

ОБРАТНЫЕ ЗАДАЧИ ПРОВЕРКИ ДОСТОВЕРНОСТИ ВЕСОВ КРИТЕРИЕВ В МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОМ АНАЛИЗЕ РЕШЕНИЙ

Е.О. Корабельников, Д.С. Соловьев, А.А. Пономарев

ФГБОУ ВО «Тамбовский государственный университет
имени Г.Р. Державина»

Аннотация. В работе рассматривается проблема проверки достоверности весов критериев в задачах многокритериального анализа решений. Показано, что итоговое ранжирование альтернатив существенно зависит от заданной значимости критериев, тогда как на практике веса нередко определяются экспертно и не сопоставляются с объективной структурой исходных данных. Обобщены существующие процедуры верификации: проверка согласованности экспертных суждений, анализ чувствительности и обратная оптимизация. Обоснована постановка обратной задачи согласования субъективных и объективных весов. Обсуждаются принципы программной реализации проверки с использованием библиотек Python для MCDA.

Ключевые слова: многокритериальный анализ, веса критериев, обратная задача, верификация, анализ чувствительности, лицо, принимающее решение, Python

INVERSE PROBLEMS FOR VERIFYING THE RELIABILITY OF CRITERION WEIGHTS IN MULTI-CRITERIA DECISION ANALYSIS

E.O. Korabelnikov, D.S. Solovjev, A.A. Ponomarev

Derzhavin Tambov State University

Abstract. The paper addresses the problem of verifying the reliability of criterion weights in multi-criteria decision analysis. It is shown that the final ranking of alternatives substantially depends on the assigned criterion significance, while in practice weights are often set by experts without comparison with the objective structure of input data. Existing verification procedures are summarized: consistency checking of expert judgments, sensitivity analysis, and inverse optimization. An inverse problem of reconciling subjective and objective weights is substantiated. Principles of software implementation using Python libraries for MCDA are discussed.

Keywords: multi-criteria decision analysis, criterion weights, inverse problem, verification, sensitivity analysis, decision maker, Python

Введение

Задачи многокритериального выбора в информационных технологиях, машиностроении и закупочной деятельности предполагают сравнение альтернатив по совокупности критериев: стоимости, производительности, надёжности, совместимости и других показателей [1]. Для агрегирования частных оценок применяются методы многокритериального анализа решений (MCDA) и системы поддержки принятия решений (DSS) [2, с. 85]. Ключевым параметром модели выступают веса критериев.

На практике веса задаются субъективно – через прямое назначение, АНР и родственные процедуры – либо объективно, по матрице решений методами энтропии, CRITIC, MEREC и других [3, с. 1874]. Различные объективные процедуры для одной задачи могут существенно расходиться, а ранжирование оказывается чувствительным к выбору метода взвешивания [4, с. 445]. Лицо, принимающее решение (ЛПР), сталкивается с вопросом о достоверности: насколько заданные предпочтения согласуются с исходными данными?

Актуальность темы связана с необходимостью проверяемых процедур выбора технических и программных средств. Однако проверка весов часто ограничивается внутренней согласованностью экспертных оценок или выполняется вручную. Цель работы – анализ возможностей применения обратных задач для проверки достоверности весов критериев в MCDA и обобщение принципов их программной реализации.

В прямой постановке известны альтернативы, матрица решений, вектор весов и правило агрегирования; результатом является ранжирование [1]. Прямая задача отвечает на вопрос: какой выбор следует из данных и предпочтений?

Обратная постановка возникает, когда заданы матрица решений и субъективные веса ЛПР, а требуется проверить, существует ли объективно обоснованный вектор весов, согласованный с экспертными предпочтениями в пределах допустимой погрешности ε . Задача родственна обратной оптимизации в MCDA, где исследуется минимальное изменение весов, необходимое для изменения ранжирования [5, с. 151; 6, с. 166]. Обратная верификация весов фокуси-

руется на другом вопросе: насколько адекватны предпочтения ЛПР структуре данных?

Смысл проверки заключается не в замене экспертных оценок расчётом, а в снижении риска необоснованного выбора. При большом расхождении ЛПР пересматривает приоритеты или данные; при согласовании в пределах ε веса считаются верифицированными. Существующие подходы решают частные аспекты проблемы, но не образуют единой процедуры. Проверка согласованности применяется к субъективным методам: в АНР контролируется коэффициент CR матрицы парных сравнений, в FUCOM – отклонение от полной согласованности DFC. Эти процедуры проверяют внутреннюю непротиворечивость экспертного мнения, но не сопоставляют его с матрицей решений. Анализ чувствительности исследует устойчивость ранжирования при изменении весов [5, с. 151]. Doan и De Smet переформулировали подобный анализ через обратную оптимизацию на основе смешанного целочисленного линейного программирования [6, с. 166]. Подходы оценивают робастность решения, но не верифицируют сам вектор предпочтений ЛПР.

Сравнение методов взвешивания показывает, что объективные процедуры дают различные результаты для одной матрицы [3, с. 1874]. Shekhovtsov предложил коэффициент подобия весов WSC на основе манхэттенского расстояния [7, с. 4785], однако он сопоставляет расчётные наборы весов, а не экспертные предпочтения с данными. В обзорах по валидации MCDM выделяют робастное тестирование и перекрёстную триангуляцию методов [8, с. 5], а при проектировании DSS подчёркивается необходимость верификации выводов [9, с. 189]. Вместе эти направления не дают ЛПР простой процедуры: «мои веса согласуются с данными или нет?»

Предлагаемый подход рассматривает верификацию как обратную задачу согласования. На входе – матрица решений, субъективный вектор весов w_{sub} , типы критериев и допустимая погрешность ε . Для нескольких объективных методов взвешивания вычисляются векторы w_{obj} ; при расхождении методов анализируется пространство их комбинаций. Для каждой комбинации вычисляется расхождение между w_{sub} и w_{obj} – через максимальное абсолютное отклонение, манхэттенское расстояние, среднее абсолютное или среднеквадратичное отклонение [7, с. 4785]. Комбинация считается допустимой, если значения выбранных метрик не превышают порог ε . При наличии таких комбинаций

веса ЛПР верифицированы; при отсутствии – требуется пересмотр предпочтений или данных. ЛПР получает не только вердикт о достоверности, но и информацию о критериях с максимальным расхождением и о комбинациях методов, обеспечивающих наилучшее согласование. Процедура универсальна: она выступает надстройкой над любым MCDA-контуром между заданием весов и финальным ранжированием и применима при выборе программных средств, оборудования и других технических альтернатив [10, с. 62]. Ручная проверка при переборе нескольких методов взвешивания и их комбинаций быстро становится непрактичной.

Программная реализация обеспечивает воспроизводимость и документирование результатов. На языке Python целесообразно использовать библиотеку `rumcdm`, включающую объективные методы взвешивания и TOPSIS [11, с. 1]. NumPy применяется для расчёта метрик расхождения, pandas – для работы с табличными данными. Для задач обратной оптимизации [6, с. 166] могут использоваться SciPy или MILP-решатели PuLP и OR-Tools. Архитектура программного инструмента может быть разделена на блоки загрузки данных, вычисления весов, верификации и ранжирования – в соответствии с модульной организацией современных DSS [2, с. 85; 10, с. 62].

Заключение

Проверка достоверности весов в MCDA не сводится к одной процедуре. Существующие подходы – согласованность экспертных суждений, анализ чувствительности, обратная оптимизация и сравнение методов взвешивания – решают частные аспекты проблемы.

Постановка обратной задачи верификации позволяет сопоставить субъективные веса ЛПР с результатами объективных методов, вычислить метрики расхождения и проверить допустимость относительно порога ε . Программная реализация на Python с использованием `rumcdm`, NumPy и pandas делает такую проверку практически доступной. Подход повышает прозрачность многокритериального выбора и может стать стандартным этапом MCDA-процедуры – между заданием предпочтений и финальным ранжированием альтернатив.

Список литературы

1. Hwang C. L., Yoon K. Multiple attribute decision making: methods and applications a state-of-the-art survey. – Springer Science & Business Media, 2012.
2. Скворцов, А. А. Интеллектуальная система поддержки принятия решений для автоматизированного мониторинга пожаров в технических системах / А. А. Скворцов, М. С. Анурьева, А. Н. Солодовников // Моделирование систем и процессов. – 2025 – Т. 18, № 1 – С. 85-96. – DOI 10.12737/2219-0767-2025-85-96 – EDN JGVOKH.
3. Paradowski B., Shekhovtsov A., Baczkiwicz A., Kizielewicz B., Salabun W. Similarity analysis of methods for objective determination of weights in multi-criteria decision support systems // Symmetry. – 2021. – Vol. 13. – No. 10. – P. 1874.
4. 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.
5. Triantaphyllou E. Sensitivity analysis approach for some deterministic multi-criteria decision-making methods // Decision Sciences. – 1997. – Vol. 28. – No. 1. – P. 151-194.
6. Doan N.-A., De Smet Y. An alternative weight sensitivity analysis for PROMETHEE II rankings // Omega. – 2018. – Vol. 80. – P. 166-174.
7. Shekhovtsov A. Evaluating the performance of subjective weighting methods for multi-criteria decision-making using a novel weights similarity coefficient // Procedia Computer Science. – 2023. – Vol. 225. – P. 4785-4794.
8. Sarkar A., Goswami S. S., Gupta K. K. Sensitivity analysis and validation in MCDM methods: A comprehensive review with advancements, applications, and future directions // Spectrum of Decision Making and Applications. – 2026. – Vol. 4. – No. 1. – P. 1-14.
9. Долинина О. Н., Кушников В. А. Методы и технологии обеспечения качества интеллектуальных систем принятия решения // Программная инженерия. – 2021. – Т. 12. – № 4. – С. 189-199.
10. Калач, А. В. Сравнительный анализ особенностей архитектур систем поддержки принятия решений для адаптации образовательных программ: от RuBERT до онтологически-графовых моделей / А. В. Калач, И. С. Кожевников, А. С. Кравченко [и др.] // Моделирование систем и процессов. – 2025. – Т. 18, № 3. – С. 62-70.
11. Kizielewicz B., Shekhovtsov A., Salabun W., Kacprzak J. pymcdm – The universal library for solving multi-criteria decision-making problems // SoftwareX. – 2023. – Vol. 23. – Art. 101374.

References

1. Hwang C. L., Yoon K. Multiple attribute decision making: methods and applications a state-of-the-art survey. – Springer Science & Business Media, 2012.
2. Skvortsov A. A., Anuryeva M. S., Solodovnikov A. N. Intelligent decision support system for automated fire monitoring in technical systems // Modeling of systems and processes. – 2025. – T. 18, No. 1. – P. 85-96.

3. Paradowski B., Shekhovtsov A., Baczkiewicz A., Kizielewicz B., Salabun W. Similarity analysis of methods for objective determination of weights in multi-criteria decision support systems // *Symmetry*. – 2021. – Vol. 13. – No. 10. – P. 1874.
4. 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.
5. Triantaphyllou E. Sensitivity analysis approach for some deterministic multi-criteria decision-making methods // *Decision Sciences*. – 1997. – Vol. 28. – No. 1. – P. 151-194.
6. Doan N.-A., De Smet Y. An alternative weight sensitivity analysis for PROMETHEE II rankings // *Omega*. – 2018. – Vol. 80. – P. 166-174.
7. Shekhovtsov A. Evaluating the performance of subjective weighting methods for multi-criteria decision-making using a novel weights similarity coefficient // *Procedia Computer Science*. – 2023. – Vol. 225. – P. 4785-4794.
8. Sarkar A., Goswami S. S., Gupta K. K. Sensitivity analysis and validation in MCDM methods: A comprehensive review with advancements, applications, and future directions // *Spectrum of Decision Making and Applications*. – 2026. – Vol. 4. – No. 1. – P. 1-14.
9. Dolinina O. N., Kushnikov V. A. Methods and technologies for quality assurance of intelligent decision-making systems // *Programmnaya Ingeneria*. – 2021. – Vol. 12. – No. 4. – P. 189-199 (in Russian).
10. Kalach A. V., Kozhevnikov I. S., Kravchenko A. S. et al. Comparative analysis of decision support system architectures for educational program adaptation: from RuBERT to ontological-graph models // *Modeling of systems and processes*. – 2025. – T. 18, No. 3. – P. 62-70.
11. Kizielewicz B., Shekhovtsov A., Salabun W., Kacprzak J. pymcdm – The universal library for solving multi-criteria decision-making problems // *SoftwareX*. – 2023. – Vol. 23. – Art. 101374.