,6 Р	4 693,6 Р	340 004,7 Р
22	340 004,7 Р	4 250,1 Р	304 076,2 Р
23	304 076,2 Р	3 801,0 Р	267 698,6 Р
24	267 698,6 Р	3 346,2 Р	230 866,3 Р
25	230 866,3 Р	2 885,8 Р	193 573,6 Р
26	193 573,6 Р	2 419,7 Р	155 814,7 Р
27	155 814,7 Р	1 947,7 Р	117 583,9 Р
28	117 583,9 Р	1 469,8 Р	78 875,1 Р
29	78 875,1 Р	985,9 Р	39 682,5 Р
30	39 682,5 Р	496,0 Р	-0,0 Р

Источник: составлено автором.

Данный подход применим для анализа различных видов риска. Так, чтобы организовать бизнес, субъект хочет взять кредит в банке на сумму 1 000 000 на 2,5 года под 15% годовых, чтобы отдать его за 30 платежей. Тем не менее, в таком случае следует понимать, каким должен быть уровень рентабельности данных денежных средств, чтобы заемщик смог вовремя кредит и достичь необходимой прибыли в n-ный период (пусть в рамках задачи это будет последний период, а желаемая прибыль равняется расходам). В таком случае следует определить минимально удовлетворительный уровень показателя рентабельности капитала, функция чего может быть представлена в следующем виде:

$$\frac{\text{Рентабельность (P)} \times \text{Затраты (З)}}{100 - \text{З}} \geq 0,$$

где анализируемыми величинами являются уровень рентабельности и являются.

Для решения данной задачи следует определить платеж по кредиту. Для этого применяется функция «ПЛТ», с помощью которой можно построить таблицу, строки которой будут отражать остаток на начало нового платежного срока; прибыль, определяемую через подбираемый параметр рентабельности; остаток на конец, за вычетом платежа по кредиту и прибыли.

В рамках описанной модели состояние выплаченного долга будет продемонстрировано в последней ячейке, соответствующей 30-ому, последнему платежу. Поскольку данные о рентабельности отсутствуют, значение данного показателя можно подобрать, используя одноименную функцию программы для достижения значения 0 в указанной ячейке. В результате описанных операций получается подбор параметров, отраженный в таблице 3.

Данный пример показывает, насколько цифровые инструменты могут быть эффективно использованы для комплексной оценки кредитного риска и риска банкротства. Благодаря применению данного подхода риск-менеджер может оперативно определить необходимый уровень отдачи денежных средств, что способствует выработке эффективного решения относительно использования долговых средств.

Описанные примеры из разных отраслей показывает, насколько разнообразны варианты использования специальных компьютерных программ, которые могут быть при-

менены в рамках процесса управления практически любого риска. Впрочем, функции, используемые для таких базовых операций и предоставляющие базовые преимущества применения цифровых инструментов, представляют весьма ограниченный потенциал, особенно в сравнении с методами машинного обучения.

Собрание методов Machine Learning (ML) принципиально делится на два кластера: методы, основанные на дедуктивном анализе экспертов и использовании их наработок при формировании базы данных для дальнейшего использования, и те инструменты, который работают на основе прецедентного обучения – использовании эмпирических данных для поиска закономерностей и составления вероятного исхода [3].

В настоящее время существует проработанный инструментальный способов реализации процесса машинного обучения:

1. Обучение на основе модели «стимул-реакция». Такая модель создана по образу человеческого мозга, из-за чего за ней закрепилось альтернативное и более распространенное название – нейросеть. Использование нейросетей в компьютерных технологиях отражает попытку переноса функционала человеческого мозга на мощности вычислительных машин. Нейронные сети используются для решения сложных задач, которые требуют аналитических вычислений подобных тем, что делает человеческий мозг, но превосходящих их по объемам и уровню детализации. В данном контексте целесообразно назвать наиболее распространенные сценарии применения нейронных сетей:

а) классификация – распределение данных по параметрам. Такую работу может осуществить нейронная сеть, которая имеет доступ к соответствующей информации, например возрасте, платежеспособности, кредитной истории;

б) прогнозирование дальнейших событий. В таком случае перед алгоритмом ставится задачи определения дальнейшего поведения акций исходя из текущих условий фондового рынка, что представляет особый интерес для специалистов риск-менеджмента, которые могут использовать такой инструмент для прогнозирования рисков [5].

Прародителем современных нейросетей стал Adaboost: несмотря на хорошие результаты, работа алгоритма всегда была сопряжена со спекуляциями относительно природы вычислений. Дело в том, что обоснова-

ний работы алгоритма с его надстройками было мало, кто-то считал его прорывной технологией, тогда как другим подход казался малоприменимым и сопряженным жесткой переподгонкой (overfitting) [9].

2. Различные комбинации использования методов машинного обучения с «учителем» – субъектов, задающим необходимые условия. В зависимости от степени влияния человека исследователи выделяют следующие подходы к обучению алгоритмов ИИ:

– обучение без учителя;

Для каждого известного элемента выборки, с которой работает алгоритм, задается сценарий, объединяющий различные элементы в группы на основании специфичного правила. В данном подходе активно применяется теория кластеризации, объясняющая более корректную с точки зрения статистики группировку по определенным критериям посредством назначения весов элементов (например, по методу ближайших соседей) для понижения размерности данных или же использования информации о попарном сходстве объектов выборки между собой.

– обучение с частичным привлечением учителя;

Для части прецедентов задается под-алгоритм «ситуация и требуемое решение» (например, выделить в отдельный кластер все положительные значения, чтобы их просуммировать), а для иной части – исключительно «ситуация», в условиях которой, например, нужно без дополнительных манипуляций отсеять все отрицательные значения выборки.

– трансдуктивное обучение;

Речь идет об обучении с частичным привлечением учителя, при котором прогноз осуществляется только для прецедентов из тестовой выборки, не предполагая попытки его продления на основании замеченных закономерностей [6].

3. Бустинг – процесс, суть которого заключается в построении нескольких взаимосвязанных рядов алгоритмов, в которых каждый следующий алгоритм стремится компенсировать недостатки композиции предыдущих. На практике данный метод применяется для уменьшения дисперсии полученных данных. В результате основу кода, спроектированного по модели бустинга, составляет обучение простых моделей с целью компиляции из них более точной, массивной единицы [2].

Схема метода и процесса обучения в таком случае не отличается особой сложно-

стью: при добавлении следующего элемента, классификатора, присваивается определенный вес, оценка которого связана с итоговой точностью измерения. Определяемые веса пересчитываются (процесс называется пересчетом весовых коэффициентов) для внесения изменений в модель с целью уточнения результата: неверно классифицированные входные данные получают больший вес, а тогда как правильные данные вес теряют.

Наиболее широко распространенным и универсальным вариантом бустинга в текущих реалиях принято считать градиентный бустинг. Логику метода следует рассмотреть через призму регрессионного анализа, на основе которого выстраивается какой-то алгоритм. Базовым предположением в линейной регрессионной модели является случайное распределение отклонений в области 0, сумма которых приносит нулевой результат.

В свою очередь отклонения можно рассматривать в качестве ошибок, сделанных моделью. Хотя в моделях, основанных на деревьях решений, такого предположения не делается, если размышлять об этом предположении с позиции не статистики, но логики, можно заключить, что принцип распределения отклонений можно использовать для модели. Таким образом, принцип работы алгоритма заключается в итеративном применении этих паттернов отклонений и улучшении прогноза: как только учитель достиг момента, когда отклонения не имеют никакого паттерна, донастройка модели останавливается [4].

Искусственный интеллект получает все большее признание в различных отраслях благодаря потенциалу существенно изменить повседневную деятельность бизнеса (рисунок).

В сфере управления рисками AI/ML стал синонимом повышения эффективности и производительности при одновременном снижении затрат, что стало возможным благодаря способности технологий обрабатывать и анализировать большие объемы неструктурированных данных на более высоких скоростях при значительно меньшем вмешательстве человека. Технология также позволила банкам и финансовым учреждениям снизить операционные расходы, затраты на комплаенс и соблюдение нормативных требований, одновременно предоставляя финансовым институтам возможность принимать точные решения.



*Классификация цифровых инструментов AI/ML  
Источник: составлено автором*

Решения по управлению рисками на базе AI/ML также могут использоваться для управления модельными рисками (обратное тестирование и проверка моделей) и стресс-тестирования, как того требуют глобальные пруденциальные регуляторы, что обеспечивает для всех заинтересованных сторон следующие преимущества:

- повышенная точность прогнозирования;

Традиционные регрессионные модели зачастую неадекватно отражают нелинейные взаимосвязи между макроэкономикой и финансовыми показателями компании, особенно в случае стрессового сценария, тогда как машинное обучение обеспечивает повышенную точность прогнозирования благодаря способности моделей улавливать нелинейные эффекты между переменными сценария и факторами риска [10].

- оптимизированный процесс выбора переменных;

Процессы извлечения характеристик/переменных занимают значительное время в моделях риска, используемых для принятия внутренних решений. Алгоритмы ML, дополненные аналитическими платформами Big Data, могут обрабатывать огромные объемы данных и извлекать множество переменных. Богатый набор функций с широким охватом факторов риска способен привести к созданию надежных, основанных на данных моделей риска для стресс-тестирования [8].

- более комплексная сегментация данных;

Детализация и сегментация крайне важны для работы с меняющимся составом портфеля. В этой связи алгоритмы ML обеспечивают более качественную сегментацию и учитывают атрибуты сегментных данных, тогда как использование алгоритмов ML без контроля позволяет сочетать подходы к кластеризации на основе расстояний и плотности, что приводит к повышению точности моделирования и объяснительной способности.

В качестве практических кейсов использования ML/AI в риск-менеджменте банка можно рассмотреть способность цифровых инструментов к моделированию кредитного риска. Так, хотя банки традиционно используют модели кредитного риска для прогнозирования категориальных, непрерывных или бинарных переменных (дефолт/недефолт), поскольку ML-модели трудно интерпретировать и нелегко проверить для целей регулирования, последние активно внедряются в процессы оптимизации параметров и улучшения выбора переменных в существующих регуляторных моделях [7].

### Заключение

В рамках настоящей работы автором проанализирован потенциал цифровых технологий для управления рисками деятельности частного банка. Автором приводятся примеры цифровых решений, которые могут быть применены в рамках процесса управления практически любым риском, а также рассматриваются сценарии приме-

нения технологий на основе искусственного интеллекта и машинного обучения, способных многократно повысить эффективность оценки рисков за счет более высокой точности прогнозирования и комплексной сегментации данных.

Определено, что методы построения деревьев решений на основе ИИ позволяют получить легко прослеживаемые и логичные правила принятия решений в условиях возникновения риска, несмотря на его нелинейность. В свою очередь методы обуче-

ния без контроля способны использоваться для изучения данных при традиционном моделировании кредитного риска, а методы классификации, такие как машины опорных векторов, позволяют прогнозировать ключевые характеристики кредитного риска, такие как PD или LGD для кредитов. Финансовые компании также все чаще нанимают внешних консультантов, которые используют методы глубокого обучения для разработки моделей прогнозирования доходов в стрессовых сценариях.

*Библиографический список*

1. Головина Т.А., Авдеева И.Л., Суханов Д.А. Управление рисками организаций в условиях цифровой экономики // Вестник Академии знаний. 2022. № 1 (48). С. 55-61.
2. Орлова Е.В. Предиктивная аналитика кредитных рисков на основе данных цифровых следов заемщиков и методов статистического машинного обучения // Программная инженерия. 2021. Т. 12, № 7. С. 358-372.
3. Свистунова С.А., Музалёв С.В. Использование машинного обучения в процессе риск-менеджмента предметных рисков // Russian Journal of Management. 2021. Т. 9, № 3. С. 126-130.
4. Фирюлина М.А., Каширина И.Л. Прогнозирование риска смертности после инфаркта миокарда с использованием методов машинного обучения // Информатика: проблемы, методы, технологии. 2021. С. 1535-1544.
5. Щадилова Ю.Г., Олейник М.А. Внедрение искусственного интеллекта как фактор снижения финансовых рисков // Проблемы и перспективы развития экономического контроля и аудита в России. 2020. С. 78-83.
6. Якунькин В.Р., Панин Е.А. Машинное обучение с учителем // Оригинальные исследования. 2022. Т. 12, № 3. С. 5-9.
7. Araz M. Data Analytics for Operational Risk Management // Decis. Sci. 2020. Vol. 51. No. 6. P. 1316-1319. DOI: 10.1111/dec.12443.
8. Bussmann N. Explainable AI in Fintech Risk Management // Frontiers in Artificial Intelligence. 2020. Vol. 3. P. 26.
9. Shahraki A., Abbasi M., Haugen Ø. Boosting algorithms for network intrusion detection: A comparative evaluation of Real AdaBoost, Gentle AdaBoost and Modest AdaBoost // Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2020. Vol. 94. P. 103770.
10. Naim A. Role of artificial intelligence in business risk management // American Journal of Business Management, Economics and Banking. 2022. Vol. 1. P. 55-66.