

УДК 330.4

АНАЛИТИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ВЫБОРА ИНВЕСТИЦИОННЫХ ПРОЕКТОВ: СТАТИСТИЧЕСКАЯ ОЦЕНКА РИСКА

Карпова В.А.

студент,

*Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации,
Москва, Россия¹*

Аннотация

Статья посвящена рассмотрению статистического инструментария, применяемого при оценке и выборе инвестиционных проектов. Цель исследования — систематизация методов количественной оценки риска инвестиционных решений. В работе показано, что прогнозируемые показатели проекта являются случайными величинами, что обуславливает необходимость такой оценки. Рассмотрены методы Монте-Карло, имитационное моделирование, коэффициент вариации, корректировка нормы дисконта, непараметрические методы и машинное обучение. Установлено, что выбор метода определяется полнотой данных и спецификой проекта, а статистический инструментарий обеспечивает количественную обоснованность инвестиционных решений. Полученные результаты могут быть использованы для аналитического обеспечения выбора проектов развития бизнеса.

¹ *Научный руководитель: Звонарёва Наталья Сергеевна - старший преподаватель Кафедры бизнес-аналитики Финансового университета при Правительстве Российской Федерации, Москва, Россия*

Academic supervisor: Zvonareva Natalia Sergeevna – Senior Lecturer at the Department of Business Analytics, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia.

Ключевые слова: инвестиционный проект, статистические методы, риск, метод Монте-Карло, коэффициент вариации, машинное обучение, аналитическое обеспечение.

***ANALYTICAL SUPPORT FOR THE SELECTION OF INVESTMENT
PROJECTS: STATISTICAL RISK ASSESSMENT***

Karpova V.A.

student,

*Financial University under the Government of the Russian Federation,
Moscow, Russia*

Annotation

The article considers statistical tools used in the assessment and selection of investment projects. The aim of the study is to systematize methods for quantitatively assessing the risk of investment decisions. The paper shows that the forecasted indicators of a project are random variables, which necessitates such an assessment. Monte Carlo methods, simulation modeling, the coefficient of variation, discount rate adjustment, non-parametric methods, and machine learning are considered. It has been established that the choice of method is determined by the completeness of the data and the specifics of the project, while statistical tools provide quantitative justification for investment decisions. The results obtained can be used to provide analytical support for selecting business development projects.

Keywords: investment project, statistical methods, risk, Monte Carlo method, coefficient of variation, machine learning, analytical support.

При принятии инвестиционных решений будущие результаты проектов не могут быть точно предсказаны. Статистические методы помогают измерить связанные с этим риски и представить их в количественном виде.

Прогнозируемые показатели проекта — денежные потоки, рентабельность, сроки окупаемости — являются случайными величинами, и это означает, что при разных условиях один и тот же проект может дать разные результаты. Задача инвестора заключается в том, чтобы оценить не только ожидаемый доход, но и диапазон возможных отклонений, то есть риск [5]. Статистические методы дают для этого инструменты, применимые как при наличии большого массива исторических данных, так и в ситуациях, когда таких данных недостаточно. Во втором случае используются методы, позволяющие моделировать возможные сценарии развития проекта на основе ограниченной информации [1].

Классический подход предполагает наличие данных о большом числе аналогичных проектов. Например, если из 100 проектов 10 завершились убытком, вероятность убытка для нового проекта — 10%. Однако на практике такой статистики, как правило, нет. В этом случае применяется метод Монте-Карло, который позволяет моделировать возможные сценарии развития проекта на основе ограниченной информации. Суть метода состоит в том, что аналитик генерирует тысячи возможных сценариев, случайным образом задавая ключевые факторы: цены на сырьё, курс валют, уровень спроса. По каждому сценарию рассчитывается финансовый результат. В итоге получается распределение исходов: допустим, из 10 000 сценариев в 15% проект убыточен, в 85% — прибыльный. Это и есть статистическая оценка риска. Однако точечная оценка вероятности убытка не даёт полной картины. Инвестору нужны средняя прибыль, разброс значений, максимальный убыток [2].

Имитационное моделирование, построенное на методе Монте-Карло, позволяет получить не точечную оценку, а полное распределение всех возможных результатов [2]. По каждому сценарию рассчитывается чистый дисконтированный доход, формируется его распределение с двумя характеристиками: математическое ожидание (средний доход) и дисперсия (разброс). Дополнительно вычисляется риск провала — доля убыточных

сценариев. В результате инвестор получает не просто вывод «проект прибыльный в среднем», а полную картину. Например, в 60% сценариев доход составляет от 100 до 200 млн руб., в 10% — убыток, а в 30% — доход превышает 200 млн руб. Это позволяет принимать решение с учётом всех возможных последствий. Однако распределение само по себе не даёт простого критерия для сравнения нескольких проектов. Если по проекту А средний доход выше, но разброс велик, а по проекту Б доход ниже, но стабильнее, какой из них выбрать? Для этого необходим обобщающий показатель.

Таким обобщающим показателем является коэффициент вариации — отношение среднеквадратического отклонения к среднему значению [5]. Он показывает разброс результатов относительно среднего уровня. Шкала: до 0,1 — низкий риск; 0,1–0,25 — умеренный; свыше 0,25 — высокий. Пример: два проекта имеют одинаковый ожидаемый доход — 1 500 тыс. руб. Коэффициент вариации для проекта А — 0,258, для проекта Б — 0,356. Проект А — на границе умеренного риска, проект Б — в зоне высокого. При равной доходности проект А предпочтительнее. Коэффициент вариации позволяет ранжировать проекты по уровню риска, но не показывает, как риск должен влиять на итоговую оценку эффективности. Для этого риск необходимо включить непосредственно в расчёт.

Для учёта риска в оценке эффективности корректируется норма дисконта [4]. Базовое значение — цена капитала, то есть ставка, под которую компания привлекает средства [3]. Если риск выше стандартного, к этой ставке добавляется премия за риск: $НД_{\text{риск}} = НД_{\text{баз}} + ПР$, где $НД_{\text{риск}}$ — скорректированная норма дисконта с учётом риска; $НД_{\text{баз}}$ — базовая норма дисконта (цена капитала); $ПР$ — премия за риск. Чем рискованнее проект, тем выше премия, тем выше ставка дисконтирования. В результате будущие доходы более рискованного проекта сильнее уменьшаются при расчёте их текущей стоимости. Это автоматически снижает его оценку эффективности по сравнению с менее рискованным проектом [4]. Размер премии определяется экспертным путём либо

на основе апробированных ориентиров — например, в зарубежной практике для типового проекта премия за риск принимается равной 5%. Данный подход позволяет количественно учесть риск, однако он основан на предположении, что зависимость между факторами и доходностью имеет линейный характер, а отклонения подчиняются нормальному распределению. На реальных рынках эти условия часто нарушаются.

На практике цены постоянно меняются, корреляции изменяются во времени, а зависимости между факторами и доходностью часто оказываются нелинейными. Традиционные методы, предполагающие линейную связь и нормальное распределение, могут давать ошибки. Решение — это непараметрические методы, не требующие задания конкретной формы зависимости. Пример — непараметрическая предиктивная регрессия. В отличие от классической линейной регрессии, такая модель не навязывает формулу, а подстраивается под данные, учитывая нелинейные эффекты и изменение связей. Исследования показывают, что в нестабильных условиях такие модели точнее линейных регрессий. Однако они всё ещё требуют от аналитика определения структуры модели. Следующий уровень — автоматическое выявление зависимостей [2].

Методы машинного обучения, такие как случайный лес, градиентный бустинг и нейронные сети, автоматически выявляют закономерности, которые не видны при традиционном анализе [6]. Например, модель может обнаружить, что определённое сочетание уровня инфляции, валютного курса и цен на сырьё в прошлом с высокой вероятностью предсказывало успех или неудачу проектов. Эти зависимости могут быть нелинейными и сложными для восприятия человеком. Исследования показывают, что модели машинного обучения достигают точности прогнозов выше 90% [6]. Однако для инвестора важно не только получить прогноз, но и понять, на каких признаках он основан. Поэтому

статистические методы отличаются от «чёрных ящиков» тем, что позволяют объяснить, почему принято то или иное решение.

Статистика не даёт гарантий, но даёт информацию для обоснованных решений. Выбор метода зависит от условий: при наличии данных — анализ частот; при их недостатке — Монте-Карло; для сравнения проектов — коэффициент вариации; для учёта риска — корректировка дисконта; при нарушении предположений — непараметрические методы; для сложных зависимостей — машинное обучение. Универсального метода нет. Статистический анализ служит основой для рационального выбора проектов, дополняя экспертные суждения количественными оценками.

Обобщая рассмотренные подходы, можно представить выбор статистического инструментария в виде таблицы.

Таблица 1 – Выбор статистического метода в зависимости от условий оценки инвестиционного проекта

Условие применения	Статистический метод	Что позволяет оценить
Наличие большого массива исторических данных	Анализ частот	Вероятность убытка или успеха на основе статистики аналогичных проектов
Недостаток данных, необходимость моделирования сценариев	Метод Монте-Карло	Распределение исходов, вероятность убытка, диапазон возможных результатов
Необходимость получить полное распределение результатов	Имитационное моделирование	Математическое ожидание, дисперсию, риск провала, долю убыточных сценариев
Сравнение нескольких проектов с разным уровнем риска	Коэффициент вариации	Относительный разброс результатов, ранжирование проектов по уровню риска
Необходимость учесть риск в расчёте эффективности	Корректировка нормы дисконта	Влияние риска на текущую стоимость будущих доходов
Нарушение предположений о линейности и нормальности распределения	Непараметрические методы	Нелинейные зависимости и изменчивые корреляции без задания формы связи
Сложные, нелинейные зависимости, большие данные	Машинное обучение	Автоматическое выявление скрытых закономерностей, прогноз с высокой точностью

Источник: составлено автором.

Подводя итог, можно отметить, что статистический инструментарий не заменяет экспертное суждение, но дополняет его количественной оценкой риска. Выбор конкретного метода зависит от полноты данных и специфики проекта: при наличии достаточной статистики достаточно анализа частот, при её отсутствии применяется имитационное моделирование, а для сравнения проектов и учёта риска — коэффициент вариации и корректировка нормы дисконта. В условиях нестабильных рынков и сложных нелинейных зависимостей возрастает роль непараметрических методов и машинного обучения. Таким образом, статистический инструментарий повышает обоснованность инвестиционных решений, что особенно важно при работе с долгосрочными проектами.

Библиографический список:

1. Вентцель Е. С. Теория вероятностей : учебник для вузов / Е. С. Вентцель. — 8-е изд., стер. — Москва: Высшая школа, 2002. — 575 с.
2. Дуброва Т. А. Статистические методы прогнозирования: учебное пособие для вузов / Т. А. Дуброва. — Москва: ЮНИТИ-ДАНА, 2003. — 206 с.
3. Инвестиции : учебник / отв. ред. В. В. Ковалев, В. В. Иванов, В. А. Лялин. — 2-е изд., перераб. и доп. — Москва: Проспект, 2014. — 584 с.
4. Ковалев В. В. Инвестиции: учебник / В. В. Ковалев. — Москва : Проспект, 2011. — 592 с.
5. Шапкин А. С. Экономические и финансовые риски: оценка, управление, портфель инвестиций / А. С. Шапкин. — 3-е изд. — Москва: Дашков и К, 2004. — 536 с.
6. Machine Learning for Econometrics and Related Topics / edited by V. Kreinovich, S. Sriboonchitta, W. Yamaka. — Cham: Springer Nature Switzerland, 2024. — IX, 499 p.