

Научная статья

УДК 330.4

DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.18409>

EDN: <https://elibrary/WMZWKZ>



АДАПТИРОВАННЫЙ СЦЕНАРНЫЙ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНЫЙ ПОДХОД К ОЦЕНКЕ ИНВЕСТИЦИОННОЙ ПРИВЛЕКАТЕЛЬНОСТИ АГРОПРЕДПРИЯТИЙ

Б.Р. Бернгарт , Е.В. Попова 

Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина,
Краснодар, Российская Федерация

 bella.berngart@yandex.com

Аннотация. В исследовании представлен сравнительный анализ методов многокритериального агрегирования SAW, TOPSIS и GDR на примере построения синтетического индекса инвестиционной привлекательности (СИИП). Актуальность исследования определяется необходимостью совершенствования методов интегральной оценки инвестиционной привлекательности в условиях изменения структуры финансовых показателей, особенно в стратегически значимых отраслях экономики. В классических методах оценки инвестиционной привлекательности предприятия заемный капитал оценивается как негативный фактор, однако в условиях субсидируемого финансирования долгосрочные обязательства могут трактоваться как инвестиционный ресурс. Это требует разработки новых агрегированных моделей оценки и индексов, способных учитывать адаптацию структуры капитала. Данное исследование направлено на поиск оптимального соотношения классических коэффициентов и адаптированных коэффициентов с использованием многокритериальных методов принятия решений (MCDM). В исследовании проведен сравнительный анализ трех методов MCDM (SAW, TOPSIS, GDR) на синтетически сформированной структуре входных данных, отражающей возможные конфигурации классических и адаптированных коэффициентов устойчивости. Эмпирической основой послужили данные хозяйственной деятельности предприятия за 2022–2024 гг. Дополнительно модель была модифицирована путем введения показателя доверия (P/S), зависящего от уровня адаптации. Методы SAW, TOPSIS и GDR применялись для ранжирования сценариев с последующим анализом чувствительности и устойчивости результатов. Проведен расчет коэффициентов Спирмена для оценки согласованности моделей. Результаты показали, что GDR обладает наибольшей устойчивостью к включению нового критерия, демонстрируя минимальные отклонения ранговой структуры. SAW показал высокую стабильность, тогда как TOPSIS оказался наиболее чувствительным к изменению размерности пространства решений. Метод GDR, объединяющий логику SAW и TOPSIS и дополненный критерием MINMAX, продемонстрировал высокие показатели нормализации данных и корреляции с SAW. На основе анализа выявлен структурно устойчивый сценарий, рекомендованный для дальнейших прикладных исследований. Практическая ценность работы заключается в применимости разработанного подхода для построения устойчивых рейтингов инвестиционной привлекательности в условиях трансформируемой финансовой отчетности. Дальнейшие исследования предполагают формализацию весов, расширение выборки предприятий и тестирование различных метрик расстояния в модели TOPSIS.

Ключевые слова: многокритериальная оптимизация, SAW, TOPSIS, GDR, fuzzy SAW, fuzzy TOPSIS, ранговая корреляция Спирмена, агрегация, сценарный анализ, анализ чувствительности, ранжирование

Для цитирования: Бернгарт Б.Р., Попова Е.В. (2025) Адаптированный сценарный многокритериальный подход к оценке инвестиционной привлекательности агропредприятий. П-Economy, 18 (4), 158–172. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.18409>



ADAPTIVE SCENARIO-BASED MULTI-CRITERIA APPROACH TO ASSESSING INVESTMENT POTENTIAL IN AGRIBUSINESS

B.R. Bergart  , E.V. Popova 

Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin,
Krasnodar, Russian Federation

 bella.berngart@yandex.com

Abstract. This paper presents a comparative analysis of SAW, TOPSIS, and GDR multi-criteria aggregation methods, applied to the construction of a synthetic investment attractiveness index (SIAI). The relevance of this study is determined by the need to enhance the methods of integrated assessment of investment potential in the context of evolving financial reporting structures, particularly in strategically important sectors of the economy. Classical assessment methods of the investment potential of an enterprise assess loan capital as a negative factor; however, under subsidized financing, long-term liabilities can be treated as equity, necessitating the development of new aggregated assessment models and indices that can take into account capital's changing structure. This study is aimed at finding the optimal ratio of classical and adapted coefficients using multi-criteria decision-making methods (MCDM). The purpose of the study is to perform a comparative analysis of three MCDM methods – SAW, TOPSIS, and GDR – based on a synthetically formed structure of input data reflecting possible configurations of classical and adapted stability coefficients. Empirical data are drawn from a three-year financial dataset of an agricultural enterprise (2022–2024). Additionally, the model was modified by introducing a trust coefficient (P/S) depending on the adaptation level. Each MCDM method was used to rank the scenarios, followed by a sensitivity and consistency analysis using Spearman's rank correlation. The results indicate that GDR exhibited the greatest structural stability and lowest rank volatility after the inclusion of the external trust indicator. SAW remained robust, while TOPSIS showed significant sensitivity to the expansion of decision space. GDR, which combines inner structure of SAW and TOPSIS and is supplemented by MINMAX, demonstrated high degree of normalisation and correlation to SAW. An optimal scenario that balances classical and adapted indicators was determined, is recommended for further applied research. The practical value of the paper lies in application of the developed approach when constructing stable ratings of investment attractiveness in the context of transforming financial statements. Future research directions include weight optimization, expansion to cross-sectoral datasets and evaluation of alternative distance metrics within TOPSIS.

Keywords: multi-criteria decision-making, MCDM, SAW, TOPSIS, GDR, Spearman's rank correlation, fuzzy SAW, fuzzy TOPSIS, normalization, rank reversal, rankings, sensitivity analysis, comparative analysis

Citation: Bergart B.R., Popova E.V. (2025) Adaptive scenario-based multi-criteria approach to assessing investment potential in agribusiness. *П-Economy*, 18 (4), 158–172. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.18409>

Введение

Актуальность исследования

Современное состояние агропромышленного комплекса России (АПК) характеризуется институциональной асимметрией: при ключевой ставке Банка России в диапазоне 16–23% в 2022–2024 гг. ставка по льготным долгосрочным кредитам для организаций АПК не превышала 5%, и, согласно действующим программам государственной поддержки, планируется сохранение ставки на этом уровне. Такая ситуация нарушает традиционные принципы финансового анализа: долгосрочные заемные средства становятся дешевле инфляции, утрачивают признаки обязательств и функционируют как «псевдособственный» капитал. Долгосрочные субсидированные кредиты обеспечивают не только устойчивость источников финансирования, но

и возможность осуществления капитальных вложений без существенного ухудшения финансовых показателей организации.

Классические финансовые коэффициенты оборачиваемости, обеспеченности ресурсами, финансовой независимости и рентабельность отражают состояние организации без учета финансового потенциала льготного кредитования, что требует расчета дополнительных адаптированных показателей, учитывающих «псевдособственный» капитал. Однако оценка, строящаяся исключительно на адаптированных показателях, не имеет аналитической ценности. Возникает необходимость расчета оптимального соотношения адаптированных и классических коэффициентов для формирования инструмента оценки, который учитывает макроэкономические искажения.

В настоящей работе авторы представляют синтетический индекс инвестиционной привлекательности (СИИП) — интегральный агрегированный индекс, консолидирующий классические и адаптированные коэффициенты. Индекс строится как взвешенная сумма показателей с регулируемым фактором доверия, который отражает степень допустимой адаптации результатов. Используемые для формирования индекса коэффициенты считаются одинаково важными, а оптимальное соотношение коэффициентов определено с помощью многокритериальных методов принятия решений (MCDM). Объектом авторского исследования является оценка инвестиционной привлекательности организаций, предметом — многокритериальные модели и методы количественной оценки инвестиционной привлекательности.

Современные исследования подтверждают актуальность применения MCDM методов в задачах, требующих выбора наиболее привлекательных альтернатив. В литературе анализируются различия в результатах, полученных методами SAW, TOPSIS и другими, при решении междисциплинарных задач; например, оценка качества жизни или приоритетных энергетических стратегий [27, 9]. При этом устойчивость агрегированных рейтингов (ранжирования) к изменению структуры критериев остается недостаточно изученной. Отдельные авторы подчеркивают необходимость системной классификации методов MCDM по критерию чувствительности к включению дополнительных метрик [32]. Настоящее исследование направлено на сравнительное тестирование MCDM методов (SAW, TOPSIS, GDR) с целью выявления различий в степени чувствительности к изменению входных данных.

В отличие от существующих подходов, работа акцентирует внимание не на точности отдельных методов, а на устойчивости результатов в условиях изменения структуры входных данных. Для проведения эффективного сравнения результатов ранжирования ниже приводится краткий теоретико-методологический обзор используемых методов с обозначением их структуры, модификаций и методологических ограничений.

Литературный обзор

SAW (Simple Additive Weighting method — аддитивная модель) — это метод многокритериальной оптимизации, который основан на сложении полезности отдельных критериев для агрегирования общего ранга. Метод предполагает высокую независимость переменных: низкое значение по одной переменной (критерию) может быть компенсировано высоким значением по другой [24, 20, 22]. Метод требует экстенсивной нормализации первичных данных, приведения к абсолютно сопоставимому набору критериев [6, 25]. SAW считается простым и интуитивно понятным методом MCDM.

Чувствительность SAW, как правило, оценивается посредством оценки чувствительности первичных данных классическим методом (например, Монте-Карло). Однако в литературе описаны методы встроенной оценки, когда некоторые показатели действуют как фактор чувствительности [12].

Специфические особенности нормализации первичных данных и отсутствие встроенной проверки чувствительности являются явными ограничениями метода. Существуют модификации SAW, которые разработаны с целью обойти эти ограничения. Например, И. Калишевски и



Д. Подкопаев предлагают использовать метамодель SAW, которая представляет собой классический SAW с использованием разных стратегий нормализации (линейной, векторной), адаптивное взвешивание с использованием энтропийного метода, а также дополнительных оценок чувствительности и устойчивости [14].

Другая модификация – это SAW с интеграцией нечеткой логики для учета неопределенности в структуре алгоритма (fuzzy SAW – FSAW) [8, 28]. В отличие от традиционного подхода, FSAW оперирует треугольными или трапециевидными нечеткими числами, которые позволяют более адекватно моделировать первичные данные, которые невозможно привести к единому виду [16]. Среди ограничений метода следует выделить потерю информации на этапе дефазификации (defuzzification) – приведении нечетких значений к численным (четким) [1]. Потенциально это ограничивает применение FSAW в задачах с сильной межкритериальной корреляцией, где потеря данных дает сильно искаженные результаты.

Тем не менее, в актуальной литературе SAW и FSAW активно применяется в задачах инвестиционного анализа, оценки рисков и логистического планирования, в том числе в рамках гибридных моделей, объединяющих их, например, с TOPSIS, или с TOPSIS, VIKOR и COPRAS, где FSAW выполняет функцию предварительной агрегации субъективной информации в условиях неопределенности [10, 11, 17].

Метод TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) – это метод MCDM, который основан на принципе, что оптимальное решение одновременно наименьшим образом удалено от идеального решения и максимально удалено от анти-идеального. Результат TOPSIS – это ранжирование альтернатив на основе степени их приближенности к идеальному решению [5]. Метод допускает интерпретацию результата с позиции аксиоматики рационального выбора. Принцип реализуется посредством вычисления евклидовых расстояний в нормализованном многомерном пространстве критериев [23, 15].

В силу того, что в структуре TOPSIS используется геометрическое расстояние, каждая новая переменная (добавление или удаление альтернатив) формирует новое пространство для оценки. Этот метод обладает очень высокой чувствительностью к новым данным и с высокой вероятностью вернет сильно измененное ранжирование при минимальных изменениях входных данных [2, 18, 19, 26]. Одним из способов снижения чувствительности к новым данным является внедрение адаптивной кластеризации и логарифмической нормализации данных [3].

В литературе отмечается, что из-за высокой чувствительности TOPSIS результаты зачастую резко не совпадают с SAW [13], поэтому часто применяются гибридные модели [4] либо модификации: нечеткий TOPSIS (fuzzy TOPSIS) [21], принцип аналогичен FSAW, и нейтрософические TOPSIS (neutrosophic TOPSIS), где используются нейтрософические данные вместе с fuzzy TOPSIS [29]. Также исследователи предлагают использовать иные метрики для получения верных результатов. Ф. Чардьялло и А. Дженовезе показывают, что при использовании подхода манхэттенского расстояния TOPSIS демонстрирует практически те же ранги, что и SAW, тогда как другие меры расстояния (Евклидово пространство, расстояние Чебышева) приводят к большей рассогласованности [7].

В целом, методы SAW и TOPSIS и их модификации являются базовыми инструментами MCDM, но обладают определенными методологическими ограничениями. Нет универсального метода адаптации к новым критериям, и каждое расширение набора показателей может повлиять на итоговый ранг, но зачастую сохраняется стабильная доминанта предпочтений в верхнем квантиле распределения рангов. Это эффект агрегационной стабилизации – склонность агрегирующих моделей к устранению временных выбросов и усилению сигналов, согласующихся на разных выборках. В данной работе предполагается использовать этот эффект и обойти ограничения каждого отдельного метода применением нескольких методов одновременно на одном множестве сценариев.

GDR (General Deciding Rule – общее решающее правило) – это гибридный метод MCDM, который последовательно применяет три решающих правила: MINSUM, MINMAX и DIP (Distance to the Ideal Point) [30]. В отличие от SAW и TOPSIS, основанных на одном методе, GDR сочетает несколько правил для улучшения точности результатов ранжирования в условиях неопределенности. Итеративная структура означает, что неподходящие альтернативы по критерию отсеиваются на каждом этапе, алгоритм таким образом подготавливает очищенное множество альтернатив для финального этапа. DIP, являясь основой TOPSIS, обладает высокой чувствительностью к аномалиям ранжирования и выбросам, а значит в структуре GDR будет давать результаты более устойчивые, чем TOPSIS, на одинаковых входных данных.

Второй этап GDR – это расчет MINMAX (критерий Вальда), суть которого заключается в поиске наилучшей альтернативы среди множества худших. Таким образом выявляются альтернативы, которые обладают минимаксной устойчивостью, то есть демонстрирующие стабильное поведение даже в наиболее неблагоприятных сценариях. Этот этап GDR обеспечивает высокие позиции для альтернатив, обладающих наилучшими характеристиками в худших условиях. Этап важен для получения устойчивых результатов при незначительном изменении множества альтернатив. Получается, что критерий Вальда в структуре GDR помогает обойти ограничение SAW в оценке чувствительности без применения дополнительных мер нормализации входных данных (Монте-Карло или модификации с использованием нечеткой логики).

В силу своей структуры GDR должен показать наиболее устойчивые результаты в расчете с внедрением новой переменной. В отличие от SAW и TOPSIS, метод GDR сохраняет устойчивость результатов при изменении структуры входных критериев за счет комбинированной процедуры. SAW расценивает новые переменные как равнозначную альтернативу при принятии решения. GDR более восприимчив к изменению входных данных, а значит будет более активно реагировать на новую переменную во втором расчете, чем SAW, который с высокой долей вероятности отреагирует на новую переменную с минимальным изменением и покажет минимальную разницу коэффициента корреляции ($\Delta\rho$) из трех пар при сравнении контрольного расчета и расчета с добавлением P/S. Максимальное значение $\Delta\rho$ будет наблюдаться у TOPSIS. Возможно, метод даст новые результаты, не сохранив предпочтения полностью, тогда как результатом SAW и GDR ожидаемо увидеть те же сценарии в измененном порядке.

Цель исследования

Несмотря на развитие модифицированных MCDM методов, количественная оценка устойчивости ранжирования при изменении структуры входных критериев в условиях ограниченного и искаженного информационного поля является недостаточно изученной. Целью исследования является выявление оптимального адаптированного сценария оценки инвестиционной привлекательности организаций АПК.

Для достижения цели решаются следующие задачи:

1. Провести сравнительный анализ результатов ранжирования альтернатив методами SAW, TOPSIS и GDR при фиксированной структуре СИИП.
2. Исследовать влияние добавления новой переменной (мультипликатора P/S) на стабильность и перестройку рангов.
3. Оценить степень согласованности моделей на основе ранговой корреляции и определить зоны наибольшей чувствительности.

Исследование проводится в допущении эквивалентной значимости всех финансовых коэффициентов. СИИП рассматривается как искусственно сконструированное пространство для тестирования устойчивости MCDM методов в условиях варьирования входных параметров.



Методы и материалы

Эмпирической основой настоящего исследования являются рассчитанные классические и адаптированные финансовые коэффициенты для ОПХ «Центральное» за 2022–2024 гг. В рамках анализа определены пять ключевых показателей, отражающие разные аспекты финансовой устойчивости предприятия:

- 1) коэффициент оборачиваемости материальных оборотных средств (КОМ);
- 2) коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами (КОСОС);
- 3) коэффициент долгосрочной финансовой независимости (КДФН);
- 4) коэффициент обеспеченности запасов собственными средствами (КОЗ);
- 5) рентабельность собственного капитала (ROE).

Для каждого из указанных показателей рассчитана классическая и адаптированная модификация.

На основе этих данных сформировано множество из 32 сценариев. Множество сценариев построено по принципу комбинаторной подстановки адаптированных коэффициентов из набора пяти переменных: КОМ, КОСОС, КДФН, КОЗ, ROE. Сценарий 0 – все классические коэффициенты, сценарий 31 – полностью адаптированные коэффициенты. Промежуточные сценарии представляют собой частично адаптированные структуры, полученные в результате комбинаторного перебора. Количество сценариев соответствует числу непустых подмножеств множества из пяти коэффициентов: $2^5 = 32$. Такое формирование множества сценариев для анализа позволяет последовательно исследовать влияние адаптированных коэффициентов на результаты ранжирования.

На первом этапе проводится контрольный расчет без учета внешнего показателя доверия для формирования точки отсчета для сравнения с последующими интеграциями структуры СИИП. Расчеты реализованы с использованием «Информационной системы многокритериальной оценки и ранжирования Парето-оптимальных решений» [31]. Каждому сценарию сопоставляется ранг, вычисленный с помощью трех методов многокритериального агрегирования: классических методов SAW и TOPSIS, а также авторского метода GDR, разработанного Е.В. Поповой. Информационная система возвращает проранжированный список от худшего к лучшему, в работе будут использованы только пять лучших сценариев.

На втором этапе модель дополняется внешним показателем доверия – рыночным мультипликатором P/S, который представляет собой соотношение капитализации компании к годовой выручке. Значение доверия задается как функция от количества адаптированных коэффициентов в структуре сценария. Пусть $n \in \{0, 1, 2, 3, 4, 5\}$ – это число адаптированных коэффициентов, тогда весовой коэффициент доверия определяется выражением:

$$w(n) = 1 - \frac{n}{5}.$$

Итоговое значение мультипликатора $M(n)$ вычисляется по формуле:

$$M(n) = M_0 \cdot w(n),$$

где M_0 – исходное значение мультипликатора P/S.

Таким образом, сценарии с полной адаптацией ($n = 5$) полностью исключаются из зоны доверия, тогда как сценарии, основанные исключительно на классических показателях ($n = 0$), сохраняют его в полном объеме. Предложенная корректировка отражает потенциальный скепсис со стороны инвесторов в отношении переоценки устойчивости, полученной на основе адаптированных балансов.

Будет проанализирован эффект rank reversal (смещения ранговых позиций при изменении множества оцениваемых альтернатив). Мультипликатор P/S добавлен с целью показать скепсис потенциального инвестора относительно адаптированных коэффициентов, он служит внутренним фильтром для отсекаания максимально адаптированных сценариев, но не обладает достаточным весом для существенного изменения ранжирования. Требуется найти оптимальное решение, а не самое адаптированное. Результаты второго расчета должны показать степень адаптации каждого метода к новым переменным.

В завершающем блоке синтезированы результаты предыдущих блоков и даны выводы о стабильности системы оценки через проверку согласованности трех методов при решении одной задачи. Для всех пар алгоритмов вычисляются коэффициенты Спирмена, что позволяет формализовано оценить устойчивость структуры ранжирования при переходе между моделями. Высокая степень согласованности ($\rho \rightarrow 1$) интерпретируется как подтверждение надежности системы многокритериального агрегирования.

Описанная методика позволяет формализованно оценить чувствительность ранжирования к изменению структуры входных данных. Ниже приведены результаты сценарного анализа, выполненного по каждому из трех методов, с последующим сопоставлением устойчивости полученных рейтингов и интерпретацией выявленных эффектов.

Результаты и обсуждение

В табл. 1 представлены результаты ранжирования. Анализ ранжирования данных за 2022–2024 гг. показывает, что ни один из алгоритмов не воспроизвел интуитивно ожидаемый порядок, при котором ранжирование следовало бы от сценария с наибольшей степенью адаптации (31) к сценарию с единственным классическим коэффициентом. Однако в ранжировании по годам результат SAW именно этот: ранжирование от сценария 31 к 0. Это подтверждает то, что SAW — элементарный метод, который может давать интуитивно понятные результаты, однако этот результат имеет низкую воспроизводимость: 1 из 4 расчетов.

В топ-5 стабильно входят сценарии с доминированием адаптированных показателей (26, 28, 30, 31), однако выделяется сценарий 17, в котором адаптированы только три коэффициента (КОМ, КОСОС, КОЗ), в то время как КДФН и ROE представлены в классической форме. Этот сценарий демонстрирует стабильно высокие позиции во всех вариантах агрегирования для совокупных данных 2022–2024 гг., как в расчетах без показателя доверия, так и с ним. Предварительно можно сделать вывод, что сценарий 17 — структурно устойчивое ядро СИИП.

Анализ динамики ранжирования по отдельным годам позволяет выявить ключевые особенности поведения методов многокритериальной оптимизации в условиях ограниченного массива данных. В табл. 1 представлены позиции сценариев контрольного расчета по методам GDR, SAW и TOPSIS ежегодно за 2022, 2023 и 2024 гг., а также итоговое ранжирование, где были использованы показатели за весь период.

Так, сценарий 31, являющийся полностью адаптированной конфигурацией, не попадал в число лидеров ранжирования по отдельным годам (первое место по GDR занимают сценарии 28, 26, 26; по TOPSIS: 28, 28, 26), однако в итоговом агрегированном расчете сценарий 31 устойчиво занимает первую строку при любом методе анализа. Такое поведение методов указывает на достигнутый эффект агрегационной стабилизации, с увеличением полноты данных происходит усреднение отклонений, что способствует более устойчивой и интерпретируемой структуре предпочтений. Мы видим, что увеличение временного диапазона выборки и, как следствие, использование эффекта агрегации сглаживает aberrации ранжирования. Таким образом, многокритериальные методы, несмотря на различную алгоритмическую природу, сходятся в тенденции: при расширении информационного поля агрегированные оценки смещаются к экономически верным и интуитивно оправданным конфигурациям.

Таблица 1. Контрольный расчет
Table 1. Baseline calculation

	GDR				SAW				TOPSIS			
	2022	2023	2024	2022–2024	2022	2023	2024	2022–2024	2022	2023	2024	2022–2024
1	28	26	26	31	28	31	26	31	28	28	26	31
2	17	31	17	26	24	30	17	28	24	31	17	26
3	26	28	28	28	21	29	28	26	18	26	28	28
4	31	17	31	17	18	28	22	17	30	29	19	17
5	30	30	22	30	17	27	19	30	27	17	8	29

Сценарии 26 и 28 демонстрируют лидирующие позиции в рамках расчетов по годам, но не удерживают преимущество при переходе к агрегированной модели. Агрегационная стабилизация выявила, что, несмотря на некоторое улучшение значения в коротком отрезке времени, при увеличении массива данных эти сценарии теряют свои позиции. Это отражает типичную для TOPSIS и GDR чувствительность к входным данным: в условиях одного года отдельные показатели существенно влияют на итог, но теряют значимость при увеличении размерности входа, срабатывает эффект агрегационной стабилизации.

Отдельного следует отметить поведение сценария 17, который сохраняет высокие позиции как в годовых, так и в агрегированных расчетах. Например, по GDR второе место в ранжировании по годам занимают сценарии 17, 31, 17, но для агрегированных расчетов второе место занимает сценарий 26. В расчетах по SAW и TOPSIS сценарий 17 появляется в двух годах из трех при годовых расчетах и во всех агрегированных расчетах. Это свидетельствует о структурной устойчивости сценария, который, несмотря на варьирующуюся значимость отдельных показателей в разные годы, сохраняется оптимальный баланс между адаптированными и классическими компонентами. В методологическом смысле этот сценарий можно рассматривать как устойчивый Парето-доминирующий элемент внутри пространства альтернатив.

Сравнительный анализ результатов многокритериальных методов показывает, что при достаточно полной выборке входных данных результаты, полученные при использовании информационной системы, приближены к тем, которые могли бы быть приняты экспертом-аналитиком на основе обобщенной информации. Полученная устойчивость модели СИИП на основании сценария 17 при изменении входных параметров делает ее пригодной для построения прогнозных сценариев, а также для последующей трансформации в отраслевой индикатор оценки инвестиционной привлекательности, адаптируемый к различным секторам экономики, без привязки к агросектору, так как все показатели могут быть рассчитаны для компании любой другой отрасли.

Многокритериальные методы по-разному агрегируют оценки альтернатив, что приводит к расхождениям в ранжировании. SAW реализует простое взвешенное суммирование, тогда как TOPSIS сравнивает расстояния до идеального и анти-идеального решений после нормировки показателей, а GDR последовательно применяет набор правил ко всем критериям.

Введение внешнего показателя P/S расширяет множество критериев и задает дополнительную градацию альтернатив. В SAW добавление P/S с ненулевым весом увеличивает суммарный балл для высоких значений P/S, что может изменить порядок ранжирования, но существенно не изменит структуру. Однако в TOPSIS любое изменение входных данных (добавление новых критериев или удаление уже существующих) модифицирует нормы и идеальную точку: альтернативы с экстремальными значениями P/S «удаляются» или «приближаются» к идеалу по другим критериям. Это может привести к перестановкам позиций, особенно когда диапазоны P/S

и других критериев сильно разнятся. Получается, что каждая новая переменная трансформирует многомерное пространство решений для анализа.

По данным табл. 2 виден эффект агрегационной стабилизации: все методы сохранили одинаковые предпочтения в выборе сценариев несмотря на то, что итоговое ранжирование различается. Расхождение в результатах после добавления переменной P/S можно объяснить разной степенью чувствительности методов к вводным данным. В этой работе фактор внешнего доверия P/S служит встроенным корректирующим фактором, который понижает рейтинг сильно адаптированных сценариев, то есть действует как встроенный фильтр.

Таблица 2. Расчет с P/S
Table 2. Calculation with P/S

	GDR	GDR + P/S	SAW	SAW + P/S	TOPSIS	TOPSIS+ P/S
1	26	31	31	28	31	17
2	17	26	28	17	26	26
3	28	28	26	31	28	28
4	31	17	17	26	17	8
5	22	30	30	24	29	19

Анализ результатов демонстрирует частичное достижение поставленной цели: внедрение переменной P/S в расчеты привело к измененному перечню сценариев, при этом предпочтения, выявленные ранее, остались неизменными. Только вариация TOPSIS+P/S показала принципиально новый результат: были добавлены сценарии 8 и 19. Сценарий 8 обладает несопоставимо низкой привлекательностью, скорее всего, является статически неустойчивой альтернативой. Сценарии 16 и выше имеют 3 адаптированных в своей структуре и обладают большей инвестиционной привлекательностью, у сценария 8 — только 2.

Такое поведение соответствует теоретическим ожиданиям: для TOPSIS каждая новая альтернатива существенно меняет анализируемое пространство, в отличие от SAW. В нашем случае дополнительная логарифмическая корректировка данных для TOPSIS не требуется, используется сравнение с результатами других методов для устранения таких аберраций.

Смоделированное на основании математической структуры поведение GDR подтвердилось при расчетах. Выявлено, что, несмотря на то что в GDR встроен DIP, итеративное применение других структурных элементов оказало стабилизирующее действие, в ранжировании GDR нет аномалий ранжирования. Устойчивость схожа с SAW: приоритетность была сохранена, кардинально новые альтернативы добавлены не были. Различия в реакции методов на введение P/S являются прямым следствием их механизмами агрегации и нормировки оценок.

Также виден эффект смены при изменении числа оцениваемых объектов для TOPSIS, но не у SAW и GDR. Как видно из табл. 3, при добавлении нового критерия P/S, TOPSIS дал два новых сценария в ранжировании, тогда как для GDR и SAW — только один. На основании расчетов можно утверждать, что разные алгоритмы обладают различной чувствительностью к структуре данных и выбранной метрике, что естественно ведет к различным результатам ранжирования, при этом сохраняется очевидная группа лидирующих сценариев.

Для формальной оценки степени согласованности результатов, полученных с использованием различных методов агрегирования, рассчитаны коэффициенты ранговой корреляции Спирмена (ρ) для парных комбинаций алгоритмов SAW, TOPSIS и GDR. Анализ проведен в двух условиях: до и после включения внешнего корректирующего мультипликатора доверия (P/S). Коэффициент Спирмена, интерпретируемый как мера монотонной зависимости между

Таблица 3. Коэффициент ранговой корреляции Спирмена
Table 3. Spearman's rank correlation coefficient

	Spearman Correlation	Spearman Correlation + P/S	$\Delta\rho$
GDR/TOPSIS	0,725073	0,666422287	0,058650713
GDR/SAW	0,853372	0,817082111	0,036289889
TOPSIS/SAW	0,695748	0,531524927	0,164223073

ранжированными переменными, позволяет количественно оценить устойчивость относительных позиций сценариев при изменении условий агрегирования.

В табл. 3 представлены численные значения ρ для каждой пары методов. GDR в своем алгоритме использует как аддитивный, так и координатный метод, соответственно он будет показывать достаточно высокую согласованность с обоими методами, а отклонение при добавлении нового показателя будет минимально. Это подтверждается эмпирически: наибольшая степень корреляции наблюдается между методами SAW и GDR как до ($\rho \approx 0,853$), так и после ($\rho \approx 0,817$) введения показателя P/S. Абсолютное значение отклонения $\Delta\rho$ составляет всего 0,036, что свидетельствует о высокой структурной устойчивости ранжирования при переходе от контрольной модели к расширенной. Пара GDR/TOPSIS обладает достаточно медианной корреляцией среди трех пар как без показателя P/S, так и с ним ($\rho \approx 0,725$ и 0,666 соответственно), $\Delta\rho \approx 0,059$; пара обладает умеренной устойчивостью к включению дополнительного критерия.

Минимальная корреляция выявлена между TOPSIS и SAW ($\rho \approx 0,696$) и ($\rho \approx 0,532$) до и после введения показателя P/S соответственно. К тому же у этой пары максимальное значение $\Delta\rho$ ($\approx 0,164$), что подтверждает ранее обозначенную внутреннюю структуру методов: для TOPSIS новые переменные существенно меняют алгоритм, тогда как для аддитивного метода SAW новые переменные встраиваются в имеющуюся систему правил, существенных изменений не происходит. Полученные результаты подтверждают различную степень чувствительности методов к модификациям структуры входных данных и позволяют сформулировать обобщенные выводы об их чувствительности.

Заключение

Проведенный сравнительный анализ методов SAW, TOPSIS и GDR в рамках формирования СИИП позволил выявить общие закономерности ранжирования и специфичное поведение, обусловленные различиями в механизмах агрегирования. В целях исследования чувствительности методов к изменению структуры входных данных были получены следующие результаты:

1. Сравнительный анализ при фиксированной структуре СИИП на входных данных разной полноты (по годам и совокупность за трехлетний период) показал, что методы GDR и SAW формируют близкие ранговые последовательности и практически не допускают «шумовых» перестановок. В то время как TOPSIS демонстрирует более выраженную чувствительность к исходной конфигурации критериев. Выявлено устойчивое поведение GDR при изменении временного охвата входных данных.

2. Включение новой переменной (мультипликатора P/S) вызвало заметное переупорядочивание рангов преимущественно в TOPSIS; GDR и SAW сохранили стабильность лидирующих позиций с локальными перестановками. Это подтверждает различную чувствительность алгоритмов к расширению критериального множества.

3. Оценка степени согласованности моделей на основе коэффициента ранговой корреляции Спирмена показала, что при фиксированной структуре СИИП наибольшая согласованность наблюдается между методами GDR/SAW ($\rho \approx 0,853$), на втором месте – GDR/TOPSIS ($\rho \approx 0,725$)

и TOPSIS/SAW с минимальной в сравнении, но достаточно высокой корреляцией на последнем ($\rho \approx 0,696$). После добавления новой переменной зафиксированы снижения корреляций между парами с минимальной $\Delta\rho$ для GDR/SAW ($\approx 0,036$) и максимальной $\Delta\rho$ для TOPSIS/SAW ($\approx 0,164$).

Анализ величин $\Delta\rho$ подтверждает гипотезу о различной чувствительности методов к включению новой информации. Методы SAW и GDR демонстрируют устойчивую инвариантность ранговых перестановок, интерпретируемую как индикатор их способности воспринимать новые альтернативы в качестве расширения пространства решений без нарушения базовой логики расчетов. В отличие от них, метод TOPSIS, использующий нормализованное расстояние до идеальной и анти-идеальной точек, обладает высокой чувствительностью к изменениям структуры входных данных, что порождает эффект деформации исходного геометрического пространства принятия решений при введении новых параметров. При этом зафиксированные различия между методами в реакции на внешнюю переменную (P/S) подтверждают необходимость дальнейшего структурного анализа чувствительности методов.

Направления дальнейших исследований

В дальнейшем представляется перспективной задача формализации системы весов в рамках СИИП, определение порога чувствительности к альтернативам, имеющим преимущество по большинству критериев, а также тестирование на выборке предприятий различной отраслевой специфики. Дополнительное направление связано с построением комплексного индекса доверия, объединяющего несколько рыночных и институциональных мультипликаторов для исключения аномалий ранжирования и повышения устойчивости итоговой оценки.

Также необходима комплексная проверка фактора внешнего влияния среди методов. В целях углубленной проверки планируется:

- включить для сравнения методологию TOPSIS в разных пространствах отсчета (манхэттенское расстояние, Евклидово пространство, расстояние Чебышева);
- ввести составной индекс доверия, объединяющий несколько внешних факторов, коррелирующих с другими финансовыми показателями, которые уже используются в расчете.

Таким образом, будет создано более адаптивное и подвижное множество данных.

Введение одного дополнительного критерия выявило особенности методов MCDM к изменению входных данных, необходимо провести целостную проверку этого изменения. Существует вероятность, что результаты являются шумовым колебаниям одного параметра. Таким образом, планируется продолжить исследование в виде формального анализа чувствительности первичных данных (методом Монте-Карло или схожим) к изменениям весов критериев, чтобы выявить наиболее чувствительные параметры СИИП.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Opricovic S., Tzeng G.-H. (2003) Defuzzification within a multicriteria decision model. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 11 (5), 635–652. DOI: <https://doi.org/10.1142/S0218488503002387>
2. Akram M., Zahid K., Alcantud J.C.R. (2022) A new outranking method for multicriteria decision making with complex Pythagorean fuzzy information. *Neural Computing and Applications*, 34, 8069–8102. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06847-1>
3. Anes V., Abreu A. (2025) Adaptive cluster-based normalization for robust TOPSIS in multicriteria decision-making. *Applied Sciences*, 15 (7), art. no. 4044. DOI: <https://doi.org/10.3390/app15074044>
4. Azadi A., Seyed Jalali A., Navidi M.N. (2023) Land evaluation approaches comparing TOPSIS and SAW with parametric methods for rice cultivation. *Environmental Monitoring and Assessment*, 195, art. no. 1296. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10661-023-11849-8>



5. Bánhidi Z., Dobos I. (2024) Sensitivity of TOPSIS ranks to data normalization and objective weights on the example of digital development. *Central European Journal of Operations Research*, 32, 29–44. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10100-023-00876-y>
6. Biswas T.K., Chaki S. (2022) Applications of modified simple additive weighting method in manufacturing environment. *International Journal of Engineering*, 35 (4), 830–836. DOI: <https://doi.org/10.5829/ije.2022.35.04a.23>
7. Ciardiello F., Genovese A. (2023) A comparison between TOPSIS and SAW methods. *Annals of Operations Research*, 325, 967–994. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10479-023-05339-w>
8. Ajay D., Manivel M., Aldring J. (2019) Neutrosophic fuzzy SAW method and it's application. *The International Journal of Analytical and Experimental Modal Analysis*, 11 (8), 881–887.
9. Effatpanah S.K., Ahmadi M.H., Aungkulanon P., Maleki A., Sadeghzadeh M., Sharifpur M., Chen L. (2022) Comparative analysis of five widely-used multi-criteria decision-making methods to evaluate clean energy technologies: A case study. *Sustainability*, 14 (3), art. no. 1403. DOI: <https://doi.org/10.3390/su14031403>
10. Firgiawan W., Zulkarnaim N., Cokrowibowo S. (2020) A Comparative Study using SAW, TOPSIS, SAW-AHP, and TOPSIS-AHP for Tuition Fee (UKT). *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 875, art. no 012088. DOI: <https://doi.org/10.1088/1757-899X/875/1/012088>
11. Göktaş F. (2024) A hybrid MADM approach based on simple additive weighting and TOPSIS: An application on comparison of innovation performances of the EU countries. *Gazi University Journal of Science Part A: Engineering and Innovation*, 11 (3), 419–430. DOI: <https://doi.org/10.54287/gujisa.1474940>
12. Goodridge W.S. (2016) Sensitivity analysis using simple additive weighting method. *International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA)*, 8 (5), 27–33. DOI: <https://doi.org/10.5815/ijisa.2016.05.04>
13. Jayanti S.D., Budiman, Yoga T.P. (2021) Comparison analysis of the SAW method and TOPSIS method in the decision support system for determining permanent teachers in SMK Pasundan 2 Banjaran. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1115, art. no. 012016. DOI: <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1115/1/012016>
14. Kaliszewski I., Podkopaev D. (2016) Simple additive weighting – A metamodel for multiple criteria decision analysis methods. *Expert Systems with Applications*, 54, 155–161. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.01.042>
15. Madanchian M., Taherdoost H.A. (2023) A comprehensive guide to the TOPSIS method for multi-criteria decision making. *Sustainable Social Development*, 1 (1), art. no. 2220. DOI: <https://doi.org/10.54517/ssd.v1i1.2220>
16. Piasecki K., Roszkowska E., Łyczkowska-Hanćkowiak A. (2019) Simple additive weighting method equipped with fuzzy ranking of evaluated alternatives. *Symmetry*, 11 (4), art. no. 482. DOI: <https://doi.org/10.3390/sym11040482>
17. Radulescu C.Z., Radulescu M. (2024) A hybrid group multi-criteria approach based on SAW, TOPSIS, VIKOR, and COPRAS methods for complex IoT selection problems. *Electronics*, 13 (4), art. no. 789. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics13040789>
18. Shih H.-S. (2022) Rank reversal in TOPSIS. In: *TOPSIS and its Extensions: A Distance-Based MCDM Approach*, 159–175. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-09577-1_7
19. Shyr H.-J., Shih H.-S. (2024) Resolving rank reversal in TOPSIS: A comprehensive analysis of distance metrics and normalization methods. *Informatica*, 35 (4), 837–858. DOI: <https://doi.org/10.15388/24-INFOR576>
20. Rahman A. (2020) Implementation of the Simple Additive Weighting method in solving decision making problems. *Kontigensi: Jurnal Ilmiah Manajemen*, 8 (2), 325–333. <https://doi.org/10.56457/jimk.v8i2.232>
21. Singh J., Tyagi P., Kumar G., Agrawal S. (2020) Convenience store locations prioritization: a fuzzy TOPSIS-GRA hybrid approach. *Modern Supply Chain Research and Applications*, 2 (4), 281–302. DOI: <https://doi.org/10.1108/mscra-01-2020-0001>
22. Sugianto R.A., Gunawan M. (2020) Implementation of Simple Additive Weighting (SAW) in decision support systems as a recommendation for student creativity program proposals. *International Journal of Economic, Technology and Social Sciences*, 1 (2), 70–77. DOI: <https://doi.org/10.53695/injects.v1i1.155>
23. Susmaga R., Szczech I., Brzeziński D. (2023) Towards explainable TOPSIS: Visual insights into the effects of weights and aggregations on rankings. *arXiv:2306.07706*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.07706>

24. Taherdoost H. (2023) Analysis of Simple Additive Weighting method (SAW) as a multi attribute decision-making technique: A step-by-step guide. *Journal of Management Science & Engineering Research*, 6 (1), 21–24. DOI: <https://doi.org/10.30564/jmser.v6i1.5400>
25. Vafaei N., Ribeiro R.A., Camarinha-Matos L.M. (2022) Assessing normalization techniques for Simple Additive Weighting method. *Procedia Computer Science*, 199, 1229–1236. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.156>
26. Vafaei N., Ribeiro R.A., Camarinha-Matos L.M. (2021) Assessing normalization techniques for TOPSIS method. In: *Technological Innovation for Applied AI Systems*, 132–141. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-78288-7_13
27. Vakili-pour S., Sadeghi-Niaraki A., Ghodousi M., Choi S.-M. (2021) Comparison between multi-criteria decision-making methods and evaluating the quality of life at different spatial levels. *Sustainability*, 13 (7), art. no. 4067. DOI: <https://doi.org/10.3390/su13074067>
28. Wang Y.-J. (2020) Combining quality function deployment with simple additive weighting for interval-valued fuzzy multi-criteria decision-making with dependent evaluation criteria. *Soft Computing*, 24, 7757–7767. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00500-019-04394-5>
29. Zulqarnain R.M., Xin X.L., Saeed M., Smarandache F., Ahmad N. (2020) Generalized neutrosophic TOPSIS to solve multi-criteria decision-making problems. *Neutrosophic Sets and Systems*, 38, 276–292. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.4300512>
30. Перепелица В.А., Попова Е.В. (2002) *Математические модели и методы оценки рисков экономических, социальных и аграрных процессов*, монография, Ростов-на-Дону: Ростовский университет.
31. Попова М.И., Хаммуд А. (2025) Комплексная реализация методов многокритериальной оценки риска позиций ассортиментного портфеля. *Научный журнал КубГАУ*, 207 (03), 1–25. DOI: <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-207-028>
32. Чечнев В.Б. (2024) Анализ и классификация многокритериальных методов принятия решений. *Онтология проектирования*, 14 (4), 607–624. DOI: <https://doi.org/10.18287/2223-9537-2024-14-4-607-624>

REFERENCES

1. Opricovic S., Tzeng G.-H. (2003) Defuzzification within a multicriteria decision model. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 11 (5), 635–652. DOI: <https://doi.org/10.1142/S0218488503002387>
2. Akram M., Zahid K., Alcantud J.C.R. (2022) A new outranking method for multicriteria decision making with complex Pythagorean fuzzy information. *Neural Computing and Applications*, 34, 8069–8102. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06847-1>
3. Anes V., Abreu A. (2025) Adaptive cluster-based normalization for robust TOPSIS in multicriteria decision-making. *Applied Sciences*, 15 (7), art. no. 4044. DOI: <https://doi.org/10.3390/app15074044>
4. Azadi A., Seyed Jalali A., Navidi M.N. (2023) Land evaluation approaches comparing TOPSIS and SAW with parametric methods for rice cultivation. *Environmental Monitoring and Assessment*, 195, art. no. 1296. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10661-023-11849-8>
5. Bánhidí Z., Dobos I. (2024) Sensitivity of TOPSIS ranks to data normalization and objective weights on the example of digital development. *Central European Journal of Operations Research*, 32, 29–44. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10100-023-00876-y>
6. Biswas T.K., Chaki S. (2022) Applications of modified simple additive weighting method in manufacturing environment. *International Journal of Engineering*, 35 (4), 830–836. DOI: <https://doi.org/10.5829/ije.2022.35.04a.23>
7. Ciardiello F., Genovese A. (2023) A comparison between TOPSIS and SAW methods. *Annals of Operations Research*, 325, 967–994. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10479-023-05339-w>
8. Ajay D., Manivel M., Aldring J. (2019) Neutrosophic fuzzy SAW method and its application. *The International Journal of Analytical and Experimental Modal Analysis*, 11 (8), 881–887.
9. Effatpanah S.K., Ahmadi M.H., Aungkulanon P., Maleki A., Sadeghzadeh M., Sharifpur M., Chen L. (2022) Comparative analysis of five widely-used multi-criteria decision-making methods to



evaluate clean energy technologies: A case study. *Sustainability*, 14 (3), art. no. 1403. DOI: <https://doi.org/10.3390/su14031403>

10. Firgiawan W., Zulkarnaim N., Cokrowibowo S. (2020) A Comparative Study using SAW, TOPSIS, SAW-AHP, and TOPSIS-AHP for Tuition Fee (UKT). *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 875, art. no 012088. DOI: <https://doi.org/10.1088/1757-899X/875/1/012088>

11. Göktaş F. (2024) A hybrid MADM approach based on simple additive weighting and TOPSIS: An application on comparison of innovation performances of the EU countries. *Gazi University Journal of Science Part A: Engineering and Innovation*, 11 (3), 419–430. DOI: <https://doi.org/10.54287/guj-sa.1474940>

12. Goodridge W.S. (2016) Sensitivity analysis using simple additive weighting method. *International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA)*, 8 (5), 27–33. DOI: <https://doi.org/10.5815/ijisa.2016.05.04>

13. Jayanti S.D., Budiman, Yoga T.P. (2021) Comparison analysis of the SAW method and TOPSIS method in the decision support system for determining permanent teachers in SMK Pasundan 2 Banjaran. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1115, art. no. 012016. DOI: <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1115/1/012016>

14. Kaliszewski I., Podkopaev D. (2016) Simple additive weighting – A metamodel for multiple criteria decision analysis methods. *Expert Systems with Applications*, 54, 155–161. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.01.042>

15. Madanchian M., Taherdoost H.A. (2023) A comprehensive guide to the TOPSIS method for multi-criteria decision making. *Sustainable Social Development*, 1 (1), art. no. 2220. DOI: <https://doi.org/10.54517/ssd.v1i1.2220>

16. Piasecki K., Roszkowska E., Łyczkowska-Hanćkowiak A. (2019) Simple additive weighting method equipped with fuzzy ranking of evaluated alternatives. *Symmetry*, 11 (4), art. no. 482. DOI: <https://doi.org/10.3390/sym11040482>

17. Radulescu C.Z., Radulescu M. (2024) A hybrid group multi-criteria approach based on SAW, TOPSIS, VIKOR, and COPRAS methods for complex IoT selection problems. *Electronics*, 13 (4), art. no. 789. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics13040789>

18. Shih H.-S. (2022) Rank reversal in TOPSIS. In: *TOPSIS and its Extensions: A Distance-Based MCDM Approach*, 159–175. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-09577-1_7

19. Shyr H.-J., Shih H.-S. (2024) Resolving rank reversal in TOPSIS: A comprehensive analysis of distance metrics and normalization methods. *Informatica*, 35 (4), 837–858. DOI: <https://doi.org/10.15388/24-INFOR576>

20. Rahman A. (2020) Implementation of the Simple Additive Weighting method in solving decision making problems. *Kontigensi: Jurnal Ilmiah Manajemen*, 8 (2), 325–333. <https://doi.org/10.56457/jimk.v8i2.232>

21. Singh J., Tyagi P., Kumar G., Agrawal S. (2020) Convenience store locations prioritization: a fuzzy TOPSIS-GRA hybrid approach. *Modern Supply Chain Research and Applications*, 2 (4), 281–302. DOI: <https://doi.org/10.1108/mscra-01-2020-0001>

22. Sugianto R.A., Gunawan M. (2020) Implementation of Simple Additive Weighting (SAW) in decision support systems as a recommendation for student creativity program proposals. *International Journal of Economic, Technology and Social Sciences*, 1 (2), 70–77. DOI: <https://doi.org/10.53695/injects.v1i1.155>

23. Susmaga R., Szczech I., Brzeziński D. (2023) Towards explainable TOPSIS: Visual insights into the effects of weights and aggregations on rankings. *arXiv:2306.07706*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.07706>

24. Taherdoost H. (2023) Analysis of Simple Additive Weighting method (SAW) as a multi attribute decision-making technique: A step-by-step guide. *Journal of Management Science & Engineering Research*, 6 (1), 21–24. DOI: <https://doi.org/10.30564/jmser.v6i1.5400>

25. Vafaei N., Ribeiro R.A., Camarinha-Matos L.M. (2022) Assessing normalization techniques for Simple Additive Weighting method. *Procedia Computer Science*, 199, 1229–1236. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.156>

26. Vafaei N., Ribeiro R.A., Camarinha-Matos L.M. (2021) Assessing normalization techniques for TOPSIS method. In: *Technological Innovation for Applied AI Systems*, 132–141. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-78288-7_13

27. Vakilipour S., Sadeghi-Niaraki A., Ghodousi M., Choi S.-M. (2021) Comparison between multi-criteria decision-making methods and evaluating the quality of life at different spatial levels. *Sustainability*, 13 (7), art. no. 4067. DOI: <https://doi.org/10.3390/su13074067>
28. Wang Y.-J. (2020) Combining quality function deployment with simple additive weighting for interval-valued fuzzy multi-criteria decision-making with dependent evaluation criteria. *Soft Computing*, 24, 7757–7767. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00500-019-04394-5>
29. Zulqarnain R.M., Xin X.L., Saeed M., Smarandache F., Ahmad N. (2020) Generalized neutrosophic TOPSIS to solve multi-criteria decision-making problems. *Neutrosophic Sets and Systems*, 38, 276–292. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.4300512>
30. Perepelitsa V.A., Popova E.V. (2002) *Mathematical models and methods for risk assessment of economic, social and agricultural processes*, monography, Rostov-on-Don: Rostovskij universitet.
31. Popova M.I., Hammoud A. (2025) Comprehensive implementation of multicriteria risk assessment methods for product portfolio positions. *Scientific Journal of KubSAU*, 207 (03), 1–25. DOI: <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-207-028>
32. Chechnev V.B. (2024) Analysis and classification of multi-criteria decision-making methods. *Ontology of Designing*, 14 (4), 607–624. DOI: <https://doi.org/10.18287/2223-9537-2024-14-4-607-624>

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT AUTHORS

БЕРНГАРТ Белла Романовна

E-mail: bella.berngart@yandex.com

Bella R. BERNGART

E-mail: bella.berngart@yandex.com

ПОПОВА Елена Витальевна

E-mail: popova.e@kubsau.ru

Elena V. POPOVA

E-mail: popova.e@kubsau.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8533-6897>

Поступила: 04.06.2025; Одобрена: 11.08.2025; Принята: 18.08.2025.

Submitted: 04.06.2025; Approved: 11.08.2025; Accepted: 18.08.2025.