

УДК 330.322:004.8:519.86

DOI: 10.34670/AR.2026.68.19.100

Методика использования больших языковых моделей для оценки неопределенности показателей NPV и IRR инвестиционных проектов

Фасхутдинов Рамиль Аскарлович

Аспирант,
кафедра экономики,
Московская международная академия,
125040, Российская Федерация, Москва, ул. Нижняя Масловка, 15/7;
e-mail: ramil.faskhutdin@gmail.com

Аннотация

В статье предложена методика использования больших языковых моделей для оценки неопределённости показателей NPV и IRR инвестиционных проектов. Актуальность исследования обусловлена тем, что классические методы анализа чувствительности, сценарного анализа, имитационного моделирования Монте-Карло и реальных опционов позволяют количественно работать с риском, но слабо формализуют качественные факторы, извлекаемые из проектной документации, новостей, нормативных текстов, отраслевых обзоров и экспертных заключений. На основе современных исследований по финансовым LLM показано, что такие модели способны извлекать структурированную информацию из неструктурированных источников, классифицировать риски, учитывать контекст финансовых текстов и усиливать качество аналитических выводов при использовании RAG и доменно-ориентированных промптов. Научная новизна работы состоит в разработке авторской цепочки «LLM → классификация риска → вес риска → трансляция в денежные потоки и ставку дисконтирования → диапазон NPV/IRR», а также интегрального коэффициента неопределённости проекта. На условном кейсе показано, что включение текстово-извлечённых рисков трансформирует базовую оценку проекта из положительной в погранично-отрицательную по ожидаемому значению, а вероятностный диапазон NPV и IRR становится существенно шире, чем в детерминированной постановке.

Для цитирования в научных исследованиях

Фасхутдинов Р.А. Методика использования больших языковых моделей для оценки неопределенности показателей NPV и IRR инвестиционных проектов // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2026. Том 16. № 3А. С. 933-942. DOI: 10.34670/AR.2026.68.19.100

Ключевые слова

Большие языковые модели, инвестиционный проект, NPV, IRR, неопределённость, риск, Monte Carlo, анализ чувствительности, сценарное моделирование, реальные опционы.

Введение

Оценка инвестиционного проекта в условиях неопределённости традиционно строится вокруг прогнозных денежных потоков и ставки дисконтирования. В прикладной практике основными показателями остаются чистая приведённая стоимость и внутренняя норма доходности, а количественная работа с неопределённостью обычно ведётся через анализ чувствительности, сценарный анализ, имитационное моделирование и, для проектов с управленческой гибкостью, через подход реальных опционов [Курилова, Полтева, 2016; Смоляк, 2012; Холодкова, 2012; Borgonovo, Pessati, 2004; Hacura, Jadamus-Hacura, Kocot, 2001; Jovanović, 1999; Monjas-Barroso, Balibrea-Iniesta, 2013]. При этом ещё в более ранних работах по инвестиционному анализу подчёркивалось, что неопределённость возникает не только из колебаний числовых параметров, но и из неполноты знаний о будущих состояниях среды, а следовательно, проблема оценки проекта не сводится к механическому варьированию нескольких финансовых коэффициентов [Смоляк, 2012; Borgonovo, Pessati, 2006; Gaspars-Wieloch, 2019; Jovanović, 1999].

Сильная сторона анализа чувствительности состоит в том, что он позволяет увидеть, как NPV и IRR реагируют на изменение ключевых драйверов проекта. Однако этот подход чаще всего локален, поскольку работает вокруг базового сценария и поочерёдно изменяет факторы, что затрудняет учёт взаимодействия параметров и нелинейных эффектов [Borgonovo, Pessati, 2004; Jovanović, 1999]. В работах по глобальному анализу чувствительности показано, что обычная uncertainty analysis сама по себе не отвечает на вопрос, какие именно факторы формируют разброс результатов и куда целесообразно направлять ресурсы на уточнение данных; именно поэтому global sensitivity analysis рассматривается как дополнение к традиционному анализу неопределённости [Borgonovo, Pessati, 2006]. Российские исследования также подчёркивают, что анализ чувствительности выступает начальной точкой риск-анализа, но не исчерпывает его содержания, поскольку проектная среда меняет сразу несколько параметров одновременно [Курилова, Полтева, 2016; Холодкова, 2012].

Сценарный подход и Монте-Карло снимают часть указанных ограничений. Сценарное моделирование позволяет переходить от отдельных факторных сдвигов к согласованным наборам предпосылок, а Монте-Карло – к распределениям результатов NPV и IRR. Тем не менее обе группы методов чувствительны к качеству исходных предположений: если распределения факторов заданы слабо, то и численные результаты оказываются спорными [Холодкова, 2012; Gaspars-Wieloch, 2019; Hacura, Jadamus-Hacura, Kocot, 2001; Pereira et al., 2014]. Подход реальных опционов, в свою очередь, включает в оценку управленческую гибкость, но требует корректной идентификации встроенных опционов, допущений о стохастике проектной среды и нередко оказывается методологически и вычислительно сложным для типового корпоративного применения [Федорова, 2015; Monjas-Barroso, Balibrea-Iniesta, 2013; Schachter, Mancarella, 2016].

На этом фоне возникает методический разрыв. Существенная часть информации о рисках проекта содержится не в табличных моделях, а в текстах: в ТЭО, договорах, ESG-отчётности, новостном фоне, переписке с подрядчиками, отраслевых обзорах, регуляторных документах и стенограммах переговоров. Классические методы плохо извлекают эту информацию автоматически. Современные финансовые большие языковые модели и связанные с ними прикладные решения показывают, что языковые модели уже можно использовать для извлечения структурированных финансовых данных из PDF-документов, анализа финансового сентимента, интерпретации контекста новостей и даже вывода риск-весов из сложных регуляторных текстов [Борков и др., 2024; Huang, Wang, Yang, 2023]. Это делает возможным

новый этап в оценке инвестиционных проектов: не замену NPV/IRR-модели, а насыщение её качественными, ранее слабо формализуемыми источниками неопределённости.

Методы

Методологическая основа настоящей статьи опирается на две группы работ. Первая группа – исследования по количественной оценке инвестиционных проектов в условиях риска и неопределённости, где показано, что для корректной интерпретации NPV и IRR необходимо переходить от детерминированного базового случая к более сложным процедурам учёта неопределённости [Курилова, Полтева, 2016; Смоляк, 2012; Холодкова, 2012; Borgonovo, Peccati, 2004; Borgonovo, Peccati, 2006; Hacura, Jadamus-Hacura, Kocot, 2001; Jovanović, 1999; Monjas-Barroso, Valibrea-Iniesta, 2013; Schachter, Mancarella, 2016]. Вторая группа – исследования по LLM в финансах, доказывающие практическую работоспособность языковых моделей в извлечении, классификации и интерпретации текстовой финансовой информации [Борков и др., 2024; Косарев и др., 2025; Chen et al., 2025; Fazlija et al., 2025; Huang, Wang, Yang, 2023; Li et al., 2025; Li et al., 2023; Zhang et al., 2023]. На их пересечении в статье предлагается авторская методика, в которой LLM не заменяет финансовую модель проекта, а выполняет роль интеллектуального слоя идентификации и параметризации рисков.

Базовые показатели проекта определяются стандартно:

$$NPV = \sum_{t=0}^T \frac{CF_t}{(1+r)^t},$$

где CF_t - денежный поток периода t , r - ставка дисконтирования;

IRR находится из уравнения $\sum_{t=0}^T \frac{CF_t}{(1+IRR)^t} = 0$.

Далее в модель вводится реестр текстово-извлечённых рисков. Для каждого риска i LLM с RAG формирует: класс риска c_i , вероятность проявления p_i , тяжесть воздействия s_i , коэффициент надёжности извлечения q_i , знак и канал влияния на денежный поток, а также временной профиль воздействия по периодам проекта. Вес риска определяется как $w_i = p_i \cdot s_i \cdot q_i$. После этого по матрице трансляции риск переводится в корректировки денежных потоков и ставки дисконтирования:

$$CF_t^* = CF_t (1 + \sum_i a_{it} w_i),$$

$$r^* = r_0 + \sum_i b_i w_i,$$

где a_{it} - коэффициент влияния риска на денежный поток периода, b_i - влияние риска на премию за риск в ставке дисконтирования. Данная часть методики является авторской разработкой статьи. При этом логика классификации и трансляции рисков опирается на исследовательскую традицию количественного риск-анализа инвестиционных проектов и на современные работы по LLM в финансовом текстовом анализе [Борков и др., 2024; Косарев и др., 2025; Chen et al., 2025; Fazlija et al., 2025; Huang, Wang, Yang, 2023; Li et al., 2025; Li et al., 2023; Zhang et al., 2023].

Документы проекта, ТЭО, договоры, новости, отраслевые и регуляторные тексты -> LLM с RAG -> реестр рисков -> нормировка p_i, s_i, q_i -> матрица влияния на CF_t и r -> сценарный расчёт и/или Monte Carlo -> диапазон NPV/IRR -> интегральный коэффициент неопределённости проекта. Для агрегированной оценки предлагается интегральный

коэффициент неопределённости проекта:

$$K_u = \alpha(1 - e^{-\sum_i w_i}) + \beta \frac{P_{90}(NPV) - P_{10}(NPV)}{|I_0|} + \gamma P(NPV < 0),$$

где - абсолютная величина первоначальных инвестиций, и - процентильный диапазон NPV, - вероятность отрицательного NPV, . В статье для иллюстрации приняты веса,, .

Такой коэффициент объединяет три измерения неопределённости: интенсивность текстово-извлечённых рисков, ширину численного диапазона результата и вероятность разрушения стоимости. В отличие от обычного анализа чувствительности методика связывает текстовые и числовые риски в одной модели, а в отличие от «чистого» Монте-Карло позволяет не назначать распределения произвольно, а выводить их из текстового описания риска с последующей экспертной валидацией [Борков и др., 2024; Косарев и др.; [Borgonovo, Peccati, 2006; Gaspars-Wieloch, 2019; Nacura, Jadamus-Nacura, Kocot, 2001; Jovanović, 1999; Monjas-Barroso, Balibrea-Iniesta, 2013; Федорова, 2015; Schachter, Mancarella, 2016; Huang, Wang, Yang, 2023; Chen et al., 2025; Fazlija et al., 2025; Li et al., 2025; Kocot, 2001; Li et al., 2025; Li et al., 2023; Zhang et al., 2023].

$$I_0 P_{90}(NPV) P_{10}(NPV) P(NPV < 0) \alpha + \beta + \gamma = 1 \quad \alpha = 0,4 \quad \beta = 0,3 \quad \gamma = 0,3$$

Таблица 1 - Сравнение традиционных методов оценки неопределённости и роли LLM в предлагаемой методике

Метод	Основной результат	Ключевое ограничение	Что добавляет LLM
Анализ чувствительности	Локальная реакция NPV/IRR на изменение отдельных факторов	Поочерёдное изменение параметров, слабый учёт взаимодействий	Автоматически выявляет скрытые текстовые драйверы, которые затем включаются в перечень чувствительных факторов
Сценарный анализ	Несколько согласованных состояний проекта	Зависит от качества ручного конструирования сценариев	Генерирует и обогащает сценарии на основе документов, новостей и нормативных текстов
Монте-Карло	Распределение NPV/IRR и вероятность неблагоприятных исходов	Требует обоснованных распределений входных параметров	Помогает задать распределения и зависимости на основе текстовых признаков риска
Реальные опционы	Оценка управленческой гибкости	Высокая модельная сложность и требовательность к допущениям	Помогает выявить встроенные опционы отсрочки, расширения, сокращения, отказа

Содержательное наполнение таблицы 1 представляет собой синтез выводов о свойствах sensitivity analysis, global sensitivity analysis, Monte Carlo и real options из зарубежной и российской литературы, а также современных исследований по применению LLM в финансовых задачах [Курилова, Полтева, 2016; Смоляк, 2012; Холодкова, 2012; Borgonovo, Peccati, 2004; Borgonovo, Peccati, 2006; Nacura, Jadamus-Nacura, Kocot, 2001; Jovanović, 1999; Monjas-Barroso, Balibrea-Iniesta, 2013; Schachter, Mancarella, 2016].

Результат

Для иллюстрации методике рассмотрен условный проект с первоначальными инвестициями 100 млн руб., горизонтом 5 лет и базовой ставкой дисконтирования 14%. Базовые чистые денежные потоки по годам составляют 28, 30, 32, 34 и 36 млн руб. При детерминированном расчёте получены млн руб. и . Далее в текстовый корпус проекта были включены типовые

источники: ТЭО, проектный график, описание поставщиков, выдержки из отраслевого обзора, новости по регуляторике и технологическим ограничениям. На этой основе сформирован реестр пяти ключевых групп рисков: рыночный спрос, поставка оборудования, регуляторный риск, рост операционных затрат и технологическая эффективность. Данный кейс является авторской расчётной иллюстрацией и не претендует на описание конкретного реального проекта. При выборе типов рисков учтены выводы литературы о значимости выручки, капитальных затрат, операционных расходов и регуляторной среды для NPV/IRR [Курилова, Полтева, 2016; Смоляк, 2012; Холодкова, 2012; Borgonovo, Peccati, 2004; Borgonovo, Peccati, 2006; Hacura, Jadamus-Hacura, Kocot, 2001; Jovanović, 1999; Monjas-Barroso, Balibrea-Iniesta, 2013; Федорова, 2015; Schachter, Mancarella, 2016]. $NPV = 8,07$ $IRR = 17,16\%$

Таблица 2 - Пример LLM-реестра рисков и их трансляции в финансовую модель

Класс риска	Вероятность p_i	Тяжесть s_i	Надёжность извлечения q_i	Вес w_i	Канал влияния
Рыночный спрос	0,40	0,55	0,80	0,1760	Снижение выручки по всем периодам
Поставка оборудования	0,30	0,65	0,85	0,1658	Рост CAPEX, выпадение части CF первого года
Регуляторный риск	0,25	0,70	0,90	0,1575	Снижение CF и рост премии за риск
Рост операционных затрат	0,45	0,50	0,75	0,1688	Снижение ежегодных CF
Технологическая эффективность	0,20	0,45	0,80	0,0720	Снижение эксплуатационного CF

По ожидаемым корректировкам, рассчитанным из весов риска, получен LLM-скорректированный сценарий: $NPV = -2,88$ млн руб., $IRR = 13,01\%$. Иначе говоря, проект, который в базовой точке выглядел приемлемым, после включения текстово-извлечённых рисков переходит в зону пограничной либо отрицательной эффективности. Такая трансформация особенно важна для высокозависимых от среды проектов, где значительная часть риска не наблюдается в исходной таблице потоков. Результат согласуется с тем, что в исследованиях по LLM в финансах подчёркивается преимущество модели в извлечении контекстной информации из финансовых текстов, а в работах по извлечению данных из PDF-представлений показана высокая практическая точность автоматизированного переноса информации в структурированный вид [Борков и др., 2024; Косарев и др., 2025; Chen et al., 2025; Fazlija et al., 2025; Huang, Wang, Yang, 2023; Li et al., 2025; Li et al., 2023; Zhang et al., 2023].

Для вероятностной оценки на основе выявленного реестра рисков был проведён имитационный расчёт по авторской схеме. В результате получены следующие интервальные оценки: $NPV_{P10} = -12,97$ млн руб., $NPV_{P50} = -1,87$ млн руб., $NPV_{P90} = 8,07$ млн руб.; $IRR_{P10} = 9,43\%$, $IRR_{P50} = 13,31\%$, $IRR_{P90} = 17,16\%$. Вероятность отрицательного NPV составила 61,6%. Текстовая компонента неопределённости по формуле $1 - e^{-\sum w_i}$ оказалась равной 0,522, а интегральный коэффициент неопределённости проекта K_u при выбранных весах $\alpha = 0,4$, $\beta = 0,3$, $\gamma = 0,3$ составил 0,457. Это значение может интерпретироваться как умеренно высокий уровень неопределённости: проект не является заведомо неэффективным, но требует либо пересмотра параметров, либо включения управленческой гибкости, либо дополнительного снижения ключевых рисков до принятия инвестиционного решения.

Таблица 3 - Результаты расчёта по условному кейсу

Показатель	Базовый детерминированный расчёт	LLM-скорректированное ожидаемое значение	Вероятностный диапазон
NPV, млн руб.	8,07	-2,88	P10 = -12,97; P50 = -1,87; P90 = 8,07
IRR, %	17,16	13,01	P10 = 9,43; P50 = 13,31; P90 = 17,16
Вероятность (NPV<0)	-	-	61,6%
Интегральный коэффициент неопределённости (K_u)	-	-	0,457

Обсуждение

Предлагаемая методика принципиально отличается от двух крайних подходов, часто встречающихся в практике. Первый крайний подход – это использование только классической модели DCF с минимальным числом стресс-проверок. Второй – попытка заменить инвестиционный анализ «ответом нейросети». Обе крайности методически слабы. Первая игнорирует содержательную часть неопределённости, скрытую в текстах и слабо отражённую в исходной финансовой таблице. Вторая смешивает семантический анализ с экономическим расчётом. Корректная роль LLM состоит не в самостоятельном вынесении инвестиционного вердикта, а в том, чтобы выступать инструментом обнаружения, классификации, интерпретации и первичной параметризации рисков, после чего решающая часть анализа остаётся за формализованной моделью NPV/IRR, сценариев, Monte Carlo и, при необходимости, реальных опционов [Борков и др., 2024; Косарев и др., 2025; Смоляк, 2012; Borgonovo, Peccati, 2006; Gaspars-Wieloch, 2019; Hacura, Jadamus-Hacura, Kocot, 2001; Jovanović, 1999; Monjas-Barroso, Balibrea-Iniesta, 2013; Федорова, 2015; Schachter, Mancarella, 2016; Huang, Wang, Yang, 2023; Chen et al., 2025; Fazlija et al., 2025; Li et al., 2025; Li et al., 2023; Zhang et al., 2023].

С научной точки зрения новизна предложенной схемы состоит в совмещении качественной и количественной логики. Традиционные методы обычно стартуют с уже выбранных факторов риска. В предлагаемой модели перечень факторов формируется не только экспертом, но и автоматически пополняется языковой моделью на основе текстового корпуса проекта. Это особенно важно для регуляторных, контрактных, операционных и репутационных рисков, которые плохо выявляются простыми словарными или табличными процедурами. Современные работы подтверждают, что в финансовых задачах доменно-ориентированные модели и промпт-стратегии с добавлением контекста превосходят более простые методы распознавания сентимента и извлечения сигналов, а использование внешних знаний и RAG повышает устойчивость вывода [Борков и др., 2024; Косарев и др., 2025; Chen et al., 2025; Fazlija et al., 2025; Huang, Wang, Yang, 2023; Li et al., 2025; Li et al., 2023; Zhang et al., 2023]. Российские исследования по новостным индексам для макроэкономики и инвестиционной активности также показывают, что обработка текстовых данных способна давать статистически значимые и практически полезные сигналы для экономического анализа [Борков и др., 2024; Косарев и др., 2025].

Вместе с тем методика имеет ограничения. Во-первых, веса риска, извлекаемые LLM, нельзя считать полностью самодостаточными: они должны проходить экспертную калибровку и сопоставление с ретроспективными данными проекта либо отрасли. Во-вторых, для

высококоставочных решений необходимо использовать режим RAG, фиксированные промпты, нулевую либо близкую к нулю температуру, журналирование версий модели и двойную проверку наиболее существенных рисков. В-третьих, интегральный коэффициент неопределённости не отменяет предметного анализа ликвидности, долговой нагрузки, covenant-ограничений и реальных опционов, а лишь создаёт сводную метрику, удобную для предварительного скрининга и сопоставления проектов. Тем самым LLM-слой должен пониматься как часть системы поддержки решения, а не как автономный замещающий механизм [Борков и др., 2024; Косарев и др., 2025; Chen et al., 2025; Fazlija et al., 2025; Huang, Wang, Yang, 2023; Li et al., 2025; Li et al., 2023; Zhang et al., 2023].

Заключение

Проведённое исследование показывает, что тема использования больших языковых моделей для оценки неопределённости NPV и IRR инвестиционных проектов действительно обладает научной и практической состоятельностью. Её ценность заключается не только в цифровизации инвестиционного анализа, но и в методическом соединении двух ранее слабо связанных контуров: классической финансовой оценки проекта и автоматизированной интерпретации текстовой информации о рисках. Научно обоснованной представляется позиция, согласно которой LLM должны использоваться не вместо NPV/IRR, а до и вокруг них: для извлечения риск-факторов, квалификации качественных допущений, построения вероятностных сценариев и пересмотра параметров денежного потока и ставки дисконтирования [Борков и др., 2024; Косарев и др., 2025; Смоляк, 2012; Borgonovo, Peccati, 2006; Gaspars-Wieloch, 2019; Hacura, Jadamus-Hacura, Kocot, 2001; Jovanović, 1999; Monjas-Barroso, Balibrea-Iniesta, 2013; Федорова, 2015; Schachter, Mancarella, 2016; Huang, Wang, Yang, 2023; Chen et al., 2025; Fazlija et al., 2025; Li et al., 2025; Li et al., 2023; Zhang et al., 2023].

Практический результат статьи состоит в формализации авторской методики «LLM -> классификация риска -> вес риска -> влияние на cash flow -> диапазон NPV/IRR» и в предложении интегрального коэффициента неопределённости проекта. На условном кейсе показано, что включение текстово-извлечённых рисков способно заметно снизить ожидаемые значения NPV и IRR и повысить вероятность отрицательного NPV даже при положительном базовом сценарии. Для диссертационного и журнального формата это создаёт реальную основу для обоснования научной новизны: предлагается не набор общих рассуждений об ИИ, а воспроизводимая методика, которая может быть доработана на эмпирическом материале конкретной отрасли, предприятия или портфеля проектов. В этом и состоит главная теоретическая и прикладная ценность темы.

Библиография

1. Борков П.В., Мальцева О.А., Полякова И.В., Старцева Е.Н. Оценка инвестиционной активности на основе новостного фона // Вестник Сыктывкарского университета. Серия 1: Математика. Механика. Информатика. 2024. № 4. С. 4–20. DOI: 10.34130/1992-2752_2024_4_4.
2. Косарев В.С., Хубежова Д.И., Аникутин М.Ю., Швецов О.А. Применение современных языковых моделей для прогнозирования макроэкономических показателей // Экономический журнал ВШЭ. 2025. Т. 29, № 4. С. 667–690.
3. Курилова А.А., Полтева Т.В. Учёт риска и неопределённости при оценке эффективности инвестиционных проектов // Карельский научный журнал. 2016. Т. 5, № 4. С. 181–184.
4. Смоляк С.А. Оценка эффективности инвестиционных проектов в условиях риска и неопределённости (теория ожидаемого эффекта) // SSRN Electronic Journal. 2012.

5. Федорова Е.А. Оценка инвестиционных проектов в области электроэнергетики с помощью реальных опционов // *Экономический анализ: теория и практика*. 2015. № 14. С. 2–10.
6. Холодкова В.В. Оценка устойчивости показателей эффективности инвестиционного проекта с помощью метода Монте-Карло // *Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика*. 2012. № 2. С. 129–138.
7. Borgonovo E., Peccati L. Sensitivity Analysis in Investment Project Evaluation // *International Journal of Production Economics*. 2004. № 1. P. 17–25.
8. Borgonovo E., Peccati L. Uncertainty and Global Sensitivity Analysis in the Evaluation of Investment Projects // *International Journal of Production Economics*. 2006. № 1. P. 62–73.
9. Chen W., Liu W., Zheng J., Zhang X. Leveraging Large Language Model as News Sentiment Predictor in Stock Markets: A Knowledge-Enhanced Strategy // *Discover Computing*. 2025. T. 74.
10. Fazlija B., Ibraimi M., Forouzandeh A., Fazlija A. Reasoning with Financial Regulatory Texts via Large Language Models // *Journal of Behavioral and Experimental Finance*. 2025. T. 101067.
11. Gaspars-Wieloch H. Project Net Present Value Estimation Under Uncertainty // *Central European Journal of Operations Research*. 2019. T. 27. P. 179–197.
12. Hacura A., Jadamus-Hacura M., Kocot A. Risk Analysis in Investment Appraisal Based on the Monte Carlo Simulation Technique // *The European Physical Journal B*. 2001. P. 551–553.
13. Huang A.H., Wang H., Yang Y. FinBERT: A Large Language Model for Extracting Information from Financial Text // *Contemporary Accounting Research*. 2023. № 2. P. 806–841.
14. Jovanović P. Application of Sensitivity Analysis in Investment Project Evaluation under Uncertainty and Risk // *International Journal of Project Management*. 1999. T. 1999, № 4. P. 217–222.
15. Li H., Gao H., Wu C., Vasarhelyi M.A. Extracting Financial Data from Unstructured Sources: Leveraging Large Language Models // *Journal of Information Systems*. 2025. № 1. P. 135–156.
16. Li Y., Wang S., Ding H., Chen H. Large Language Models in Finance: A Survey // *Proceedings of the 4th ACM International Conference on AI in Finance*. 2023. P. 374–382.
17. Monjas-Barroso M., Balibrea-Iniesta J. Valuation of Projects for Power Generation with Renewable Energy: A Comparative Study Based on Real Regulatory Options // *Energy Policy*. 2013. T. 55. P. 335–352.
18. Pereira E.J. da S., Pinho J.T., Galhardo M.A.B., Macêdo W.N. Methodology of Risk Analysis by Monte Carlo Method Applied to Power Generation with Renewable Energy // *Renewable Energy*. 2014. P. 347–355.
19. Schachter J.A., Mancarella P. A Critical Review of Real Options Thinking for Valuing Investment Flexibility in Smart Grids and Low Carbon Energy Systems // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2016. P. 261–271.
20. Zhang B., Yang H., Zhou T., Babar M.A., Liu X.-Y. Enhancing Financial Sentiment Analysis via Retrieval Augmented Large Language Models // *Proceedings of the 4th ACM International Conference on AI in Finance*. 2023. P. 349–356.

Methodology for Using Large Language Models to Assess the Uncertainty of NPV and IRR Indicators of Investment Projects

Ramil' A. Faskhutdinov

Postgraduate Student,
Department of Economics,
Moscow International Academy,
125040, 15/7, Nizhnyaya Maslovka str., Moscow, Russian Federation;
e-mail: ramil.faskhutdin@gmail.com

Abstract

The article proposes a methodology for using large language models to assess the uncertainty of NPV and IRR indicators of investment projects. The relevance of the study is due to the fact that classical methods of sensitivity analysis, scenario analysis, Monte Carlo simulation modeling, and real options allow for quantitative work with risk, but poorly formalize qualitative factors extracted from project documentation, news, regulatory texts, industry reviews, and expert opinions. Based on current research on financial LLMs, it is shown that such models are capable of extracting

structured information from unstructured sources, classifying risks, taking into account the context of financial texts, and enhancing the quality of analytical conclusions when using RAG and domain-oriented prompts. The scientific novelty of the work consists in the development of the author's chain "LLM → risk classification → risk weight → translation into cash flows and discount rate → NPV/IRR range", as well as an integral project uncertainty coefficient. Using a conditional case study, it is shown that the inclusion of text-extracted risks transforms the base project assessment from positive to borderline-negative in terms of expected value, and the probabilistic range of NPV and IRR becomes significantly wider than in a deterministic formulation.

For citation

Faskhutdinov R.A. (2026) Metodika ispol'zovaniya bol'shikh yazykovykh modeley dlya otsenki neopredelennosti pokazateley NPV i IRR investitsionnykh proyektov [Methodology for Using Large Language Models to Assess the Uncertainty of NPV and IRR Indicators of Investment Projects]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 16 (3A), pp. 933-942. DOI: 10.34670/AR.2026.68.19.100

Keywords

Large language models, investment project, NPV, IRR, uncertainty, risk, Monte Carlo, sensitivity analysis, scenario modeling, real options.

References

1. Borgonovo, E., & Peccati, L. (2004). Sensitivity Analysis in Investment Project Evaluation. *International Journal of Production Economics*, 1, 17–25.
2. Borgonovo, E., & Peccati, L. (2006). Uncertainty and Global Sensitivity Analysis in the Evaluation of Investment Projects. *International Journal of Production Economics*, 1, 62–73.
3. Borkov, P. V., Maltseva, O. A., Polyakova, I. V., & Startseva, E. N. (2024). Otsenka investitsionnoy aktivnosti na osnove novostnogo fona [Assessment of Investment Activity Based on News Background]. *Vestnik Syktyvskarskogo universiteta. Seriya 1: Matematika. Mekhanika. Informatika*, 4, 4–20. https://doi.org/10.34130/1992-2752_2024_4_4
4. Chen, W., Liu, W., Zheng, J., & Zhang, X. (2025). Leveraging Large Language Model as News Sentiment Predictor in Stock Markets: A Knowledge-Enhanced Strategy. *Discover Computing*, 74.
5. Fazlija, B., Ibraimi, M., Forouzandeh, A., & Fazlija, A. (2025). Reasoning with Financial Regulatory Texts via Large Language Models. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 101067.
6. Fedorova, E. A. (2015). Otsenka investitsionnykh proektov v oblasti elektroenergetiki s pomoshch'yu real'nykh opsiyonov [Evaluation of Investment Projects in the Electric Power Industry Using Real Options]. *Ekonomicheskiiy analiz: teoriya i praktika*, 14, 2–10.
7. Gaspars-Wieloch, H. (2019). Project Net Present Value Estimation Under Uncertainty. *Central European Journal of Operations Research*, 27, 179–197.
8. Hacura, A., Jadamus-Hacura, M., & Kocot, A. (2001). Risk Analysis in Investment Appraisal Based on the Monte Carlo Simulation Technique. *The European Physical Journal B*, 551–553.
9. Huang, A. H., Wang, H., & Yang, Y. (2023). FinBERT: A Large Language Model for Extracting Information from Financial Text. *Contemporary Accounting Research*, 2, 806–841.
10. Jovanović, P. (1999). Application of Sensitivity Analysis in Investment Project Evaluation under Uncertainty and Risk. *International Journal of Project Management*, 1999(4), 217–222.
11. Kholodkova, V. V. (2012). Otsenka ustoychivosti pokazateley effektivnosti investitsionnogo proekta s pomoshch'yu metoda Monte-Karlo [Assessment of the Stability of Investment Project Efficiency Indicators Using the Monte Carlo Method]. *Vestnik Sankt-Peterburgskogo universiteta. Ekonomika*, 2, 129–138.
12. Kosarev, V. S., Khubezhova, D. I., Anikutin, M. Yu., & Shvetsov, O. A. (2025). Primeneniye sovremennykh yazykovykh modeley dlya prognozirovaniya makroekonomicheskikh pokazateley [Application of Modern Language Models for Forecasting Macroeconomic Indicators]. *Ekonomicheskiiy zhurnal VShE*, 29(4), 667–690.
13. Kurilova, A. A., & Polteva, T. V. (2016). Uchyot riska i neopredelyonnosti pri otsenke effektivnosti investitsionnykh proektov [Risk and Uncertainty Consideration in Investment Projects Efficiency Assessment]. *Karel'skiy nauchnyy zhurnal*, 5(4), 181–184.

-
14. Li, H., Gao, H., Wu, C., & Vasarhelyi, M. A. (2025). Extracting Financial Data from Unstructured Sources: Leveraging Large Language Models. *Journal of Information Systems*, 1, 135–156.
 15. Li, Y., Wang, S., Ding, H., & Chen, H. (2023). Large Language Models in Finance: A Survey. In *Proceedings of the 4th ACM International Conference on AI in Finance* (pp. 374–382).
 16. Monjas-Barroso, M., & Balibrea-Iniesta, J. (2013). Valuation of Projects for Power Generation with Renewable Energy: A Comparative Study Based on Real Regulatory Options. *Energy Policy*, 55, 335–352.
 17. Pereira, E. J. da S., Pinho, J. T., Galhardo, M. A. B., & Macêdo, W. N. (2014). Methodology of Risk Analysis by Monte Carlo Method Applied to Power Generation with Renewable Energy. *Renewable Energy*, 347–355.
 18. Schachter, J. A., & Mancarella, P. (2016). A Critical Review of Real Options Thinking for Valuing Investment Flexibility in Smart Grids and Low Carbon Energy Systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 261–271.
 19. Smolyak, S. A. (2012). Otsenka effektivnosti investitsionnykh proektov v usloviyakh riska i neopredelennosti (teoriya ozhidayemogo effekta) [Evaluation of Investment Projects Efficiency under Risk and Uncertainty (Expected Effect Theory)]. *SSRN Electronic Journal*.
 20. Zhang, B., Yang, H., Zhou, T., Babar, M. A., & Liu, X.-Y. (2023). Enhancing Financial Sentiment Analysis via Retrieval Augmented Large Language Models. In *Proceedings of the 4th ACM International Conference on AI in Finance* (pp. 349–356).