

DOI 10.54596/2958-0048-2026-2-328-346

УДК 004.9:519.83:658.87

МРНТИ 28.23.15, 20.23.27

МЕТОДИКА МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ОЦЕНКИ ЦИФРОВЫХ РИТЕЙЛ-ПЛАТФОРМ: ИНТЕГРАЦИЯ MCDA, WEB-АНАЛИТИКИ И UX-ДАНЫХ**Куликова В.П.^{1*}, Кухаренко Е.В.¹, Никишина О.А.¹**^{1*}*НАО «Северо-Казахстанский университет имени Манаша Козыбаева»,
Петропавловск, Казахстан***Автор для корреспонденции: valentina@ku.edu.kz***Аннотация**

В статье представлена методика многокритериальной оценки цифровых ритейл-платформ, основанная на интеграции методов MCDA, web-аналитики и UX-данных. Предлагаемая модель объединяет процедуры АНР и TOPSIS, что позволяет одновременно формализовать экспертные предпочтения и строить интегральный рейтинг альтернатив. Методика учитывает разнородные источники информации: количественные показатели веб-метрик, качественные UX-оценки, результаты наблюдений по методике mystery shopping. Описаны процедуры нормализации, вычисления весов критериев и алгоритм агрегирования оценок. Апробация выполнена на выборке онлайн-магазинов и оффлайн-ритейлеров, что подтвердило устойчивость и интерпретируемость модели, а также ее применимость для анализа цифровой зрелости и качества пользовательского опыта. Результаты исследования могут быть использованы в задачах UX-аудита, оценки интерфейсов, управлении цифровыми продуктами и стратегическом анализе e-commerce.

Ключевые слова: MCDA; АНР; TOPSIS; web-аналитика; UX-оценка; mystery shopping; цифровой ритейл; многокритериальная модель; интегральная оценка; e-commerce.

**ЦИФРЛЫҚ РИТЕЙЛ-ПЛАТФОРМАЛАРДЫ КӨПКРИТЕРИЙЛІ БАҒАЛАУ
ӘДІСТЕМЕСІ: MCDA, ВЕБ-АНАЛИТИКА ЖӘНЕ UX ДЕРЕКТЕРІН
ИНТЕГРАЦИЯЛАУ****Куликова В.П.^{1*}, Кухаренко Е.В.¹, Никишина О.А.¹**^{1*}*«Манаш Қозыбаев атындағы Солтүстік Қазақстан университеті» КеАҚ,
Петропавл, Қазақстан***Хат-хабар үшін автор: valentina@ku.edu.kz***Аңдатпа**

Мақалада онлайн және оффлайн ритейл-платформалардың тиімділігін көпкритерийлі бағалауға арналған әдістеме ұсынылады. Әдістеме көпкритерийлі шешім қабылдау талдауын (MCDA), веб-метрикаларды және UX деректерін интеграциялауға негізделген. Ғылыми жаңалығы – сараптамалық артықшылықтарды формализациялау және платформалардың интегралды рейтингін құру үшін АНР және TOPSIS әдістерін біріктіретін гибриді модельді әзірлеу. Әдіс сандық веб-аналитика көрсеткіштерін, сапалық UX бағалауларын және mystery shopping нәтижелерін қамтиды. Нормализациялау, критерий салмақтарын есептеу және интегралды көрсеткішті анықтау алгоритмі сипатталған. Әдістеме онлайн-дүкендер мен оффлайн ритейлер деректерінде апробациядан өтіп, цифрлық жетілгендікті және пайдаланушы тәжірибесінің сапасын талдауда қолдануға болатындығын дәлелдеді. Зерттеу нәтижелері UX-аудитте, цифрлық өнімдерді басқаруда және e-commerce саласындағы стратегиялық талдауда пайдаланылуы мүмкін.

Кілт сөздер: MCDA; АНР; TOPSIS; веб-аналитика; UX бағалау; mystery shopping; цифрлық ритейл; көпкритерийлі модель; интегралды бағалау; e-commerce.

**METHODOLOGY FOR MULTI-CRITERIA EVALUATION OF DIGITAL RETAIL
PLATFORMS: INTEGRATION OF MCDA, WEB ANALYTICS, AND UX DATA**

V.P. Kulikova^{1*}, Y.V. Kukhareno¹, O.A. Nikishina¹

¹*Manash Kozybayev North Kazakhstan University NPLC, Petropavlovsk, Kazakhstan*

**Corresponding author: valentina@ku.edu.kz*

Abstract

The article presents a methodology for multi-criteria evaluation of digital retail platforms based on the integration of Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA), web analytics, and UX data. The proposed hybrid model combines AHP and TOPSIS methods, enabling the formalization of expert preferences and the construction of an integral ranking of alternatives. The methodology incorporates heterogeneous data sources, including quantitative web metrics, qualitative UX assessments, and mystery shopping results. Principles of data normalization, criteria weighting, and the algorithm for calculating the integral score are described. The methodology was tested on datasets from online stores and offline retailers, confirming its stability, interpretability, and applicability for assessing digital maturity and user experience quality. The results can be used for UX auditing, interface evaluation, digital product management, and strategic e-commerce analysis.

Keywords: MCDA; AHP; TOPSIS; web analytics; UX evaluation; mystery shopping; digital retail; multi-criteria model; integral assessment; e-commerce.

1. Введение

Современный цифровой ритейл характеризуется ростом сложности пользовательских сценариев, мультиканальностью и высокой конкуренцией цифровых платформ. Это подтверждают недавние обзоры и исследования по трансформации ритейла, омни/мультиканальности и роли цифровых экосистем взаимодействия потребителей и сервисов [1-4]. В этих условиях возрастает значимость комплексной оценки эффективности ритейл-сервисов, учитывающей не только количественные показатели веб-аналитики, но и характеристики пользовательского опыта и качества сервисного взаимодействия.

Традиционные методы веб-аналитики (трафик, конверсия, глубина просмотра) обеспечивают измерение отдельных аспектов цифровой активности, однако не позволяют формализованно учитывать качественные UX-факторы и результаты поведенческих исследований. В то же время качественные методы, включая mystery shopping и экспертные UX-оценки, обладают высокой интерпретативной ценностью, но характеризуются ограниченной воспроизводимостью и формализуемостью. Сопоставимость и ограничения ключевых источников данных (GA/SimilarWeb) подробно рассмотрены в прикладных работах [5], а современные подходы к классификации вовлечённости пользователей на основе GA-метрик и ML представлены в [6].

Несмотря на активное развитие цифровой аналитики, в научных исследованиях по-прежнему отсутствуют воспроизводимые методические модели, обеспечивающие формальную интеграцию количественных веб-метрик и качественных UX-данных в рамках единой процедуры многокритериального анализа для задач цифрового ритейла. Вместе с тем в смежных работах по UX-оценке e-commerce показывается необходимость сочетать поведенческие метрики и субъективные UX-шкалы при интерпретации качества сервиса [7-9].

Одним из инструментов интеграции гетерогенных данных является многокритериальный анализ принятия решений (Multi-Criteria Decision Analysis,

MCDA), обеспечивающий формализованный учет совокупности показателей, задание весовых коэффициентов и построение агрегированных оценок эффективности альтернатив. Совмещение MCDA с данными web-аналитики и результатами качественных UX-исследований позволяет сформировать комбинированный аналитический подход к оценке цифровых ритейл-платформ. Классические основы АНР/TOPSIS и компромиссных методов дают формальный аппарат для интеграции разнородных критериев [10-15], а недавние исследования показывают адаптации MCDA к задачам цифровой зрелости и стратегической оценки цифровых инициатив [18-22].

Настоящее исследование направлено на разработку и апробацию комбинированного метода анализа оффлайн- и онлайн-ритейл-платформ, основанного на интеграции MCDA, web-метрик и качественных данных. Объектом исследования являются цифровые ритейл-платформы, функционирующие в онлайн- и оффлайн-каналах; предметом исследования являются методы и модели интеграции количественных и качественных показателей в единую систему многокритериального анализа.

Предложенная модель ориентирована на практическое применение в задачах цифрового маркетинга, UX-аналитики, управления клиентским опытом и поддержки принятия решений в ИКТ-среде.

2. Постановка проблемы и научная актуальность

Несмотря на широкое распространение инструментов веб-мониторинга, большинство моделей оценки цифровых ритейл-платформ опираются преимущественно на количественные показатели. Это приводит к ряду методологических ограничений: игнорирование UX-компоненты; недостаточная точность сравнительных оценок; разрыв между онлайн- и оффлайн-сценариями взаимодействия; отсутствие единой формальной интегрированной модели. Смещение акцента от чисто количественных метрик к комплексной оценке пользовательского опыта и цифровой зрелости фиксируется в современной литературе – от UX/e-service quality до стратегического приоритизационного анализа (MCDA) [7, 18-22].

Таким образом, существует потребность в *комплексном, формализованном и воспроизводимом методе* оценки цифровых ритейл-платформ. Проблема является значимой для направления ИКТ, поскольку разработка аналитических моделей, систем поддержки принятия решений, инструментов UX-оценки и цифровых стратегий непосредственно связана с интеграцией данных и формализацией аналитических процедур.

В этой связи представляется актуальной *проверка гипотезы исследования*: интеграция многокритериальных методов (MCDA) с web-метриками и UX-данными позволит повысить точность сравнительной оценки цифровых ритейл-платформ, обеспечит воспроизводимость аналитических процедур и сформирует более объективные интегральные рейтинги, расширит инструментарий цифровой оценки в сфере e-commerce и UX-аналитики.

Научная новизна исследования заключается в следующем:

• Предложена комбинированная методика оценки эффективности цифровых ритейл-платформ, основанная на интеграции MCDA, web-метрик и качественных UX-данных в рамках единой воспроизводимой аналитической процедуры.

• Разработана гибридная модель АНР–TOPSIS, адаптированная к анализу цифровых и UX-показателей и учитывающая особенности линейной компенсируемости критериев и когнитивной согласованности экспертных оценок.

. Обоснована и апробирована схема групповой структуры критериев, позволяющая снизить перекрестную компенсацию между количественными и качественными показателями и повысить устойчивость интегральных оценок при изменении весов.

3. Теоретические основы и обзор литературы

Развитие цифрового ритейла сопровождается масштабным внедрением web-аналитики, UX-исследований и инструментов интеллектуальной обработки данных. В современных условиях ритейл рассматривается как информационно-цифровая система, где пользовательское поведение формируется под влиянием технологических и интерфейсных факторов [1-3].

Web-аналитика фиксирует ключевые операционные характеристики – трафик, источники переходов, глубину взаимодействия, конверсии и отказоустойчивость сайтов [4-6]. Однако количественных показателей недостаточно: исследования отмечают, что UX-факторы – навигация, когнитивная нагрузка, полнота сценариев – оказывают не меньшее влияние на пользовательское поведение, чем технические параметры [7].

UX-аналитика дополняется качественными методами. Подход проектирования услуг и mystery shopping позволяет выявлять скрытые структурные проблемы пользовательского пути, недоступные чисто цифровым метрикам [8, 9]. Подробные практики измерения UX-метрик в продуктовой аналитике рассмотрены в [8], а подходы к инженерии удобства – в [9].

Многокритериальные методы принятия решений (MCDA) – АНР (Analytic Hierarchy Process), TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) и их модификации – применяются для оценки сложных систем, содержащих разнородные и частично несопоставимые параметры [10-12]. Новые работы демонстрируют расширение MCDA в сторону гибридных моделей, включающих fuzzy-оценивание, цифровую зрелость и стратегическую аналитику [18-22].

Несмотря на то что методы MCDA активно применяются в инженерии и менеджменте, их прямое использование в цифровом ритейле остается ограниченным. Большинство работ фокусируются либо на web-метриках [5, 6], либо на UX-компоненте [7-9], либо на общей цифровой трансформации [1-4], но не объединяют web-аналитику, UX, качественные данные и MCDA в единую формальную модель.

Таким образом, новизну настоящей работы определяет предложенная методика, восполняющая отсутствие воспроизводимой модели, интегрирующей web-метрики, UX-показатели и качественные данные в единую формальную процедуру оценки цифровых ритейл-платформ.

4. Методика комбинированного анализа оффлайн/онлайн-ритейла

Методологический контур опирается на работы Саати [10], Хванга и Юна [11], Таха [15], а также современные исследования в области цифровой аналитики и анализа социально-технических систем [1, 3-5] и фундамент многокритериальной теории ценностей [16]. Одной из задач исследования стала адаптация классических MCDA-подходов к ИКТ-контексту, где анализ сочетается с задачами цифрового маркетинга, UX-аналитики и управления пользовательским опытом.

4.1. Принципы интеграции разнородных данных

В методике соблюдены четыре принципа:

1. *Сопоставимость данных.* Все показатели приводятся к единому масштабу. Для количественных данных используется мин-макс нормализация; для cost-критериев – обратная нормализация; качественные UX-оценки переводятся в числовой формат.

2. *Полнота структуры.* Объективные web-метрики дополняются UX-показателями (полнота сценариев, когнитивная нагрузка, ошибки UX) и результатами mystery shopping (коммуникация, доступность информации, целостность пользовательского пути).

3. *Воспроизводимость процедур.* Последовательность «нормализация → веса → взвешенная матрица → идеальное решение → расстояния TOPSIS → интегральный индекс» фиксирована.

4. *Гибкость модели.* Методика допускает расширение за счет A/B-метрик, сегментации трафика, тепловых карт, логов взаимодействия и сезонных коэффициентов.

Практические аспекты измерения UX-метрик и валидности опросных шкал – согласно [8], а сопоставимость GA/SimilarWeb – [5].

4.2. Выбор гибридной MCDA-модели

В исследовании используется гибридная MCDA-модель, в которой АНР применяется для формирования согласованной весовой структуры критериев, а TOPSIS – для построения интегральной оценки альтернатив, что обеспечивает баланс между субъективными оценками и объективными показателями. Дальнейшее изложение сосредоточено на особенностях адаптации данной связки к анализу цифровых и UX-данных в ИКТ-контексте.

Актуальные гибридные/нечёткие реализации MCDA в задачах цифровой зрелости и стратегии [18-22].

4.3. Структура критериев оценки

Использована трехуровневая иерархия критериев.

Уровень 1. Цель: формирование интегральной оценки цифровой ритейл-платформы.

Уровень 2. Группы критериев: *G1 – Web-метрики, G2 – UX-показатели, G3 – Качественные данные (mystery shopping).*

Уровень 3. Частные критерии внутри каждой группы (W, U, M) (фрагмент приведен в таблице 1).

Таблица 1. Частные критерии оценки (G1–G3)

<i>Группа</i>	<i>Критерий</i>	<i>Тип</i>	<i>Источник данных</i>
<i>G1 – Web-метрики</i>	W1 – Трафик	выгоды (benefit)	Google Analytics, SimilarWeb, Яндекс.Метрика
<i>G1 – Web-метрики</i>	W2 – Глубина просмотра	выгоды	Google Analytics, SimilarWeb
<i>G1 – Web-метрики</i>	W3 – Конверсия	выгоды	Google Analytics, A/B-тесты
<i>G1 – Web-метрики</i>	W4 – Показатель отказов	затраты (cost)	Google Analytics
<i>G1 – Web-метрики</i>	W5 – Скорость загрузки	затраты	PageSpeed Insights
<i>G1 – Web-метрики</i>	W6 – Мобильная адаптация	выгоды	Google Mobile-Friendly Test
<i>G2 – UX-показатели</i>	U1 – Полнота прохождения сценария (Customer Journey Mapping, CJM)	выгоды	UX-опросы, CJM-тесты
<i>G2 – UX-показатели</i>	U2 – Число UX-ошибок	затраты	Hotjar, UX-аудит

Группа	Критерий	Тип	Источник данных
G2 – UX-показатели	U3 – Эффективность / глубина взаимодействия (карта кликов/тепловая карта)	выгоды	Hotjar, Yandex UX
G2 – UX-показатели	U4 – Удобочитаемость и когнитивная нагрузка	затраты	UX-опросы, экспертная оценка
G2 – UX-показатели	U5 – Удовлетворенность пользователей	выгоды	Опросы по шкале Лайкерта
G3 – Mystery shopping	M1 – Качество коммуникации и поддержки	выгоды	Mystery shopping отчеты
G3 – Mystery shopping	M2 – Скорость и понятность процесса покупки	выгоды	Mystery shopping, экспертная оценка
G3 – Mystery shopping	M3 – Соответствие UX обещаниям/ожиданиям	выгоды	Mystery shopping, UX-аудит
G3 – Mystery shopping	M4 – Полнота товарной информации	выгоды	Mystery shopping, CJM
G3 – Mystery shopping	M5 – Целостность пользовательского пути	выгоды	Mystery shopping, экспертная оценка

Набор критериев может изменяться (например, W7 – доля органического трафика; W8 – среднее время на сайте; U6 – время выполнения целевого действия; U7 – частота возвратов к предыдущим шагам; M6 – гибкость способов оплаты; M7 – качество пост-продажного сервиса). В исследовании набор варьировал в пределах от 15 до 22, но *ядро критериев оставалось устойчивым и воспроизводимым*.

Используемые в апробации открытые web-источники данных (Google Analytics, SimilarWeb, PageSpeed Insights и др.) рассматриваются как доступные эмпирические прокси-показатели и не являются методологически обязательными элементами модели. Предложенная MCDA-методика сохраняет применимость при использовании любых сопоставимых источников цифровых и UX-данных, включая корпоративные и закрытые аналитические системы.

4.4. Нормализация и нормировка показателей

В рамках предлагаемой методики обработка исходных данных включает два последовательных этапа: нормализацию и векторное нормирование, направленные на приведение разнородных показателей к сопоставимому виду и обеспечение корректности последующих вычислений в методе TOPSIS.

Шаг 1. Нормализация (min–max / обратная) приводит значения разнородных критериев к сопоставимому виду – единому диапазону [0, 1], и обеспечивает корректное сравнение альтернатив.

Для количественных данных benefit-критериев (критериев на максимизацию, например, трафик, конверсия):

$$x_{ij}^{norm} = \frac{x_{ij} - \min_i x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}} \quad (1)$$

где x_{ij} – значение j-го критерия для i-й альтернативы.

Для количественных данных cost-критериев (критериев на минимизацию, например, показатель отказов, время загрузки) применяется обратная нормализация:

$$x_{ij}^{norm} = \frac{\max_i x_{ij} - x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}} \quad (2)$$

Качественные оценки, например, по шкале Лайкерта [7, 8], предварительно переводятся в числовую шкалу, после чего нормализуются по формулам (1) - (2).

Таким образом, после первого этапа формируется нормализованная матрица показателей, значения которой находятся в интервале [0,1].

Шаг 2. Векторное нормирование приводит к сопоставимому виду по длине и обеспечивает метрическую корректность при вычислении евклидовых расстояний в TOPSIS:

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}^{norm}}{\sqrt{\sum_i (x_{ij}^{norm})^2}} \quad (3)$$

где r_{ij} – элементы нормированной матрицы, используемой в дальнейшем при построении интегральной оценки.

Использование векторного нормирования является стандартным требованием классической постановки метода TOPSIS [11, 12] в прикладных задачах оценки качества [14, 15].

Методологическое обоснование последовательности

В предлагаемой методике этапы применяются последовательно: *нормализация* → *векторное нормирование* → взвешивание → TOPSIS.

Использование двух этапов обусловлено следующими причинами:

- min–max нормализация обеспечивает интерпретируемость показателей и учет направления предпочтений (benefit/cost);
- векторное нормирование необходимо для корректного вычисления расстояний в евклидовом пространстве;
- последовательное применение процедур повышает устойчивость модели при работе с разнородными данными (web-метрики, UX-показатели, качественные оценки).

Таким образом, сформированная матрица с элементами r_{ij} является корректной основой для последующих этапов агрегирования и расчета интегрального показателя эффективности цифровых ритейл-платформ.

4.5. АНР в контексте ИКТ-аналитики и поддержки решений

В предлагаемой методике метод анализа иерархий (АНР) используется для формирования согласованной системы весовых коэффициентов критериев на основе экспертных парных сравнений.

В отличие от классического применения АНР, ориентированного на выбор альтернатив, в данной работе метод используется для определения весовой структуры критериев, которая далее передается в процедуру TOPSIS.

Расчет весов критериев (классическая процедура Саати) [10, 12, 16]

На каждом уровне иерархии формируются матрицы парных сравнений

$$\mathbf{B} = (b_{ik}), i, k = \overline{1; I} \quad (4)$$

где b_{ik} – отражает предпочтение критерия i над критерием k ;
 I – число сравниваемых альтернатив/критериев.

Весовой вектор \mathbf{g} определяем как нормированный собственный вектор матрицы \mathbf{B} , соответствующий максимальному собственному значению:

$$(\mathbf{B} - \lambda_{max} \cdot \mathbf{E}) \cdot \mathbf{g} = 0 \quad (5)$$

где λ_{max} – максимальное собственное значение матрицы \mathbf{B} ;
 \mathbf{E} – единичная матрица.

Проверка согласованности оценок

Для оценки согласованности экспертных суждений используются показатели:

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - I}{I - 1} \quad (6)$$

$$CR = CI/RI \quad (7)$$

где CI – коэффициент согласованности;
 CR – индекс согласованности;
 RI – стохастический коэффициент.
Если $CR \leq 0.1$ – матрица B считается согласованной.

Связь уровней иерархии

Итоговые веса частных критериев формируются путем свертки весов:

$$w_{ij} = g_i \cdot w_{ij}^* \quad (8)$$

где g_i – вес группы критериев;
 w_{ij}^* – локальный вес критерия внутри группы.

Данная процедура позволяет сохранить влияние как группового уровня (G1-G3), так и частных критериев (W, U, M).

Итерационная процедура расчета весов

В дополнение к классическому методу Саати в работе используется альтернативная итерационная процедура расчета весового вектора, применяемая в прикладных и образовательных исследованиях [23]. Данная процедура, по сути, реализует итерационное приближение собственного вектора матрицы парных сравнений и может рассматриваться как упрощенная численная схема решения задачи (5).

Начальное приближение весового вектора:

$$g^{(0)} = (g_1^{(0)}, \dots, g_i^{(0)}, \dots, g_I^{(0)}) \quad (9)$$

где $g_k^{(0)} = 1/I$ – начальное приближение веса k -го критерия (I – число сравниваемых альтернатив);

Итерационное обновление:

$$g_i^{(s+1)} = \frac{\sum_{k=1;I} w_{ik} \cdot g_k^{(s)}}{\sum_{m=1;I} \sum_{k=1;I} w_{mk} \cdot g_k^{(s)}}, \quad i = \overline{1;I} \quad (10)$$

Критерий останова: $|g_i^{(s+1)} - g_i^{(s)}| < \varepsilon$, где ε – заданная точность, для любого $i = \overline{1;I}$, либо достижение заданного числа итераций.

На практике при малой размерности задачи 5–10 итераций, как правило, достаточно.

Итерационная схема:

- обеспечивает устойчивость при частичной несогласованности матриц;
- упрощает вычисления в прикладных задачах;
- может использоваться для проверки результатов классического АНР.

Роль АНР в модели

В предлагаемой методике АНР выполняет следующие функции:

- формирование весовой структуры критериев;
- контроль согласованности экспертных оценок;
- обеспечение интерпретируемости весов критериев;
- подготовка входных данных для метода TOPSIS.

Таким образом, АНР используется как этап параметризации модели, обеспечивающий корректную интеграцию количественных и качественных показателей.

Экспертные оценки формировались на основе разнородной панели участников, состав которой варьировался в зависимости от уровня иерархии. На уровне групп критериев и частных показателей использовались результаты:

- опросов пользователей (студенты, пользователи digital-сервисов, сотрудники ИТ-компаний; совокупный объем выборки около 150 человек);
- экспертных оценок преподавателей (5 человек, ведущие профильные дисциплины в области ИКТ и UX);
- практикующих специалистов ритейл-компаний (4 эксперта).

Такой подход позволил объединить пользовательские предпочтения и профессиональные экспертные суждения при формировании весовой структуры критериев.

4.6. Построение матрицы решений

Формируется таблица вида:

Платформа	W1	W2	...	U1	U2	...	M1	M2	...
...									

Очевидно преобразование в матрицу: строки – альтернативы (платформы), столбцы – нормированные значения критериев. Матрица служит основой для метода TOPSIS.

4.7. Интегральная оценка методом TOPSIS

TOPSIS использует расстояния до идеального и антиидеального решений.

После нормализации, нормировки и расчета весов рассчитываем взвешенную матрицу:

$$v_{ij} = g_j \cdot r_{ij} \quad (11)$$

Далее определяются идеальная и антиидеальная альтернативы:

$$V^+ = \{ \max_i v_{ij} \}, V^- = \{ \min_i v_{ij} \} \quad (12)$$

Расстояния до идеального и антиидеального решений:

$$S_i^+ = \sqrt{\sum_j (v_{ij} - V_j^+)^2}, S_i^- = \sqrt{\sum_j (v_{ij} - V_j^-)^2} \quad (13)$$

Итоговая интегральная оценка:

$$C_i = \frac{S_i^-}{S_i^+ + S_i^-}, C_i \in [0, 1] \quad (14)$$

Интерпретация интегрального показателя C_i

Чем больше значение C_i , тем ближе платформа к идеальной альтернативе и тем выше ее эффективность по совокупности критериев. При $C_i \approx 1$ платформа демонстрирует максимальное соответствие предпочтительным значениям показателей, при $C_i \approx 0$ – минимальное.

Таким образом, интегральная оценка обеспечивает:

✓ *Сравнимость*, т.к. C_i нормирован в диапазоне $[0,1]$, что позволяет ранжировать платформы.

✓ *Объективность* ранжирования, учитывая все критерии и их весовые коэффициенты.

✓ *Интегральность*, т.к. учитываются web-метрики, UX и качественные данные.

Итак, предложенная методика объединяет структурирующую силу АНР, геометрическую выразительность TOPSIS и возможность аккуратной работы с разнородными данными – от web-метрик до UX-наблюдений и оценок mystery shopping. Введенная двухэтапная схема нормализации/нормировки, а также использование как классического, так и итерационного варианта вычисления весов позволяют сохранять устойчивость результатов даже при неполной согласованности экспертных оценок.

Логика интеграции методов АНР и TOPSIS в предлагаемой модели носит конвейерный характер: АНР используется для формирования согласованной весовой структуры критериев, тогда как TOPSIS реализует геометрическую агрегацию нормализованных показателей в интегральную оценку альтернатив. Последовательность вычислительных шагов – от экспертных парных сравнений до расчета итогового индекса C_i – представлена на рисунке 1 и отражает архитектуру гибридной MCDA-модели без изменения классических алгоритмов отдельных методов.

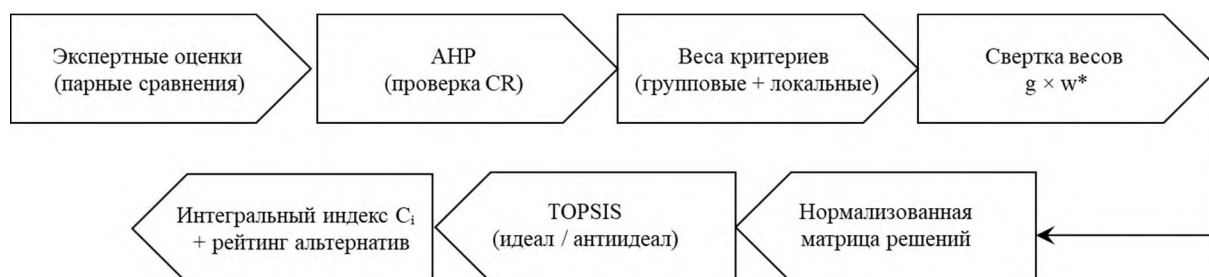


Рисунок 1. Схема интеграции АНР и TOPSIS в гибридной MCDA-модели оценки цифровых ритейл-платформ.

5. Апробация методики на пилотных данных

Исследование комбинированной модели проведено на данных 12-ти выборок, включающих результаты измерения web-метрик, UX-показателей, качественных данных mystery shopping (тайного покупателя) для оффлайн-ритейлеров г. Петропавловска и онлайн-магазинов цифровой техники в течение двух месяцев.

5.1. Объекты исследования

Онлайн-ритейл (SimilarWeb-данные): площадки Pulser.kz, Ecost.kz (данные: трафик, рейтинг, вовлеченность, источники трафика).

Крупные онлайн-платформы (дополнительный набор): Kaspi Магазин, Technodom, DNS-shop.kz (метрики: посещения, длительность визита, страницы за сессию, отказы, источники трафика).

Оффлайн-ритейл (с возможностью интернет-заказа): магазины Петропавловска с онлайн-витриной, Technodom, Forcесom и др. (качественные данные: ассортимент, удобство заказа, взаимодействие персонала, маркетинг и сервис – методы mystery shopping).

Выбор открытых источников данных обусловлен задачей проверки воспроизводимости методики в условиях ограниченного доступа к корпоративной аналитике и отражает типичную ситуацию прикладных ИКТ-исследований. При этом характер используемых источников не ограничивает масштабируемость и профессиональное применение модели в корпоративной среде.

В полном исследовании модель АНР включает трехуровневую структуру: группы критериев (G1–G3) → частные критерии (W, U, M) → альтернативы оцениваются методом TOPSIS (таблица 2).

Таблица 2. Иерархическая структура АНР-модели оценки ритейл-платформ

Уровень	Элемент	Описание	Выход
1. Цель	Оценка цифровой ритейл-платформы	Интегральная оценка качества цифрового сервиса	Финальный рейтинг
2. Группы критериев	G1. Web-метрики G2. UX-показатели G3. Mystery shopping	3 главных блока (кластера)	Групповые веса АНР: g_1, g_2, g_3
3. Частные критерии	G1 → W1, ..., W6... G2 → U1, ..., U5... G3 → M1, ..., M5...	Полный опциональный набор критериев (фрагмент приведен в таблице 1)	Групповые локальные веса, например, $W5^*=0.72$ внутри G1
4. Альтернативы	A ₁ – Kaspі A ₂ – Pulser A ₃ – Technodom A ₄ – Ecost	Цифровые ритейл-платформы	TOPSIS-оценки C _i

5.2. Иллюстративный пример применения АНР–TOPSIS

Гибридная модель АНР–TOPSIS может применяться в двух режимах: полном и редуционном/демонстрационном. В режиме иллюстрации применяется сокращенный набор критериев, что позволяет продемонстрировать поведение метода TOPSIS без перегрузки вычислениями.

Приведенный далее пример носит демонстрационный характер и использует редуцированный набор критериев (3 критерия, 4 альтернативы) исключительно для иллюстрации вычислительной процедуры. В полном варианте методика оперирует расширенной системой из 15–22 критериев, что обеспечивает более детализированную и устойчивую интегральную оценку цифровых ритейл-платформ.

Выбор критериев для демонстрационного примера

Для анализа выбирается по одному репрезентативному критерию из каждой группы:

- G1 (Web-метрики): W5 (скорость загрузки);
- G2 (UX-показатели): U3 (глубина взаимодействия);
- G3 (Mystery shopping): M4 (полнота информации).

Выбранные критерии отражают технические, UX и качественные аспекты оценки и обладают разнонаправленным влиянием на итоговый результат, что позволяет продемонстрировать ситуацию частичного доминирования альтернатив.

Расчет весов методом АНР

Парные сравнения групп критериев

В результате парных сравнений групп критериев получены веса:

$$g_1 = 0.40, g_2 = 0.25, g_3 = 0.35,$$

при CR = 0.07, что указывает на допустимую согласованность экспертных оценок.

Парные сравнения частных критериев

В полном варианте модели на уровне частных критериев внутри групп вычисляются локальные веса w_{ij}^* , используемые при формировании итоговых весов.

Переход от АНР к TOPSIS (редукция модели)

В полном варианте методики итоговые веса передаются в TOPSIS по формуле (8).

В иллюстративном примере используется редукция: из каждой группы выбирается один критерий, выступающий представителем группы. После нормировки локальный вес такого критерия автоматически равен единице: $w_{ij}^* = 1$. Итоговые веса определяются групповыми коэффициентами:

$$w_1 = g_1, w_2 = g_2, w_3 = g_3$$

При этом структура АНР сохраняется на уровне групповых весов, что обеспечивает корректную передачу приоритетов в процедуру TOPSIS даже при сокращенном наборе критериев. Редукция используется исключительно в демонстрационных целях и не влияет на корректность общей методики.

Исходные данные

В демонстрационном примере рассматриваются:

- три критерия: $W_5 \rightarrow X_1$ (скорость загрузки (мс), критерий на минимизацию), $U_3 \rightarrow X_2$ (глубина взаимодействия – среднее число кликов до целевого действия, критерий на минимизацию), $M_4 \rightarrow X_3$ (полнота информации по шкале Лайкерта 0÷10, критерий на максимизацию);

- четыре альтернативы: A_1 – Kaspi, A_2 – Pulser, A_3 – Technodom, A_4 – Ecost.

Остальные платформы не приводятся подробно из соображений компактности изложения. Анализ показал сходные закономерности: структура интегральных оценок сохранялась, а изменения рангов наблюдались преимущественно при частичном доминировании альтернатив и варьировании весов критериев.

<i>Исходная матрица показателей</i>			
Платформа	x_{i1}	x_{i2}	x_{i3}
A_1	420	5.2	9.0
A_2	650	4.3	7.5
A_3	530	6.1	8.0
A_4	1200	7.8	5.0

<i>Нормированная матрица</i>			
Платформа	r_{i1}	r_{i2}	r_{i3}
A_1	0.803	0.668	0.646
A_2	0.519	0.807	0.538
A_3	0.633	0.570	0.574
A_4	0.280	0.446	0.359

A_1 и A_2 демонстрируют частичное доминирование: A_1 быстрее и информативнее, A_2 требует меньше шагов до целевой операции. Типичная ситуация, требующая агрегирования предпочтений.

Полученная по формулам (1)–(3) с учетом направления предпочтений матрица отражает относительные значения критериев.

Применение метода TOPSIS

Расчет проводится по классической процедуре TOPSIS (11)–(14).

Взвешивание критериев

Платформа	v_{i1}	v_{i2}	v_{i3}
A_1	0.321	0.167	0.226
A_2	0.208	0.202	0.188
A_3	0.253	0.143	0.201
A_4	0.112	0.112	0.126

Расчет выполнен по формуле (11) с учетом весов $g_1 = 0.40$ (Web), $g_2 = 0.25$ (UX), $g_3 = 0.35$ (Ms). Наблюдается частичное доминирование: A_1 лидирует по X_1 и X_3 , A_2 – по X_2 .

Идеальное и антиидеальное решения (12):

$$V^+ = \{ \max_i v_{ij} \} = (0.321, 0.202, 0.226), V^- = \{ \min_i v_{ij} \} = (0.112, 0.112, 0.126)$$

Результаты вычисления расстояния до идеального и антиидеального решений согласно (13) для каждой платформы.

Платформа	S_i^+	S_i^-
A ₁	0.050	0.235
A ₂	0.045	0.174
A ₃	0.083	0.182
A ₄	0.186	0.000

Интегральная оценка TOPSIS согласно (14)

Платформа	C_i (TOPSIS)	Место
A ₁	0.825	1
A ₂	0.794	2
A ₃	0.687	3
A ₄	0.000	4

Интерпретация результатов

Интерпретация весов (АНР)

Весовые коэффициенты отражают структуру предпочтений между группами критериев: наибольший вклад в интегральную оценку вносит группа web-метрик ($g_1 = 0.40$), далее следуют качественные показатели ($g_3 = 0.35$) и UX-критерии ($g_2 = 0.25$). Это указывает на приоритет технических характеристик платформ при сохранении значимого влияния пользовательского опыта и качественных аспектов сервиса. Тем самым задается структура приоритетов для процедуры агрегирования.

Интерпретация ранжирования (TOPSIS)

Полученное ранжирование отражает структуру показателей и весов критериев без введения дополнительных эвристических допущений.

1. *A₁ и A₂ расположены в непосредственной близости*, что отражает реальную ситуацию смешанного доминирования. Метод корректно отражает баланс между критериями, позволяя выявить различия даже при близких значениях показателей.

2. *A₃ остается устойчиво на третьем месте*, так как умеренно уступает по всем критериям.

3. *A₄ закономерно получает минимальную оценку* – но не потому, что веса или метод «обнуляют» альтернативу, а из-за значительного отставания по всем параметрам.

Итак, TOPSIS чувствителен к направлениям предпочтений и структуре весов.

Анализ чувствительности

Для оценки стабильности модели проведен анализ чувствительности весов ($\pm 10\%$ с нормировкой суммы весов).

Например, увеличение влияния качественного показателя (M1: +10%) дает оценку $g(M1: +10\%) = 0.18$. Остальные веса масштабируются до величины 0.82. Соответствующий $C_1(TOPSIS | A_1)$ увеличился до 0.837. Итак, увеличение веса M1 усиливает преимущество A₁: она сильнее по коммуникации и UX-качеству. Ранжирование сохраняется.

Например, увеличение влияния сервисной скорости (M2: +10%) приводит к итогу $C_2(TOPSIS | A_2) = 0.819$, $C_1(TOPSIS | A_1) = 0.803$. Данный критерий усиливает позицию A₂ – платформа быстрее обрабатывает заказы. Итак, усиление сервисных критериев (M2) приводит к смене лидера (A₂ выходит вперед).

А снижение роли трафика (W1: -10%) снижает преимущество A₁, но ранжирование сохраняется. Трафик в данном конкретном случае не является решающим фактором, и его влияние частично компенсируется UX-показателями.

Частные результаты:

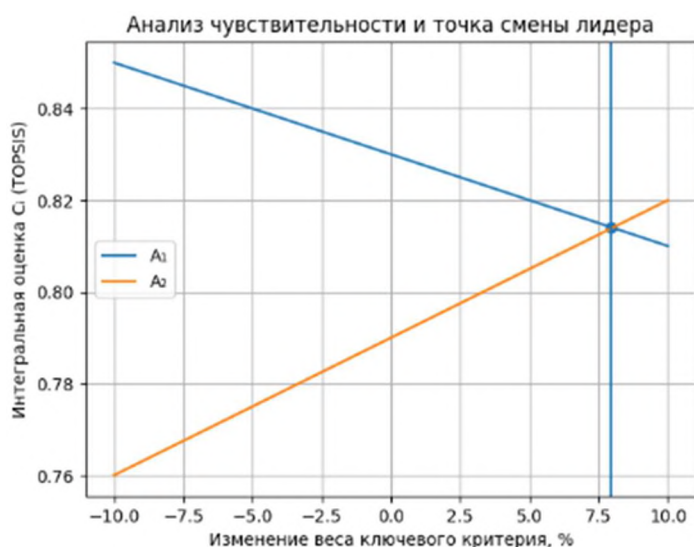
✓ M1 и M2 – наиболее влиятельные и «опасные» критерии (сильный эффект на ΔC_1 и ΔC_2);

✓ W1, W2, W3, U1 – чувствительные, но без смены ранга;

✓ возможны точки инверсии.

Изменения ранга наблюдаются только при усилении критериев, соответствующих зоне частичного доминирования, что подтверждает контролируемую чувствительность модели.

Для наглядной интерпретации анализа чувствительности весов используется графическое представление зависимости интегральных оценок C_i от изменения приоритетов отдельных критериев (рисунок 2).



Линейный характер траекторий отражает геометрическую природу метода TOPSIS и позволяет наглядно интерпретировать эффект линейной компенсации критериев.

Визуализация позволяет выделить границы устойчивости модели и подтвердить контролируемый характер ее чувствительности.

Рисунок 2. Анализ чувствительности интегральных оценок TOPSIS при изменении веса ключевого критерия; маркер указывает точку смены лидера.

Расширение числа критериев не изменяет методологию расчета, но повышает точность и аналитическую чувствительность модели.

5.3. Преимущества и ограничения

Преимущества предлагаемой модели заключаются в интеграции web-аналитики, UX-поведения и качественных данных в единую аналитическую процедуру, а также в снижении субъективности оценивания за счет гибридного использования методов АНР и TOPSIS. Модель применима как к онлайн-, так и к оффлайн-ритейлу, масштабируема и обеспечивает воспроизводимость расчетов.

Проведенные расчеты показывают устойчивость ранжирования в большинстве сценариев изменения весов, а также контролируемую чувствительность в ситуациях близких интегральных оценок альтернатив. Необходимость совместного учета количественных и качественных характеристик пользовательского взаимодействия подтверждается работами по e-commerce и UX-качеству [7-9].

К ограничениям модели относятся частично субъективный характер UX-диагностики, влияние процедуры нормализации на структуру расстояния, а также

линейная компенсируемость критериев в TOPSIS. Кроме того, результаты зависят от компетентности экспертной группы и согласованности экспертных оценок в АНР.

Для снижения субъективности качественных оценок применялись стандартизированные шкалы (в частности, шкала Лайкерта), унифицированные сценарии оценки (СJM) и агрегирование результатов по группе наблюдателей (mystery shopping). Итоговые значения формировались как усредненные оценки, что позволило нивелировать индивидуальные смещения восприятия. Дополнительно использовалась предварительная калибровка критериев оценки и единые чек-листы наблюдения.

Использование агрегированных показателей из открытых web-источников может вносить дополнительные погрешности, обусловленные методами сбора и обработки данных. Однако данный фактор не влияет на корректность методической схемы, поскольку модель ориентирована на сравнительный анализ.

5.4. Методологические замечания

Линейная компенсируемость критериев в TOPSIS

Метод TOPSIS основан на использовании взвешенных евклидовых расстояний до идеального и антиидеального решений, что приводит к эффекту линейной компенсируемости критериев: снижение одного показателя может быть частично компенсировано ростом другого [11-14].

Данное свойство обусловлено геометрической природой метода и требует учета при интерпретации результатов, поскольку может приводить к сглаживанию критических UX-проблем за счет сильных позиций по отдельным метрикам. Степень компенсируемости определяется структурой весов: равномерное распределение усиливает эффект компенсации, тогда как акцентированная структура повышает чувствительность модели.

В предлагаемой модели данный эффект учитывается посредством анализа чувствительности, а также введения групповой структуры критериев (G1-G3), ограничивающей перекрестную компенсацию между типами показателей.

Ограничения экспертных процедур АНР

Коэффициент согласованности CR отражает не только математическую корректность матриц парных сравнений, но и когнитивные особенности экспертной группы, включая неоднородность предпочтений и систематические смещения в восприятии значимости критериев [10, 17].

Предпочтения экспертов могут быть не полностью транзитивными, что связано с субъективными оценками значимости факторов. В предлагаемой модели влияние этих эффектов снижается за счет группировки критериев и использования итерационной процедуры уточнения весов.

Нелинейность UX-поведения

Пользовательское поведение в цифровой среде носит нелинейный и контекстно-зависимый характер, что напрямую может не отражаться в агрегированных метриках.

Методы MCDA, включая АНР и TOPSIS, неизбежно переводят такие эффекты в линейное представление. Это ограничение не снижает аналитической ценности модели, но определяет границы ее применимости. Компенсация достигается за счет включения качественных данных (mystery shopping) и сценарного анализа пользовательского опыта.

Сквозной анализ результатов

Интегральный анализ показывает устойчивое преимущество платформы Kaspi по совокупности критериев. Pulser.kz и Technodom демонстрируют средний уровень эффективности, тогда как Ecost.kz характеризуется наименьшей цифровой зрелостью.

Полученные результаты согласуются с качественными наблюдениями и подтверждают адекватность предложенной методики.

5.5. Выводы апробации

В результате апробации предложенной методики установлено:

1. Комбинированная MCDA-модель применима к анализу смешанных данных цифрового ритейла, включая web-метрики, UX-показатели и качественные оценки.

2. Использование открытых источников данных обеспечивает достаточную вариативность и детализацию для функционирования всех этапов модели при сохранении воспроизводимости результатов.

3. Интеграция методов АНР и TOPSIS позволяет формировать устойчивый интегральный рейтинг альтернатив даже при ограниченной выборке.

4. Модель обеспечивает совместный учет объективных цифровых показателей и субъективных UX-характеристик, что повышает полноту оценки цифровых платформ.

5. Полученные результаты согласуются с экспертной оценкой, что подтверждает корректность предложенного подхода.

6. Альтернатива Ecost.kz демонстрирует наименьший уровень интегральной оценки ($C \approx 0$), что отражает ее отставание по совокупности критериев и подтверждает чувствительность модели к структуре показателей.

Таким образом, апробация подтверждает применимость предложенной методики для анализа цифровых ритейл-платформ и позволяет оценить ее устойчивость, чувствительность и интерпретируемость в условиях реальных данных.

6. Заключение

6.1. Основные научные результаты

В ходе исследования:

- разработана и апробирована методика многокритериальной оценки цифровых ритейл-платформ, основанная на интеграции MCDA (АНР, TOPSIS), web-аналитики и UX-данных;

- предложена гибридная модель, обеспечивающая сопоставимость количественных и качественных показателей посредством нормализации и весового агрегирования;

- реализована схема интеграции групповых и частных критериев, позволяющая учитывать структуру предпочтений и снижать перекрестную компенсацию показателей;

- подтверждена применимость и устойчивость методики на данных онлайн- и оффлайн-ритейла;

- показана чувствительность модели к структуре весов в условиях частичного доминирования альтернатив.

6.2. Практическая значимость

Предлагаемая методика обеспечивает формализованную интеграцию разнородных данных и может применяться в задачах:

- аналитики цифровых платформ и e-commerce;

- UX-аудита и анализа пользовательских сценариев;

- управления цифровыми продуктами;

- сравнительного анализа конкурирующих сервисов.

Модель позволяет:

- проводить комплексную диагностику платформ с учетом технических, поведенческих и качественных показателей;

- выявлять критические точки пользовательского взаимодействия;

- формировать обоснованные приоритеты развития на основе весовых коэффициентов;

- оценивать результирующие изменения (в том числе в рамках А/В-тестирования).

Интеграция модели с VI-системами обеспечивает автоматизацию расчетов и использование интегральных показателей в задачах управленческого анализа.

6.3. Перспективы дальнейших исследований

Дальнейшее развитие методики связано со следующими направлениями:

- технические: учет временных рядов, сегментация данных (desktop/mobile), расширение набора UX-метрик, применение нечетких моделей (Fuzzy АНР/TOPSIS);

- методологические: разработка адаптивных весовых моделей, интеграция методов машинного обучения и Explainable AI;

- прикладные: расширение области применения модели на смежные цифровые системы (банкинг, госуслуги, EdTech).

Ограничения, связанные с линейной природой MCDA-методов и субъективностью экспертных оценок, определяют направление дальнейшего совершенствования модели.

Благодарности/Сведения об использовании ИИ

В процессе подготовки статьи использовалась языковая модель ChatGPT (OpenAI) для стилистического редактирования и улучшения ясности изложения. Модель не генерировала данные исследования, не формировала результаты анализа и не принимала управленческих решений.

Литература:

1. Shankar V., Kalyanam K., Setia P., et al. How technology is changing retail // *Journal of Retailing*. 2021. Vol. 97, No. 1. P. 13–27. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2020.10.001>.
2. Verhoef P.C., Kannan P.K., Inman J.J. From multi-channel retailing to omni-channel retailing: introduction to the special issue on multi-channel retailing // *Journal of Retailing*. 2015. Vol. 91, No. 2. P. 174–181. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2015.02.005>.
3. Palmié M., Mische L., Oghazi P., et al. Digital service ecosystems and retail meta-ecosystems // *Technological Forecasting and Social Change*. 2022. Vol. 176. Article 121452. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121452>.
4. Hagberg J., Sundström M., Egels-Zandén N. The digitalization of retailing: an exploratory framework // *International Journal of Retail & Distribution Management*. 2016. Vol. 44, No. 7. P. 694–712. DOI: <https://doi.org/10.1108/IJRDM-09-2015-0140>.
5. Gkikas D.C., Theodoridis P.K. Predicting online shopping behavior: using machine learning and Google Analytics to classify user engagement // *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14, No. 23. Article 11403. DOI: <https://doi.org/10.3390/app142311403>.
6. Mamakou X.J., Zaharias P., Milesi M. Measuring customer satisfaction in electronic commerce: the impact of e-service quality and user experience // *International Journal of Quality & Reliability Management*. 2024. Vol. 41, No. 3. P. 915–943. DOI: <https://doi.org/10.1108/IJQRM-07-2021-0215>.
7. Albert W., Tullis T. *Measuring the User Experience: Collecting, Analyzing, and Presenting Usability Metrics*. Burlington: Morgan Kaufmann, 2013. 313 p.
8. Nielsen J. *Usability Engineering*. Boston: Academic Press, 1993. 362 p.
9. Wilson A. The use of mystery shopping in the measurement of service delivery // *Service Industries Journal*. 1998. Vol. 18, No. 3. P. 148–163.
10. Saaty T. Decision making with the analytic hierarchy process // *International Journal of Services Sciences*. 2008. Vol. 1, No. 1. P. 83–98.
11. Hwang C.L., Yoon K. *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*. Berlin: Springer-Verlag, 1981. 259 p.

12. Triantaphyllou E. *Multi-Criteria Decision Making Methods: A Comparative Study*. Dordrecht: Springer, 2000. 290 p.
13. Opricovic S., Tzeng G.-H. Compromise solution by MCDM methods: a comparative analysis of VIKOR and TOPSIS // *European Journal of Operational Research*. 2004. Vol. 156, No. 2. P. 445–455. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(03\)00020-1](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(03)00020-1).
14. Zavadskas E.K., Turskis Z. A new additive ratio assessment (ARAS) method in multicriteria decision-making // *Technological and Economic Development of Economy*. 2010. Vol. 16, No. 2. P. 159–172. DOI: <https://doi.org/10.3846/tede.2010.10>.
15. Taha H.A. *Operations Research: An Introduction*. 10th ed. Harlow: Pearson, 2017. 848 p.
16. Keeney R.L., Raiffa H. *Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Trade-offs*. Cambridge: Cambridge University Press, 1993. 569 p.
17. Wei Y.-M. A hybrid multi-criteria decision-making framework for the strategic evaluation of business development models // *Information*. 2025. Vol. 16, No. 6. Article 454. DOI: <https://doi.org/10.3390/info16060454>.
18. Rodríguez-Carrillo M.L., Pérez-Domínguez L., Romero-López R., et al. A systematic literature review on the use of multicriteria decision-making methods for SME innovation assessment // *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2025. Vol. 8. Article 1605756. DOI: <https://doi.org/10.3389/frai.2025.1605756>.
19. Alkan N., Kahraman C. Prioritization of supply chain digital transformation strategies using multi-expert Fermatean fuzzy analytic hierarchy process // *Informatica*. 2023. Vol. 34, No. 1. P. 1–33. DOI: <https://doi.org/10.15388/22-INFOR493>.
20. Torbacki W. An integrated MCDA framework for prioritising emerging technologies in the transition from Industry 4.0 to Industry 5.0 // *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15, No. 15. Article 8168. DOI: <https://doi.org/10.3390/app15158168>.
21. Kulikova V., Iklassova K., Kazanbayeva A. Development of a decision making method to form the indicators for a university development plan // *Eastern European Journal of Enterprise Technologies*. 2019. Vol. 3/3(99). P. 12–21. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2019.169193>.
22. Kurmasheva L., Kurmashev I., Kulikov V., Kulikova V., Tajigitov A. The use of data mining in the management of the career guidance work of the university // *Annals of Data Science*. 2024. Vol. 12. P. 1923–1940. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40745-024-00585-6>.
23. Куликов В.П., Куликова В.П. Практика информационной поддержки принятия решений: учеб. пособие. - Петропавловск: СҚУ им. М. Козыбаева, 2023. - 203 с. ISBN 978-601-223-649-1. УДК 001.891. ББК 72. К90

References:

1. Shankar, V., Kalyanam, K., Setia, P., et al. (2021). *How technology is changing retail*. *Journal of Retailing*, 97(1), 13–27. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2020.10.001>
2. Verhoef, P.C., Kannan, P.K., & Inman, J. J. (2015). From multi-channel retailing to omni-channel retailing: Introduction to the special issue on multi-channel retailing. *Journal of Retailing*, 91(2), 174–181. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2015.02.005>
3. Palmié, M., Mische, L., Oghazi, P., et al. (2022). Digital service ecosystems and retail meta-ecosystems. *Technological Forecasting and Social Change*, 176, Article 121452. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121452>
4. Hagberg, J., Sundström, M., & Egels-Zandén, N. (2016). The digitalization of retailing: An exploratory framework. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 44(7), 694–712. <https://doi.org/10.1108/IJRDM-09-2015-0140>
5. Gkikas, D.C., & Theodoridis, P. K. (2024). Predicting online shopping behavior: Using machine learning and Google Analytics to classify user engagement. *Applied Sciences*, 14(23), Article 11403. <https://doi.org/10.3390/app142311403>
6. Mamakou, X.J., Zaharias, P., & Milesi, M. (2024). Measuring customer satisfaction in electronic commerce: The impact of e-service quality and user experience. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 41(3), 915–943. <https://doi.org/10.1108/IJQRM-07-2021-0215>
7. Albert, W., & Tullis, T. (2013). *Measuring the user experience: Collecting, analyzing, and presenting usability metrics*. Morgan Kaufmann.
8. Nielsen, J. (1993). *Usability engineering*. Academic Press.
9. Wilson, A. (1998). The use of mystery shopping in the measurement of service delivery. *Service Industries Journal*, 18(3), 148–163.

10. Saaty, T. (2008). Decision making with the analytic hierarchy process. *International Journal of Services Sciences*, 1(1), 83–98.
11. Hwang, C.L., & Yoon, K. (1981). *Multiple attribute decision making: Methods and applications*. Springer-Verlag.
12. Triantaphyllou, E. (2000). *Multi-criteria decision making methods: A comparative study*. Springer.
13. Opricovic, S., & Tzeng, G.-H. (2004). Compromise solution by MCDM methods: A comparative analysis of VIKOR and TOPSIS. *European Journal of Operational Research*, 156(2), 445–455. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(03\)00020-1](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(03)00020-1)
14. Zavadskas, E.K., & Turskis, Z. (2010). A new additive ratio assessment (ARAS) method in multicriteria decision-making. *Technological and Economic Development of Economy*, 16(2), 159–172. <https://doi.org/10.3846/tede.2010.10>
15. Taha, H.A. (2017). *Operations research: An introduction* (10th ed.). Pearson.
16. Keeney, R.L., & Raiffa, H. (1993). *Decisions with multiple objectives: Preferences and value trade-offs*. Cambridge University Press.
17. Wei, Y.-M. (2025). A hybrid multi-criteria decision-making framework for the strategic evaluation of business development models. *Information*, 16(6), Article 454. <https://doi.org/10.3390/info16060454>
18. Rodríguez-Carrillo, M.L., Pérez-Domínguez, L., Romero-López, R., et al. (2025). A systematic literature review on the use of multicriteria decision-making methods for SME innovation assessment. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 8, Article 1605756. <https://doi.org/10.3389/frai.2025.1605756>
19. Alkan, N., & Kahraman, C. (2023). Prioritization of supply chain digital transformation strategies using multi-expert Fermatean fuzzy analytic hierarchy process. *Informatica*, 34(1), 1–33. <https://doi.org/10.15388/22-INFOR493>
20. Torbacki, W. (2025). An integrated MCDA framework for prioritising emerging technologies in the transition from Industry 4.0 to Industry 5.0. *Applied Sciences*, 15(15), Article 8168. <https://doi.org/10.3390/app15158168>
21. Kulikova, V., Iklassova, K., & Kazanbayeva, A. (2019). Development of a decision making method to form the indicators for a university development plan. *Eastern European Journal of Enterprise Technologies*, 3/3(99), 12–21. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2019.169193>
22. Kurmasheva, L., Kurmashev, I., Kulikov, V., Kulikova, V., & Tajigitov, A. (2024). The use of data mining in the management of the career guidance work of the university. *Annals of Data Science*, 12, 1923–1940. <https://doi.org/10.1007/s40745-024-00585-6>
23. Kulikov, V.P., & Kulikova, V.P. (2023). *Praktika informacionnoj podderzhki prinyatiya reshenij [Uchebnoe posobie]*. - Petropavlovsk: SKU im. M. Kozybaeva. ISBN 978-601-223-649-1.

Information about the authors

V.P. Kulikova – corresponding author, Professor, Department of Information and Communication Technologies, Candidate of Technical Sciences, Manash Kozybayev North Kazakhstan University, Petropavlovsk, Kazakhstan; e-mail: valentina@ku.edu.kz;

Y.V. Kukhareno – Assistant Professor, Department of Information and Communication Technologies, Candidate of Technical Sciences, Manash Kozybayev North Kazakhstan University, Petropavlovsk, Kazakhstan; e-mail: geny@ku.edu.kz;

O.A. Nikishina – Senior lecturer of the Department of Information and Communication Technologies, Master of Information Systems, Manash Kozybayev North Kazakhstan University, Petropavlovsk, Kazakhstan; email: opronina@ku.edu.kz.