

УДК 004.5

DOI: [10.26102/2310-6018/2025.50.3.025](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.50.3.025)

Оценка и оптимизация систем с гетерогенными данными с учетом показателей эффективности на основе интегрированного алгоритма

Д.И. Атласов¹, И.А. Васми²✉, А.С. Коптелова¹, А.В. Кочегаров¹

¹Воронежский государственный технический университет, Воронеж,
Российская Федерация

²Университет Аль-Фарахиди, Багдад, Республика Ирак

Резюме. В исследовании представлен интегрированный алгоритм оценки и оптимизации систем с гетерогенными данными с учетом управленческих и организационных показателей эффективности. Предлагаемый алгоритм состоит из анализа охвата данных (АОД), нечеткого анализа данных (НАОД) и набора статистических методов для оценки правдоподобия полученных результатов. Разработан интегрированный алгоритм определения наиболее эффективных гетерогенных показателей эффективности, отличающийся способом выбора достоверных показателей, позволяющий сформулировать стратегии совершенствования организационных систем. Для верификации выбран набор из 12 критериев, указывающих на применение интегрированного метода. Результаты показали, что результаты АОД имеют меньшую среднюю абсолютную процентную ошибку (MAPE), чем результаты нечеткого АОД. В исследовании также анализируются и взвешиваются показатели, и результаты продемонстрировали, что показатели «инвестиции в исследования и разработки в отношении стоимости производства» и «инвестиции в образование и переподготовку в расчете на одного сотрудника» являются наиболее эффективными. В исследовании представлен уникальный алгоритм учета гетерогенных управленческих и организационных факторов. Он может справиться с неопределенностью данных из-за наличия в алгоритме механизмов нечеткого вывода. Веса показателей определяются с помощью набора надежных статистических алгоритмов.

Ключевые слова: интегрированный алгоритм, гетерогенные данные, анализ охвата данных, нечеткость, верификация, статистический критерий, интеллектуальный анализ, вес показателя.

Для цитирования: Атласов Д.И., Васми И.А., Коптелова А.С., Кочегаров А.В. Оценка и оптимизация систем с гетерогенными данными с учетом показателей эффективности на основе интегрированного алгоритма. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2025;13(3). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=2014> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.50.3.025

Evaluation and optimization of heterogeneous data systems based on performance indicators using an integrated algorithm

D.I. Atlasov¹, E.A. Wasmi²✉, A.S. Koptelova¹, A.V. Kochegarov¹

¹Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation

²Al-Farahidi University, Baghdad, the Republic of Iraq

Abstract. The study presents an integrated algorithm for evaluating and optimizing systems with heterogeneous data, taking into account managerial and organizational performance indicators. The proposed algorithm consists of data coverage analysis (DCA), fuzzy data analysis (FDA), and a set of statistical methods for evaluating the likelihood of the obtained results. An integrated algorithm has been developed for determining the most effective heterogeneous performance indicators, which differs in its method of selecting reliable indicators and allows for the formulation of strategies for improving organizational systems. A set of 12 criteria indicating the application of an integrated method was

selected for verification. The results showed that the AOD results have a lower mean absolute percentage error (MAPE) than the fuzzy AOD results. The study also analyzes and weighs indicators, and the results showed that the indicators "investments in research and development relative to production costs" and "investments in education and retraining per employee" are the most effective. The study presents a unique algorithm for taking into account heterogeneous managerial and organizational factors. It can handle data uncertainty due to the presence of fuzzy inference mechanisms in the algorithm. The weights of the indicators are determined using a set of reliable statistical algorithms.

Keywords: integrated algorithm, heterogeneous data, data coverage analysis, fuzzy logic, verification, statistical criterion, data mining, indicator weight.

For citation: Atlasov D.I., Wasmi E.A., Koptelova A.S., Kochegarov A.V. Evaluation and optimization of heterogeneous data systems based on performance indicators using an integrated algorithm. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2025;13(3). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=2014> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.50.3.025

Введение

Компании и организации должны конкурировать на глобальных рынках, где успех и выживание в значительной степени зависят от уникальных внутренних возможностей [1]. Производительность – это соотношение «выпуск-затраты», то есть соотношение между количеством произведенной продукции и количеством ресурсов, используемых для производства указанной продукции. Организации вынуждены повышать качество выпускаемой продукции и экономить затраты, чтобы оставаться конкурентоспособными [2]. Организационные и управленческие факторы имеют большое значение для эффективности, поэтому необходим интегрированный алгоритм для продвижения и постоянной оценки эффективности управления.

При выборе шкалы или показателя эффективности важно учитывать совместимость шкалы с целями системы управления, инвазивность измерения и его сложность [3]. При выборе набора шкал производительности необходимо сбалансировать их так, чтобы учесть различные аспекты эффективности [4, 5].

В [6] установлена ведущая роль категорий «оборудование» и «обучение» в решении задачи улучшения организационного управления и отдачи. В [7] предложена методология преодоления ограничений анализа охвата данных (АОД), используя АОД наряду с машинным обучением.

Целью работы является разработка интегрированного алгоритма оценки и оптимизации систем с гетерогенными данными с учетом управленческих и организационных показателей эффективности.

Материалы и методы

Алгоритмизация. На Рисунке 1 показан предлагаемый алгоритм определения наиболее эффективных показателей эффективности работы организации.

Шаг 1. Изучение, ранжирование и анализ различных отраслей, 22 типа которых рассматриваются в качестве подразделений, принимающих решения (ППР) на основе Международного стандарта промышленной классификации (ISIC).

Шаг 2: Определение 12 показателей в качестве переменных для исследования.

Шаг 3: Сбор данных.

Шаг 4: Применение моделей АОД и нечеткого анализа данных (НАОД).

Шаг 5: Для анализа и сравнения результатов различных α -срезов для модели НАОД выполняется проверка на нормальность и анализ возмущений, и на основе среднего значения меньшей средней абсолютной процентной ошибки (MAPE) в анализе возмущений определяется наилучший α -срез.

Шаг 6: Выполняется тест на нормальность и анализ возмущений, и на основе среднего значения MAPE в анализе возмущений определяется наиболее подходящая модель для данного исследования.

Шаг 7: Анализ чувствительности с помощью парного t -критерия, корреляционного теста Пирсона и средней эффективности.

Шаг 8: Определение наиболее эффективных показателей на основе парного t -критерия.

Шаг 9: Ранжирование показателей и определение наиболее эффективного из них на основе корреляционного теста Пирсона.

Шаг 10: Ранжирование показателей и определение наиболее эффективного на основе средней эффективности.

Шаг 11: Выполняется тест Фридмана для проверки достоверности и верификации результатов. Если результаты подтверждены, можно переходить к шагу 12. В противном случае необходимо вернуться к шагу 3.

Шаг 12: Вес каждого показателя определяется на основе корреляционного теста Пирсона, который показывает важность каждого показателя по сравнению с другими.

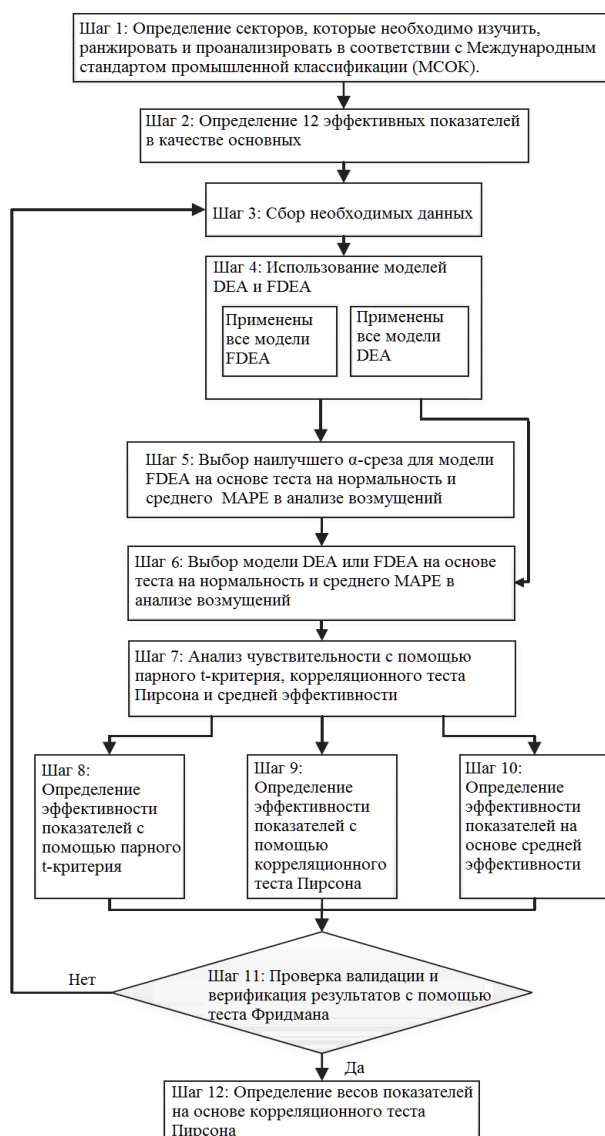


Рисунок 1 – Алгоритм определения наиболее эффективных показателей эффективности
Figure 1 – Algorithm for determining the most effective performance indicators

Анализ охвата данных и нечеткий АОД. Анализ охвата данных – это непараметрический метод, который определяет эффективность данного набора показателей ППР. Эффективность измеряется по шкале от 0 до 1. АОД присваивает сравнительную эффективность каждому ППР и определяет каждый ППР как эффективный или неэффективный [8]. Модели АОД можно разделить на категории с постоянной отдачей от масштаба или переменной отдачей от масштаба, а также могут быть ориентированы на вход или выход [9]. ССР и ВСС – две основные модели АОД. Классическая модель АОД не допускает неточных значений и считает все значения определенными. Однако данные в реальном мире не являются точными, а являются неточными или двусмысленными и гетерогенными [10]. Для количественной оценки неточных и расплывчатых данных полезным решением является нечеткая модель АОД.

Применяемая модель. Применяемая модель ВСС, ориентированная на результат, аналогична модели (1). Согласно модели (1), i – индекс входных данных, а r – индекс выходных данных ($r = 1, 2, \dots, 12$), j – индекс ППР ($j = 1, 2, \dots, 22$), x_i – входные переменные, y_i – выходные.

$$\begin{aligned} & \text{Min } \theta, \\ & x_{i0} \geq \sum_{j=1}^{22} \lambda_j x_{ij}, i \geq 1, \\ & \theta y_{r0} \leq \sum_{j=1}^{22} \lambda_j y_{rj}, r = 1, \dots, 12, \\ & \sum_{j=1}^{22} \lambda_j = 1, \lambda_j \geq 0, j = 1, \dots, 22. \end{aligned} \quad (1)$$

Применяемая нечеткая модель ВСС сформулирована следующим образом:

$$\begin{aligned} & \text{Max } \theta, \\ & \theta(\alpha x_{ip}^m + (1 - \alpha)x_{ip}^p) \geq \sum_{j=1}^{22} [\tau_j(\alpha x_{ij}^m + (1 - \alpha)x_{ij}^p)], \\ & \alpha y_{rp}^m + (1 - \alpha)y_{rp}^0 \leq \sum_{j=1}^{22} [\tau_j(\alpha y_{rj}^m + (1 - \alpha)y_{rj}^p)], r = 1, \dots, 12, \\ & \sum_{j=1}^{22} \tau_j = 1, \tau_j \geq 0, \forall j = 1, \dots, 22, \end{aligned} \quad (2)$$

где i – входные данные; r – выходные данные; x_{ij}^p – пессимистичное значение для входной переменной модели НАОД; x_{ij}^m – наиболее вероятное значение для входной переменной модели НАОД; x_{ij}^0 – оптимистичное значение для входной переменной модели НАОД; y_{ij}^p – пессимистичное значение для выходной переменной модели НАОД; y_{ij}^m – наиболее вероятное значение для выходной переменной модели НАОД; y_{ij}^0 – оптимистичное значение для выходной переменной модели НАОД.

Модель (2) представляет собой задачу параметрического линейного программирования. Эта модель может дать оптимальное решение для каждого заданного значения α . Эффективность и ранг каждого ППР определяются на основе модели (2) для различных значений α . Параметр α представляет достоверность данных индикаторов.

Классификация показателей. Выделим, следуя [11], финансовые показатели; параметры удовлетворенности клиентов; комплекс внутренних процессов; комплекс процессов создания и производства, организационного обучения и рост. Были рассмотрены 12 показателей из разных областей (Таблица 2).

Все 12 показателей являются выходными переменными, а один фиктивный индекс использован в качестве входной переменной для решения задачи.

Таблица 2 – Показатели исследования
Table 2 – Research indicators

Показатель	Описание
y_1	Инвестиции в образование и профессиональную подготовку в расчете на одного сотрудника
y_2	Инвестиции в исследования и разработки
y_3	Отношение заработной платы к стоимости продукции
y_4	Отношение стоимости сырья к стоимости продукции
y_5	Рентабельность инвестиций (ROI)
y_6	Добавленная стоимость на одного сотрудника
y_7	Стоимость производства на одного сотрудника
y_8	Рост производства (по сравнению с предыдущим годом)
y_9	Соотношение стоимости бракованной продукции, подлежащей перепродаже, к производственной стоимости
y_{10}	Соотношение запасов готовой продукции к производственной стоимости
y_{11}	Отношение стоимости незавершенных запасов к стоимости производства
y_{12}	Отношение стоимости запасов сырья к стоимости производства

Пример анализа данных. Исследование проводилось в организационных системах управления производством. Сектора ISIC, состоящие из двух цифр, были выбраны в соответствии с форматом Международного стандарта промышленной классификации (ISIC). Для исследования выбраны 22 ППР – Таблица 3 [12]. Сводные измеренные значения переменных для всех ППР вместе с их средними значениями приведены в Таблице 4.

Таблица 3 – Международный стандарт промышленной классификации (ISIC)
Table 3 – International Standard Industrial Classification (ISIC)

ISIC	Тип отрасли
15	Продукты питания и напитки
16	Табачные изделия
17	Текстиль
18	Ношение одежды, меха
19	Кожа, изделия из кожи
20	Изделия из дерева (за исключением мебели)
21	Бумага и бумажные изделия
22	Печать и издательское дело
23	Кокс, продукты переработки нефти, ядерное топливо
24	Химикаты и химические продукты
25	Резиновых и пластмассовых изделий
26	Неметаллические минеральные продукты
27	Основные металлы
28	Готовые металлические изделия
29	Машины и оборудование
30	Программное обеспечение офисных, бухгалтерских и вычислительных машин
31	Электрические машины и аппараты
32	Радио-, телевизионное и коммуникационное оборудование
33	Медицинские, прецизионные и оптические приборы
34	Автомобили, прицепы, полуприцепы
35	Другое транспортное оборудование
36	Мебель, производство
37	Переработка

Таблица 4 – Измеренные значения переменных для всех ППР
Table 4 – Measured values of variables for all DMD

ППР	Переменные											
	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	y_9	y_{10}	y_{11}	y_{12}
1	3,39	3,75	4,9	2,92	3,5	3,79	4,04	3,79	3,77	4,88	4,8	5,67
2	3,12	2,79	3,74	5,9	5,68	4,24	3,87	3,93	5,38	4,95	5,01	3,68
3	3,11	3,06	2,94	3,31	3,16	3,42	3,3	3,08	1,43	3,39	3,62	4,13
4	2,91	2,71	2,89	3,06	3,36	3,35	3,13	4,64	4,57	3,34	4,8	4,8
5	3,66	2,8	2,82	3,3	3,1	3,42	3,32	3,66	4,43	2,06	4	4,57
6	3,31	4,53	3,02	4,69	3,79	3,57	3,39	3,91	2,63	4,83	4,39	5,23
7	3,29	3,26	4,43	3,08	3,19	3,63	3,89	3,43	2,91	4,75	4,87	3,02
8	3,42	3,95	2,33	4,9	4,9	3,85	3,39	3,82	3,74	1,35	4,55	4,16
9	3,46	2,7	5,69	6,01	7,6	8,21	7,64	7,9	5,33	5,72	4,96	5,7
10	5,15	4,74	4,9	4,75	4,61	4,62	4,73	3,08	4,26	3,93	4,82	3,81
11	6,51	3,9	4,54	3,8	3,8	3,77	3,82	4,13	3,91	4,03	4,75	4,16
12	3,59	4,74	3,09	5,76	4,21	3,63	3,38	4,08	3,75	4,52	4,31	4,48
13	6,36	3,81	4,67	4,46	3,94	4,46	4,83	2,55	4,07	3,36	3,88	4,49
14	4,92	4,6	3,32	4,18	3,81	3,67	3,5	3,44	2,81	3,4	2,74	3,02
15	4,11	4,51	4,13	3,69	3,69	3,76	3,79	3,88	3,83	3,89	3,03	3,02
16	3,55	6,45	5,52	2,89	3,87	3,9	4,11	4,16	5,3	4,23	4,54	4,89
17	4,63	4,2	4,23	3,94	3,83	3,76	3,75	4,08	3,04	3,68	4,09	3,34
18	4,14	3,81	5,11	3,03	3,55	3,94	4,39	4,24	5,25	4,97	4,02	4,33
19	3,72	6,09	3,45	4,25	3,78	3,58	3,43	4,52	4,59	3,66	3,61	3,14
20	4,49	4,47	5,46	2,69	3,43	4,33	5,45	4,33	4,94	4,73	4,13	3,03
21	4,1	3,32	3,39	3,6	3,71	3,68	3,54	3,87	3,93	4,75	1,49	1,51
22	3,02	3,79	3,43	3,8	3,49	3,44	3,3	4,51	4,14	3,57	1,59	3,81

Для анализа данных в нечетком режиме определенные данные рассматривались как наиболее вероятные значения. Стандартное значение добавлялось к определенным данным для получения оптимистичного значения и вычиталось из определенных данных для получения пессимистичного значения для каждой переменной. Полученные нечеткие значения показателей y_1 – y_6 для всех ППР приведены в Таблице 5.

Таблица 5 – Полученные нечеткие значения переменных для всех ППР
Table 5 – Obtained fuzzy values of variables for all DMD

ППР	y_1			y_2			y_3			y_4			y_5			y_6		
	Оптимистический	Пессимистический	Вероятный	Оптимистический	Пессимистический	Вероятный	Оптимистический	Пессимистический	Вероятный	Оптимистический	Пессимистический	Вероятный	Оптимистический	Пессимистический	Вероятный	Оптимистический	Пессимистический	Вероятный
1	2,39	4,39	3,39	2,75	4,75	3,75	3,9	5,9	4,9	1,92	3,92	2,92	2,5	4,5	3,5	2,79	4,79	3,79
2	2,12	4,12	3,12	1,79	3,79	2,79	2,74	4,74	3,74	4,9	6,9	5,9	4,68	6,68	5,68	3,24	5,24	4,24
3	2,11	4,11	3,11	2,06	4,06	3,06	1,94	3,94	2,94	2,31	4,31	3,31	2,16	4,16	3,16	2,42	4,42	3,42
4	1,91	3,91	2,91	1,71	3,71	2,71	1,89	3,89	2,89	2,06	4,06	3,06	2,36	4,36	3,36	2,35	4,35	3,35
5	2,66	4,66	3,66	1,8	3,8	2,8	1,82	3,82	2,82	2,3	4,3	3,3	2,1	4,1	3,1	2,42	4,42	3,42
6	2,31	4,31	3,31	3,53	5,53	4,53	2,02	4,02	3,02	3,69	5,69	4,69	2,79	4,79	3,79	2,57	4,57	3,57
7	2,29	4,29	3,29	2,26	4,26	3,26	3,43	5,43	4,43	2,08	4,08	3,08	2,19	4,19	3,19	2,63	4,63	3,63
8	2,42	4,42	3,42	2,95	4,95	3,95	1,33	3,33	2,33	3,9	5,9	4,9	3,9	5,9	4,9	2,85	4,85	3,85
9	2,46	4,46	3,46	1,7	3,7	2,7	4,69	6,69	5,69	5,01	7,01	6,01	6,6	8,6	7,6	7,21	9,21	8,21
10	4,15	6,15	5,15	3,74	5,74	4,74	3,9	5,9	4,9	3,75	5,75	4,75	3,61	5,61	4,61	3,62	5,62	4,62
11	5,51	7,51	6,51	2,9	4,9	3,9	3,54	5,54	4,54	2,8	4,8	3,8	2,8	4,8	3,8	2,77	4,77	3,77
12	2,59	4,59	3,59	3,74	5,74	4,74	2,09	4,09	3,09	4,76	6,76	5,76	3,21	5,21	4,21	2,63	4,63	3,63

Таблица 5 (продолжение)
Table 5 (continued)

13	5,36	7,36	6,36	2,81	4,81	3,81	3,67	5,67	4,67	3,46	5,46	4,46	2,94	4,94	3,94	3,46	5,46	4,46
14	3,92	5,92	4,92	3,6	5,6	4,6	2,32	4,32	3,32	3,18	5,18	4,18	2,81	4,81	3,81	2,67	4,67	3,67
15	3,11	5,11	4,11	3,51	5,51	4,51	3,13	5,13	4,13	2,69	4,69	3,69	2,69	4,69	3,69	2,76	4,76	3,76
16	2,55	4,55	3,55	5,45	7,45	6,45	4,52	6,52	5,52	1,89	3,89	2,89	2,87	4,87	3,87	2,9	4,9	3,9
17	3,63	5,63	4,63	3,2	5,2	4,2	3,23	5,23	4,23	2,94	4,94	3,94	2,83	4,83	3,83	2,76	4,76	3,76
18	3,14	5,14	4,14	2,81	4,81	3,81	4,11	6,11	5,11	2,03	4,03	3,03	2,55	4,55	3,55	2,94	4,94	3,94
19	2,72	4,72	3,72	5,09	7,09	6,09	2,45	4,45	3,45	3,25	5,25	4,25	2,78	4,78	3,78	2,58	4,58	3,58
20	3,49	5,49	4,49	3,47	5,47	4,47	4,46	6,46	5,46	1,69	3,69	2,69	2,43	4,43	3,43	3,33	5,33	4,33
21	3,1	5,1	4,1	2,32	4,32	3,32	2,39	4,39	3,39	2,6	4,6	3,6	2,71	4,71	3,71	2,68	4,68	3,68
22	2,02	4,02	3,02	2,79	4,79	3,79	2,43	4,43	3,43	2,8	4,8	3,8	2,49	4,49	3,49	2,44	4,44	3,44

Результаты и обсуждение

Результаты АОД. Результат решения модели АОД обеспечивает техническую эффективность, ранжирование и целевые показатели эффективности для всех ППР. При большом количестве эффективных ППР становится необходимым полное ранжирование между ними. Установлено, что 12 ППР являются эффективными, а остальные 10 ППР считаются неэффективными. Среди эффективных ППР первое место занимает ППР 9 (Таблица 6).

Таблица 6 – Результаты АОД
Table 6 – Results of the DCA

№ ППР	Эффективность	Ранжирование	№ ППР	Эффективность	Ранжирование
1	11,028	8	12	1,086	4
2	21,010	11	13	1,052	5
3	30,902	22	14	0,979	15
4	40,983	14	15	0,960	19
5	50,944	20	16	1,202	2
6	61,003	12	17	0,966	18
7	0,993	13	18	1,023	10
8	0,975	16	19	1,046	7
9	1,473	1	20	1,023	9
10	1,052	6	21	0,973	17
11	1,111	3	22	0,921	21

Результаты нечеткого АОД. Чтобы уменьшить возможные ошибки в присвоении оценок предполагаемой эффективности выходных показателей, в исследовании использованы треугольные нечеткие числа и нечеткий АОД.

Проверка на нормальность. После решения задачи с помощью алгоритма АОД и использования различных α -срезов для нечеткого алгоритма АОД, нормальность и ненормальность ошибок их результатов были проверены и сравнены с помощью теста на нормальность. В случае нормальности выбран алгоритм, который имел наибольшее значение p , как наиболее эффективный способ оценки. Ошибки результатов обоих алгоритмов не соответствуют нормальному распределению, следовательно, тест на нормальность не может определить наилучший способ.

Анализ возмущений. После использования теста на нормальность для выбора наиболее эффективного способа и соответствующего значения p , который не привел к ценным результатам, использован анализ возмущений. Для этого для каждого из 12 показателей случайным образом выбран один из ППР, а затем изменены его данные. После этого задача решена с помощью АОД и нечеткого АОД относительно недавно

полученных данных (путем возмущения), проведены сравнение и анализ результатов с реальными данными (без возмущения). Установлено, что АОД является более подходящим для исследования, чем нечеткий АОД. Это определяет характер данных, поскольку они не были собраны с помощью анкет или методов как таковых.

Анализ чувствительности. После определения алгоритма АОД как наиболее предпочтительного способа оценки данных, проведен анализ чувствительности показателей. Результаты работы алгоритма АОД в отсутствие одного из 12 индикаторов были сопоставлены с результатами, полученными при наличии отсутствующего индикатора. Сравнение было проведено как с помощью парного t -критерия, так и с помощью корреляционного теста Пирсона. Кроме того, были изучены средние значения эффективности, полученные с помощью алгоритма АОД при отсутствии каждого показателя. Результаты описаны ниже. В этом разделе основной параметр STEAM означает решение АОД при наличии всех 12 индикаторов, а параметр означает решение АОД при отсутствии $y_i (i = 1, 2, \dots, 12)$.

Результаты парного t -теста. Парный t -критерий был проведен с уровнем значимости 95 %, двусторонний, с помощью программного обеспечения SPSS. μ_0 – среднее значение эффективности при наличии всех 12 показателей, μ_i – среднее значение эффективности при отсутствии i -й переменной. Только в случае переменных y_1 и y_2 величина P -значения меньше 0,05, что приводит к гипотезе H_0 ; это означает, что y_1 и y_2 имеют большое значение, и их устранение приводит к различным последствиям. Что касается других показателей, то величина P больше или равна 0,05 и устранение этих показателей не привело к существенным различиям в результатах алгоритма АОД.

Корреляционный тест Пирсона. Другой алгоритм определения того, влияет ли наличие или отсутствие каждого показателя на результаты, заключается в изучении корреляции между эффективностями в обоих случаях. Здесь используется тест Пирсона. Он также показал, что переменные y_1 и y_2 являются наиболее значимыми. Полученный результат подтверждает результат, полученный с помощью парного t -критерия.

Средняя эффективность. После изучения эффективности показателей с помощью парного t -критерия и корреляционного теста Пирсона, получено среднее значение эффективности при отсутствии каждого показателя. Снова подтверждено, что y_1 и y_2 являются наиболее эффективными переменными.

Валидация и верификация результатов. После получения результатов АОД и понимания того, как каждая переменная влияет на результаты АОД, для подтверждения и верификации результатов был использован тест Фридмана. В этом тесте гипотеза H_0 означает, что эффект от всех параметров равен нулю, в то время как гипотеза H_1 означает, что эффект от всех параметров не равен нулю. Уровень достоверности теста составил 95 %. Тест также определил, что переменные y_2 и y_1 являются наиболее эффективными переменными, как указано ранее.

«Взвешивание» показателей. На заключительном этапе, используя корреляционное отношение, мы присвоили вес каждому показателю, показывая его важность по сравнению с другими. Указанный вес вычисляется с помощью (3):

$$W_i = 1 - \frac{\varepsilon_i}{\sum_{i=0}^{12} \varepsilon_i}. \quad (3)$$

Здесь W_i – вес i -го показателя, а ε_i – корреляция, полученная в разделе «Корреляционный тест Пирсона».

Установлено, что показатели y_2 и y_1 , которые были наиболее эффективными в предыдущих разделах, также имеют наибольший вес.

Научная новизна. Разработан интегрированный алгоритм определения наиболее эффективных гетерогенных показателей эффективности, отличающийся способом выбора достоверных показателей, позволяющий сформулировать стратегии совершенствования организационных систем.

Заключение

Рассмотрено 12 критериев из смежных областей. Проанализированы 22 ППР. После использования как алгоритма АОД, так и нечеткого алгоритма АОД была проведена проверка (не)нормальности результатов, чтобы найти α -срез, который имеет максимальное значение p при нормальном распределении. Поскольку результаты не соответствовали нормальному распределению, был использован анализ возмущений. Результаты анализа возмущений показали, что наименьший МАРЕ наблюдался при наибольшем α -срезе и в определенной ситуации. Затем был проведен анализ чувствительности к ранговым и весовым показателям.

Выводы заключаются в следующем:

1. Результаты парного t -критерия показали, что переменные y_2 и y_1 оказывают наибольшее влияние на эффективность и их не следует игнорировать.
2. Двойная проверка с помощью корреляционного теста Пирсона и средней эффективности подтвердила, что эти два показателя имеют наивысшую эффективность, а также ранжировала другие показатели.
3. Достоверность результатов АОД проверена с помощью теста Фридмана, и он подтвердил, что эффективность 12 показателей одинакова, а переменные y_1 и y_2 являются наиболее эффективными переменными.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Wickramasinghe D., Wickramasinghe V. Differences in Organizational Factors by Lean Duration. *Operations Management Research*. 2011;4(3):111–126. <https://doi.org/10.1007/s12063-011-0055-5>
2. Ahilan C., Dhas J.E.R., Somasundaram K., Sivakumaran N. Performance Assessment of Heat Exchanger Using Intelligent Decision Making Tools. *Applied Soft Computing*. 2015;26:474–482. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.10.018>
3. Harris T.J., Seppala C.T., Desborough L.D. A Review of Performance Monitoring and Assessment Techniques for Univariate and Multivariate Control Systems. *Journal of Process Control*. 1999;9(1):1–17. [https://doi.org/10.1016/S0959-1524\(98\)00031-6](https://doi.org/10.1016/S0959-1524(98)00031-6)
4. Shaw A. *A Guide to Performance Measurement and Non-Financial Indicators*. Surrey: The Foundation for Performance Measurement; 1999.
5. Hitchens D.M.W.N., Birnie J.E., Wagner K. A Matched Plant Comparison of Productivity in East and West Germany: Transition to the Market Economy. *Omega*. 1996;24(3):321–335. [https://doi.org/10.1016/0305-0483\(95\)00062-3](https://doi.org/10.1016/0305-0483(95)00062-3)
6. Hitomi K. Efficiency Analysis of Japan's Industry and Manufacturing. *Technovation*. 2004;24(9):741–748. [https://doi.org/10.1016/S0166-4972\(02\)00151-7](https://doi.org/10.1016/S0166-4972(02)00151-7)
7. Hong H.K., Ha S.H., Shin Ch.K., Park S.Ch., Kim S.H. Evaluating the Efficiency of System Integration Projects Using Data Envelopment Analysis (DEA) and Machine Learning. *Expert Systems with Applications*. 1999;16:283–296.
8. Toloo M. An Epsilon-Free Approach for Finding the Most Efficient Unit in DEA. *Applied Mathematical Modelling*. 2014;38(13):3182–3192. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2013.11.028>

9. Al-Refaie A. A Proposed Satisfaction Function Model to Optimize Process Performance with Multiple Quality Responses in the Taguchi Method. *Journal of Engineering Manufacture*. 2013;228(2):291–301. <https://doi.org/10.1177/0954405413498583>
10. Hatami-Marbini A., Saati S. Stability of RTS of Efficient DMUs in DEA with Fuzzy u_0 Under Fuzzy Data. *Applied Mathematical Sciences*. 2009;3(44):2157–2166.
11. Hax A.C., Majluf N.S. *The Strategy Concept and Process: A Pragmatic Approach*. London: Prentice-Hall International; 1996. 440 p.
12. Azadeh A., Moghaddam M., Asadzadeh S.M., Negahban A. An Integrated Fuzzy Simulation-Fuzzy Data Envelopment Analysis Algorithm for Job-Shop Layout Optimization: The Case of Injection Process with Ambiguous Data. *European Journal of Operational Research*. 2011;214(3):768–779. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.05.015>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Атласов Дмитрий Игоревич, аспирант, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация.
e-mail: csit@bk.ru

Dmitry I. Atlasov, postgraduate, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

Васми Ихаб А Васми, ассистент, Университет Аль-Фарахиди, Багдад, Республика Ирак.
e-mail: csit@bk.ru

Wasmi Ekhab A Wasmi, teacher, Al-Farahidi University, Baghdad, the Republic of Iraq.

Коптелова Анастасия Сергеевна, аспирантка, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация.
e-mail: csit@bk.ru

Anastasija S. Koptelova, postgraduate, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

Кочегаров Алексей Викторович, доктор технических наук, доцент, профессор кафедры техносферной и пожарной безопасности, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация.
e-mail: csit@bk.ru

Alexey V. Kochegarov, Doctor of Engineering Sciences, Docent, Professor at the Department of Technosphere and Fire Safety, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 25.06.2025; одобрена после рецензирования 17.07.2025; принята к публикации 27.07.2025.

The article was submitted 25.06.2025; approved after reviewing 17.07.2025; accepted for publication 27.07.2025.