

**МИНИСТЕРСТВО НАУКИ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ**

федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

**Сибирский государственный университет науки и технологий
имени академика М.Ф. Решетнева**

На правах рукописи

Покушко Мария Валериевна

**МЕТОД ИССЛЕДОВАНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ
СЛОЖНЫХ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ
АНАЛИЗА СРЕДЫ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ**

2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка информации, статистика

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук, профессор
Ступина Алена Александровна

Красноярск – 2024

ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение.....	4
Глава 1. Анализ теоретических основ исследования эффективности функционирования сложных производственных систем.....	12
1.1. Базовые подходы исследования эффективности функционирования сложных систем.....	13
1.2. Методы исследования функционирования сложных производственных систем.....	21
1.2.1. Метод на основе построения производственных функций.....	21
1.2.2. Анализ стохастической границы	24
1.2.3. Анализ среды функционирования.....	26
1.3. Методы анализа основных показателей функционирования сложных производственных систем	31
1.4. Анализ методов исследования эффективности функционирования сложных производственных систем.....	40
Результаты первой главы	43
Глава 2. Предложенный метод для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем.....	46
2.1. Метод анализа расширенной выборки для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем.....	48
2.2. Алгоритм использования анализа среды функционирования для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем.....	54
2.3. Алгоритмы использования метода анализа расширенной выборки АРВ для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем.....	58
2.4. Система поддержки принятия решений на основе метода анализа расширенной выборки.....	66
Результаты второй главы.....	72

Глава 3. Адаптация и применение метода анализа расширенной выборки, алгоритмов и системы поддержки принятия решений для системы теплоснабжения и социальной системы сферы здравоохранения.....	74
3.1. Адаптация и применение метода анализа расширенной выборки для исследования эффективности системы централизованного коммунального теплоснабжения.....	75
3.2. Адаптация и применение метода анализа расширенной выборки для исследования эффективности социальной системы сферы здравоохранения.....	92
3.3. Оценка эффективности предложенного метода анализа расширенной выборки.....	98
Результаты третьей главы.....	112
Заключение.....	114
Список использованных источников.....	118
Приложение А.....	141
Приложение Б.....	142

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность. Понятие эффективности является ключевым при описании процесса функционирования сложных производственных систем. Изменчивость показателей внешней среды, ограниченность ресурсов, сложность управления производственными системами затрудняют настройку и поддержание оптимальных параметров их функционирования. Вследствие этого возникает необходимость разработки и применения новых методов и инструментов исследования эффективности функционирования сложных производственных систем (далее – объектов).

На сегодняшний день в научной литературе представлен устоявшийся набор классических методов и алгоритмов исследования эффективности функционирования систем, которые достаточно успешно применяются для решения различных практических задач. Известные методы и алгоритмы исследования эффективности имеют свои особенности, сужающие возможности их применения, так как одни из них позволяют исследовать эффективность функционирования системы только с одним выходом, а другие, работая с несколькими выходами, позволяют оценивать только «относительную» эффективность (эффективность вычисляется относительно объектов исследуемой выборки). В этом случае оценка эффективности функционирования производится относительно лучших объектов (наиболее эффективных) некоторой выборки (набора объектов), поэтому при ее расширении возможно уменьшение значений показателей эффективности объектов, присутствовавших в ней ранее, новые объекты могут оказаться лучше (эффективнее), чем те, что были лучшими в исходной группе объектов. Кроме этого, существующие методы не позволяют применять их для исследования малых выборок объектов. Следовательно, представляется целесообразной разработка методов и алгоритмов, позволяющих решить проблему «относительности» оценок эффективности и обеспечивающих корректные результаты при работе с малыми выборками исследуемых объектов.

Степень разработанности темы. Проблемы исследования эффективности функционирования систем являются актуальными для ученых разных стран, поэтому в настоящее время существуют разнообразные методы, модели и алгоритмы исследования эффективности, применяемые в разных областях науки. Значительная часть работ посвящена исследованиям эффективности на основе метода производственных функций, метода стохастической границы – Stochastic Frontier Analysis (SFA), анализа среды функционирования (АСФ) - Data Envelopment Analysis (DEA), и их применению в различных сферах. В работах В.Е. Кривоножко, А.В. Лычева, А. Charnes, W.W. Cooper, E. Rhodes, R.D. Banker, рассмотрены базовые методы. Основные модификации методов описаны в работах Е.П. Моргунова, Ю.В. Федотова, О.Н. Моргуновой, С. Wang, X. Nguyen, Y. Wang, A. Emrouznejad, G. Yang и других.

В данном направлении также работали отечественные исследователи: Ф.П. Тарасенко, А.Н. Антамошкин, А.А. Мицель, Р.В. Ерженин, А.Н. Порунов и др. Из зарубежных работ можно выделить труды следующих ученых: M.J. Farrell, L.M. Seiford, K. Tone K., T. Coelli, M. Branda, M. Кора и др. Последние модификации метода DEA в основном направлены на использование кластерного анализа и нечеткой логики.

Ограничения и недостатки существующих методов создают потребность в создании нового метода исследования эффективности на основе анализа среды функционирования. В диссертации предложен метод анализа расширенной выборки (АРВ) и алгоритмы, предназначенные для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем и дающие возможность повысить эффективность за счет регулирования значений входов и выходов объектов в соответствии с эталонными результатами работы объектов при заданных ограничениях, а также позволяют работать с малой выборкой объектов (объем выборки $(n) \leq 30$).

Объектом исследования является процесс исследования эффективности функционирования сложных производственных систем (объектов), рассматриваемых по принципу «черного ящика».

Предметом исследования является подход к формированию анализируемой выборки, представленной набором значений параметров входов и выходов при исследовании эффективности объектов.

Цель работы состоит в повышении точности и обоснованности оценок эффективности функционирования объектов за счет проектирования эталонных объектов и регулирования значений параметров входов и выходов исследуемых объектов.

Поставленная цель определила следующие **задачи**.

1. Проанализировать основные методы, применяемые для исследования эффективности функционирования объектов, недостатки и ограничения данных методов: ограничение в виде единственного выхода при вычислении показателя эффективности, недостаток вычисления «относительной» эффективности при наличии нескольких выходов и недостаток требуемого количества наблюдений при вычислении эффективности.

2. Разработать метод анализа расширенной выборки объектов (метод АРВ) для исследования эффективности объектов, который позволяет снизить влияние недостатков и позволяет повысить показатели эффективности исследуемых объектов.

3. Разработать комплекс алгоритмов поддержки принятия решений, направленный на повышение эффективности функционирования объектов, позволяющий поэтапно осуществлять использование предложенного метода АРВ в процессе принятия решений при исследовании эффективности функционирования сложных производственных систем.

4. Реализовать разработанный комплекс алгоритмов в составе системы поддержки принятия решений, направленной на повышение эффективности функционирования объектов, используемой при исследовании эффективности объектов и реализующей применение предложенного метода АРВ в автоматизированном режиме.

5. Предложить адаптацию метода АРВ и алгоритмов для практического использования при исследовании эффективности объектов.

6. Оценить эффективность предложенного метода АРВ относительно других известных методов исследования эффективности значений входов и выходов для решения задач повышения эффективности функционирования объектов, в том числе при работе с малой выборкой.

Методы исследования. При выполнении диссертационной работы использовались методы системного анализа, математического программирования и математической статистики, регрессионного анализа, DEA, теории принятия решений, теории баз данных.

Научная новизна диссертационной работы состоит в следующем.

1. Впервые предложен метод предобработки данных исследуемой выборки объектов на основе искусственного расширения набора данных об объектах – метод АРВ - для использования в составе метода DEA. В отличие от других методов он позволяет исследовать эффективность функционирования объектов с более чем одним выходом, снижая недостаток относительности вычисления эффективности (эффективность вычисляется относительно объектов исследуемой выборки), а также позволяет работать с малой выборкой объектов.

2. Разработан новый алгоритм выбора условий и ограничений для исследования эффективности сложных производственных систем методом АРВ, в отличие от других, позволяющий накладывать ограничения на значения параметров входов и выходов в зависимости от изменения показателей внешней и внутренней среды функционирования и цели ЛПР.

3. Разработан новый алгоритм формирования наборов значений параметров входов и выходов исследуемых объектов и поиска эталонных объектов, позволяющий сформировать диапазон потенциально возможных значений параметров входов и выходов исследуемых объектов при заданных ограничениях и определить их эффективность.

Теоретическая значимость результатов диссертационной работы состоит в том, что расширен спектр инструментов решения задач исследования эффективности систем в виде нового метода АРВ и алгоритмов для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем. Получены

новые знания о повышении эффективности анализа и управления сложными производственными системами за счет восстановления отсутствующих данных выборки исследуемых объектов. Метод АРВ расширяет исследуемую выборку за счет формирования потенциально возможных значений входов и выходов при функционировании сложных производственных систем в соответствии с заданными ограничениями и целью ЛПР. Разработка метода АРВ и комплекса алгоритмов поддержки принятия решений являются существенным вкладом в развитие методов и алгоритмов исследования эффективности функционирования сложных производственных систем.

Практическая ценность работы и реализация полученных результатов.

Результаты диссертационного исследования могут быть применены для исследования эффективности сложных производственных систем в различных областях науки и производства.

Предложенные в диссертационной работе метод АРВ, алгоритмы и разработанная система поддержки принятия решений (СППР) применены на практике в сфере жилищно-коммунального хозяйства и бытового обслуживания населения. Вырабатываются решения по осуществлению повышения эффективности функционирования системы централизованного коммунального теплоснабжения осуществляется в соответствии с целью ЛПР и ограничениями системы за счет поиска эталонных значений параметров входов и выходов работы теплоэлектроцентралей (ТЭЦ) и котельных, таких как: располагаемая тепловая мощность оборудования, расход условного топлива на отпущенную тепловую энергию, отпуск тепловой энергии в сеть, масса выбросов загрязняющих веществ в атмосферный воздух (далее масса выброса).

Метод АРВ, алгоритмы и разработанная СППР применены в сфере здравоохранения, а именно для лечебно-профилактических учреждений. Вырабатываются решения по осуществлению повышения эффективности функционирования социальной системы отрасли здравоохранения осуществляется в соответствии с целью ЛПР и ограничениями системы за счет поиска эталонных значений параметров входов и выходов работы лечебно-профилактических

учреждений, таких как число больничных коек, численность врачей, численность среднего медицинского персонала и ожидаемая продолжительность жизни при рождении.

Диссертационная работа и разработанная СППР были подготовлены в ходе работы над грантом РФФИ № 20-37-90013 и грантом Правительства РФ № 075-15-2022-1121. Результаты диссертационной работы и разработанная СППР применены в системе централизованного коммунального теплоснабжения, а именно для котельных и ТЭЦ, что подтверждается актом внедрения в системе централизованного коммунального теплоснабжения г. Красноярска. Получено свидетельство о регистрации программы ЭВМ №2023680119 от 26.09.2023 г.

Тематика работы соответствует следующим пунктам паспорта специальности 2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка информации, статистика: п. 4. «Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта»; п. 9. «Разработка проблемно-ориентированных систем управления, принятия решений и оптимизации технических объектов».

Основные положения, выносимые на защиту.

1. Метод АРВ, расширяющий исследуемую выборку путем формирования в соответствии с заданными ограничениями и целью ЛПР потенциально возможных значений входных и выходных переменных оцениваемых объектов с помощью построения множественной регрессионной модели, позволяет рассчитать показатели эффективности и рекомендуемые значения входных и выходных переменных этих объектов, в том числе при работе с малой выборкой. Эти результаты используются ЛПР для принятия решений при исследовании эффективности функционирования сложных производственных систем и способствуют улучшению показателей эффективности.

2. Разработанный комплекс алгоритмов поддержки принятия решений позволяет реализовать метод АРВ для применения при исследовании эффективности сложных производственных систем в автоматизированном режиме и способствует улучшению показателей эффективности.

3. Адаптация метода АРВ и алгоритмов для их практического использования дает возможность производить расчеты и улучшать значения входов и выходов работы предприятий (на примере ТЭЦ и котельных, а также медицинских учреждений) на основе значений входов и выходов эталонных объектов, позволяя ЛПР принимать более обоснованные решения при исследовании эффективности работы сложных производственных систем.

Апробация работы. Основные результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих конференциях:

- XVI – XVIII Международная конференция студентов, аспирантов и молодых ученых: «Перспектив Свободный» (г. Красноярск, Сибирский федеральный университет, 2020 – 2023 г.);

- XXIV – XXVI Международная научно-практическая конференция, посвященная памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М.Ф. Решетнева «Решетневские чтения» (г. Красноярск, Сибирского государственного университета науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева, 2020 – 2023 г.);

- The III Doctoral Consortium in Computer Science / III Jornadas de Investigación Predoctoral en Ingeniería Informática (JIPII 2023), in the University of Cadiz, Spain, on 15th June, 2023;

- The workshop «Hybrid methods of modeling and optimization in complex systems» (HMMOCS-2022, HMMOCS-2023), 2022-2023 in Krasnoyarsk, Russia;

- International Scientific Conference «ICMSIT-2020: Metrological Support of Innovative Technologies», 2020 in Saint Petersburg - Krasnoyarsk, Russia;

Основные положения диссертационной работы и работа в целом обсуждались на научных семинарах кафедры системного анализа и исследования операций Сибирского государственного университета науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева (2022–2023 г.), а также на научных семинарах лаборатории «Гибридные методы моделирования и оптимизации в сложных системах» Сибирского федерального университета (2022–2023 г.).

Публикации. По результатам исследования опубликовано 13 научных работ,

из них 2 работы в изданиях, включенных в список рекомендованный ВАК для опубликования результатов диссертационных исследований, 8 работ в изданиях, включенных в список из систем цитирования Web of Science, Scopus (из них 3 работы в журналах Q2) и 3 работы, включенные в список РИНЦ. На одну программную систему, разработанную в ходе диссертационного исследования, получено свидетельство Роспатента. В работах, опубликованных в соавторстве и приведенных в конце автореферата, лично автором получены следующие результаты: [1,2,3,11,12] – метод АРВ и комплекс алгоритмов исследования эффективности методом АРВ; [4–10,13] – алгоритм исследования эффективности системы централизованного коммунального теплоснабжения при использовании анализа среды функционирования; [14] – система поддержки принятия решения для исследования эффективности сложных производственных систем.

Глава 1 Анализ теоретических основ исследования эффективности функционирования сложных производственных систем

Проблемы исследования эффективности функционирования систем являются актуальными для ученых разных стран, поэтому в настоящее время существуют разнообразные методы, модели и алгоритмы исследования эффективности, применяемые в разных областях науки. Значительная часть работ посвящена исследованиям эффективности на основе метода производственных функций, метода стохастической границы – Stochastic Frontier Analysis (SFA), анализа среды функционирования (АСФ) – Data Envelopment Analysis (DEA), и их применению в различных сферах. В работах В.Е. Кривоножко, А.В. Лычева, A. Charnes, W.W. Cooper, E. Rhodes, R.D. Banker, рассмотрены базовые методы [30, 31, 87, 88, 94]. Основные модификации методов описаны в работах Е.П. Моргунова, Ю.В. Федотова, О.Н. Моргуновой, С. Wang, X. Nguyen, Y. Wang, A. Emrouznejad, G. Yang и др. [44, 46, 85, 104, 110, 184, 187, 193].

В данном направлении также работали отечественные исследователи: Ф.П. Тарасенко, А.Н. Антамошкин, А.А. Мицель, Р.В. Ерженин, А.Н. Порунов и др. [2, 27, 48, 60, 78]. Из зарубежных работ можно выделить труды следующих ученых: M.J. Farrell, L.M. Seiford, K. Tone K., T. Coelli, M. Branda, M. Кора и др. [100, 102, 112, 113, 163, 164, 178, 179]. Последние модификации метода DEA в основном направлены на использование кластерного анализа и нечеткой логики [114-124].

Наличие нескольких методологий анализа эффективности сложных производственных систем приводит к сложностям их использования в разных сферах, а также к дальнейшей интерпретации полученных результатов. Несмотря на это, в некоторых сферах до сих пор не приняты единые правила и методики расчета оценки эффективности. Существующие подходы и методы исследования эффективности имеют различные теории и правила расчетов, имеют свои особенности и не всегда могут быть применены повсеместно. Рассмотрим основные методы исследования эффективности ниже.

1.1. Базовые подходы и теории исследования эффективности функционирования сложных систем

Несмотря на достигнутые успехи исследований в области измерения эффективности, по-прежнему отсутствует в некоторой степени полная интегрированность, динамичность, точность, доступность и наглядность методологии для повышения эффективности бизнеса [12, 116].

Для изучения методологических особенностей оценки эффективности необходимо проанализировать прежде всего понятие эффективности.

По мнению [46, с. 24] «под эффективностью понимается наиболее общее, определяющее свойство любой целенаправленной деятельности, которое с познавательной (гносеологической) точки зрения раскрывается через категорию цели и объективно выражается степенью достижения цели с учетом затрат ресурсов и времени».

В технике [6, с. 60] «под эффективностью понимается эффективность операции. Это степень соответствия реального (фактического или ожидаемого) результата операции требуемому (желаемому) или, иными словами, степень достижения цели операции».

В зарубежной литературе принято различать эффективность организации с двух позиций [121-123]:

Во-первых, в значении результативности (effectiveness). Это степень достижения организацией установленных целей.

Во-вторых, в значении экономичности (efficiency) ее деятельности. Соотнесение результатов с затратами, которые требуются для достижения этих результатов. В итоге мы будем иметь представление о степени экономичности функционирования организации $efficiency = \frac{\text{результаты}}{\text{затраты}}$.

Есть еще одно понятие, которое заключается в представлении эффективности как производительности (productivity) деятельности.

При изучении понятия эффективности, можно увидеть, что в некоторых российских научных работах говорится, что теория эффективности на

сегодняшний момент «не оформилась в самостоятельную науку» [46, с. 36]. При этом в другие российские и зарубежные ученые пишут о том, что данная теория сформировалась [49-52]. Например, западные ученые в последнее время активно занимаются исследованиями в области анализа эффективности и продуктивности (на англ. Efficiency and Productivity Analysis [89, 92, 105]).

Рассмотрим понятие «показатель эффективности» Он «оценивает меру интенсивности проявления такого свойства системы, как эффективность» [46, с. 67].

«Показатель эффективности большой системы или обобщенный показатель эффективности – это количественная характеристика конечного результата ее функционирования и развития в течение обусловленного периода в сравнении с целевым нормативом и расходом ресурсов при заданных характеристиках состояния системы и воздействия внешней среды, а также при заданном векторе управления» [46, с. 71].

Целесообразно также расшифровать понятие системы. Под системой понимается функциональный объект. Функция данного объекта определяется функцией объекта более высокого яруса (функцией надсистемы) [24].

По мнению [64, с. 71] «обобщенный показатель эффективности строится как функция или функционал». Он рассчитывается, как

$$W = \Phi(Y_k, Y_n, U_k, U_n), \quad (1)$$

где [46]:

Y_k – «возможный или фактически достигнутый полезный эффект или конечный результат функционирования системы» [46, с. 71];

Y_n – «целевой полезный эффект или необходимый конечный результат функционирования системы» [46, с. 71];

U_k – «возможные или фактические затраты количества труда (живого и прошлого) для получения Y_k » [46, с. 71];

U_n – «минимальные необходимые затраты количества труда (живого и прошлого) для получения Y_n » [46, с. 71].

По мнению [64, с. 71], «если (Y_k, U_k) рассматриваются как возможные

величины, то речь идет о прогнозировании эффективности, а в случае, когда (Y_k , U_k) фактически полученные, то показатель W отражает фактически достигнутую эффективность за определенный период работы исследуемой системы».

Введем еще одно понятие для более детального понимания оценки функционирования системы. В данном случае, для выбора оптимальной стратегии функционирования и развития системы требуется ввести понятие «критерий эффективности». Данное понятие «позволяет анализировать все возможные стратегии функционирования и развития системы в соответствии со степенью достижения цели и выбирать оптимальную стратегию для данной системы при данных условиях» [46, с. 45]. Существуют три концепции рационального поведения, на основе которых определяется критерий эффективности. К этим концепциям относятся: «концепция пригодности, концепция оптимизации, концепция адаптивизации» [50, с. 67].

Рассмотрим концепцию пригодности.

«Стратегия u является рациональной, если показатель эффективности W не менее некоторого уровня W^{mp} , который требуется для данной системы. Данное утверждение можно выразить математически следующим образом» [46, с. 45]:

$$W(u) \geq W^{mp}, u \in U. \quad (2)$$

U – «это множество допустимых стратегий для исследуемой системы» [50, с. 45].

Рассмотрим «концепцию оптимизации, в которой $u \in U$ рациональны, если дают максимальный эффект [50, с. 46]». Данное утверждение можно выразить математически следующим образом [50]:

$$W(u^*) = \max_{u \in U} W(u). \quad (3)$$

В данном случае, допустимо множество равноценных оптимальных стратегий $U^* \subset U$, и показатель эффективности будет скалярным $W(u)$.

Рассмотрим концепцию адаптивизации. В данном случае u – это стратегия, которая может изменяться в процессе работы системы. Она включает в себя также основные «параметры системы и ее структуру» [46, с. 25]. По мнению [50, с. 46] «изменения такой стратегии могут происходить на основе априорной, текущей и

прогнозной информации, могут также изменяться множество стратегий U и цель системы». В этом случае рациональной концепцией будет такая адаптивная стратегия $u(t)$ из всех $U(t, \tau)$, для которой будет выполняться следующее условие [50]:

$$W_t(u^*(t), \tau) \geq W_i^{mp}(u(t), \tau), u(t) \in U(t, \tau). \quad (4)$$

Показатели: t – это время, τ – это упреждение прогноза, Wt – это показатель эффективности, изменяемый во времени.

При использовании критерия эффективности важно, чтобы цель операции и выбранный критерий были согласованы. Критерий эффективности невозможно определить без использования определенных нормативов. Показатель эффективности не требует обязательное наличие нормативов [68]. Таким образом, можно сказать, что понятия эффективность и цель имеют тесную связь [1]. В зависимости от наличия в их работе акта решения, системы могут быть простые и сложные. Простые системы могут быть изучены без применения понятия цели, например, в физике [75]. В данном исследовании мы будем рассматривать сложные производственные системы. Поэтому рассмотрим понятие сложной системы и производственной системы более подробно.

В системном анализе под сложной системой понимают «множество элементов, находящихся в отношениях и связях друг с другом, которые образуют определенную целостность и единство, обладающее новым качеством, не присущим отдельным элементам [46, с. 23]».

Чтобы математически описать данное понятие, приведем формулу оценки сложности системы:

$$C = \log K^Y = Y \log K = -Y \log P_k, \quad (5)$$

где:

Y – это существующие элементы системы, K – это равновероятное состояние для каждого элемента системы, $P_k = \frac{1}{K}$ – это вероятность такого состояния элемента системы.

Если состояния системы не вероятностное, т.е. вероятности состояния не

постоянны - ($P_k \neq const$) формула оценки сложности системы будет выглядеть следующим образом:

$$C = -Y \sum_{k=1}^k P_k \log P_k = YH. \quad (6)$$

H – это «информационная энтропия системы» [15, с. 67].

При оценке эффективности технических систем, исследование эффективности операции сводится к решению трех задач: оценивания (измерения), анализа и оптимального синтеза [46].

Далее представим понятие технической системы. Под технической системой в системном анализе понимается «совокупность взаимосвязанных физических элементов. В технических системах в качестве внутренних связей между физическими элементами выступают физические взаимодействия (механические, электромагнитные и др.)» [46, с. 15].

При рассмотрении эффективности операций для технических систем задача оценивания и задача анализа, являются прямыми задачами. Задача оптимального синтеза является обратной.

В системном анализе принято решать данные задачи в определенной последовательности [52]. Для прямой задачи в первую очередь предлагается определить и сформулировать цели операции. Затем определить показатели эффективности операции и обосновать их. Определить критерий оценивания эффективности и обосновать его. Сформировать математическую модель исследуемой операции, рассчитать показатели эффективности и оценить полученные показатели. Провести анализ возможности «влияния эксплуатационно-технических характеристик целеустремленной технической системы на расчетную эффективность исследуемой операции, анализ чувствительности рассчитанных показателей эффективности к эксплуатационно-техническим характеристикам целеустремленной технической системы и отобрать значимые факторы» [46, с. 45].

При обратной задаче в первую очередь также предлагается определить и сформулировать цели операции, осуществить отбор значимых управляемых факторов. Затем определить показатели эффективности операции и обосновать их,

определить критерий оценивания эффективности и обосновать его. Затем необходимо сформировать математическую модель исследуемой операции и испытать построенную математическую модель, определив ее оптимальные характеристики. В заключении осуществляется структурный, параметрический и алгоритмический синтезы.

Представленная выше очередность решения подобных задач на наш взгляд может быть применена для любых систем, не только технических. Данный подход также применяется для производственных систем. Подходы к оценке эффективности в различных предметных областях достаточно разнообразны и имеют свои отличия. В работах [4, 9, 63, 10] авторы предлагают различные подходы при решении определенных практических задач.

Введем определение производственной системы. Существует много вариантов определения производственной системы, приведем несколько из них наиболее. Под производственной системой понимается «система, использующая операционные ресурсы для преобразования вводимого фактора производства (входа) в продукцию или услугу (выход). Вход может быть представлен сырьем, заказчиком либо готовой продукцией, полученной из другой производственной системы» [46, с. 25]. По мнению [88, с. 25] под производственной системой понимается «большая, сложная, кибернетическая система взаимосвязанных и взаимообусловленных элементов производственного процесса, технической и организационной упорядоченности производства, образующая единое целое и функционирующая в целях производства промышленной продукции или оказания услуг».

В научной литературе, существует, теория потенциальной эффективности сложных систем (ТПЭСС). Данная теория чаще всего применима для сложных производственных систем. Разберем более подробно основные позиции данной теории. ТПЭСС была предложена ученым Б. С. Флейшманом [86-87]. Смысл ТПЭСС заключается в «формулировании общих предельных законов, ограничивающих эффективность сложных систем любой природы» [46, с. 40]. В ТПЭСС предполагается, что «существует некий обмен (u , v) между системой A и

средой B , в данном обмене u – это количество абстрактных расходуемых ресурсов исследуемой системы, которое она отдает внешней среде за v , где v – это абстрактные приобретаемые ресурсы» [87, с. 45].

Б. С. Флейшманом в своих работах поясняет, что в соответствии с ТПЭСС, «за сохранение своей надежности на время $v = t$ система отдает среде свои выходящие из строя элементы в количестве $u = n$, при учете сигналов $v = M$ на фоне шумов среды система потребляет часть $u = t'$, которое она приобретает за время своей жизни ($t' < t$), чтобы иметь v количество требуемых ресурсов система тратит для этого часть своих ресурсов или собственных элементов $v = n'$ времени и использует часть времени жизни $u = t''$ ($t' + t'' \leq t$)» [46, с. 40].

«Эффективность системы характеризуется оптимально выгодным для нее обменом (u, v_0) со внешней средой, когда при минимальном количестве u система может получить максимальное количество v_0 , где показатель $v = v(u, A, B)$ имеет зависимость от показателя u и структур и поведений для системы A и среды B » [86, с. 40]

$$v_0 = v_{A \in A' B \in B'}(u, A_0, B_0) = \max \min v(u, A, B). \quad (7)$$

В ТПЭСС целью системы A будет ее стремление достижения оптимального состояния. Данное состояние определяется выгодным обменом (u, v_0) . Такая система будет называться оптимальной.

На практике, часто исследуемые системы являются стохастическими. В этом случае, имеются лишь вероятности $P(u, v)$ осуществления выгодного обмена (u, v) . Такая вероятность $P(u, v)$ считается эффективностью системы. В этом случае вероятность $P(u, v) = P(\underline{A})$ считается вероятностью достижения исследуемой системой своей цели или потенциальной эффективностью системы [87].

В некоторых литературных источниках величину v считается эффективностью [27, 49]. Также некоторые ученые считают фундаментальную величину v_0 потенциальной эффективностью исследуемой системы [56, 89]. Тогда вероятность P правильного декодирования на фоне шумов является эффективностью

$$P(u,v) \approx \begin{cases} 0, & \text{при } v > v_0, \\ 1, & \text{при } v < v_0. \end{cases} \quad (8)$$

Ученые указывают наличие «предельного закона для разнообразных моделей сложных производственных систем, возникающих независимо друг от друга в теориях надежности, информации, игр и других областях» [46, с. 20].

Одна из теорий исследования эффективности технических систем рассмотрена в работе [64]. В ней обобщенный показатель эффективности математически выражается следующей формулой [46]:

$$W = (W_h, W_n, W_e). \quad (9)$$

W_h – это «комплексный показатель целевой надежности системы» [46, с. 67].

W_n – это «комплексный показатель целевой производительности системы» [46, с. 67].

W_e – это «комплексный показатель целевой экономичности системы» [46, с. 67].

Показатели вычисляются по формулам [49]

$$W_h = \iint_{0y}^{\infty\infty} dF_c(y) dF_k(y), \quad (10)$$

$$W_n = \int_0^{\infty} y dF_k(y),$$

$$W_e = \int_0^{\infty} u dF_k(u).$$

$F_k(y)$ – это «функция распределения возможного конечного результата функционирования и развития системы Y_k » [46, с. 67].

$F_c(y)$ – это «функция распределения целевого результата функционирования системы для достижения цели Y_c » [46, с. 67].

y – это «переменная, выражающая возможные значения конечного результата функционирования и развития системы Y_k » [46, с. 67].

u – это «переменная, выражающая возможные значения расхода ресурсов U_k на получение конечного результата Y_k » [46, с. 67].

$F_k(u)$ – это «функция распределения случайной величины U_k » [46, с. 67].

Ученые [49, 45] отмечают, что в методе выбор вида функциональной зависимости носит несколько субъективный характер.

В параграфе были рассмотрены основные подходы и теории к исследованию эффективности функционирования сложных систем, каждая из которых нашла применение в определенных практических задачах, описанных в мировой научной литературе [27, 49, 60, 78, 89, 102, 116, 145].

1.2. Методы исследования эффективности функционирования сложных производственных систем

В данном параграфе рассмотрим основные методы исследования функционирования сложных производственных систем. Методы рассмотрены учеными разных стран [30, 31, 87, 88, 94, 44, 46, 85, 104, 110, 184, 187, 193]. В диссертации рассмотрим основные из них. К ним относятся: метод на основе построения производственных функций, анализ стохастической границы, анализ среды функционирования. Сущность, основные характеристики и особенности их применения будут рассмотрены ниже. Каждый из методов имеет свои преимущества и недостатки. Рассмотренные ниже методы нашли свое применение в различных сферах и могут быть использованы для исследования эффективности сложных производственных систем.

1.2.1. Метод на основе построения производственных функций

Рассмотрим метод на основе построения производственных функций (МППФ). Метод в основном применим для исследования эффективности производственной сферы. Данная теория рассмотрена в научных работах [15, 27, 77, 78]. Разберем данный метод более подробно.

Сущность метода заключается в следующем. Технология (X_1, Y_1) является эффективнее, чем технология (X_2, Y_2) , в случае, когда [77]

$$X_1 \leq X_2 \text{ и } Y_1 \geq Y_2. \quad (11)$$

Расшифруем значения показателей из уравнения [77].

$X = (x_i)$ – это вектор затрат ресурсов. Для которого $i \in M, M = \{1, \dots, m\}$.

$Y = (y_j)$ – это вектор объемов производства. Для которого $j \in N, N = \{1, \dots, n\}$.

Технология (X^*, Y^*) «называется эффективной, то есть, оптимальной по Парето, в случае, когда не существует другой более эффективной допустимой технологии» [46]. Производственная функция тогда будет иметь следующее математическое выражение [77]:

$$F(X, Y, A) = 0, \quad (12)$$

где A – это вектор параметров.

По мнению [46, с. 34] «производственная функция определяет выход Y по входу X . Или, иными словами, характеризует максимально возможный объем выпуска продукта в зависимости от используемого объема ресурсов»

$$y = f(X), X = (x_1, \dots, x_m). \quad (13)$$

Эта теория имеет очень значимое ограничение. Она позволяет работать только однопродуктовыми технологиями.

Теперь опишем основные свойства производственной функции.

1. если $X = 0$, то $y = 0$.
2. если $X^A \geq X^B$, то $f(X^A) \geq f(X^B)$. И если $X^A > X^B$, то $f(X^A) > f(X^B)$.

Соответственно, $y > 0$ при $x > 0$.

Для определения эффективности использования ресурсов, то есть, входов, вычисляется показатель предельной эффективности ресурсов по следующей формуле [49]:

$$v_i = \frac{\partial f(X)}{\partial x_i}, \quad (14)$$

$$v_i \geq 0,$$

$$v_{ii} = \frac{\partial^2 f(X)}{\partial x_i^2} < 0.$$

МППФ позволяет также учитывать в расчетах эффективности эффект масштаба (в переводе с английского – returns to scale) [89]. Опишем понятие эффекта масштаба в математическом выражении. Для этого используются однородные производственные функции типа $y = f(X)$. Такая функция будет однородной в n -ой степени, если выполняется следующее условие $f(\lambda X) = \lambda^n f(X)$ [46].

Из формулы видно, что при росте объемов входов в λ раз объем выпуска растет на λ^n . n – это показатель эффекта масштаба.

Эффект масштаба может быть трех видов: постоянный эффект масштаба (в переводе с английского – constant returns to scale), возрастающий эффект масштаба (в переводе с английского – increasing returns to scale), убывающий эффект масштаба (в переводе с английского – decreasing returns to scale). При постоянном эффекте масштаба $n = 1$. Это означает, что при росте показателей входов в λ раз объем выпуска или эффективность, не изменяются. При возрастающем эффекте масштаба $n > 1$. Это означает, при росте показателей входов в λ раз объем выпуска возрастает, то есть и эффективность возрастает. При убывающем эффекте масштаба $n < 1$. Это означает, при росте показателей входов в λ раз объем выпуска снижается, то есть и эффективность снижается.

Существует несколько видов производственных функций [20, 27, 61].

В научной литературе [20, 27, 61] отмечается, что функция Кобба-Дугласа, является одной из часто используемых в экономических системах.

Функция Кобба-Дугласа описывается математически следующей формулой [20]

$$Y = AK^\alpha L^\beta. \quad (15)$$

Теперь расшифруем значения показателей из уравнения.

K – величина материальных ресурсов, L – величина трудовых ресурсов. Коэффициенты: A , α , β – это параметры функции, которые определяются на основе доступных статистических данных [46].

Опишем более подробно использование данной функции.

Далее необходимо перевести показатели относительным безразмерные.

Переход осуществляется по следующей формуле [20]

$$\frac{Y}{Y_0} = \left(\frac{K}{K_0}\right)^\alpha \left(\frac{L}{L_0}\right)^\beta. \quad (16)$$

Теперь расшифруем значения показателей из уравнения.

Y_0 , K_0 , L_0 – показатели в базовом периоде.

Выразим величины выпуска и ресурсов в относительные или безразмерные

единицы: $\tilde{Y}$, $\tilde{K}$, $\tilde{L}$. Тогда функция Кобба-Дугласа будет описана математически следующей образом [20]

$$\tilde{Y} = \tilde{K}^\alpha \tilde{L}^\beta. \quad (17)$$

Кроме этого, вводятся 2 частных показателя эффективности: фондоотдача и производительность труда. Фондоотдача будет равна $\frac{\tilde{Y}}{\tilde{K}}$.

Производительность труда будет равна $\frac{\tilde{Y}}{\tilde{L}}$.

Далее можно вычислить обобщенный показатель эффективности экономической системы по формуле [46]

$$Y = \left(\frac{\tilde{Y}}{\tilde{K}}\right)^\gamma \left(\frac{\tilde{Y}}{\tilde{L}}\right)^{1-\gamma}. \quad (18)$$

Теперь расшифруем значения неизвестных показателей из уравнения.

$$\gamma = \frac{\alpha}{\alpha+\beta}, \quad 1-\gamma = \frac{\beta}{\alpha+\beta}. \quad (19)$$

Таким образом, нами было описано применение функции Кобба-Дугласа.

Теория производственных функций используется для исследования эффективности чаще в экономических системах. Хотя есть и примеры применения ее в технике [52]. Вид производственной функции может быть выбран в результате изучения и анализа доступных данных изучаемой системы, а также предметной области, в которой функционирует система. Поэтому данная теория относится к не полностью формализованному подходу. Кроме этого, как было отмечено выше, производственные функции могут быть использованы только в случае с одним выходом.

1.2.2. Анализ стохастической границы

В этом параграфе рассмотрим еще один метод исследования эффективности сложных производственных систем. Метод называется метод стохастической границы или стохастический пограничный анализ. Данный метод был разработан учеными: D. J. Aigner и S. F. Chu. Это параметрический метод, в основе которого

лежит определение производственной функции [83]. Представим математическое выражение сущности метода SFA [83]:

$$\ln(y_i) = x_i\beta - U_i, \quad (20)$$

$i = 1, 2, \dots, n$.

Расшифруем значения показателей из уравнения [83].

$\ln(y_i)$ – «логарифм (скалярного) выхода для i -го объекта» [46, с. 34].

x_i – «вектор-строка размерности $k + 1$, где $x_1 = 1$, а последующие значения являются логарифмами количеств для каждого из k входных факторов i -ой фирмы» [46, с. 34].

$\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k)'$ «вектор-столбец размерности $k + 1$ неизвестных параметров, которые оцениваются» [46, с. 34].

U_i – «неотрицательная случайная переменная, связанная с технической неэффективностью фирм в исследуемой системе производства» [46, с. 34].

Тогда техническая эффективность каждого исследуемого объекта выражается следующей формулой [82]:

$$Te_i = \frac{y_i}{\exp(x_i\beta)} = \frac{\exp(x_i\beta - u_i)}{\exp(x_i\beta)} = \exp(-u_i). \quad (21)$$

Расшифруем значения показателей из уравнения [49].

y_i – это фактический выход.

$\exp(x_i\beta)$ – потенциально возможный выход.

Это базовая концепция метода. Она не учитывает влияние погрешностей измерения и шума. В дальнейшем, D. J. Aigner, C. A. K. Lovell и P. Schmidt дополнили метод моделью стохастической граничной производственной функцией (в переводе с англ. stochastic frontier production function), которая способна учитывать данные отклонения. Математически модель можно описать следующим образом [82]:

$$\ln(y_i) = x_i\beta + v_i - u_i, \quad (22)$$

где

$i = 1, 2, \dots, N$

x_i – это «переменные, учитывающие случайные ошибки, которые могут быть,

как положительными, так и отрицательными» [46, с. 56].

v_i – это «независимые нормально распределенные случайные величины со средним значением равным нулю и постоянной дисперсией σ_v^2 , независимой от u_i » [46, с. 56].

u_i – это «переменные, имеющие экспоненциальное или полунормальное распределение» [46, с. 56].

Авторы модели поясняют, что «величина выхода(y_i) ограничена сверху стохастической переменной $\exp(x_i\beta + v_i)$, поэтому величина стохастического граничного выхода колеблется около детерминистской составляющей граничной модели) $\exp(x_i\beta)$ » [83, с. 56].

На сегодняшний момент разработано достаточно большое количество различных моделей метода SFA [82-83]. Они позволяют учитывать при расчетах разные факторы, в том числе позволяют рассчитывать эффективность с течением времени. Также данный метод нашел достаточно широкое применение в разных сферах и отраслях.

К основному недостатку метода SFA по мнению авторов [83, с. 89] можно отнести «отсутствие какого-либо априорного объяснения для выбора вида распределения переменной u_i и эффективность зависит от выбранного закона распределения».

Основным преимуществом использования метода SFA является возможность учета случайных ошибок при расчетах эффективности.

Таким образом, в данном параграфе был рассмотрен метода SFA для исследования и оценки эффективности, который на сегодняшний день пользуется достаточной популярностью, как метод оценки эффективности.

1.2.3. Анализ среды функционирования

Перейдем к описанию анализа среды функционирования, который получил широкую популярность в использовании для исследования эффективности, как в науке и технике, так и в экономике. Впервые он был предложен в английской

научной литературе под названием Data Envelopment Analysis. В российской литературе наибольшее распространение получили две версии перевода: «анализ среды функционирования» (сокращённо: АСФ), предложенная В.Е. Кривоножкой и А.В. Лычевым [30-31], другой вариант названия «метод охвата данных», используемый Ю.В. Федотовым в своих публикациях [85]. В диссертации применяется как русскоязычное название, предложенное В.Е. Кривоножкой и А.В. Лычевым, так и название на английском.

Первая модель DEA, которая была названа CCR (Charnes, Cooper, Rhodes) разработана в 1978 году учеными Charnes, Cooper и Rhodes [93-94]. Модель разработана на основе метода математического программирования.

Метод DEA – это математический метод программирования для определения относительно полезных действий единиц принятия решения и технической эффективности [98]. DEA допускает возможность использования нескольких входов и выходов в линейной программной модели, которая осуществляет расчет эффективности [98].

Эффективные единицы выступают эталоном для неэффективных, и в соответствии с этим, метод дает настройки для повышения эффективности неэффективных единиц [93]. На основании эффективных единиц формируется граница эффективности – огибающая гиперповерхность, которая строится по показателям деятельности системы. Линия или граница эффективности формируется в многомерном пространстве на основе решения оптимизационной задачи линейного программирования. На этой границе лежат эффективные объекты - то есть те объекты, которые в сравнении с остальными объектами выборки дают наилучший результат [94]. Исследуемые объекты формируются в данном многомерном пространстве в виде точек. Такая задача решается по средствам максимизации или минимизации целевой функции. Неэффективные объекты расположены внутри множества производственных возможностей, то есть за линией эффективности. Каждому объекту ставится в соответствии одно значение, характеризующее относительную эффективность этой единицы. Эффективные единицы выступают эталоном для неэффективных, то есть становится понятно, в

каком направлении необходимо двигаться для повышения эффективности определенных единиц [93].

Модель CCR была разработана одна из первых и в научной литературе считается базовой моделью.

В модели CCR всевозможные входные и выходные параметры исследуемых объектов представляют собой всевозможные комбинации скалярных входных и выходных параметров. Модель CCR рассматривает исследуемые объекты только при постоянной отдаче. Также данная модель может иметь 2 типа ориентации: ориентацию на вход или ориентацию на выход [93].

$$\min_{\theta\lambda}(\theta), \quad (23)$$

при:

$$-y_g + Y\lambda \geq 0,$$

$$\theta x_g - X\lambda \geq 0,$$

$$\lambda \geq 0.$$

y_g – значения выходов полученной расширенной выборки;

x_g – значения входов полученной расширенной выборки;

θ – скаляр;

λ – вектор констант (весов для y_g, x_g) размерности $n \times 1$.

Целевая функция определяет эффективность функционирования исследуемых объектов, а ограничения в виде системы уравнений позволяют оптимизировать показатели входов и выходов, чтобы определить значения входов и выходов неэффективных объектов для достижения ими эффективности.

Модель CCR метода DEA, ориентированная на выход [93].

$$\max_{\theta\lambda}(\theta) \quad (24)$$

при:

$$-\theta y_g + Y\lambda \geq 0,$$

$$x_g - X\lambda \geq 0,$$

$$\lambda \geq 0.$$

Формула ориентированной на вход модели CCR с учетом переменных резерва выглядит следующим образом [95]:

$$\max \phi_0 + \varepsilon (\sum_{j=1}^s S_j^+ + \sum_{i=1}^r S_i^-). \quad (25)$$

При соблюдении следующих условий:

$$Y_{j0} \phi_0 - \sum_{m=1}^n Y_{jm} \lambda_m + S_r^+ \text{ для всех исследуемых объектов } j=1, \dots, s.$$

$$\sum_{m=1}^n X_{im} \lambda_m + S_i^- = X_{i0} \text{ для всех исследуемых объектов } m=1, \dots, n.$$

$$\lambda_m, S_j^+, S_i^- \geq 0, m=1, 2, \dots, n.$$

Формула ориентированной на выход модели CCR с учётом переменных резерва представлена ниже [95]:

$$\min \theta_0, \lambda_j - \varepsilon (\sum_{j=1}^s S_j^+ + \sum_{i=1}^r S_i^-). \quad (26)$$

При соблюдении следующих условий:

$$\sum_{m=1}^n Y_{jm} \lambda_m - S_j^+ = Y_{j0} \text{ для всех исследуемых объектов } j=1, \dots, s.$$

$$X_{i0} \theta_0 - \sum_{m=1}^n X_{im} \lambda_m + S_i^- = 0 \text{ для всех исследуемых объектов } m=1, \dots, n.$$

$$\lambda_m, S_j^+, S_i^- \geq 0, m=1, 2, \dots, n.$$

Исходя из модели CCR, метод DEA в дальнейшем пополнился многими новыми моделями и получил широкое развитие и применение.

Таким образом в данном разделе были рассмотрены методологические особенности использования метода DEA для исследования и оценки эффективности сложных производственных систем. Данный метод нашел применение как в сфере экономики, так и в сфере науки и техники. Данный метод имеет широкие возможности по его применению. И позволяет не только исследовать эффективность с помощью определения показателей эффективности, но и производить настройку показателей входов и выходов неэффективных объектов для достижения эффективности.

Однако практический опыт показывает, что характеристики крупных объектов существенно отличаются от таких же характеристик для небольших производств. Например, такие показатели деятельности объектов, как рентабельность, производительность и другие удельные показатели имеют тенденцию уменьшаться с ростом масштаба производства. Закон убывающей производительности описывает снижение предельного продукта с ростом затраченных ресурсов, т.е. увеличение исходных данных не должно обязательно

приводить к пропорциональному увеличению продукции [34]. Таким образом, попытка использовать только линейные модели может привести к существенному расхождению с действительностью. Поэтому была разработана модель, которая в более адекватно отражают нелинейные зависимости в реальной экономике и используются больше для оценки экономической эффективности исследуемых объектов. Такая модель называется модель ВСС (Banker, Charnes, Cooper) [86-87]. Не будем останавливаться на ней более подробно, так как экономическая эффективность в данном исследовании не анализируется. Модель ВСС допускает переменную отдачу от масштаба.

При рассмотрении разных задач повышения эффективности производственных предприятий используются разные модели метода DEA. Моделей существует достаточно большое количество. Поэтому при выборе модели метода DEA в классической теории обычно ориентируются на 3 основных аспекта, которые необходимо принимать во внимание при построении какой-либо модели методологии [86].

Во-первых, чем обуславливается выбор переменных для построения модели. Какие будут входные и выходные показатели модели, и в каком количестве, для решения поставленной цели.

Во-вторых, чем обуславливается выбор постоянного или переменного эффекта масштаба: «в случае постоянной отдачи масштаба выходной параметр изменяется пропорционально к входному фактору, при переменной отдаче масштаба изменение входного фактора может привести к непропорциональному изменению выходного параметра» [46, с. 45].

В-третьих, чем обусловлен выбор ориентации модели. Если поставлена цель увеличить объем выпускаемой продукции без увеличения затрат на используемые входные ресурсы, то выбирается ориентированная на выход модель. Если необходимо сократить объем используемых ресурсов на входе без уменьшения выпускаемой продукции, то выбираем ориентированную на вход модель. Чаще используют ориентированные на вход модели, потому что переменными входа

управлять легче, чем переменными выхода, то есть легче привести в соответствие продукту ресурсы, а не наоборот.

Базовые модели DEA применяются во многих практических областях. В последнее время метод имеет высокую популярность среди ученых при исследовании эффективности функционирования различных систем: производственных, технических, экономических и др. Определенный тип модели может быть использован при решении конкретной задачи.

1.3. Методы анализа основных показателей функционирования сложных производственных систем

Помимо основных методов, описанных выше, нужно отметить, что в научной литературе применяют определенные методы для анализа основных показателей функционирования сложных производственных систем [9, 37, 49, 67, 101]. Можно найти упоминания об использовании методов, применяемых для исследования зависимости переменных [15, 113]. Наиболее часто в работах встречается применение следующих методов [23, 34, 78, 96]: простой регрессионный анализ, индексный метод и метод с использованием нейросетей. Рассмотрим их более подробно.

Простой регрессионный анализ позволяет исследовать зависимость одних переменных от других. Может быть применен для анализа показателей входов и выходов сложной системы в случае с одним выходом [23]. В виде в виде выхода, например, может быть рассмотрена производительность системы. Могут быть рассмотрены в виде выхода такие показатели, как финансовые результаты системы: прибыль, выручка и т.д. В чистом виде регрессионный анализ используется для оценки эффективности достаточно редко. Его применяют больше для исследования эффективности совместно с другими методами, или как инструмент анализа регрессионной прямой по имеющимся статистическим данным работы системы [49]. В диссертации будет представлено множественное регрессионное моделирование при разработке нового метода исследования и оценки

эффективности. Поэтому считаем целесообразным рассмотреть данный метод и его особенности. Опишем сущность простого регрессионного анализа.

Под регрессионным анализом в научной литературе понимается метод исследования и анализа регрессионной зависимости между зависимыми величинами по данным статистических наблюдений [45]. «Зависимость одной величины от нескольких величин называется множественной линейной регрессией» [46, с. 45]. Для линейной регрессии выполняется линейная функция зависимости.

Таким образом, уравнение простой линейной регрессии выглядит следующим образом [45]

$$y = a + bX. \quad (27)$$

Расшифруем значения показателей из уравнения.

y – это зависимая переменная или отклик системы.

a – это константа или свободный член. Определяет, где прямая пересекает ось зависимой переменной y .

b – это коэффициент регрессии или коэффициент наклона. Показывает уровень наклона прямой относительно независимой переменной X .

X – это независимая переменная или объясняющая переменная.

При учете случайных отклонений уравнение простой линейной регрессии выглядит следующим образом [46]

$$y = a + bX + \varepsilon, \quad (28)$$

где ε – это остаточная компонента или случайное отклонение.

Графическое отражение порядка построения простой линейной модели регрессии можно продемонстрировать на рисунке 1.

На данном рисунке можно увидеть порядок построения регрессионной прямой.

Приведем также формулу функции регрессии [49]

$$y = f(X). \quad (29)$$

График данной функции называется линией или кривой регрессии.

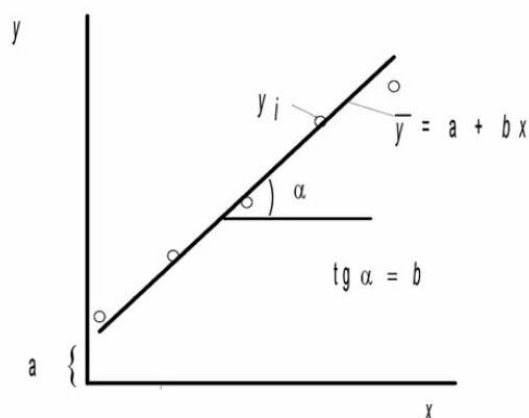


Рисунок 1 – Графическое отражение порядка построения линейной модели регрессии

При построении модели регрессии может случиться рассеивание точек относительно линии регрессии. Пример такой ситуации приведен на рисунок 2.

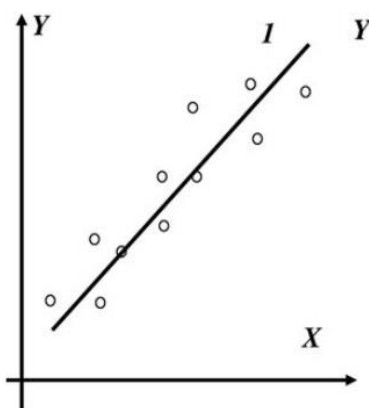


Рисунок 2 – Пример рассеивания точек относительно линии регрессии

Такая ситуация, как на рисунке, может произойти в случае слабой связи между откликом системы y и независимой переменной x . Рекомендуется проводить оценку параметров регрессии. Чаще всего в этом случае применяется метод наименьших квадратов (МНК).

Для оценки эффективности сложных производственных систем метод регрессионного анализа чаще используется в совокупности с другими методами. Для анализа функционирования экономических систем данный метод применим в случае только одного отклика системы. Например, при анализе изменения величины спроса, цены актива и других финансовых и экономических показателей.

Метод имеет очень весомое ограничение – может быть применен только в случае наличия одного отклика системы, применим не для всех сложных производственных систем, либо применяется в составе других методов.

Другой метод, который может быть применим для анализа основных показателей функционирования сложных производственных систем, это индексный метод, который используется во многих отраслях науки и техники [49, 20, 56], хотя более широкое применение индексный метод получил в экономических исследованиях. Под индексным методом понимается метод статистического исследования, который позволяет с помощью индексов соизмерять сложные социально-экономические явления путем приведения анализируемых величин к некоторому общему единству [89]. Данным методом могут анализироваться такие показатели, как: денежная оценка, трудовые затраты и т.п. Данный метод может быть применим для изучения показателей во времени [49]. Он показывает влияние факторов на изменение изучаемого показателя. Для проведения макроэкономических исследований используется анализ индекса инклюзивного развития стран (в переводе с англ. Inclusive Development Index; IDI). Кроме этого среди зарубежных ученых пользуется популярностью в научных исследованиях индекс стабильного экономического благосостояния (в переводе с англ. Genuine Progress Indicator (GPI) [119]. Российскими учеными предложено использование данного метода для исследования индекса конкурентоспособности регионов – «Полюсы роста России (AV RCI-2015)». В работах ученых по экологической экономике данный метод предложен для анализа индекса устойчивости окружающей среды (в переводе с англ. Environmental Sustainability Index, ISE) [119]. Кроме этого, применение метода нашло отражение в сфере логистики. Он был предложен учеными для анализа эффективности производственной деятельности.

Перейдем к более подробному описанию и математическому выражению индексного метода. Под индексом в статистике понимают «показатель относительного изменения данного уровня исследуемого явления по сравнению с другим его уровнем, принятым за базу сравнения» [125, с. 67]. За базу сравнения

могут приниматься определенный период времени, тогда индекс будет называться динамическим. За базу может приниматься территориальный признак, т.е. уровень того же изучаемого явления в разных территориальных зонах, тогда индекс будет называться территориальным.

С помощью индексного метода можно осуществить следующие задачи [46].

1. «Установить характеристики общих изменений уровня сложного социально-экономического явления» [46, с. 67].
2. «Проводить анализ оказания влияния каждого исследуемого фактора на изменение индексируемой величины» [46, с. 67].
3. «Анализировать влияния структурных сдвигов на изменение индексируемой величины» [46, с. 67].

Существуют два основных типа индексов: индексы количественных или объемных показателей (сокращённо – ИОП), а также индексы качественных показателей (сокращённо – ИКП) [45]. В зависимости от целей и задач исследования может быть выбран тот или иной тип индексов. ИОП «используются для расчетов индекса физического объема производства продукции, физического объема потребления продукции, а также другие показатели, характеризующиеся абсолютными величинами» [15, с. 76]. «ИКП используются для расчетов индексов цен, себестоимости, индекса средней заработной платы и производительности труда» [15, с. 76].

Одним из самых базовых индексов при использовании индексного метода является индивидуальный индекс (сокращенно – ИК) [15]. Он «позволяет изменение во времени экономических величин, которые относятся к одному объекту. Математически можно описать индивидуальный индекс следующим образом» [163, с. 32]

$$i_p = \frac{p_1}{p_0}. \quad (30)$$

Расшифруем значения показателей из уравнения [163].

i_p – ИК.

p_1 – цена товара в данном периоде.

p_0 – цена товара в базовом периоде.

Тогда формула ИК физического объема будет [163]

$$i_p = \frac{p_1 q_1}{p_0 q_0}. \quad (31)$$

Расшифруем значения показателей из уравнения [163].

i_{pq} – ИК физического объема.

q_1 – количество товара в данном периоде.

q_0 – количество товара в базовом периоде.

Индексы являются относительными показателями. Их можно рассчитывать в цепной форме или базисной форме.

Возможно рассчитывать «сводный индекс по нескольким периодам времени. Формула расчета сводного индекса цен по методу Пааше» [163, с. 23]

$$i_p = \frac{\sum p_1 q_1}{\sum p_0 q_0}. \quad (32)$$

Возможно рассчитывать «сводный индекс цен, когда веса или объемы продаж фиксируются на уровне базисного, а не текущего периода» [163, с. 23]. В этом случае используется формула расчета сводного индекса цен по методу Ласпейреса [163]

$$i_p = \frac{\sum p_1 q_0}{\sum p_0 q_0}. \quad (33)$$

Для расчета сводного индекса физического объема реализации анализируется изменение количества проданных товаров не в денежных, а в физических единицах измерения. Весами при расчете этого индекса являются цены, фиксируемые на базисном уровне. Приведем его формулу расчета [163]

$$i_q = \frac{\sum q_1 p_0}{\sum q_0 p_0}. \quad (34)$$

Описанные выше индексы имеют взаимосвязь. Математически данная взаимосвязь может быть описана математически как [163]

$$i_{qp} = i_p \times i_q. \quad (35)$$

Формула дает возможность вычисления неизвестного индекса на основе двух других.

Были описаны методологические особенности использования индексного метода. Было выявлено, что метод используется для анализа эффективности

показателей работы сложных производственных систем. Индексы, анализируемые данным методом, позволяют увидеть изменение исследуемого фактора на изменение индексируемой величины. При использовании индексного метода можно проанализировать такие изменения с течением времени и сравнить анализируемые показатели в разных временных периодах.

Среди методов, применяемых для анализа показателей работы сложных производственных систем можно отметить метод экспертных оценок. Он применяется и для оценки эффективности функционирования сложных производственных систем. Сущность метода заключается в «осуществлении специалистами (экспертами) в области теории и практики сбора, анализа и оценок сведений и прогнозов, связанных с решаемой задачей исследования» [67, с. 34]. Метод применим в условиях недостатка информации о работе системы. Заключение о исследуемой тематике делается на основе знаний, опыта и компетенций экспертов. Метод применим, когда решаемая задача не может быть решена математическими методами. В научных работах встречаются случаи применения метода в совокупности с другими методами [67, 85].

Опишем наиболее развивающийся и прогрессивный на данный момент метод с использованием нейросетей. Развитие данного метода получило развитие в начале прошлого века, когда ученый Норберт Винер представил свои разработки по новой науке, которую называли кибернетикой [106].

Нейронная сеть – это совокупность нейронов, соединенных друг с другом определенными связями [183].

Представим схематично строение нейрона и его связей на рисунке 3.

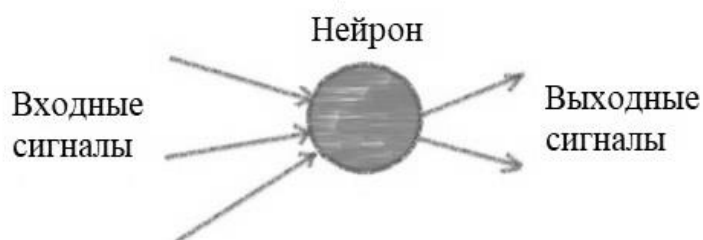


Рисунок 3 – Графическое изображение нейрона и его связей

Нейрон – это элемент, вычисляющий выходные сигналы из совокупности входных сигналов [106].

Основной алгоритм работы нейрона:

- ✓ прием сигналов других нейронов сети;
- ✓ преобразование принятых входных сигналов;
- ✓ вычисление выходных сигналов;
- ✓ передача вычисленных выходных сигналов другим элементам сети.

Теперь разберем связи в нейросетях. Они исходят от одного элемента к другому. У каждой связи есть определенный вес связи.

Представим схематично строение связи на рисунке 4.

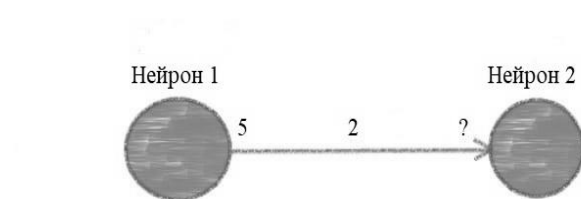


Рисунок 4 – Графическое изображение связи нейронов

На рисунке видно, что выходной сигнал нейрона №1 равен 5. Связь между нейронами №1 и №2 равна 2. Тогда величина входного сигнала нейрона №2 будет определяться как произведение выходного сигнала на величину связи между нейронами [106]. В случае большого количества числа связей, формула будет выглядеть следующим образом [183]:

$$net_j = \sum_{i=1}^n x_i \times w_{ij}, \quad (36)$$

где:

net_j – комбинированный ввод нейрона j ,

N – количество элементов, которые передают сигналы на вход j ,

w_{ij} – вес связи между нейронами i и j .

Данная формула может быть представлена также в матричном виде.

В общем виде нейронные сети подразделяются на нейронные сети, использующие обучение с учителем и нейронные сети, использующие обучение

без учителя.

Метод получил широкое распространение в современном мире. Он может быть применен для анализа показателей работы сложной системы. В составе с другими методами может быть применен для исследования эффективности сложных производственных систем.

Нейросетевые методы имеют следующие основные преимущества [106, 183]:

- ✓ обеспечивают высокую производительность;
- ✓ позволяют обрабатывать большой объём данных, в том числе большое количество входов и выходов;
- ✓ позволяют решать достаточно сложные задачи;
- ✓ позволяют машинное обучение, то есть способны обучаться из опыта и данных, позволяя обходиться без дальнейшего программирования;
- ✓ позволяют работать с неструктурированными данными;
- ✓ позволяют при применении в устройствах принимать самостоятельные решения (интеллектуальные системы).

К основным недостаткам данного метода можно отнести [106, 183]:

- ✓ при их использовании необходимы высокие вычислительные ресурсы;
- ✓ не является строгим математическим методом, неясность процесса принятия решения и вычислений;
- ✓ ограничения в применении, так как позволяют решать не все задачи одинаково эффективно;
- ✓ результаты вычислений очень сильно зависят от данных;
- ✓ требуют большого количества данных, отдельно для обучения и отдельно для проведения исследования;
- ✓ часто требуют предварительной экспертной оценки данных по исследованию.

Рассмотренные методы анализа основных показателей функционирования сложных производственных систем могут быть применены для исследования эффективности в составе с другими методами. Каждый из этих методов имеет свои преимущества и недостатки, и могут быть применимы в различных сферах.

Простой регрессионный анализ, индексный метод, могут быть применены только для анализа работы объектов с одним выходом или в совокупности с другими методами. Метод на основе экспертных оценок применим в случаях, если есть затруднения при применении других методов, но является достаточно субъективным. Метод с использованием нейросетей является прогрессивным на данный момент, но это не строгий математический метод. Результаты могут быть непредсказуемы и не всегда способствуют достижению цели исследования. Кроме этого данный метод требует наличие большого объема данных (одна часть - для обучения, другая - для проведения расчетов).

1.4. Анализ методов исследования эффективности функционирования сложных производственных систем

Проведем сравнительный анализ основных методов исследования эффективности. Существует несколько методов, используемых для исследования эффективности, основные из которых были описаны выше. Методы отличаются друг от друга по многим критериям: по виду получаемых показателей, по используемому подходу и другим [39]. На рисунке 5 представим схематично основные математические методы и их принадлежность к подходам и особенностям проведения исследования эффективности функционирования сложных производственных систем.

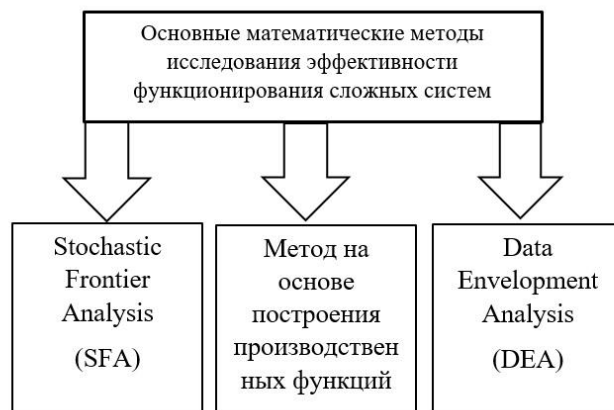


Рисунок 5 – Основные математические методы исследования эффективности функционирования сложных производственных систем

Проведем сравнительный анализ основных математических методов исследования эффективности. Выявим их основные преимущества при использовании. Приведем таблицу 1, в которой отразим выявленные в процессе анализа преимущества каждого метода [42].

Таблица 1 – Сравнительный анализ. Основные преимущества методов исследования и оценки эффективности

Метод	Основные преимущества
Stochastic Frontier Analysis (SFA)	1.Учитывает случайные ошибки. 2.Оценивает «истинную» границу, а не среднее среди всех объектов. 3.Возможность анализировать входы и выходы объектов с разными единицами измерения. 4.Эффективность вычисляется в виде конкретного числового значения.
Метод на основе построения производственных функций	Постулируется определенная функциональная форма границы, ее параметры оцениваются с помощью эконометрических методов.
Data Envelopment Analysis (DEA)	1.Возможность использования нескольких входов и выходов. 2.Возможность анализировать входы и выходы объектов с разными единицами измерения. 3. Эффективность вычисляется в виде конкретного числового значения. 4.Возможность учета факторов окружающей среды. 5.Позволяет производить настройку показателей входов и выходов неэффективных объектов для достижения эффективности.

Проанализируем недостатки, которые имеет каждый из методов исследования эффективности. Приведем таблицу 2, в которой отразим выявленные в процессе анализа недостатки каждого метода [45].

На основе проведенного анализа, и результатов, приведенных в таблице 1 и таблице 2, можно сделать выводы о том, что все существующие методы имеют свои ограничения в использовании.

Метод SFA, метод на основе производственной функции могут быть применены для анализа объектов только с одним выходом. Для исследования и

Таблица 2 – Сравнительный анализ. Основные недостатки методов исследования эффективности функционирования сложных производственных систем

Метод	Основные недостатки
Stochastic Frontier Analysis (SFA)	1.«Случайная переменная неэффективности априори не определена». 2.Метод применим только в случае единственного выхода. 3.Применение возможно только при выборе формы производственного функционала. 4.Учет шума часто приводит к смещению оценок. 5. Имеет ограничения по объему выборки.
Метод на основе построения производственных функций	1.Позволяет оценивать эффективность систем только с одним выходом. 2.Исходные данные необходимо преобразовывать. 3.Необходимо определять «функциональную форму производственного функционала». 4.Требуется сортировка данных по средним. 5. Имеет ограничения по объему выборки.
Data Envelopment Analysis (DEA)	1.Базовый метод DEA не учитывает случайных ошибок в исходных данных. 2.Имеет ограничения по объему выборки. 3.Рассчитывает «относительную» эффективность, которая определяется только для конкретной исследуемой выборки.

оценки эффективности объектов с несколькими выходами они не могут быть применены. Применение данных методов затруднительно при наличии разных единиц измерения входов и выходов. Эта проблема решается за счет присвоения весов коэффициентов и других вспомогательных инструментов. Метод SFA, метод на основе производственной функции не имеют инструментария настраивать входы и выходы исследуемых неэффективных объектов для достижения эффективности. Данных ограничений не имеет метод DEA. На основании приведенной таблицы 1 и таблицы 2, можно сделать вывод, что метод DEA имеет серьезные преимущества перед другими методами, позволяя производить расчеты в более сложных условиях и при более сложных управленческих и производственных задачах. К основным из таких относятся: возможность использования нескольких входов и выходов; возможность анализировать входы и выходы объектов с разными единицами измерения. Метод DEA – это достаточно удобный инструмент, из существующих, позволяющий измерить производственную эффективность объектов сложных производственных систем [49], поэтому целесообразно изучить его более подробно. Метод DEA, достаточно универсален в использовании, но имеет ряд ограничений. Из основных его недостатков можно отметить следующее. Рассчитанную по методу DEA

эффективность можно назвать «относительной», то есть граница эффективности строится на основе эффективных объектов анализируемой выборки. Кроме этого, метод имеет ограничения по количеству объектов выборки относительно количества входов и выходов. Анализ методов исследования эффективности, в том числе, метода DEA, его основных преимуществ и недостатков ляжет в основу построения нового метода оценки эффективности функционирования сложных производственных систем, который предложен в диссертации.

Результаты первой главы

В первой главе кандидатской диссертации рассмотрены теоретические основы работы сложных производственных систем. Проанализированы основные проблемы, возникающие при исследовании эффективности сложных производственных систем в различных предметных областях. Проведен анализ подходов, применяемых для проведения таких исследований. Показаны различия в подходах. Рассмотрены основные методы исследования и оценки эффективности в различных предметных областях. Проведен сравнительный анализ существующих методов. А также выявлены преимущества и недостатки каждого метода. Проведенный анализ, представленный в работе, показал, что есть ряд значительных недостатков и ограничений существующих методов исследования и оценки эффективности. Поэтому существующий инструментарий целесообразно дополнить новым методом, предназначенным для исследования и оценки эффективности сложных технических систем.

В результате анализа основных методов исследования эффективности были сделаны выводы о преимуществах метода DEA перед другими. Модификация метода DEA ляжет в основу разработки нового метода для исследования эффективности сложных производственных систем. Было выявлено, что одним из самых важных преимуществ метода DEA, является то, что он позволяет не только оценивать эффективность, но производить расчёты показателей входов и выходов неэффективных объектов для достижения эффективности. Другие методы не дают

настройки показателей входов и выходов объектов исследуемой выборки для достижения их эффективности.

Было выявлено, что метод имеет ряд недостатков, что затрудняет его практическое использование. Одним из недостатков метода DEA, является то, что он рассчитывает только «относительную» эффективность. Эффективность определяется относительно лучшего (эффективного) объекта конкретной исследуемой выборки. Показатели входов и выходов других объектов рассчитываются для достижения эффективности относительно лучшего объекта (объекта, работающего эффективно из данной выборки). Чтобы сформировать эталонную границу эффективности, требуется максимальное количество экспериментальных данных выборки. Практически это не всегда представляется возможным, особенно для сложных технических систем. Метода DEA имеет ограничения по количеству объектов выборки в соответствии с анализируемым количеством входов и выходов. Метод будет производить расчёты корректно в случае выполнения существующих ограничений. Если данных выборки достаточно для проведения расчетов, то всегда существует риск, что данные эффективного объекта не были зафиксированы экспериментально и не попали в исследуемую выборку.

При проведении анализа эффективности работы сложных производственных систем, можно столкнуться с наличием различных ограничений по показателям входов и выходов, а также их зависимостей от показателей внешней среды. Также, в сложных производственных системах могут возникать ограничения по входам и выходам в связи с ресурсными ограничениями внутренней среды системы. Метод DEA является моделью «черного ящика» и не учитывает особенности внутренней среды системы. Это накладывает ограничения на расчеты эффективности, усложняет расчёты, а также увеличивает время на их проведение несколькими отдельными методами.

По результатам проведенных исследований в первой главе, видится целесообразным разработать новый метод исследования эффективности сложных производственных систем с меньшими ограничениями и с рядом дополнительных

преимуществ относительно существующих методов. Разработке, описанию, применению предложенного метода и его сравнению с другими методами исследования эффективности будет посвящена вторая глава диссертации.

Глава 2 Предложенный метод для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем

Проведенный анализ, представленный в работе в первой главе, показал, что есть ряд значительных недостатков существующих методов. Разработке нового метода исследования эффективности сложных производственных систем с меньшими ограничениями и с рядом дополнительных преимуществ относительно существующих методов будет посвящён следующий параграф. Будут разработан комплекс алгоритмов и СППР для применения предложенного метода в автоматизированном режиме.

В первой главе было выявлено, что метод DEA, является одним из методов исследования эффективности функционирования сложных производственных систем, который позволяет получать лучшие результаты. Метод позволяет не только оценивать эффективность, но производить расчёты показателей входов и выходов неэффективных объектов для достижения эффективности.

Метод DEA имеет ряд недостатков, что затрудняет его практическое использование. Одним из недостатков метода DEA, является то, что он рассчитывает «относительную» эффективность. Эффективность определяется относительно лучшего (эффективного) объекта конкретной исследуемой выборки [46]. Показатели входов и выходов других объектов рассчитываются для достижения эффективности относительно лучшего объекта (объекта, работающего эффективно из данной выборки). Чтобы сформировать эталонную границу эффективности, требуется максимальное количество экспериментальных данных по данной выборке. Практически это не всегда представляется возможным, особенно для сложных производственных систем. Метода DEA имеет ограничения по количеству объектов выборки в соответствии с анализируемым количеством входов и выходов. Метод будет производить расчёты корректно в случае выполнения существующих ограничений. Если данных выборки достаточно для проведения расчетов, то всегда существует риск, что данные эффективного объекта

не были зафиксированы экспериментально и не попали в исследуемую выборку [42].

При проведении анализа эффективности работы сложных производственных систем можно столкнуться с наличием различных ограничений по показателям входов и выходов, а также их зависимостей от показателей внешней среды. Метод DEA является моделью «черного ящика» и не учитывает особенности внутренней среды системы [43]. Это накладывает ограничения при расчетах эффективности, которые следует учитывать и увеличивает время на их проведение несколькими отдельными методами.

В диссертации разработан метод АРВ исследования эффективности сложных производственных систем на основе проведения регрессионного моделирования имеющейся выборки, построения новой выборки прогнозных значений, формирования расширенной выборки исследуемых систем и использования метода DEA для оценки эффективности полученной расширенной выборки. Для минимизации недостатков метода DEA ранее уже было предложено «формирование искусственной границы эффективности для сопоставления с ней реальных объектов» [41, с. 89]. «Сформировать искусственную границу эффективности означает – сформировать матрицы входов X и выходов Y для совокупности объектов, которые будут служить в качестве эталонных объектов» [41, с 89]. Для этого был предложен метод с привлечением экспертов [41].

Предложенный в диссертации метод исследования эффективности сложных производственных систем частично решает проблему существующих недостатков использования метода DEA и других методов оценки эффективности, делает возможным накладывать ограничения по показателям входов и выходов, в том числе от изменения показателей внешней и внутренней среды, и минимизирует время расчетов относительно метода с привлечением экспертов, повышая эффективность работы исследуемых объектов выборки. Описанию предложенного метода, алгоритмов и СППР посвящена вторая глава диссертации.

2.1. Метода анализа расширенной выборки для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем

Опишем сущность предложенного в диссертации метода.

Представим основные этапы метода исследования эффективности функционирования сложных производственных систем.

Этап 1. Построение регрессионной модели и определение коэффициентов регрессии по имеющейся экспериментальной выборке.

Представим алгоритм построения регрессионной модели и определение коэффициентов регрессии по имеющейся экспериментальной выборке.

Выявляем «зависимости между группами числовых переменных X и Y , где $X(x_1, \dots, x_k)$ – независимые переменные (предикторы, объясняющие переменные), которые влияют на значения $Y(y_1, \dots, y_m)$ зависимых переменных (откликов, объясняемых переменных)» [46, с. 89]. X – это реальные показатели выборки входов модели DEA, а Y – реальные показатели выборки выходов модели DEA, полученные экспериментальным путем.

Таким образом, получаем систему независимых регрессионных уравнений – каждая зависимая переменная Y рассматривается как функция одного и того же набора независимых переменных X [56]:

$$\begin{cases} y_1 = b_{10} + b_{11} \cdot x_1 + b_{12} \cdot x_2 + \dots + b_{1k} \cdot x_k + \varepsilon_1, \\ y_2 = b_{20} + b_{21} \cdot x_1 + b_{22} \cdot x_2 + \dots + b_{2k} \cdot x_k + \varepsilon_2, \\ \dots \\ y_m = b_{m0} + b_{m1} \cdot x_1 + b_{m2} \cdot x_2 + \dots + b_{mk} \cdot x_k + \varepsilon_m. \end{cases} \quad (37)$$

Рассмотрим алгоритм построения регрессионной модели на примере одного из уравнений системы.

Шаг 1. Требуется найти зависимость выхода y_i при изменении $X(x_1, \dots, x_k)$ для построения прогнозных значений новой выборки, и в дальнейшем, формирования расширенной выборки. Строится модель линейной множественной регрессии

$$y = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_k x_k + \varepsilon. \quad (38)$$

При нескольких переменных x предполагается матричное обозначение [56]

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \dots \\ b_k \end{bmatrix}. \quad (39)$$

« Y – n -мерный вектор-столбец наблюдений зависимой переменной y ; X – матрица размерности $n \times (k+1)$, в которой i -я строка ($i = 1, 2, \dots, n$) представляет i -ое наблюдение значений независимых переменных $x_1, x_2, \dots, x_k$, единица соответствует переменной при свободном члене b_0 ; B – вектор-столбец размерности $(k+1)$ параметров уравнения регрессии» [46, с. 67].

Оцениваем параметры уравнения множественной регрессии применяют МНК.

Формула МНК-оценки в матричном виде [56]

$$B = (X^T X)^{-1} X^T Y. \quad (40)$$

где X^T – транспонированная матрица, $(X^T X)^{-1}$ – матрица, обратная к $X^T X$.

При отыскании параметров $b_0, b_1, \dots, b_k$ должно выполняться неравенство $n \geq k + 1$, где n – количество наблюдений переменных y и x .

Шаг 2. МНК дает наилучшие оценки коэффициентов $b_0, b_1, \dots, b_k$, которые находятся по формуле (3), если выполняется ряд ограничений (предпосылки Гаусса-Маркова) [56].

1) Математическое ожидание случайного отклонения ε_i равно нулю для всех наблюдений $M(\varepsilon_i) = 0, i = 1, 2, \dots, n$.

2) Гомоскедастичность (постоянство дисперсии отклонений). Дисперсия случайных отклонений ε_i постоянна $D(\varepsilon_i) = D(\varepsilon_j) = \sigma^2$ для любых наблюдений i и j .

3) Отсутствие автокорреляции. Случайные отклонения ε_i и ε_j являются независимыми друг от друга для всех $i \neq j$.

4) Случайное отклонение должно быть независимо от объясняющих переменных. Объясняющие переменные не являются случайными величинами.

5) Случайные отклонения имеют нормальное распределение $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$.

Оценивается качество построенной модели, используя показатели корреляции, детерминации, критерий Фишера и т. д. После определения параметров уравнения регрессии, проверки предпосылок МНК и оценки качества модели строится ряд прогнозных значений новой выборки. Если в процессе проверки и оценки качества модели выявлено невыполнение предпосылок Гаусса-Маркова, то дальнейшая работа с данной выборкой невозможна. В процессе проведения экспериментов таких случаев не было выявлено. Это может быть объяснено высокой зависимостью между показателями входов и выходов при рассмотрении функционирования системы как процесса «вход – выход», так как объясняющие переменные (входы) не являются случайными величинами и оказывают высокое влияние на зависимые переменные (выходы).

Также необходимо оценить качество построенной модели, используя показатели корреляции, детерминации, критерий Фишера и т. д.

После определения параметров уравнения регрессии, проверки предпосылок МНК и оценки качества модели можно построить ряд прогнозных значений новой выборки.

Этап 2. Составление ряда прогнозных значений новой выборки и формирование расширенной выборки.

На основании построенной регрессионной модели и рассчитанных зависимостей изменения Y (выходы по модели DEA) при изменении X (входы по модели DEA) составляем ряд прогнозных значений новой выборки с наложением ограничений на исследуемые системы. В результате новая выборка прогнозных значений (y'_j, x'_j) и реальная выборка (y_i, x_i) , $i = 1, \dots, n$ в совокупности будет составлять расширенную выборку исследуемой системы (y_g, x_g) .

Представим алгоритм составления ряда прогнозных значений новой выборки и формирование расширенной выборки.

Шаг 1. Задаем ограничения исследуемой системы

$$\begin{aligned} r_j &\leq y'_j \leq z_j, j = 1, \dots, m, \\ l_j &\leq x'_j \leq s_j, j = 1, \dots, k, \\ (y'_j, x'_j) &\neq (y_i, x_i). \end{aligned} \quad (41)$$

где

r_j – минимально возможное значение для каждого y'_j для исследуемой системы;

z_j – максимально возможное значение y'_j для исследуемой системы;

l_j – минимально возможное значение x'_j для исследуемой системы;

s_j – максимально возможное значение x'_j для исследуемой системы;

x_i – значения входов модели DEA реальной выборки;

y_i – значения выходов модели DEA реальной выборки.

Реальная выборка (y_i, x_i) не входит в новую выборку прогнозных значений (y'_j, x'_j) , так как ее показатели уже известны.

Ограничения задает ЛПР в соответствии с возможностями и ограничениями исследуемых производственных систем (мощность оборудования, ресурсы и т. д.) Метод АРВ позволяет получать либо лучшие результаты, либо не худшие, чем были до использования предложенного метода, так как в дальнейшем оценка эффективности производится из объединенной выборки, в которую в том числе входит реальная выборка. Метод позволяет выработать более обоснованные рекомендации по достижению новых значений показателей входов и выходов. Если в заданные ЛПР ограничения по вводимым данным попадают значения входов и выходов эталонных объектов, то такие сгенерированные объекты будут эффективными и взяты за эталон, а для неэффективных объектов будут выработаны рекомендации по повышению их эффективности. Если значения входов и выходов эталонных объектов уже были в реальной выборке, то тогда реальные эффективные объекты выборки будут взяты за эталон, а для неэффективных объектов будут выработаны рекомендации по повышению их эффективности.

Шаг 2. Задаем величину h_j – шаг изменения каждого $x'_j, j = 1, \dots, k$. Величину шага задает ЛПР в соответствии с возможностями и ограничениями исследуемых производственных систем (мощность оборудования, ресурсы и т. д.).

С учетом ограничения $l_j \leq x'_j \leq s_j$ получается количество наблюдений c_{x_j} по каждому x'_j

$$c_{x_j} = \left\lceil \frac{s_j - l_j}{h_j} \right\rceil. \quad (42)$$

Новый набор значений переменной $x'_j = (x'_{1j}, \dots, x'_{c_{x_j}j})$, где

$$x'_{1j} = l_j,$$

$$x'_{2j} = l_j + h_j,$$

$$x'_{3j} = l_j + 2h_j,$$

...

$$x'_{c_{x_j}j} = l_j + (c_{x_j} - 1)h_j.$$

Вычислив новые наборы значений переменных для каждого $x'_j, j = 1, \dots, k$, можно составить новую выборку для $X' = (x'_1, \dots, x'_k)$.

Объем новой выборки X' равен $d = \prod_{j=1}^k c_{x_j}$.

Шаг 3. Вычисляем прогнозные значения y'_j , используя построенные на этапе 1 регрессионные модели. В качестве $(x'_1, \dots, x'_k)$ берем значения новой выборки X' :

$$\begin{cases} y'_1 = b_{10} + b_{11} \cdot x'_1 + b_{12} \cdot x'_2 + \dots + b_{1k} \cdot x'_k, \\ y'_2 = b_{20} + b_{21} \cdot x'_1 + b_{22} \cdot x'_2 + \dots + b_{2k} \cdot x'_k, \\ \dots \\ y'_m = b_{m0} + b_{m1} \cdot x'_1 + b_{m2} \cdot x'_2 + \dots + b_{mk} \cdot x'_k. \end{cases} \quad (43)$$

Значения прогнозной выборки для выходов модели $Y' = (y'_1, \dots, y'_m)$, объем выборки равен d .

Шаг 4. На этом шаге из выборки $(y'_j, x'_j), j = 1, \dots, d$ убираем значения, совпадающие с исходной выборкой $(y_i, x_i), i = 1, \dots, n$, а также значения выборки, для которых не выполняется условие $r_j \leq y'_j \leq z_j$. Обозначим объем оставшейся выборки d' .

Шаг 5. Формируем расширенную выборку.

Новая выборка прогнозных значений $(y'_j, x'_j), j = 1, \dots, d'$ и реальная выборка $(y_i, x_i), i = 1, \dots, n$ составляют расширенную выборку (y_g, x_g) .

$$(y_g, x_g) = (y_i, x_i) \cup (y'_j, x'_j). \quad (44)$$

Этап 3. Оценка эффективности расширенной выборки методом DEA.

Представим алгоритм оценки эффективности для сформированной расширенной выборки методом DEA.

Шаг 1. В формулу вычисления эффективности метода DEA добавляется расширенная выборка, полученная на предыдущем этапе. Ниже приведены формулы по разным ориентациям модели. При ориентации на вход модель минимизирует значения входных параметров без изменения значений выходных параметров. При ориентации на выход модель максимизирует значения выходных параметров без изменения значений входных параметров.

Этап 3.1. Модель оценки эффективности Charnes-Cooper-Rhodes (CCR) метода DEA, ориентированная на вход. Задача оптимизации для расширенной выборки по модели CCR решается следующим образом [58]:

$$\min_{\theta, \lambda}(\theta), \quad (45)$$

при:

$$-y_g + Y\lambda \geq 0,$$

$$\theta x_g - X\lambda \geq 0,$$

$$\lambda \geq 0.$$

θ – мера эффективности g -го объекта и будет находиться в диапазоне значений от 0 до 1;

y_g – значения выходов полученной расширенной выборки;

x_g – значения входов полученной расширенной выборки;

λ – вектор констант (весов для y_g, x_g) размерности $n \times 1$.

Целевая функция определяет эффективность функционирования исследуемых объектов, а ограничения в виде системы уравнений позволяют оптимизировать показатели входов и выходов, чтобы определить значения входов и выходов неэффективных объектов для достижения ими эффективности.

Аналогичная задача оптимизации решается n раз, то есть для каждого объекта расширенной выборки.

Этап 3.2. Модель CCR метода DEA, ориентированная на выход. В формулу вычисления эффективности модели CCR метода DEA, ориентированной на выход, добавляется расширенная выборка, полученная на предыдущем этапе [58]

$$\max_{\theta, \lambda}(\theta), \quad (46)$$

при:

$$-\theta y_g + Y\lambda \geq 0,$$

$$x_g - X\lambda \geq 0,$$

$$\lambda \geq 0.$$

Шаг 2. Аналогичная задача оптимизации решается n раз, то есть для каждого объекта расширенной выборки.

2.2. Алгоритм использования анализа среды функционирования исследования эффективности функционирования сложных производственных систем

В первой главе были исследованы базовые модели DEA. Опишем алгоритм применения базовых моделей DEA для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем. Схематично данный алгоритм представлен на рисунке 6.

Опишем алгоритм исследования эффективности функционирования сложных производственных систем методом DEA поэтапно.

Этап 1. Параметры исследования.

На данном этапе необходимо определить цель исследования. Цель может заключаться в увеличении показателей выходов или снижении показателей входов. Далее необходимо выбрать модель DEA. В первой главе был представлен обзор основных моделей DEA. На выбор модели влияет исследуемая выборка. Определяются параметры требуется ли использование постоянного эффекта масштаба или необходимо использование переменного эффекта масштаба. Определение ориентации модели DEA будет зависеть от цели исследования.

Если цель исследования заключается в увеличении показателей выходов, то целесообразно использовать ориентацию модели DEA на выход. Если цель исследования заключается в снижении показателей входов, то целесообразно использовать ориентацию модели DEA на вход.



Рисунок 6 – Алгоритм исследования эффективности функционирования сложных производственных систем методом DEA

Этап 2. Выбор анализируемых данных, их входов и выходов.

На этом этапе важно собрать данные исследуемой выборки, провести исследование внешней и внутренней среды работы оцениваемых объектов и основных операций объектов выборки. В результате чего можно корректно определить входы и выходы для исследуемых объектов выборки в зависимости от цели исследования. Метод DEA, как было описано в первой главе – это модель «черного ящика», поэтому этот этап очень важен. При ошибочном определении входов и выходов системы можно получить некорректные результаты исследования эффективности функционирования сложной системы. При формировании выборки требуется учитывать ограничение метода DEA, а именно минимально возможное количество объектов исследуемой выборки. В первой

главе была представлена формула расчета минимального количества объектов исследуемой выборки при использовании метода DEA. При несоблюдении этого требования результаты исследования эффективности методом DEA будут некорректными.

Этап 3. Расчет показателей эффективности функционирования сложной системы методом DEA.

В первой главе была представлена формула расчета эффективности методом DEA, которая осуществляется посредством решения задачи линейного программирования.

Приведем пример составления таких линейных уравнений для 20 объектов исследования при одном выходе и двух входах при использовании разных моделей DEA и ориентации модели на вход и на выход.

1. Модель CCR. Ориентация на вход.

Уравнения для объекта исследования №1.

$$\min_{\theta, \lambda}(\theta),$$

при:

$$-y_1 + (y_1\lambda_1 + y_2\lambda_2 + y_3\lambda_3 + \dots + y_{20}\lambda_{20}) \geq 0,$$

$$\theta x_{11} - (x_{11}\lambda_1 + x_{12}\lambda_2 + x_{13}\lambda_3 + \dots + x_{120}\lambda_{20}) \geq 0,$$

$$\theta x_{21} - (x_{21}\lambda_1 + x_{22}\lambda_2 + x_{23}\lambda_3 + \dots + x_{220}\lambda_{20}) \geq 0$$

$$\lambda \geq 0,$$

$$\lambda = \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_{20}.$$

....

Уравнения для объекта исследования №20.

$$\min_{\theta, \lambda}(\theta),$$

при:

$$-y_{20} + (y_1\lambda_1 + y_2\lambda_2 + y_3\lambda_3 + \dots + y_{20}\lambda_{20}) \geq 0,$$

$$\theta x_{120} - (x_{11}\lambda_1 + x_{12}\lambda_2 + x_{13}\lambda_3 + \dots + x_{120}\lambda_{20}) \geq 0,$$

$$\theta x_{220} - (x_{21}\lambda_1 + x_{22}\lambda_2 + x_{23}\lambda_3 + \dots + x_{220}\lambda_{20}) \geq 0$$

$$\lambda \geq 0.$$

$$\lambda = \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_{20}$$

Для остальных объектов исследования уравнения составляются аналогично.

Далее решается задача линейного программирования по этим уравнениям.

2. Модель CCR. Ориентация на выход.

Уравнения для объекта исследования №1.

$$\max_{\theta, \lambda} \theta,$$

при:

$$-\theta y_1 + (y_1 \lambda_1 + y_2 \lambda_2 + y_3 \lambda_3 + \dots + y_{20} \lambda_{20}) \geq 0,$$

$$x_{11} - (x_{11} \lambda_1 + x_{12} \lambda_2 + x_{13} \lambda_3 + \dots + x_{120} \lambda_{20}) \geq 0,$$

$$x_{21} - (x_{21} \lambda_1 + x_{22} \lambda_2 + x_{23} \lambda_3 + \dots + x_{220} \lambda_{20}) \geq 0,$$

$$\lambda \geq 0,$$

$$\lambda = \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_{20}.$$

...

Уравнения для объекта исследования №20.

$$\max_{\theta, \lambda} (\theta),$$

при:

$$-\theta y_{20} + (y_1 \lambda_1 + y_2 \lambda_2 + y_3 \lambda_3 + \dots + y_{20} \lambda_{20}) \geq 0,$$

$$x_{120} - (x_{11} \lambda_1 + x_{12} \lambda_2 + x_{13} \lambda_3 + \dots + x_{120} \lambda_{20}) \geq 0,$$

$$x_{220} - (x_{21} \lambda_1 + x_{22} \lambda_2 + x_{23} \lambda_3 + \dots + x_{220} \lambda_{20}) \geq 0,$$

$$\lambda \geq 0,$$

$$\lambda = \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_{20}.$$

Для остальных объектов исследования уравнения составляются аналогично.

Далее решается задача линейного программирования по этим уравнениям.

Для остальных объектов исследования уравнения составляются аналогично.

Решается задача линейного программирования по этим уравнениям.

Для остальных объектов исследования уравнения составляются аналогично.

Решается задача линейного программирования по этим уравнениям.

При решении простых задач с помощью метода DEA, можно производить математические расчеты вручную. При решении сложных задач, возможно использование приложений, позволяющих автоматизировать процесс расчета. Например, возможно использование таких программ, как DEAP, MaxDEA,

DEAFrontier, PIM-DEA Soft, DEAS, OpenDEA, DEAMOS, EMS, DEA Solver Online и другие [40].

Этап 3. Анализ и интерпретация результатов расчёта.

При формировании рекомендаций требуется определить, каким обозом возможно изменить входные и выходные показатели и за счет чего. Так как существующие приложения выдают только оптимальную комбинацию входных и выходных значений для объектов исследуемой выборки для повышения эффективности, то требуется произвести анализ полученных результатов и составить рекомендации экспертным методом.

В исследовании планируется оценить эффективность предприятий системы централизованного коммунального теплоснабжения и предприятий сферы здравоохранения. Применение алгоритмов проведения оценки эффективности методом DEA будут апробированы в третьей главе.

2.3. Алгоритмы использования метода анализа расширенной выборки для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем

В данном параграфе рассмотрим алгоритмы разработанного методом АРВ. Разработанные алгоритмы далее будут запрограммированы в СППР.

В обобщенном виде алгоритм использования разработанного метода АРВ приведен на рисунке 7.

Рассмотрим основные этапы обобщенного алгоритма более подробно. Алгоритм проведения оценки эффективности предложенным методом АРВ состоит из следующих алгоритмов:

- ✓ алгоритм выбора условий и ограничений для анализа эффективности технических систем методом АРВ в зависимости от изменения показателей внешней и внутренней среды и цели ЛПР;
- ✓ алгоритм формирования наборов значений переменных входов и выходов системы для расширения выборки в соответствии с заданными

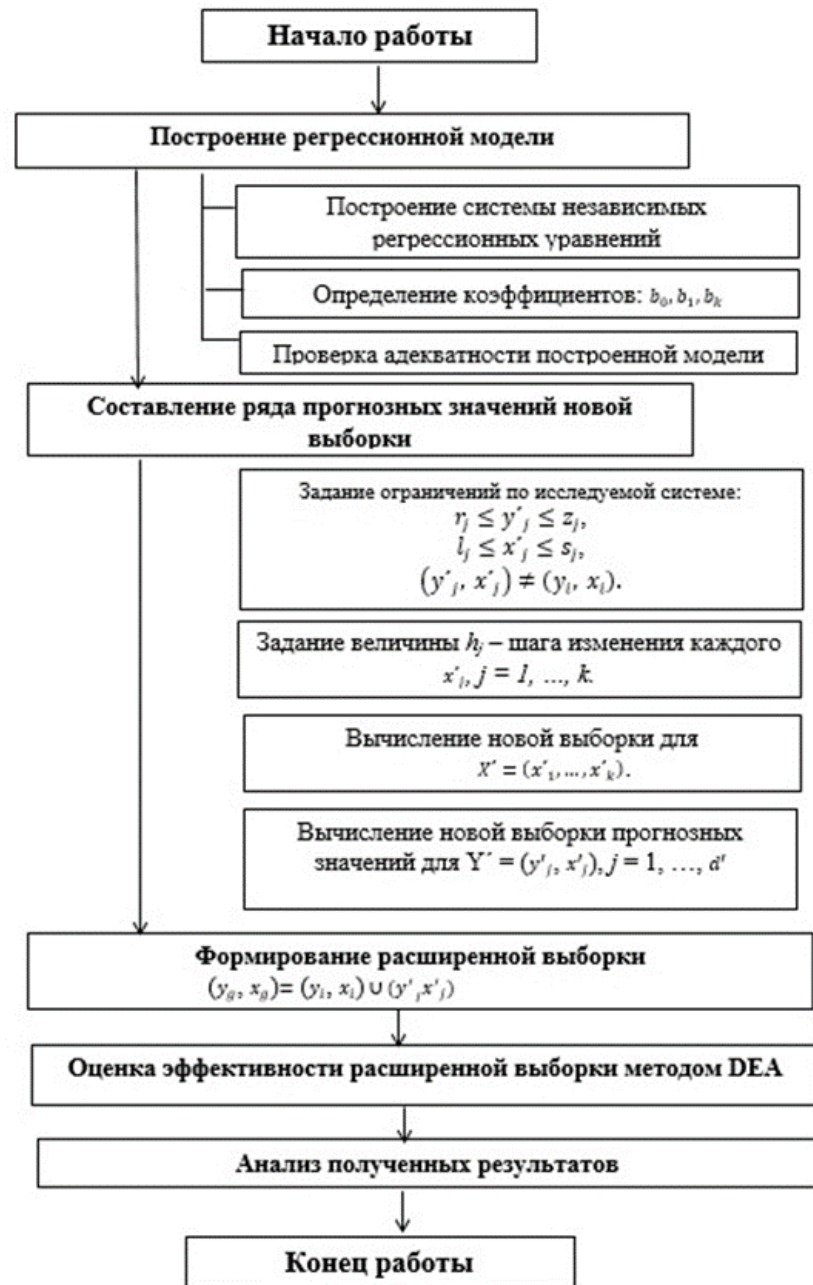


Рисунок 7 – Обобщенный алгоритм исследования эффективности методом АРВ

ограничениями;

✓ алгоритм, позволяющий сформировать расширенную выборку объектов, имеющих все возможные значения входных и выходных переменных, и оценить их эффективность.

Рассмотрим каждый из алгоритмов.

1. Разработка алгоритма выбора условий и ограничений для исследования эффективности сложных производственных систем методом АРВ в зависимости от

изменения показателей внешней и внутренней среды и цели ЛПР.

Для исследования эффективности методом АРВ необходимо изучить внешнюю и внутреннюю среду организации, проанализировать процессы производства, определить цель ЛПР. Для определения ограничений необходимо определить ограничения по ресурсам, производственным мощностям и т.д. Если решается определенная задача, поставленная ЛПР, то требуется определить ограничения конкретно под решаемую задачу.

Схематично алгоритм выбора условий и ограничений для анализа эффективности технических систем методом АРВ представлен на рисунке 8.

Разберем данный алгоритм подробно.

При исследовании эффективности методом АРВ необходима следующая информация по ограничениям и функционированию системы:

1. Количество анализируемых объектов реальной выборки: $N = 2, \dots, n$.
2. Количество входов и выходов: $X(x_1, \dots, x_k), Y(y_1, \dots, y_m)$
3. Данные входов и выходов исследуемой реальной выборки:
 $(y_i, x_i), i = 1, \dots, n$.
4. Ограничения по входам и выходам: $r_j \leq y'_j \leq z_j \quad j = 1, \dots, m, l_j \leq x'_j \leq s_j$
 $j = 1, \dots, k, (y_i, x_i) \neq (y'_j, x'_j)$.
5. Минимальный шаг изменения по каждому входу: $x'_{1j} = l_j, x'_{2j} = l_j + h_j, x'_{3j} = l_j + 2h_j, \dots, x'_{c_{x_j}j} = l_j + (c_{x_j} - 1)h_j$.
6. Ориентация модели DEA. При ориентации на вход: $\min_{\theta\lambda}(\lambda)$. При ориентации на выход: $\max_{\theta\lambda}(\lambda)$.

Переходим к следующему алгоритму.

2. Разработка алгоритма формирования наборов значений переменных входов и выходов системы для расширения выборки в соответствии с заданными ограничениями.

Схематично алгоритма формирования наборов значений переменных входов и выходов системы для расширения выборки в соответствии с заданными

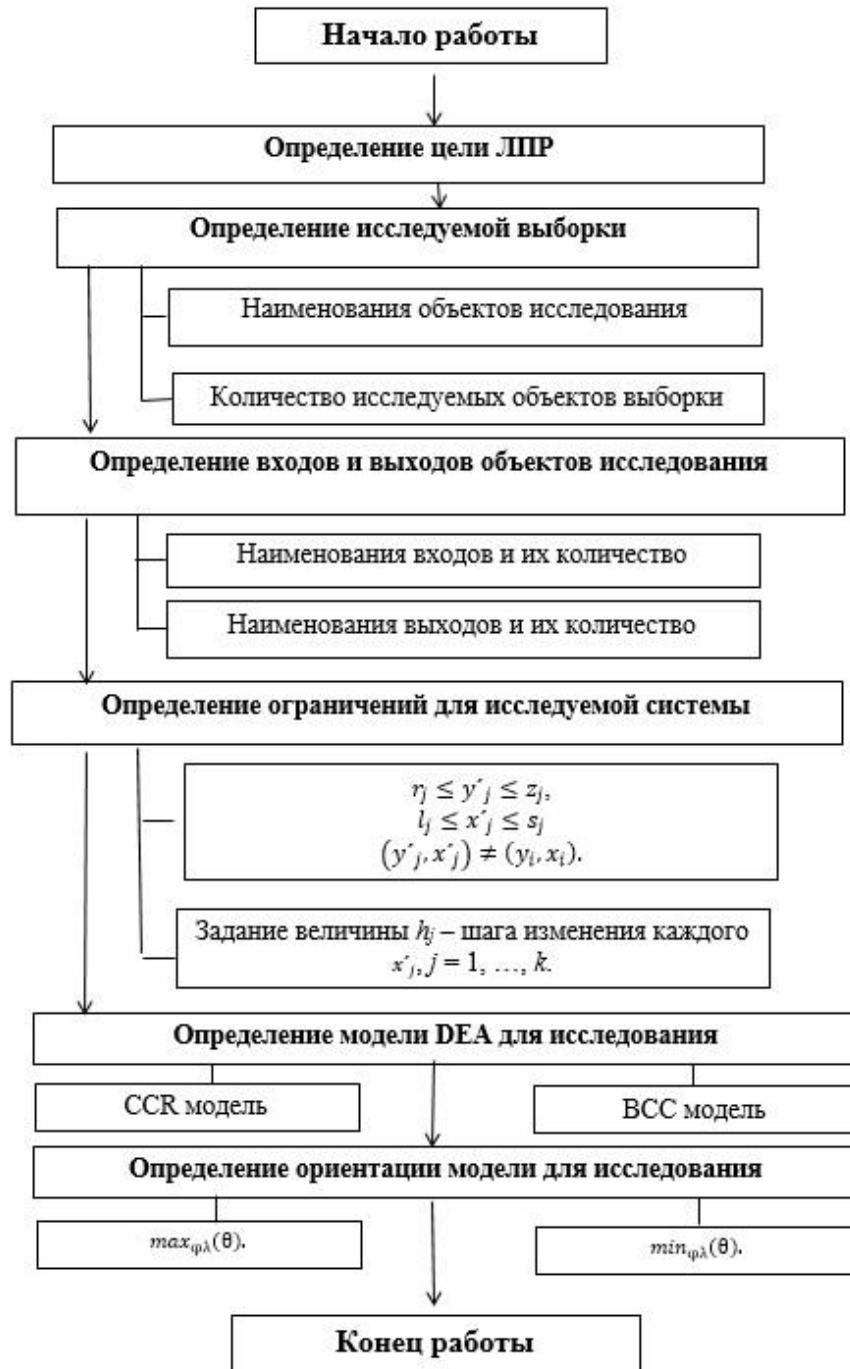


Рисунок 8 – Схема алгоритма выбора условий и ограничений для анализа эффективности сложных производственных систем методом APB

ограничениями методом APB представлен на рисунке 9.

Рассмотрим алгоритм формирования наборов значений переменных входов и выходов системы для расширения выборки в соответствии с заданными ограничениями более подробно.

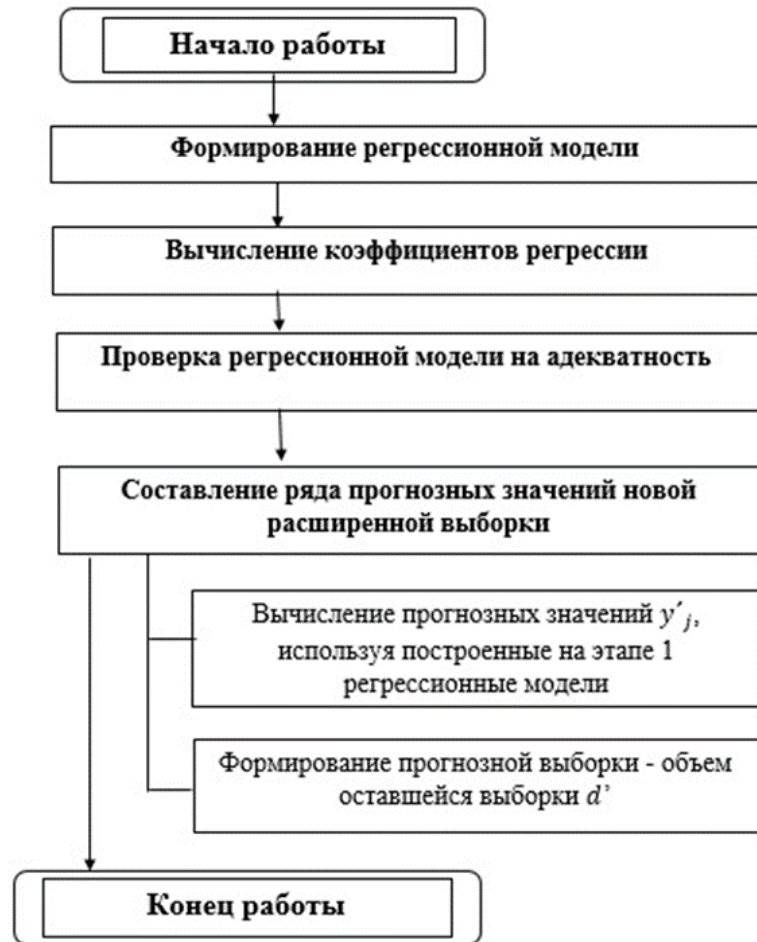


Рисунок 9 – Схема алгоритма формирования наборов значений переменных входов и выходов системы для расширения выборки в соответствии с заданными ограничениями

Шаг 1. Формирование регрессионной модели.

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \dots \\ b_k \end{bmatrix}.$$

Шаг 2. Вычисление коэффициентов регрессии.

$$B = (X^T X)^{-1} X^T Y.$$

Шаг 3. Оценка параметров МНК.

Метод наименьших квадратов дает наилучшие линейные оценки параметров уравнения регрессии при выполнении ряда условий, описанных выше. Также необходимо оценить качество построенной модели, используя показатели корреляции, детерминации, критерий Фишера и т. д.

После определения параметров уравнения регрессии, проверки предпосылок МНК и оценки качества модели можно построить ряд прогнозных значений новой выборки.

Шаг 4. Составление ряда прогнозных значений новой расширенной выборки.

Вычисляем новые наборы значений переменных для каждого $x'_j, j = 1, \dots, k$, можно составить новую выборку для $X' = (x'_1, \dots, x'_k)$.

Объем новой выборки X' равен $d = \prod_{j=1}^k c_{x_j}$.

Шаг 5. Вычисляем прогнозные значения y'_j , используя построенные на этапе 1 регрессионные модели.

В качестве $(x'_1, \dots, x'_k)$ берем значения новой выборки X' .

В результате получим значения прогнозной выборки для выходов модели $Y' = (y'_1, \dots, y'_m)$, объем выборки равен d .

Шаг 6. Из выборки $(y'_j, x'_j), j = 1, \dots, d$ убираем значения, совпадающие с исходной выборкой $(y_i, x_i), i = 1, \dots, n$, а также значения выборки, для которых не выполняется условие $r \leq y' \leq z$. Обозначим объем оставшейся выборки d' .

Переходим к описанию алгоритма, позволяющего сформировать расширенную выборку объектов, имеющих все возможные значения входных и выходных переменных, и оценить их эффективность.

3. Разработка алгоритма, позволяющего сформировать расширенную выборку объектов, имеющих все возможные значения входных и выходных переменных, и оценить их эффективность.

Схематично алгоритм формирования наборов значений переменных входов и выходов системы для расширения выборки в соответствии с заданными ограничениями методом АРВ представлен на рисунке 10.

Разберем алгоритм формирования наборов значений переменных входов и выходов системы для расширения выборки в соответствии с заданными ограничениями более подробно.

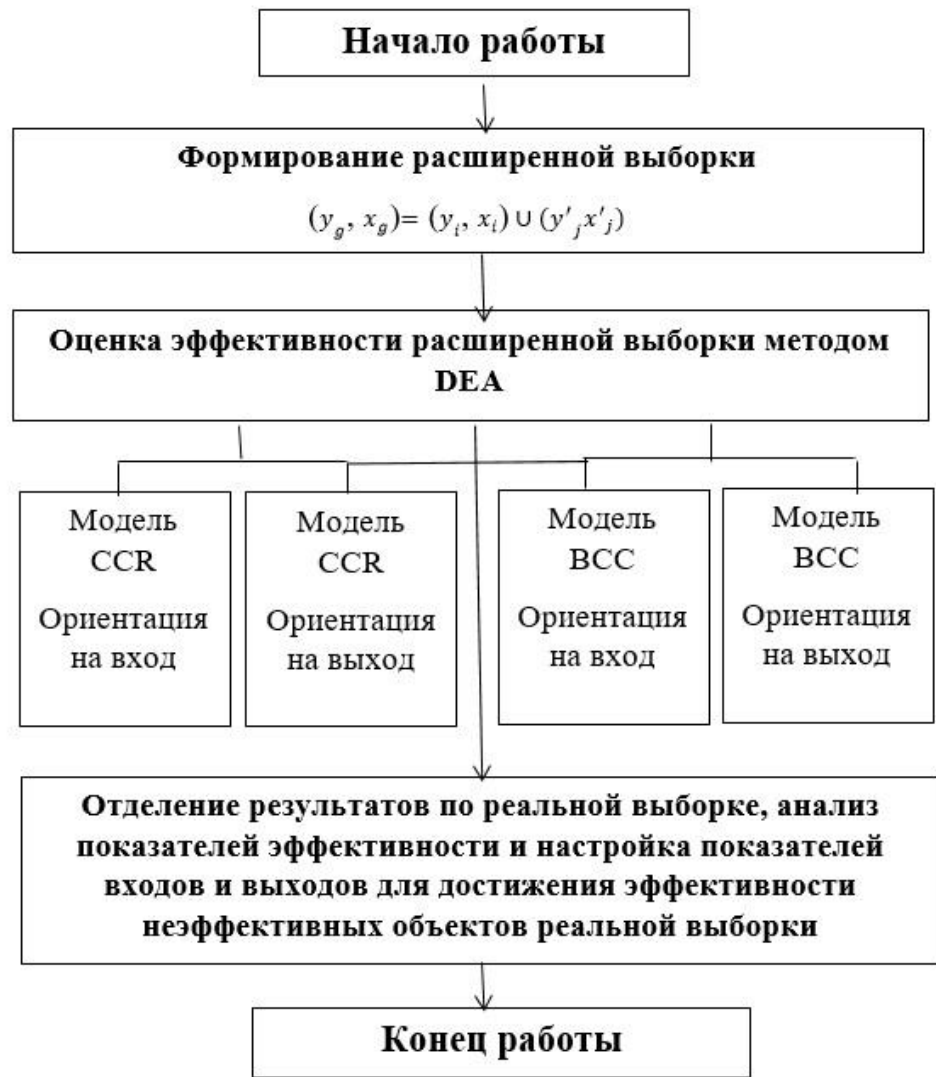


Рисунок 10 – Схема алгоритма формирования наборов значений переменных входов и выходов системы для расширения выборки в соответствии с заданными ограничениями

Шаг 1. Формирование расширенной выборки. Новая выборка прогнозных значений (y'_j, x'_j) , $j = 1, \dots, d'$ и реальная выборка (y_i, x_i) , $i = 1, \dots, n$ будут составлять расширенную выборку исследуемой системы (y_g, x_g) .

$$(y_g, x_g) = (y_i, x_i) \cup (y'_j, x'_j).$$

Шаг 2. Оценка эффективности расширенной выборки методом DEA. Теперь добавим в формулу вычисления эффективности метода DEA расширенную выборку, полученную на предыдущем этапе.

Расчет осуществляется в зависимости от выбранных показателей и ограничений в алгоритме выбора условий и ограничений для анализа

эффективности технических систем методом АРВ в зависимости от изменения показателей внешней и внутренней среды и цели ЛПР.

Если выбрана модель оценки эффективности CCR метода DEA, то расчет производится по модели CCR.

Если выбрана модель оценки эффективности ВСС метода DEA, то расчет производится по модели ВСС.

Если выбрана ориентация модели на вход, то используется формула модели с ориентацией на вход.

Если выбрана ориентация модели на выход, то используется формула модели с ориентацией на выход.

1. Модель CCR. Ориентация на вход.

Модель CCR метода DEA с ориентацией на вход будет описываться следующим образом:

$\min_{\theta, \lambda}(\theta)$, при:

$$-y_g + Y\lambda \geq 0,$$

$$\theta x_g - X\lambda \geq 0,$$

$$\lambda \geq 0.$$

2. Модель CCR. Ориентация на выход.

Модель CCR метода DEA с ориентацией на выход будет следующим образом:

$\max_{\theta, \lambda}(\theta)$, при:

$$-\theta y_g + Y\lambda \geq 0,$$

$$x_g - X\lambda \geq 0,$$

$$\lambda \geq 0.$$

Шаг 3. Формирование результатов расчетов по реальной выборке, анализ показателей эффективности и настройка показателей входов и выходов для достижения эффективности функционирования объектов реальной выборки.

Далее данные алгоритмы будут запрограммированы в СППР.

2.4. Система поддержки принятия решений на основе метода АРВ

Алгоритмы исследования эффективности методом АРВ, представленные выше, запрограммированы в виде СППР, архитектура которой представлена на рисунке 11.

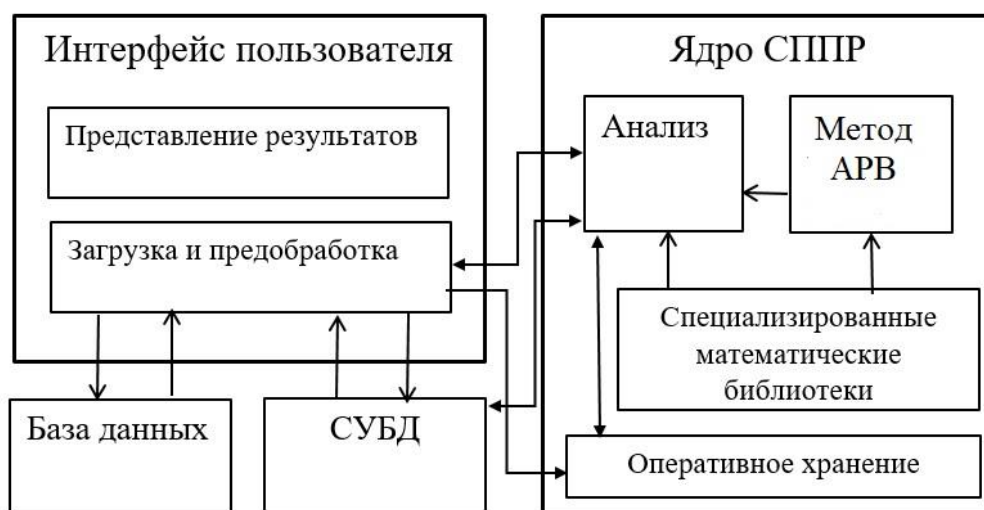


Рисунок – 11 Архитектура разработанной СППР

СППР позволяет автоматизировать расчёты проводимые при исследовании эффективности методом АРВ. Разработанная СППР состоит из ряда взаимосвязанных подсистем и модулей. Данная СППР будет реализовывать все этапы проведения исследования эффективности предложенным методом АРВ. В ней использованы стандартные подсистемы. Основным модулем, отличающий ее от других, это модуль «Метод АРВ». Алгоритмы работы метода АРВ описаны во втором параграфе.

Для ЛПР необходимо ввести следующую информацию для расчетов СППР: количество анализируемых объектов реальной выборки; количество входов и выходов; данные входов и выходов исследуемой реальной выборки; ограничения по входам и выходам (если ограничений нет по какому-либо входу или выходу, то ставится предел от бесконечности до бесконечности); минимальный шаг изменения по каждому входу при построении прогнозных значений входов; тип модели: CCR или BCC; ориентация модели DEA на вход или выход (зависит от

цели ЛПР: увеличение выхода при неизменности входов или уменьшение входов при неизменности выходов). Программы ядра СППР и интерфейс пользователя разработаны на языке Python.

Основные характеристики программы:

Тип ЭВМ: Процессор Intel Core i3 3,6ГГц, 1ГБ ОЗУ. Язык программирования: Python.

По разработанной СППР получено свидетельство о регистрации программы ЭВМ №2023680119 от 26.09.2023 г.

Теперь опишем алгоритм работы СППР в общем виде.

Шаг 1. Интерфейс программы предлагает выбрать язык работы: русский или английский.

Шаг 2. Интерфейс программы предлагает выбрать 1. автоматическую работу программы по ранее сохраненной выборке, сохраненному формату (шаблону) запрашиваемых исходных данных пользователя или новая загрузка данных, 2. Просмотр ранее сохраненных файлов и 3. новое введение исходных данных.

1. Просмотр ранее сохраненных файлов и папок. Выход в папки архивов. После Возврат в шаг 2.

2. Автоматическая работа программы по ранее сохраненному шаблону выборки, сохраненному формату запрашиваемых условий для расчета у пользователя.

А. Просмотр и прикрепление Шаблон выборки № .

Б. Просмотр и прикрепление Шаблон условий № . Или введение новых данных. Тогда Шаблон условий № + работа программы, начиная с шага 6.

В. Прикрепление или просмотр Шаблон выборки № + Прикрепление или просмотр Шаблон условий № . Тогда работа программы, начиная с шага 10.

3. Новое введение исходных данных и условий.

Тогда: все последующие шаги. (Начиная с шага 3)

Шаг 3. Ведение выборки для расчетов по модели.

1. Загружаем файл с данными.

Интерфейс программы предлагает для пользователя возможность сохранить закрытый файл. Чтобы использовать его снова, если потребуется.

Или

2. Выбираем уже сохраненный файл с данными, который ранее был сохранен.

Шаг 4. Интерфейс программы предлагает выбрать количество объектов исследования, количество входных и выходных столбцов значений Ограничения: минимально 3 столбца (один вход и 2 выхода, или 2 входа и один выход)

На этом шаге выборка для программы определена. Интерфейс программы предлагает сохранить его как новый шаблон. Выбор Сохранить или Не сохранять.

Далее переходим к формированию исходных условий для расчета.

Шаг 5. Интерфейс программы предлагает выбрать: условия для расчета.

1. Загрузить условия по ранее сохраненному шаблону.

Интерфейс программы предлагает выбрать файл из

Хранилища Шаблонов условий. Пользователю предлагается:

А. Просмотр выбранного файла. После возврат к началу шага 5.

Б. Прикрепление выбранного файла. Тогда начинаем с шага 10, или

2. Заполнить новые условия для расчета. Тогда все последующие шаги. (Шаги, начиная с шага 6).

Шаг 6. Интерфейс программы предлагает выбрать тип модели:

1. CCR (без учета эффекта масштаба) или ВСС (с учетом эффекта масштаба).

Пояснения в скобках на экране пользователя, чтобы ему было легко разобраться.

2. Ориентация модели:

Ориентация на вход (если цель в уменьшении входных значений без изменения выходных). Пояснения в скобках на экране пользователя, чтобы было легко разобраться.

Ориентация на выход (если цель в увеличении выходных значений без изменения входных). Пояснения в скобках на экране пользователя, чтобы было легко разобраться.

Шаг 7. Интерфейс программы предлагает заполнить ограничения по каждому из входов и выходов:

Программа анализирует информацию на шаге 2 и предлагает пользователю выбранное количество входов и выходов. Пользователю нужно заполнить ячейки. Если в каких-либо ячейках нет ограничений, то ставится знак бесконечности. Или если не внесены значения, то программа воспринимает это как бесконечное множество значений. Ограничение: должно быть внесено ограничение хотя бы по одному входу или выходу.

Укажите ограничения анализируемой системы по каждой переменной.

$$\leq y' \leq$$

$$\leq x'_1 \leq$$

$$\leq x'_2 \leq$$

Например,

$$0 \leq y' \leq 3000,$$

$$0 \leq x'_1 \leq 850,$$

$$0 \leq x'_2 \leq 1600,$$

Шаг 8. Интерфейс программы предлагает заполнить минимальный шаг изменения для формирования прогнозной выборки по каждому из входов и выходов:

Программа анализирует информацию на шаге 2 и предлагает пользователю выбранное количество входов и выходов. Пользователю нужно заполнить ячейки.

Укажите минимально возможный шаг изменения по каждой переменной в соответствии с особенностями выбранных переменных:

$$\text{Минимальный шаг изменения } x'_1 =$$

$$\text{Минимальный шаг изменения } x'_i =$$

Например,

$$\text{Минимальный шаг изменения } x'_1 = 0,5$$

$$\text{Минимальный шаг изменения } x'_2 = 1$$

При не заполнении программа автоматически присваивает всем переменным шаг, равный 1.

На этом этапе вся информация от пользователя внесена.

Шаг 9. Интерфейс программы предлагает сохранить шаблон условий для расчета по модели. Выбор «Сохранить» или «Не сохранять»

И далее программа начинает построение модели и расчеты.

Шаг 10. Программа формирует прогнозную выборку:

Расчет коэффициентов корреляции.

Вычисление прогнозных входов.

Вычисление прогнозных выходов.

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \dots \\ b_k \end{bmatrix}$$

Далее осуществляется проверка модели $B = (X^T X)^{-1} X^T Y$.

Шаг 11. Перебор всех возможных значений на основе установленного шага изменения и ограничений. А также отброс значений реальной выборки, только если совпадение по всем входам и выходам $(y', x'_1, x'_2) \neq (y, x_1, x_2)$.

Шаг 12. Объединение прогнозной выборки с реальной.

$$(y_g, x_{1g}, x_{2g}) = (y_i, x_{1i}, x_{2i}) + (y'_j, x'_{1j}, x'_{2j}) .$$

Шаг 13. Расчет коэффициентов эффективности по выбранной модели.

Анализ шага 3. Осуществление расчётов коэффициентов эффективности по модели CCR или BCC.

Шаг 14. Расчет входов и выходов всех DMU при достижении коэффициентов эффективности, равного 1.

Шаг. 15. Выгрузка полученных результатов.

Отчет №1 с результатами по реальной выборке. В отчете указываются входы и выходы до повышения эффективности, входы и выходы после повышения эффективности, их разница, а также показатели эффективности реальной выборки. Это основной отчет для пользователя. Остальные отчеты формируются для возможности проведения аналитики.

В основном отчете №1:

1. Анализируемые данные по модели (количество объектов исследования, входов и выходов, ограничения, шаг изменения, модель, ориентация модели).

2. Рассчитанные коэффициенты эффективности по каждому объекту исследования.

3. Расчетные данные по входам и выходам для достижения эффективности 1 для каждого объекта (информация о показателе входа или выхода фактическая, информация о показателе входа или выхода расчетная при повышении эффективности, разница между было и рассчитано).

Отчет №2 с результатами по объектам исследования с коэффициентами эффективности только равными 1. Если в этом списке есть объекты исследования из реальной выборки, программа должна отмечает это для пользователя подчеркиванием.

В отчете №2:

1. Анализируемые данные по модели (количество объектов исследования, входов и выходов, ограничения, шаг изменения, модель, ориентация модели).

2. Рассчитанные коэффициенты эффективности по каждому объекту исследования.

3. Расчетные данные по входам и выходам для достижения эффективности 1 для каждого объекта (информация о показателе входа или выхода фактическая, информация о показателе входа или выхода расчетная при повышении эффективности, разница между было и рассчитано).

Отчет №3: со всеми результатами расчетов коэффициентами эффективности всех объектов исследования (расширенная выборка) и, рассчитанные входы и выходы, всех объектов исследования при коэффициенте эффективности, равном 1.

В отчете №3:

1. Анализируемые данные по модели (количество объектов исследования, входов и выходов, ограничения, шаг изменения, модель, ориентация модели).

2. Рассчитанные коэффициенты эффективности по каждому объекту исследования.

3. Расчетные данные по входам и выходам для достижения эффективности 1 для каждого объекта (информация о показателе входа или выхода фактическая, информация о показателе входа или выхода расчетная при повышении эффективности, разница между было и рассчитано).

Отчет № 4. Графическое представление результатов.

Формирование графика точек эффективности в пространстве. Точки реальной выборки, точки прогнозной выборки. Отражение границы эффективности (точки с коэффициентом эффективности = 1).

Шаг. 16. По окончании работы интерфейс программы предлагает сохранить полученный результат расчета и все введенные данные к нему.

Возвращение в начало на шаг 2 или конец работы.

Результаты второй главы

В второй главе кандидатской диссертации описан предложенный метод исследования эффективности функционирования сложных производственных систем. Представлены алгоритмы использования DEA метода исследования эффективности функционирования сложных производственных систем. Описаны разработанные алгоритмы использования метода APB для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем. Описана разработанная система поддержки принятия решений.

Описание метода APB исследования эффективности функционирования сложных производственных систем включает основные его этапы проведения, преимущества и ограничения для использования. В главе описан процесс построения регрессионного моделирования, процесс расширения исследуемой выборки и дальнейший процесс исследования эффективности сформированной расширенной выборки.

Представленные алгоритмы использования метода DEA для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем описывают применение данного метода для сложных производственных систем. Описаны

этапы проведения исследования эффективности методом DEA применимо к сложным системам, представлены особенности его использования и корректности применения при работе с имеющимися данными.

Описание разработанных алгоритмов использования метода АРВ для исследования и оценки эффективности функционирования сложных производственных систем включает в себя: алгоритм выбора условий и ограничений для исследования эффективности сложных производственных систем методом АРВ в зависимости от изменения показателей внешней и внутренней среды и цели ЛПР, алгоритм формирования наборов значений переменных входов и выходов системы для расширения выборки в соответствии с заданными ограничениями и алгоритм, позволяющий сформировать расширенную выборку объектов, имеющих все возможные значения входных и выходных переменных, и оценить их эффективность. Описаны основные этапы использования данных алгоритмов и особенности их применения для сложных производственных систем.

На основании алгоритмов использования метода АРВ для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем представлена разработанная СППР. Описана архитектура разработанной СППР, алгоритмы ее работы, особенности использования. Разработанная СППР позволила автоматизировать расчеты при использовании предложенного метода для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем.

По результатам проведенных исследований во второй главе, будет проведена апробация предложенного метода, алгоритмов и СППР для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем, чему будет посвящена третья глава диссертации.

Глава 3 Адаптация и применение метода анализа расширенной выборки, алгоритмов и системы поддержки принятия решений для системы теплоснабжения, и социальной системы сферы здравоохранения

Третья глава посвящена адаптации предложенного метода, алгоритмов и СППР для применения в системе центрального коммунального теплоснабжения и социальной системе сферы здравоохранения. Метод АРВ и алгоритмы поддержки принятия решений будут применены в сфере жилищно-коммунального хозяйства и бытового обслуживания населения на примере промышленных котельных, ТЭЦ. Предложенный метод и алгоритмы поддержки принятия решений будут применены в социальной системе в сфере здравоохранения на примере лечебно-профилактических учреждений.

С помощью метода АРВ, разработанных алгоритмов и СППР будет исследована эффективность котельных, ТЭЦ на основе исходных данных, представленных на Интернет-сайте Администрации города Красноярска: проект «Схема теплоснабжения города Красноярска до 2033 года» [77]. С помощью метода АРВ, разработанных алгоритмов и СППР будет исследована эффективность работы лечебно-профилактических учреждений на основе исходных данных, полученных на сайте Федеральной службы государственной статистики. Расчеты по исследованию эффективности будут произведены в разработанной СППР, которая позволяет автоматизировать данный процесс.

В третьей главе будут представлены результаты оценки эффективности при применении предложенного метода в сравнении с другими методами. Будут получены результаты в виде повышения эффективности работы исследуемых системы за счет улучшения параметров входов и выходов анализируемых объектов. Сделаны выводы об эффективности использования метода АРВ.

3.1. Адаптация и применение метода анализа расширенной выборки для исследования эффективности системы централизованного коммунального теплоснабжения

В данном параграфе рассмотрим возможность применения метода APB для системы теплоснабжения. Предложенный метод разработан на основе модификации метод DEA. Метод DEA и предложенный метод APB не были применены ранее для исследования эффективности функционирования системы централизованного коммунального теплоснабжения. Поэтому необходимо описать процедуру применения предложенного метода и алгоритмов для исследуемой сферы. Опишем основные этапы использования метода APB для исследования эффективности функционирования системы централизованного коммунального теплоснабжения.

Этап 1. Постановка цели ЛПР. Цель может заключаться в повышении показателей входов или понижении показателей выходов. Цель реализуется за счет выбора модели, ее ориентации и возможности их применения для сферы исследования.

Этап 2. Выбор исследуемых объектов и анализ их функционирования. Объектами в исследовании являются ТЭЦ и промышленные котельные системы централизованного коммунального теплоснабжения топливно-энергетического комплекса (ТЭК).

Проанализируем основные операции исследуемых объектов для того, чтобы корректно определить их входные и выходные параметры, а также правильно задать условия для построения моделей DEA.

Теплоэлектроцентраль – это предприятие, продукцией которого является электроэнергия, а также теплота, отпускаемая в виде пара и горячей воды, а «сырьем» – органическое топливо (уголь, газ, мазут и т.д.). Оборудование электростанции служит для экономичного преобразования химической энергии в электрическую. Для исследования эффективности методом DEA требуется провести достаточно емкий анализ внешней среды и технологических процессов

исследуемых объектов. В диссертации мы представляем только кратко основное, на практике, же был проведён достаточно широкий анализ.

Этап 3. Выбор входных и выходных параметров исследуемых объектов. Проанализируем основные показатели работы ТЭЦ. В соответствии с показателями по топливным балансам системы теплоснабжения основными показателями работы ТЭЦ можно считать: установленная и располагаемая тепловая мощность, отпуск расчетный по графику продолжительности тепловой нагрузки, расход условного топлива на отпущенную тепловую энергию, установленная и располагаемая электрическая мощность, выработка электроэнергии, потребление на собственные нужды, расход условного топлива на отпущенную электрическую энергию, установленная и располагаемая электрическая мощность [77].

Основными входными показателями для ТЭЦ являются установленная и располагаемая тепловая мощность, расход тепла на собственные нужды, топливопотребление.

Основным выходным показателем ТЭЦ является: отпуск тепловой энергии в сеть. При учете экологического фактора, возможен учет еще одного показателя выхода: масса выброса. Если для ЛПР при достижении конкретной цели, включение экологического аспекта не требуется, то модель может быть построена с одним показателем входа: отпуск тепловой энергии в сеть.

Возможные входные параметры.

- 1) Располагаемая тепловая мощность оборудования (Гкал/час).
- 2) Расход условного топлива на отпущенную тепловую энергию (тыс. т. у. т/год)

Возможные выходные параметры:

- 1) Отпуск тепловой энергии в сеть (тыс. Гкал).
- 2) Масса выброса (тыс. тонн в год).

Выходным параметром работы ТЭЦ может являться отпуск электрической энергии в сеть. Но в отличие от ТЭС, данный параметр не вырабатывается в промышленных масштабах, а используется только для собственных нужд. При анализе ТЭЦ и промышленных котельных данный параметр не применяем, так как

котельная не вырабатывает электрической энергии. Остальные рассмотренные параметры входов и выходов являются одинаковыми с ТЭЦ.

Возможны ситуации, когда возникает необходимость в уменьшении части выходных показателей, а именно, необходимо уменьшить массу выбросов от котельных. В этом случае для расчетов используется не фактические значения выходных показателей, а их отклонения от порогового значения, установленного на уровне, заведомо превышающем значения соответствующих показателей для всех исследуемых объектов.

Для того, чтобы получить более детальную информацию, каким образом регулировать располагаемую тепловую мощность по основным видам оборудования, в зависимости от цели ЛПР возникает целесообразность в некоторых случаях разделить этот вход на несколько входов мощности по каждому виду основного оборудования, например:

- ✓ теплофикационная мощность турбогенераторов (Гкал/час);
- ✓ мощность пиковых водогрейных котлов (Гкал/час);
- ✓ мощность паровых котлов (Гкал/час).

Этап 4. Выбор модели и ее ориентации в соответствии с поставленной целью. Для определения модели, необходимо выбрать ее ориентацию. В зависимости от цели лица, принимающего решения, может варьироваться ориентация модели. Таким образом, в системе централизованного коммунального теплоснабжения ТЭК, могут быть несколько вариантов ориентации модели. Модель может быть ориентирована на вход, если цель стоит в уменьшении входных параметров. Таким образом, если цель состоит в уменьшении показателей: располагаемая тепловая мощность оборудования и расход топлива, то используется модель, ориентированную на вход. Если целью является увеличение выходных показателей, то используется модель, ориентированная на выход. При постановке цели увеличить показатели: Отпуск тепловой энергии в сеть и Массу выброса, или только один из этих показателей, используем модель, ориентированную на выход.

В исследовании проведены эксперименты по двум типам ориентации: на вход и на выход. Это обуславливается разными целями ЛПП. Выбор моделей будет произведен в рамках базовых моделей DEA: CCR и BCC.

В процессе работы над кандидатской диссертацией, нами были проведены эксперименты применения различных моделей, ориентации моделей, варьирование входов и выходов для исследуемых объектов системы централизованного коммунального теплоснабжения, которые опубликованы в научных статьях [49, 50, 61, 67, 34]. Представленные эксперименты, полученные данные и выводы, легли в основу адаптации алгоритмов и СППР для применения в системе центрального коммунального теплоснабжения.

Представим результаты расчетов применения предложенного метода и алгоритмов для исследования эффективности объектов системы теплоснабжения. В качестве входных переменных используются: располагаемая мощность оборудования – x_1 и расход условного топлива на отпущенную тепловую энергию – x_2 . Выходная переменная: отпуск тепловой энергии в сеть – y . Это основные показатели работы исследуемых объектов. ТЭЦ вырабатывают также электроэнергию, но расходуют ее на свои нужды. Промышленные котельные электроэнергию не вырабатывают. Данный показатель не анализируется, так как основной продукт, который вырабатывает ТЭЦ, является тепловая энергия и при исследовании эффективности в выборе объединяются ТЭЦ и промышленные котельные.

Этап 1. Сбор исходных данных и определение входов и выходов исследуемых объектов. В таблице 3 представим исходные данные для расчетов. Будем исследовать эффективность двадцати объектов (ТЭЦ и котельные).

При проведении расчетов используются базовые алгоритмы метода АРВ для исследования эффективности, адаптированного для использования в системе централизованного коммунального теплоснабжения.

Этап 2. Определяется цель. Цель состоит в увеличении отпуска тепловой энергии.

Таблица 3 – Исходные данные

№ объекта	выход (y)	вход (x_1)	вход (x_2)
1	3860.9	1405	672.5
2	1378.3	752	384.1
3	4023.6	1497	706.9
4	4194.1	1405	730.2
5	1180.2	752	355.4
6	3305.4	1497	584.6
7	3825.9	1405	673.1
8	1244.8	712	308.7
9	3355.2	1447	595.4
10	3986.0	1405	694.3
11	1719.1	712	366.9
12	2894.4	1447	434.5
13	3379.5	1405	598.9
14	1204.8	712	330.3
15	2920.7	1254.3	442.2
16	3187.3	1405	461.8
17	762.1	572	273.1
18	3302.7	1254.3	501.0
19	3248.3	1405	469.7
20	1311.3	572	291.8

Этап 3. В соответствии с целью выбирается модель и ориентация модели. Используется модель CCR DEA с ориентацией на выход, так как в соответствии с целью ЛПР следует увеличить выход.

Этап 4. Наклаываются ограничения ряда прогнозных значений новой выборки:

$$1000 \leq y' \leq 5500,$$

$$500 \leq x'_1 \leq 1500,$$

$$200 \leq x'_2 \leq 800,$$

$$(y', x'_1, x'_2) \neq (y, x_1, x_2).$$

Шаг изменения для $x'_1 = 100$.

Шаг изменения для $x'_2 = 100$.

Этап 5. Вычисляются коэффициенты корреляции.

$$b_0 = -1103.722 \quad b_1 = 1.754, \quad b_2 = 3.644.$$

Этап 6. Оцениваются параметры уравнения множественной регрессии (МНК).

Значение индекса множественной корреляции лежит в пределах от 0 до +1. При значении R близком к единице, уравнение регрессии лучше описывает фактические данные и факторы сильнее влияют на результат. При значении R близком к нулю факторы оказывают слабое воздействие на результат.

$$R = 0.982.$$

Долю дисперсии, объясняемую регрессией, в общей дисперсии результативного признака y характеризует коэффициент детерминации R^2 . Коэффициент детерминации принимает значения в пределах от 0 до +1. Чем теснее линейная связь между y и факторами, тем ближе коэффициент R^2 к единице. Чем слабее такая связь, тем R^2 ближе к нулю.

$$R^2 = 0.965.$$

Параметры уравнения множественной регрессии оценены. Параметры уравнения адекватны, связь между зависимыми показателями высокая. Данная модель может быть использована для расчётов.

Этап 7. Составление ряда прогнозных значений новой выборки.

7.1. Рассчитываются $\hat{Y}$, подставляя значения x'_1, x'_2 в уравнение $y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2$:

$$y = -1103 + 1.754x_1 + 3.644x_2,$$

при значении

$$X_1 = (500, 600, 700, 800, 900, 1000, 1100, 1200, 1300, 1400, 1500),$$

$$X_2 = (200, 300, 400, 500, 600, 700, 800).$$

Формируется новая выборка из 77 наблюдений.

Данные новой выборке представлены в таблице 4.

7.2. Проверяется ограничение $1000 \leq y' \leq 5500$. Теперь убираем из выборки значения целого наблюдения X_1, X_2, Y , попавшие за пределы заданных ограничений

Таблица 4 – Расчетные показатели новой выборки

X_1	X_2	Y
500	200	502.8
500	300	867.2
500	400	1231.6
500	500	1596
500	600	1960.4
500	700	2324.8
500	800	2689.2
.....		
x_{77}	x_{77}	y_{77}

Наблюдений, где Y выходит за пределы ограничений ($1000 \leq y' \leq 5500$), выявлено 4 наблюдения. Таким образом новая выборка составляет 73 наблюдения. Данные по новой выборке представлены в таблице 5.

Таблица 5 – Расчетные показатели новой прогнозной выборки

X_1	X_2	Y
500	400	1231.6
500	500	1596
500	600	1960.4
500	700	2324.8
500	800	2689.2
600	300	1042.6
600	400	1407
.....		
x_{73}	x_{73}	y_{73}

7.3. Проверяется ограничение $(y', x'_1, x'_2) \neq (y, x_1, x_2)$. Выборка проверяется на наличие совпадения наблюдения с реальной выборкой. Совпадение должно быть по показателям целого наблюдения X_1 X_2 Y . Если совпадение выявлено по одному или двум показателям из наблюдения, то оно не отбрасывается. В выборке совпадений целого наблюдения по значениям входов и выхода не обнаружено.

Этап 8. Формируется расширенная выборка. Новая выборка прогнозных значений $(y'_j, x'_{1j}, x'_{2j}), j = 1, \dots, 73$ и реальная выборка $(y_i, x_{1i}, x_{2i}), i = 1, \dots, 20$.

будут составлять расширенную выборку исследуемой системы (y_g, x_{1g}, x_{2g}) . Исходные данные реальной выборки представлены в таблице 3. Исходные данные новой прогнозной выборки представлены в таблице 5. Объединяем их и получаем расширенную выборку из 93 наблюдений.

Этап 9. Проводятся расчеты эффективности работы объектов полученной расширенной выборки методом DEA, решается задача оптимизации линейного программирования.

В таблице 6 представлены полученные результаты по расчетам показателей эффективности методом APB.

Метод APB позволил сгенерировать эталонные объекты. Ими стали объекты (24, 46, 78, 93). Их показатели эффективности составили 1. Остальные сгенерированные и реальные объекты имеют показатель эффективности меньше 1.

Сравним показатели эффективности исследуемых ТЭЦ и котельных до и после расширения выборки. Проведем расчёты показателей эффективности реальной выборки методом DEA. В таблице 7 приведены полученные результаты по расчетам показателей эффективности, рассчитанные методом APB и методом DEA для объектов реальной выборки.

Анализируя полученные результаты, можно заметить, что эффективные объекты реальной выборки до использования метода APB становятся неэффективными после использования данного метода. А многие неэффективные объекты реальной выборки становятся менее эффективны после использования метода APB. Например, объект №2, имел показатель эффективности, рассчитанный по методу DEA равный 0.619. После использования метода APB его показатель эффективности снизился на 0.009 и составил 0.610. Объект №18, имел показатель эффективности, рассчитанный по методу DEA равный 1.000. После использования метода APB его показатель эффективности снизился на 0.274 и составил 0.726. В таблице видно, что после использования метода APB нет ни одного объекта реальной выборки с коэффициентом эффективности 1, то есть, эффективных объектов.

Таблица 6 – Показатели эффективности, рассчитанные методом АРВ

№ объекта	показатели эффективности после расширения выборки (метод АРВ)
1	0.948
2	0.610
3	0.933
4	0.971
5	0.548
6	0.830
7	0.948
8	0.635
9	0.845
10	0.963
11	0.811
12	0.902
13	0.874
14	0.519
15	0.951
16	0.967
17	0.439
18	0.726
19	0.717
20	0.774
21	0.823
22	0.900
23	0.954
24	1.000
25	0.702
26	0.740
27	0.814
....	
93	1.000

Это говорит о том, что использование метода АРВ позволило сгенерировать эталонные объекты при заданных ограничениях, и тем самым повысить эффективность объектов реальной выборки.

Таблица 7 – Показатели эффективности, рассчитанные методом APB и методом DEA

№ реального объекта	показатель эффективности до расширения выборки	показатель эффективности после расширения выборки
1	0.959	0.948
2	0.619	0.610
3	0.944	0.933
4	1.000	0.971
5	0.551	0.548
6	0.851	0.830
7	0.950	0.948
8	0.640	0.635
9	0.869	0.845
10	0.975	0.963
11	0.812	0.811
12	0.904	0.902
13	0.887	0.874
14	0.600	0.519
15	0.957	0.951
16	0.972	0.967
17	0.466	0.439
18	1.000	0.726
19	0.981	0.717
20	0.775	0.774

Графическое распределение показателей эффективности до и после расширения выборки, рассчитанные методом APB и методом DEA представлено на рисунке 12.

На данном рисунке представлено разными цветами распределение показателей эффективности, рассчитанные методом APB и методом DEA.

По горизонтальной оси отображаются номера объектов реальной выборки. По вертикальной оси отображаются показатели эффективности объектов реальной выборки. Рисунок наглядно показывает изменение показателя эффективности для каждого объекта исследования реальной выпорки.

При использовании метода APB сгенерированы эталонные ТЭЦ под номерами 24, 46, 78, 93, что позволяет повысить эффективность функционирования

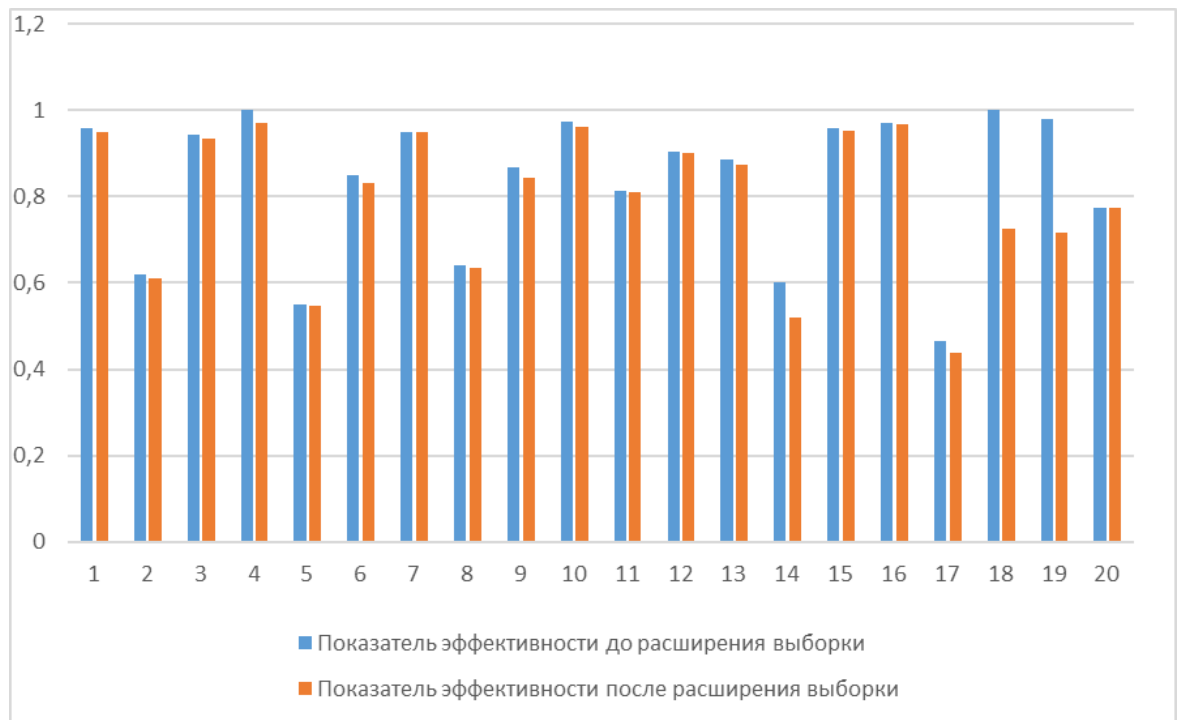


Рисунок 12 – Графическое распределение показателей эффективности, рассчитанные методом АРВ и методом DEA

реальных ТЭЦ, настроив их показатели входов и выходов в соответствии с показателями эталонных ТЭЦ. В таблице 8 представим показатели входов и выходов исследуемых котельных и ТЭЦ для достижения эффективности при заданных ограничениях, рассчитанных методом АРВ, и исходные данные (те, что были у реальной выборки).

Из данной таблицы видно, что применение метода АРВ позволило повысить эффективность исследуемых котельных и ТЭЦ. Предложенный метод позволил рассчитать показатели входов и выхода для достижения эффективности исследуемых котельных и ТЭЦ при заданных ограничениях.

Так, например, объект №2, имел показатель входа 3860.9. Для достижения эффективности объекта №2 при заданных ограничениях требуется увеличить показатель выхода на 296.413, что составит 4157.313. Объект №18, имел показатель входа 3302.7. Для достижения эффективности при заданных ограничениях требуется увеличить показатель выхода на 731.448, что составит 4034.148. Метод АРВ позволил по каждому анализируемому предприятию рассчитать показатели выходов для достижения эффективности, то есть позволил повысить

Таблица 8 – Расчетные показатели входов и выходов реальной выборки для достижения эффективности до и после применения метода АРВ

№ объекта	выход (y) до	выход (y) после	изменение (y)	вход (x_1), до	вход (x_1), после	вход (x_2), до	вход (x_2), после
1	3860.9	4157.313	296.413	1405	1405	672.5	672.5
2	1378.3	2463.090	1084.79	752	752	384.1	384.1
3	4023.6	4453.342	429.742	1497	1497	706.9	706.9
4	4194.1	4587.675	393.575	1405	1405	730.2	730.2
5	1180.2	2189.982	1009.782	752	752	355.4	355.4
6	3305.4	3906.154	600.754	1497	1497	584.6	584.6
7	3825.9	4123.453	297.553	1405	1405	673.1	673.1
8	1244.8	1998.145	753.345	712	712	308.7	308.7
9	3355.2	3896.876	541.676	1447	1447	595.4	595.4
10	3986.0	4123.564	137.564	1405	1405	694.3	694.3
11	1719.1	2176.078	456.978	712	712	366.9	366.9
12	2894.4	3017.142	122.742	1447	1447	434.5	434.5
13	3379.5	3901.067	521.567	1405	1405	598.9	598.9
14	1204.8	2123.106	918.306	712	712	330.3	330.3
15	2920.7	3096.045	175.345	1254.3	1254.3	442.2	442.2
16	3187.3	3245.309	58.009	1405	1405	461.8	461.8
17	762.1	1696.564	934.464	572	572	273.1	273.1
18	3302.7	4034.148	731.448	1254.3	1254.3	501.0	501.0
19	3248.3	3967.853	719.553	1405	1405	469.7	469.7
20	1311.3	1709.176	397.876	572	572	291.8	291.8

эффективность исследуемых котельных и ТЭЦ при заданных ЛПР цели и ограничениях. В таблице 8 видно, что показатели входов остались неизменными, так как цель ЛПР заключалась в увеличении объемов выпуска, при неизменности объемов ресурсов.

Представим результаты другого эксперимента применения предложенного метода и алгоритмов для исследования эффективности объектов системы централизованного коммунального теплоснабжения. В качестве входных переменных используются: располагаемая мощность оборудования – x_1 и расход условного топлива на отпущенную тепловую энергию – x_2 . Выходная переменная: отпуск тепловой энергии в сеть – y_1 и масса выброса (тыс. тонн в год) – y_2 . Исходные данные приведены в таблице 9.

Таблица 9 – Исходные данные

№ объекта	выход (y_2)
1	15.7
2	14.1
3	8.3
4	17.3
5	15
6	7.2
7	17
8	14
9	9.6
10	17.4
11	15.3
12	13.1
13	16.9
14	15.1
15	13.2
16	16.9
17	14.8
18	12
19	17.3
20	15.2

Цель ЛПР состоит в снижении показателей входов при неизменных выходах. В соответствии с целью была выбрана модель CCR DEA с ориентацией на вход, так как в соответствии с целью ЛПР следует уменьшить входы.

Ограничения, заданные ЛПР:

$$1000 \leq y'_1 \leq 6000,$$

$$5 \leq y'_2 \leq 18,$$

$$500 \leq x'_1 \leq 1500,$$

$$200 \leq x'_2 \leq 800,$$

$$(y'_1, y'_2, x'_1, x'_2) \neq (y_1, y_2, x_1, x_2).$$

Шаг изменения для $x'_1 = 10$.

Шаг изменения для $x'_2 = 10$.

Метод APB позволил сгенерировать эталонные объекты. Ими стали объекты (28, 65, 84, 91). Их показатели эффективности составили 1. Остальные сгенерированные и реальные объекты имеют показатель эффективности меньше 1.

Сравним показатели эффективности исследуемых ТЭЦ и котельных до и после расширения выборки. Проведем расчёты показателей эффективности реальной выборки методом DEA. В таблице 10 приведены полученные результаты по расчетам показателей эффективности, рассчитанные методом APB и методом DEA для объектов реальной выборки.

Таблица 10 – Показатели эффективности, рассчитанные методом APB и методом DEA

№ реального объекта	показатель эффективности до расширения выборки	показатель эффективности после расширения выборки
1	0.962	0.957
2	0.766	0.745
3	0.944	0.929
4	1.000	0.987
5	0.803	0.754
6	0.853	0.826
7	0.963	0.954
8	0.880	0.812
9	0.869	0.845
10	0.985	0.958
11	0.965	0.934
12	0.963	0.917
13	0.921	0.898
14	0.871	0.845
15	0.970	0.939
16	0.998	0.945
17	1.000	0.986
18	1.000	0.979
19	1.000	0.989
20	1.000	0.982

Анализируя полученные результаты, можно заметить, что эффективные объекты реальной выборки до использования метода APB становятся неэффективными после использования данного метода. А многие неэффективные

объекты реальной выборки становятся менее эффективны после использования метода APB. Например, объект №2, имел показатель эффективности, рассчитанный по методу DEA равный 0.766. После использования метода APB его показатель эффективности снизился на 0.021 и составил 0.745. Объект №18, имел показатель эффективности, рассчитанный по методу DEA равный 1.000. После использования метода APB его показатель эффективности снизился на 0.21 и составил 0.979. В таблице видно, что после использования метода APB нет ни одного объекта реальной выборки с показателем эффективности 1, то есть, эффективных объектов. Это говорит о том, что использование метода APB позволило сгенерировать эталонные объекты при заданных ограничениях, и тем самым повысить эффективность объектов реальной выборки.

Графическое распределение показателей эффективности до и после расширения выборки, рассчитанные методом APB и методом DEA представлено на рисунке 13.

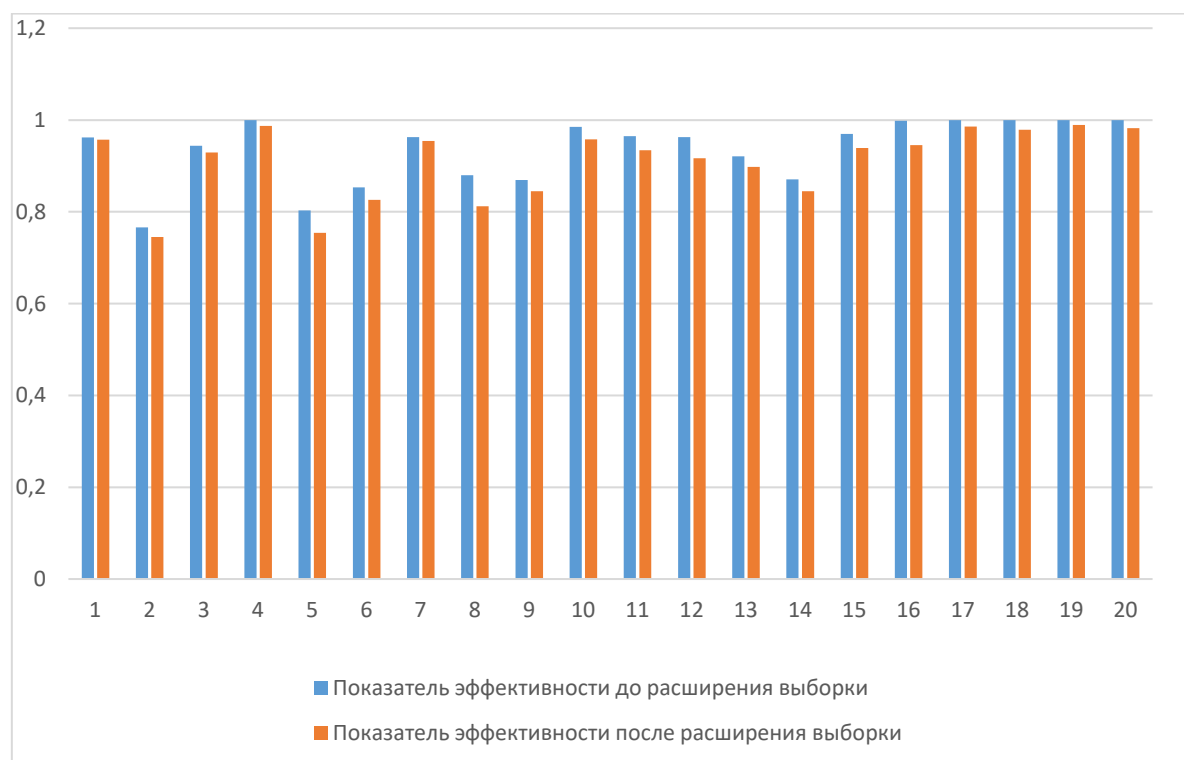


Рисунок 13 – Графическое распределение показателей эффективности, рассчитанные методом APB и методом DEA

На данном рисунке представлено разными цветами распределение показателей эффективности, рассчитанные методом APB и методом DEA. Рисунок наглядно показывает изменение показателя эффективности для каждого объекта исследования реальной выборки.

При использовании метода APB сгенерированы эталонные ТЭЦ под номерами 28, 65, 84, 91, что позволяет повысить эффективность функционирования реальных ТЭЦ, настроив их показатели входов и выходов в соответствии с показателями эталонных ТЭЦ. В таблице 11 представим показатели входов и выходов исследуемых котельных и ТЭЦ для достижения эффективности при заданных ограничениях, рассчитанных методом APB, и исходные данные (те, что были у реальной выборки).

Таблица 11 – Расчетные показатели входов и выходов реальной выборки для достижения эффективности до и после применения метода APB

№ объекта	вход (x_1), до	вход (x_1), после	изменение (x_1)	вход (x_2), до	вход (x_2), после	изменение (x_2)
1	1405	1398.234	-6.766	672.5	665.789	-6.711
2	752	738.785	-13.215	384.1	376.132	-7.968
3	1497	1452.128	-44.872	706.9	678.349	-28.551
4	1405	1387.673	-17.327	730.2	719.159	-11.041
5	752	711.876	-40.124	355.4	319.983	-35.417
6	1497	1425.369	-71.631	584.6	521.137	-63.463
7	1405	1378.345	-26.655	673.1	643.985	-29.115
8	712	697.548	-14.452	308.7	301.547	-7.153
9	1447	1423.764	-23.236	595.4	569.145	-26.255
10	1405	1385.279	-19.721	694.3	663.056	-31.244
11	712	679.184	-32.816	366.9	345.437	-21.463
12	1447	1396.045	-50.955	434.5	403.839	-30.661
13	1405	1378.146	-26.854	598.9	565.164	-33.736
14	712	674.674	-37.326	330.3	304.567	-25.733
15	1254.3	1143.898	-110.402	442.2	413.618	-28.582
16	1405	1379.106	-25.894	461.8	441.149	-20.651
17	572	559.647	-12.353	273.1	267.193	-5.907
18	1254.3	1187.936	-66.364	501.0	489.885	-11.115
19	1405	1389.160	-15.84	469.7	461.106	-8.594
20	572	546.325	-25.675	291.8	281.082	-10.718

Из данной таблицы видно, что применение метода АРВ позволило повысить эффективность исследуемых котельных и ТЭЦ. Предложенный метод позволил рассчитать показатели входов и выхода для достижения эффективности исследуемых котельных и ТЭЦ при заданных ограничениях.

Например, объект №2 имел показатель входа $x_1 = 1405$. Для достижения эффективности объекта №2 при заданных ограничениях требуется снизить x_1 на 13.215, что составит 738.785. Объект №2 имел показатель входа $x_2 = 384.1$. Для достижения эффективности объекта №2 при заданных ограничениях требуется снизить x_2 на 7.968, что составит 376.132. Объект №18 имел показатель входа $x_1 = 1254.3$. Для достижения эффективности объекта №18 при заданных ограничениях требуется снизить x_1 на 66.364, что составит 1187.936. Объект №18 имел показатель входа $x_2 = 501.0$. Для достижения эффективности объекта №18 при заданных ограничениях требуется снизить x_2 на 11.115, что составит 489.885. Метод АРВ позволил по каждому анализируемому предприятию рассчитать показатели входов для достижения эффективности, то есть позволил повысить эффективность исследуемых котельных и ТЭЦ при заданных ЛПР цели и ограничениях. Показатели выходов остались неизменными, так как цель ЛПР заключалась в снижении показателей входов.

В диссертации описаны несколько экспериментов. Фактически таких экспериментов было проведено более 100. Анализ параметров данных выборки производился в пределах от 60 до 1000. Анализировались фактические данные по котельным и ТЭЦ за 2022 год, а также плановые показатели за 2023 и 2024 года, при разных вариациях входов и выходов, использовании разных моделей и ориентации. Эксперименты показали, что использования метода АРВ позволяет получать лучшие практики, чем использование существующих методов при решении определенных целей и задач ЛПР, а также при наличии определенных ограничений систем и особенностей анализируемых данных. Результаты расчетов в сравнении с другими методами исследования и оценки эффективности будут представлены в следующих разделах.

3.2. Адаптация и применение метода анализа расширенной выборки для исследования эффективности функционирования социальных систем сферы здравоохранения

В данном параграфе представим результаты расчетов применения предложенного метода и алгоритмов для исследования эффективности объектов сферы здравоохранения. Эксперименты проведены по показателям лечебно-профилактических учреждений (ЛПУ) различных регионов России. Используем базовые алгоритмы метода АРВ для проведения исследования эффективности и адаптируем его для использования в сфере здравоохранения.

Этап 1. Сбор исходных данных и определение входов и выходов исследуемых объектов. Исходные данные для проведения расчетов взяты с сайта Федеральной службы государственной статистики, из издания «Российский статистический ежегодник» и издания «Здравоохранение в России» 2023 года [18, 67, 84].

В качестве входных переменных используются: число больничных коек на 10 тыс. человек x_1 , численность врачей на 10 тыс. человек x_2 . Выходная переменная: ожидаемая продолжительность жизни при рождении - y . В таблице 12 представим исходные данные за 2022 год для исследования эффективности отрасли здравоохранения двадцати областей РФ.

Этап 2. Определяется цель. Цель состоит в снижении показателей входов при неизменном выходе.

Этап 3. В соответствии с целью выбирается модель и ориентация модели. Используется модель CCR DEA с ориентацией на вход, так как в соответствии с целью ЛПР следует уменьшить входы.

Этап 4. Задание условий и ограничений для проведения расчетов. ЛПР накладывает ограничения для входов и выходов.

Ограничения ряда прогнозных значений новой выборки

$$50 \leq y' \leq 80, 50 \leq x'_1 \leq 150,$$

Таблица 12 – Исходные данные

№ объекта	название объекта	x_1	x_2	y
1	Белгородская область	69.4	42.7	73.93
2	Ярославская область	92.9	54.0	71.55
3	Архангельская область	93.4	61.3	70.93
4	Ленинградская область	55.0	35.8	73.33
5	Псковская область	93.6	35.0	68.95
6	Астраханская область	84.9	60.6	71.80
7	Ростовская область	79.2	38.0	72.00
8	Республика Дагестан	63.4	41.1	78.22
9	Ставропольский край	78.1	45.3	74.29
10	Пермский край	75.7	49.5	70.90
11	Саратовская область	95.9	49.1	72.85
12	Курганская область	87.9	30.9	69.88
13	Тюменская область	74.1	59.8	74.59
14	Республика Тыва	109.3	51.5	67.11
15	Красноярский край	78.3	49.1	70.58
16	Томская область	103.3	60.0	72.33
17	Республика Бурятия	80.0	42.6	69.35
18	Республика Саха (Якутия)	85.7	59.7	72.67
19	Еврейская автономная область	121.9	36.0	67.70
20	Приморский край	92.7	52.6	69.71

$35 \leq x'_2 \leq 100$, $(y', x'_1, x'_2) \neq (y, x_1, x_2)$. Шаг изменения для $x'_1 = 1$. Шаг изменения для $x'_2 = 1$.

Этап 5. Определение коэффициентов корреляции по экспериментальной выборке исследуемых объектов. Вычисляем коэффициенты корреляции $b_0 = 81.372$, $b_1 = -0.117$, $b_2 = 0.03$.

Этап 6. Оцениваем параметры уравнения множественной регрессии (МНК).

$R=0.9108$, $R^2=0.9023$. Параметры уравнения множественной регрессии оценены. Параметры уравнения адекватны, связь между зависимыми показателями высокая. Данная модель может быть использована для расчётов.

Этап 7. Вычисление показателей входов новой выборки.

$X_1 = (50, 51, 52, 53, 54, 55, \dots, 150)$, $X_2 = (35, 36, 37, 38, 39, \dots, 100)$.

Этап 8. Рассчитываем Y , подставляя значения x'_1 , x'_2 в уравнение

$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2$, $Y = (76.572, 76.455, 76.338, \dots, 72.0147)$. Получаем новую выборку из 7500 наблюдений.

Этап 8. Работа с выборкой по ограничениям. Исключаем из выборки значения целого наблюдения X_1 X_2 Y , выходящие за пределы допустимых значений, заданных ограничениями.

Этап 9. Формируем расширенную выборку. Объединяем реальную и новую выборки и получаем расширенную выборку $(y_g, x_g) = (y_i, x_i) \cup (y'_j, x'_j)$.

Данные по расширенной выборке представлены в таблице 13.

Таблица 13 – Расчетные показатели расширенной выборки

x_1	x_2	y
69.4	42.7	73.93
92.9	54.0	71.55
93.4	61.3	70.93
55.0	35.8	73.33
93.6	35.0	68.95
84.9	60.6	71.80
79.2	38.0	72.00
63.4	41.1	78.22
78.1	45.3	74.29
75.7	49.5	70.90
95.9	49.1	72.85
87.9	30.9	69.88
74.1	59.8	74.59
109.3	51.5	67.11
78.3	49.1	70.58
103.3	60.0	72.33
80.0	42.6	69.35
85.7	59.7	72.67
121.9	36.0	67.70
92.7	52.6	69.71
50	35	76.572
51	35	76.455
52	35	76.338
53	35	76.221
54	35	76.104
.....		
x_{7512}	x_{7512}	y_{7512}

Этап 10. Проведение расчетов эффективности расширенной выборки по методу DEA.

Рассчитываем показатели эффективности расширенной выборки.

В таблице 14 представлены полученные результаты по расчетам показателей эффективности, рассчитанные методом APB и методом DEA до расширения выборки. В таблице приведены показатели эффективности объектов реальной выборки.

Таблица 14 – Показатели эффективности при использовании APB метода и метода DEA

№ объекта	показатель эффективности (метод DEA) до расширения выборки	показатель эффективности (метод APB) после расширения выборки
1	0.839	0.812
2	0.638	0.606
3	0.570	0.510
4	1.000	0.980
5	0.882	0.804
6	0.634	0.601
7	0.886	0.812
8	0.929	0.905
9	0.789	0.716
10	0.702	0.654
11	0.701	0.687
12	1.000	0.987
13	0.755	0.709
14	0.608	0.579
15	0.699	0.622
16	0.580	0.513
17	0.774	0.724
18	0.636	0.598
19	0.832	0.799
20	0.636	0.603

Из таблицы 14 видно, что объекты №4 и №12 имеют наиболее высокие показатели эффективности. Объекты №3 и №16 имеют наиболее низкие показатели эффективности.

Анализируя полученные результаты, можно заметить, что при использовании метода DEA эффективные объекты реальной выборки становятся неэффективными после использования метода APB, а неэффективные объекты реальной выборки становятся менее эффективны после использования предложенного метода. Например, объект №1, имел показатель эффективности, рассчитанный по методу DEA равный 0.839. При использовании метода APB показатель эффективности снизился на 0.027 и составил 0.812. Объект №4, имел показатель эффективности, рассчитанный по методу DEA равный 1.000. При использовании метода APB он составил 0.980. Из таблицы видно, что после использования APB метода нет ни одного эффективного объекта реальной выборки. Применение метода APB позволило сгенерировать эталонные объекты при заданных ограничениях и повысить эффективность объектов реальной выборки.

Графическое распределение показателей эффективности, рассчитанных методом DEA и методом APB представлено на рисунке 14.

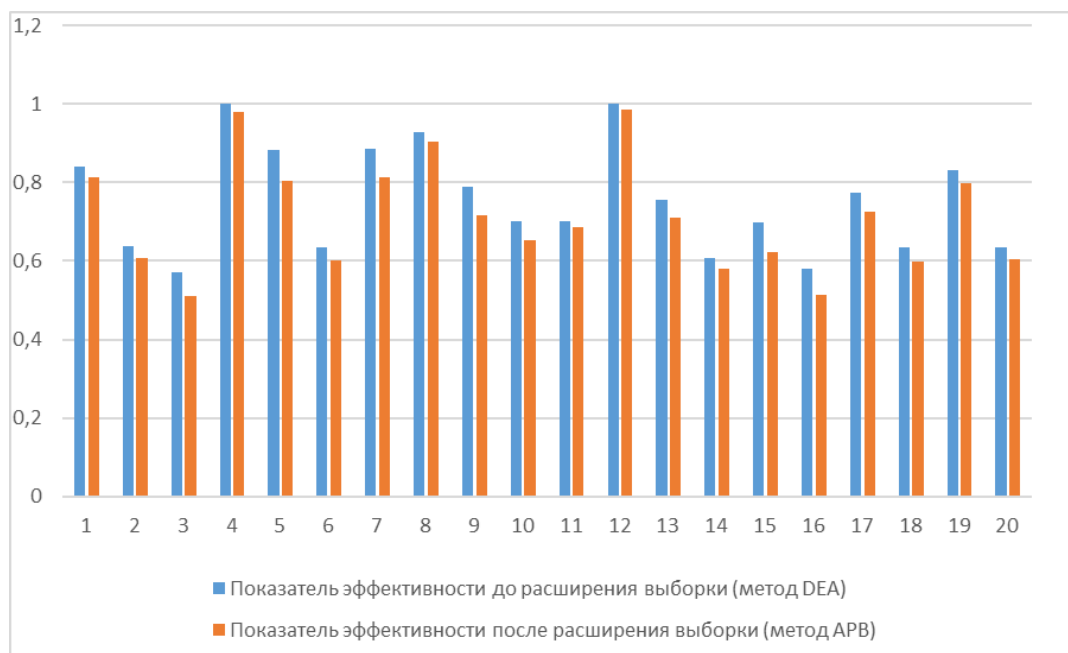


Рисунок 14 – Графическое распределение показателей эффективности

На рисунке 14 представлено разными цветами изменение показателей эффективности для каждого объекта реальной выборки, рассчитанных методом

DEA и методом APB. По горизонтальной оси отображаются номера объектов реальной выборки. По вертикальной оси отображаются показатели эффективности объектов реальной выборки.

При использовании метода APB сгенерированы эталонные ТЭЦ под номерами 123, 2470, 3567, 5345, 6879, что позволяет повысить эффективность функционирования реальных объектов, настроив их показатели входов и выходов в соответствии с показателями эталонных объектов. В таблице 15 представим показатели входов и выходов исследуемых объектов для достижения эффективности при заданных ограничениях, рассчитанных методом APB, и исходные данные (те, что были у реальной выборки).

Таблица 15 – Расчетные показатели входов и выходов реальной выборки для достижения эффективности до и после применения метода APB

№	выход (y) до	выход (y) после	вход (x_1) до	вход (x_1) после	изменение (x_1)	вход (x_2) до	вход (x_2) после	изменение (x_2)
1	73.93	73.93	69.4	57.843	-11.557	42.7	35.023	-7.677
2	71.55	71.55	92.9	58.675	-34.225	54.0	34.009	-19.991
3	70.93	70.93	93.4	52.865	-40.535	61.3	34.056	-27.244
4	73.33	73.33	55.0	54.345	-0.655	35.8	35.187	-0.613
5	68.95	68.95	93.6	81.987	-11.613	35.0	30.007	-4.993
6	71.80	71.80	84.9	52.932	-31.968	60.6	34.678	-25.922
7	72.00	72.00	79.2	69.675	-9.525	38.0	33.125	-4.875
8	78.22	78.22	63.4	58.209	-5.191	41.1	37.893	-3.207
9	74.29	74.29	78.1	61.006	-17.094	45.3	35.142	-10.158
10	70.90	70.90	75.7	52.895	-22.805	49.5	34.045	-15.455
11	72.85	72.85	95.9	66.956	-28.944	49.1	33.987	-15.113
12	69.88	69.88	87.9	87.123	-0.777	30.9	30.129	-0.771
13	74.59	74.59	74.1	55.157	-18.943	59.8	35.989	-23.811
14	67.11	67.11	109.3	65.989	-43.311	51.5	30.923	-20.577
15	70.58	70.58	78.3	54.067	-24.233	49.1	33.896	-15.204
16	72.33	72.33	103.3	59.234	-44.066	60.0	34.143	-25.857
17	69.35	69.35	80.0	61.162	-18.838	42.6	32.348	-10.252
18	72.67	72.67	85.7	53.895	-31.805	59.7	35.006	-24.694
19	67.70	67.70	121.9	84.896	-37.004	36.0	29.453	-6.547
20	69.71	69.71	92.7	58.098	-34.602	52.6	33.016	-19.584

Из таблицы 15 видно, что применение метода АРВ позволило улучшить значения параметров входов. Показатели входов были снижены в пределах заданных ограничений при сохранении неизменного значения выхода. Предложенный метод позволил повысить эффективность функционирования социальной системы сферы здравоохранения для ЛПУ по исследуемым параметрам входов и выходов при заданных ограничениях. Предложенный метод позволил настроить параметры входов в соответствии со значениями параметров сгенерированных эталонных объектов. Как пример, рассмотрим объект №1. Реальные показатели входов составляют: $x_1 = 58.249$, $x_2 = 35.839$. Показатели входов, рассчитанные по методу АРВ для достижения эффективности составляют: $x_1 = 57.843$, $x_2 = 35.023$. Метод АРВ позволил улучшить показатели входов, снизив x_1 на 0.406 и x_2 на 0.816, повысив эффективность этого объекта. В данной таблице видно, что показатели выходов остались неизменными. Так как цель ЛПР заключалась в снижении показателей входов.

В диссертации описаны несколько экспериментов. Фактически таких экспериментов было проведено более 30. Анализ проводился для количества наблюдений в пределах от 60 до 1000. Анализировались статистические данные по разным регионам за 2022 год, а также плановые показатели за 2023 год, при разных вариациях входов и выходов, использовании разных моделей, ориентации модели, цели ЛПР, ограничениях. Эксперименты показали, что использования метода АРВ позволяет получать лучшие практики, чем использование существующих методов при решении определенных целей и задач ЛПР, при наличии определенных ограничений систем и особенностей анализируемых данных.

3.3. Оценка эффективности предложенного метода анализа расширенной выборки

В данном параграфе сравним разработанный в диссертации метод с другими методами оценки эффективности. Проведем результаты сравнения метода АРВ с

другими существующими методами оценки эффективности. Основные результаты представим в таблице 16.

Таблица 16 – Сравнительный анализ методов исследования эффективности

Метод	Основные характеристики
Анализ стохастической границы (Stochastic Frontier Analysis (SFA))	Параметрический граничный метод для оценки эффективности на основе формирования стохастической границы производственных возможностей. Позволяет оценивать эффективность функционирования систем только с одним выходом. Учитывает случайные ошибки.
Метод на основе построения производственных функций	Позволяет оценивать эффективность функционирования систем только с одним выходом. Выбор вида производственной функции производится на основе изучения доступных статистических данных и знаний о предметной области. Это не полностью формализованный подход. Исходные данные необходимо преобразовывать. Постулируется определенная функциональная форма границы, ее параметры оцениваются с помощью эконометрических методов. Необходимо выбирать функциональную форму производственного функционала. Требуется сортировка данных по средним.
Анализ среды функционирования (Data Envelopment Analysis (DEA))	Непараметрический граничный метод для оценки эффективности на основе формирования выпуклой оболочки элементов выборки. Позволяет оценивать эффективность функционирования систем с несколькими входами и выходами. Рассчитывает «относительную» эффективность. Эффективность определяется относительно лучших (эффективных) объектов выборки. Не требует определения конкретного вида производственной функции. Преобразования данных не требуется. Возможность измерения данных с разными единицами измерения.
Предложенный метод анализа расширенной выборки (АРВ)	Метод на основе использования регрессионной модели и метода DEA применим для оценки эффективности однородных объектов. Позволяет оценивать эффективность функционирования систем с несколькими входами и выходами. Рассчитывает эффективность относительно всех вероятно возможных значений входов и выходов при заданных ограничениях. Не требует определения конкретного вида производственной функции. Преобразования данных не требуется. Возможность измерения данных с разными единицами измерения.

Таким образом, предложенный метод АРВ имеет следующие основные преимущества перед другими методами исследования эффективности:

✓ рассчитывает эффективность функционирования сложных систем относительно вероятно возможных значений входов и выходов при заданных ограничениях, в том числе при работе с несколькими выходами;

- ✓ позволяет работать с малой выборкой (объем выборки $n \leq 30$);
- ✓ позволяет учитывать ограничения по входам и выходам, связанные с возможностями и ограничениями исследуемых производственных систем.

В процессе проведения исследования на основе полученных результатов в виде повышения эффективности работы исследуемой системы централизованного коммунального теплоснабжения за счет достижения показателей входов и выходов эталонных объектов в заданных ограничениях сделаны выводы об эффективности использования метода АРВ. Приведем в таблице 17 пример сравнения изменений показателей эффективности и показателей входов и выходов исследуемых ТЭЦ до и после использования метода АРВ.

Таблица 17 – Пример изменения показателей эффективности и показателей входов, исследуемых ТЭЦ до и после использования предложенного метода АРВ при цели ЛПП – снижение входных показателей

№	вход (x_1), до	вход (x_1), после	изменение (x_1)	вход (x_2), до	вход (x_2), после	изменение (x_2)	изменение эффективности
1	1405	1398.234	-6.766	672.5	665.789	-6.711	0.005
2	752	738.785	-13.215	384.1	376.132	-7.968	0.021
3	1497	1452.128	-44.872	706.9	678.349	-28.551	0.015
4	1405	1387.673	-17.327	730.2	719.159	-11.041	0.013
5	752	711.876	-40.124	355.4	319.983	-35.417	0.049
6	1497	1425.369	-71.631	584.6	521.137	-63.463	0.027
7	1405	1378.345	-26.655	673.1	643.985	-29.115	0.009
8	712	697.548	-14.452	308.7	301.547	-7.153	0.068
9	1447	1423.764	-23.236	595.4	569.145	-26.255	0.024
10	1405	1385.279	-19.721	694.3	663.056	-31.244	0.027
11	712	679.184	-32.816	366.9	345.437	-21.463	0.031
12	1447	1396.045	-50.955	434.5	403.839	-30.661	0.046
13	1405	1378.146	-26.854	598.9	565.164	-33.736	0.023
14	712	674.674	-37.326	330.3	304.567	-25.733	0.026
15	1254.3	1143.898	-110.402	442.2	413.618	-28.582	0.031
16	1405	1379.106	-25.894	461.8	441.149	-20.651	0.053
17	572	559.647	-12.353	273.1	267.193	-5.907	0.014
18	1254.3	1187.936	-66.364	501.0	489.885	-11.115	0.021
19	1405	1389.160	-15.84	469.7	461.106	-8.594	0.011
20	572	546.325	-25.675	291.8	281.082	-10.718	0.018

В таблице 17 представлены изменения показателя эффективности до и после использования, метода АРВ. Расчеты проводились для реальной выборки из двадцати ТЭЦ. Исследованы два входа: x_1 – располагаемая тепловая мощность оборудования (Гкал/час) и x_2 – расход условного топлива на отпущенную тепловую энергию (тыс. т. у. т./год), и двух выходов: отпуск тепловой энергии в сеть (тыс. Гкал) – y_1 и масса выброса (тыс. тонн в год) – y_2 .

В диссертации исследована эффективность применения предложенного метода АРВ относительно других методов. При проведенном анализе выявлено, что эффективные объекты (имеющие показатели эффективности 1) при существующих методах оценки эффективности, становятся неэффективными при использовании предложенного метода АРВ. Неэффективные объекты (имеющие показатели эффективности меньше 1) при существующих методах исследования эффективности, получают меньшие показатели эффективности при использовании метода АРВ. В таблице 18 представлены показатели эффективности для трех ТЭЦ, рассчитанные разными методами.

Показатели эффективности лежат в пределах от 0 до 1. Из таблицы 18 видно, что при расчетах методом АРВ показатели эффективности исследуемых объектов выборки наиболее низкие. Это происходит в связи с тем, что метод строит новую прогнозную границу эффективности на основе расширенной выборки и эффективные объекты могут стать неэффективными. Метод АРВ позволяет задать более высокие целевые значения показателей входов и выходов исследуемых объектов выборки на основе выявления эффективных объектов в сгенерированной расширенной выборке.

На рисунке 15 покажем графическое распределение показателей эффективности, рассчитанных методом АРВ и методом DEA.

Реальная выборка составляет 12 ТЭЦ. На рисунке 3 по осям представлено отношение входа к выходу. Черным цветом обозначены точки по реальным ТЭЦ. На данном рисунке представлено распределение точек эффективности исследуемых объектов.

Таблица 18 – Показатели эффективности исследуемых ТЭЦ, рассчитанные разными методами

№ объекта	Метод построения производственных функций	Метод SFA	Метод DEA	Метод APB
1	0.969	0.971	0.962	0.957
2	0.769	0.768	0.766	0.745
3	0.940	0.949	0.944	0.929
4	1.000	1.000	1.000	0.987
5	0.827	0.834	0.803	0.754
6	0.850	0.867	0.853	0.826
7	0.960	0.961	0.963	0.954
8	0.820	0.820	0.880	0.812
9	0.870	0.869	0.869	0.845
10	0.987	0.987	0.985	0.958
11	0.970	0.971	0.965	0.934
12	0.963	0.962	0.963	0.917
13	0.922	0.918	0.921	0.898
14	0.863	0.867	0.871	0.845
15	0.978	0.975	0.970	0.939
16	0.990	0.996	0.998	0.945
17	0.993	0.998	1.000	0.986
18	1.000	1.000	1.000	0.979
19	0.990	1.000	1.000	0.989
20	1.000	1.000	1.000	0.982

На границе эффективности F расположены эффективные ТЭЦ (9, 3, 11, 8), рассчитанные по методу DEA, остальные ТЭЦ (точки с 13 по 30) – это искусственные объекты, сгенерированные методом APB (отмечены красным цветом). Предложенный метод APB позволяет сформировать расширенную выборку. Граница эффективности передвигается в пространстве, формируя границу эффективности F_1 , и ТЭЦ под номерами 9, 3, 11, 8 становятся неэффективными. При использовании метода APB сгенерированы эталонные ТЭЦ под номерами 15, 19, 22, 30, что позволяет повысить эффективность функционирования реальных ТЭЦ, настроив их показатели входов и выходов в соответствии с показателями эталонных ТЭЦ.

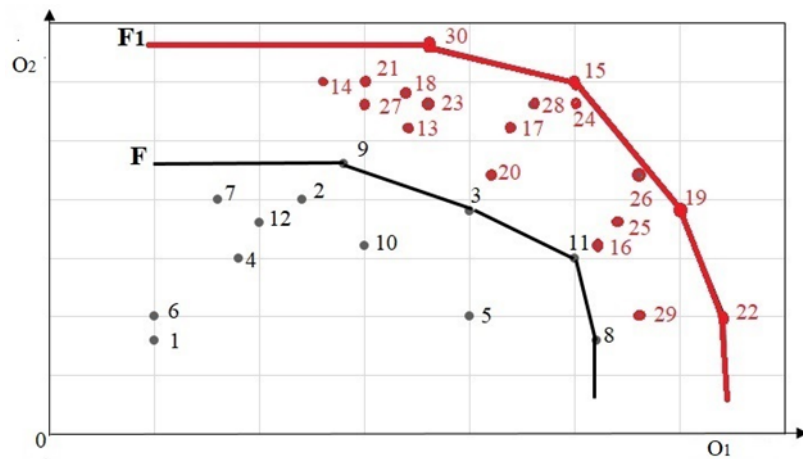


Рисунок 15 – Графическое представление повышения эффективности при использовании метода APB относительно метода DEA

На рисунке 16 представлено графическое распределение показателей эффективности, рассчитанных методом APB в сравнении с расчетами модели суперэффективности и с привлечением экспертов. O_1 (отношение 1) $= \frac{x_1}{y}$, O_2 (отношение 2) $= \frac{x_2}{y}$.

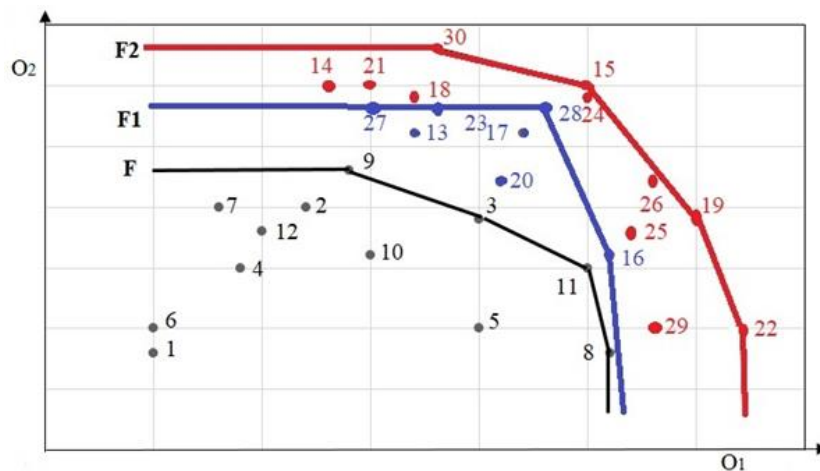


Рисунок 16 – Графическое представление повышения эффективности при использовании метода APB в сравнении с методами суперэффективности и с привлечением экспертов

На рисунке 16 ниже границы эффективности F расположены точки черного цвета, рассчитанные методом суперэффективности. Ниже границы эффективности F_1 расположены точки синего цвета, рассчитанные методом с привлечением экспертов. Метод APB позволяет сформировать расширенную выборку, сгенерировав новые точки (14, 15, 18, 19, 21, 22, 24, 25, 26, 29, 30), отмеченные

красным цветом, и граница эффективности передвигается в пространстве, формируя границу эффективности F_2 . Эффективные ТЭЦ, выявленные методами суперэффективности и с привлечением экспертов, становятся неэффективными при использовании метода АРВ. Это позволяет повысить эффективность функционирования реальных ТЭЦ, настроив их показатели входов и выходов в соответствии с показателями эталонных ТЭЦ.

Представим расчетные данные эффективности использования метода АРВ относительно метода DEA. Проведем оценку эффективности использования метода АРВ относительно метода DEA. Представим результаты расчетов применения предложенного метода АРВ и метода DEA для исследования эффективности объектов системы централизованного коммунального теплоснабжения. В качестве входных переменных используются: располагаемая мощность оборудования – x_1 и расход условного топлива на отпущенную тепловую энергию – x_2 . Выходная переменная: отпуск тепловой энергии в сеть – y . Это основные показатели работы исследуемых объектов. ТЭЦ вырабатывают также электроэнергию, но расходуют ее на свои нужды. Промышленные котельные электроэнергию не вырабатывают. Данный показатель не анализируется, так как основной продукт, который вырабатывает ТЭЦ, является тепловая энергия и при исследовании эффективности в выборе объединяются ТЭЦ и промышленные котельные.

В таблице 3 были представлены исходные данные для расчетов. Будем исследовать эффективность двадцати объектов (ТЭЦ и котельные). Использовалась модель CCR DEA с ориентацией на выход, так как в соответствии с целью ЛПР следует увеличить выход.

Ограничения, заданные ЛПР:

$$1000 \leq y' \leq 5500,$$

$$500 \leq x'_1 \leq 1500,$$

$$200 \leq x'_2 \leq 800,$$

$$\text{Шаг изменения для } x'_1 = 100. \text{ Шаг изменения для } x'_2 = 100.$$

Сравним показатели эффективности исследуемых ТЭЦ и котельных до и после расширения выборки. Проведем расчёты показателей эффективности

реальной выборки методом DEA. В таблице 19 приведены полученные результаты по расчетам показателей эффективности, рассчитанные методом APB и методом DEA для объектов реальной выборки.

Таблица 19 – Показатели эффективности, рассчитанные методом APB и методом DEA

№ реального объекта	показатель эффективности до расширения выборки	показатель эффективности после расширения выборки
1	0.959	0.948
2	0.619	0.610
3	0.944	0.933
4	1.000	0.971
5	0.551	0.548
6	0.851	0.830
7	0.950	0.948
8	0.640	0.635
9	0.869	0.845
10	0.975	0.963
11	0.812	0.811
12	0.904	0.902
13	0.887	0.874
14	0.600	0.519
15	0.957	0.951
16	0.972	0.967
17	0.466	0.439
18	1.000	0.726
19	0.981	0.717
20	0.775	0.774

Анализируя полученные результаты, можно заметить, что эффективные объекты реальной выборки до использования метода APB становятся неэффективными после использования данного метода. А многие неэффективные объекты реальной выборки становятся менее эффективны после использования метода APB. Например, объект №2, имел показатель эффективности, рассчитанный по методу DEA равный 0,619. После использования метода APB его показатель эффективности снизился на 0,009 и составил 0,610. Объект №18, имел показатель эффективности, рассчитанный по методу DEA равный 1,000. После использования

метода APB его показатель эффективности снизился на 0,274 и составил 0,726. В таблице видно, что после использования метода APB нет ни одного объекта реальной выборки с коэффициентом эффективности 1, то есть, эффективных объектов. Это говорит о том, что использование метода APB позволило сгенерировать эталонные объекты при заданных ограничениях, и тем самым повысить эффективность объектов реальной выборки.

Графическое распределение показателей эффективности до и после расширения выборки, рассчитанные методом APB и методом DEA представлено на рисунке 17.

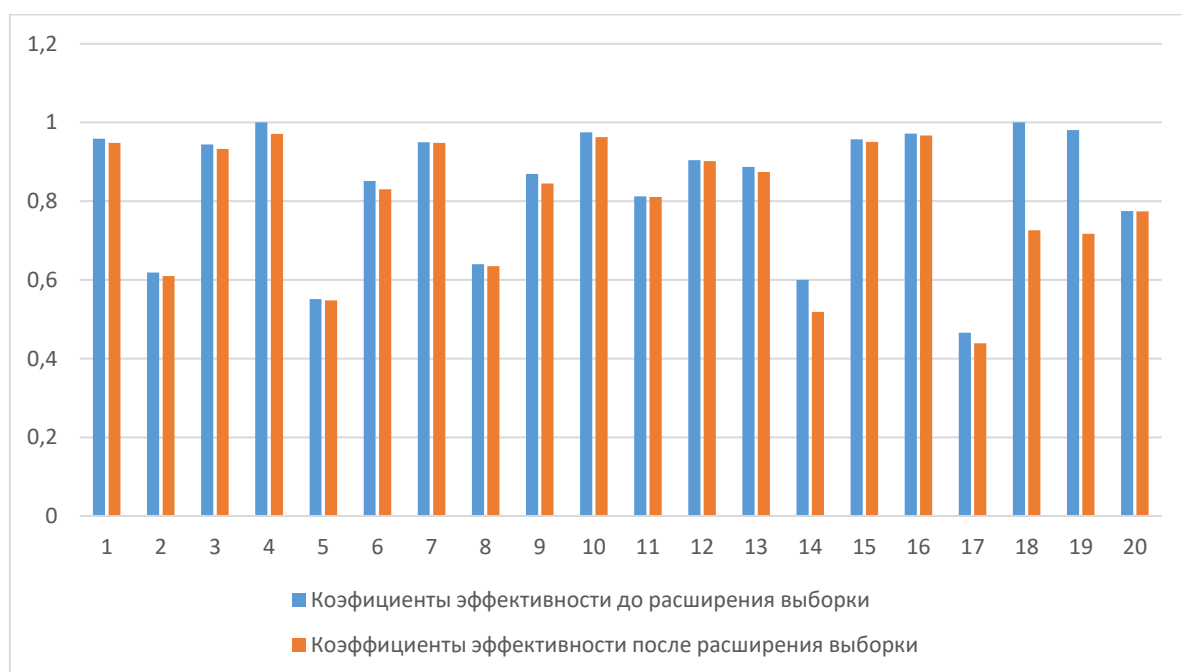


Рисунок 17 – Графическое распределение показателей эффективности, рассчитанные методом APB и методом DEA

На данном рисунке представлено разными цветами распределение показателей эффективности, рассчитанные методом APB и методом DEA. Рисунок наглядно показывает изменение показателя эффективности для каждого объекта исследования реальной выпорки.

При использовании метода APB сгенерированы эталонные ТЭЦ под номерами 24, 46, 78, 93, что позволяет повысить эффективность функционирования реальных ТЭЦ, настроив их показатели входов и выходов в соответствии с

показателями эталонных ТЭЦ. В таблице 20 представим показатели входов и выходов исследуемых ТЭЦ и котельных для достижения эффективности при заданных ограничениях, рассчитанных методом APB и методом DEA.

Таблица 20 – Расчетные показатели входов и выходов реальной выборки для достижения эффективности, рассчитанных методом APB и методом DEA

№ объекта	выход (y), DEA	выход (y) APB	изменение (y)	вход (x_1), DEA	вход (x_2), APB	вход (x_2), DEA	вход (x_1), APB
1	4025.411	4157.313	131.902	1405	1405	672.5	672.5
2	2225.150	2463.090	237.94	752	752	384.1	384.1
3	4260.827	4453.342	192.515	1497	1497	706.9	706.9
4	4194.100	4587.675	393.575	1405	1405	730.2	730.2
5	2141.244	2189.982	48.738	752	752	355.4	355.4
6	3876.168	3906.154	29.986	1497	1497	584.6	584.6
7	4027.165	4123.453	96.288	1405	1405	673.1	673.1
8	1946.086	1998.145	52.059	712	712	308.7	308.7
9	3861.565	3896.876	35.311	1447	1447	595.4	595.4
10	4089.145	4123.564	34.419	1405	1405	694.3	694.3
11	2116.237	2176.078	59.841	712	712	366.9	366.9
12	3004.868	3017.142	12.274	1447	1447	434.5	434.5
13	3810.238	3901.067	90.829	1405	1405	598.9	598.9
14	2009.235	2123.106	113.871	712	712	330.3	330.3
15	3012.579	3096.045	83.466	1254.3	1254.3	442.2	442.2
16	3193.666	3245.309	51.643	1405	1405	461.8	461.8
17	1636.808	1696.564	59.756	572	572	273.1	273.1
18	3302.700	4034.148	731.448	1254.3	1254.3	501.0	501.0
19	3248.300	3967.853	719.553	1405	1405	469.7	469.7
20	1691.479	1709.176	17.697	572	572	291.8	291.8

Из данной таблицы видно, что применение метода APB позволило повысить эффективность исследуемых котельных и ТЭЦ. Предложенный метод позволил рассчитать показатели входов и выхода для достижения эффективности исследуемых котельных и ТЭЦ при заданных ограничениях.

Так, например, объект №2, имел показатель входа 2225.150, рассчитанный по методу DEA. Для достижения эффективности объекта №2 при заданных ограничениях в соответствии с методом APB требуется увеличить показатель выхода на 237.94, что составит 2463.090. Объект №18, имел показатель входа

3302.700, рассчитанный по методу DEA. Для достижения эффективности при заданных ограничениях в соответствии с методом APB требуется увеличить показатель выхода на 731.448, что составит 4034.148. Метод APB позволил по каждому анализируемому предприятию рассчитать показатель выхода для достижения эффективности, то есть позволил повысить эффективность исследуемых котельных и ТЭЦ при заданных ЛПР цели и ограничениях. В таблице 20 видно, что показатели входов остались неизменными, так как цель ЛПР заключалась в увеличении объемов выпуска, при неизменности объемов ресурсов.

Проведем оценку эффективности использования метода APB относительно метода DEA. Представим результаты расчетов применения предложенного метода APB и метода DEA для исследования эффективности объектов социальной системы сферы здравоохранения. Приведем результаты эксперимента, проведенного по показателям лечебно-профилактических учреждений (ЛПУ) различных регионов России. Использовались базовые алгоритмы метода APB для проведения исследования эффективности для использования в сфере здравоохранения.

В качестве входных переменных использовались: число больничных коек на 10 тыс. человек x_1 , численность врачей на 10 тыс. человек x_2 . Выходная переменная: ожидаемая продолжительность жизни при рождении - y . В таблице 26 были представлены исходные данные для расчетов. Цель ЛПР состоит в снижении показателей входов при неизменном выходе. В соответствии с целью была выбрана модель CCR DEA с ориентацией на вход, так как в соответствии с целью ЛПР следует уменьшить входы.

Ограничения, заданные ЛПР:

$$50 \leq y' \leq 80,$$

$$50 \leq x'_1 \leq 150,$$

$$35 \leq x'_2 \leq 100,$$

$$(y', x'_1, x'_2) \neq (y, x_1, x_2).$$

Шаг изменения для $x'_1 = 1$. Шаг изменения для $x'_2 = 1$.

Проведем сравнение показателей эффективности, рассчитанных методом DEA и методом APB. Полученные результаты представлены в таблице 21.

Таблица 21 – Показатели эффективности при использовании APB метода и метода DEA

№ объекта	Показатель эффективности (метод DEA) до расширения выборки	Показатель эффективности (метод APB) после расширения выборки
1	0.839	0.812
2	0.638	0.606
3	0.570	0.510
4	1.000	0.980
5	0.882	0.804
6	0.634	0.601
7	0.886	0.812
8	0.929	0.905
9	0.789	0.716
10	0.702	0.654
11	0.701	0.687
12	1.000	0.987
13	0.755	0.709
14	0.608	0.579
15	0.699	0.622
16	0.580	0.513
17	0.774	0.724
18	0.636	0.598
19	0.832	0.799
20	0.636	0.603

Из таблицы 21 видно, что объекты №4 и №12 имеют наиболее высокие показатели эффективности. Объекты №3 и №16 имеют наиболее низкие показатели эффективности.

Анализируя полученные результаты, можно заметить, что при использовании метода DEA эффективные объекты реальной выборки становятся неэффективными после использования метода APB, а неэффективные объекты реальной выборки становятся менее эффективны после использования предложенного метода. Например, объект №1, имел показатель эффективности,

рассчитанный по методу DEA равный 0.839. При использовании метода APB показатель эффективности снизился на 0.027 и составил 0.812. Объект №4, имел показатель эффективности, рассчитанный по методу DEA равный 1.000. При использовании метода APB он составил 0.980. Из таблицы видно, что после использования APB метода нет ни одного эффективного объекта реальной выборки. Применение метода APB позволило сгенерировать эталонные объекты при заданных ограничениях и повысить эффективность объектов реальной выборки.

Графическое распределение показателей эффективности, рассчитанных методом DEA и методом APB представлено на рисунке 18.

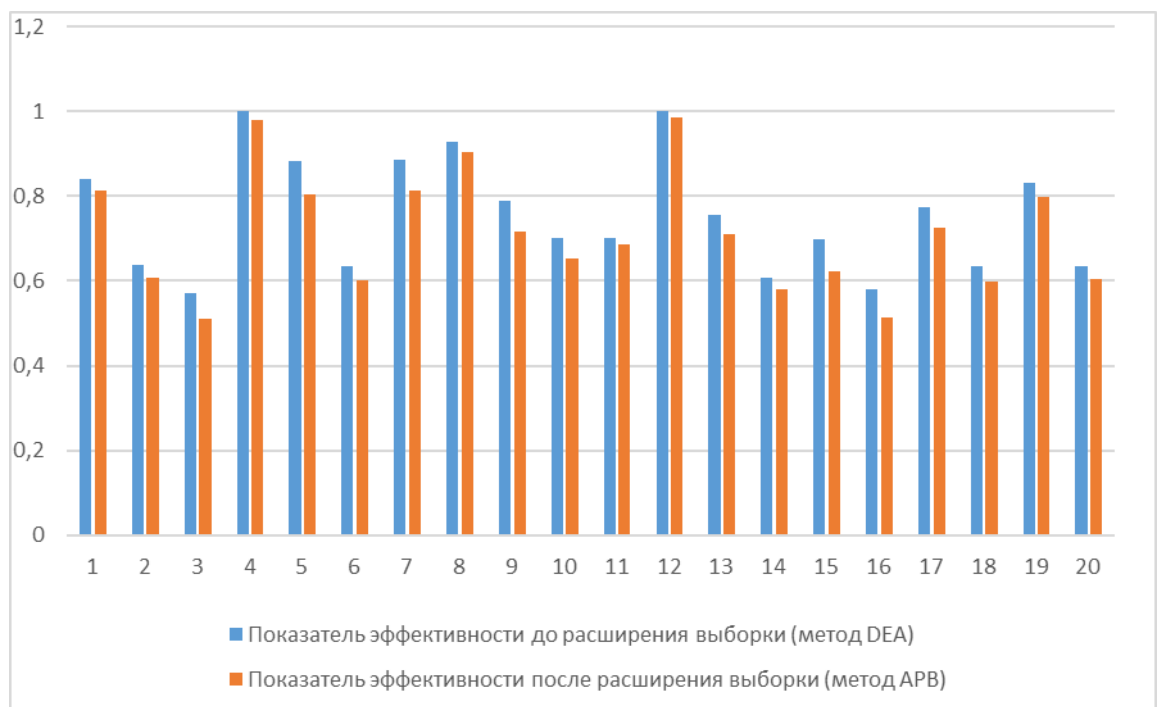


Рисунок 18 – Графическое распределение показателей эффективности

На рисунке 18 представлено разными цветами изменение показателей эффективности для каждого объекта реальной выборки, рассчитанных методом DEA и методом APB. По горизонтальной оси отображаются номера объектов реальной выборки. По вертикальной оси отображаются показатели эффективности объектов реальной выборки.

При использовании метода АРВ сгенерированы эталонные объекты под номерами 123, 2470, 3567, 5345, 6879, что позволяет повысить эффективность функционирования реальных объектов, настроив их показатели входов и выходов в соответствии с показателями эталонных объектов. В таблице 22 представлены показатели входов и выходов исследуемых объектов для достижения эффективности при заданных ограничениях, рассчитанных методом АРВ и методом DEA.

Таблица 22 – Расчетные показатели входов и выходов реальной выборки для достижения эффективности, рассчитанных методом АРВ и методом DEA

№	выход (y) до	выход (y) после	вход (x_1) до	вход (x_1) после	изменение (x_1)	вход (x_2) до	вход (x_2) после	изменение (x_2)
1	73.93	73.93	69.4	57.843	-11.557	42.7	35.023	-7.677
2	71.55	71.55	92.9	58.675	-34.225	54.0	34.009	-19.991
3	70.93	70.93	93.4	52.865	-40.535	61.3	34.056	-27.244
4	73.33	73.33	55.0	54.345	-0.655	35.8	35.187	-0.613
5	68.95	68.95	93.6	81.987	-11.613	35.0	30.007	-4.993
6	71.80	71.80	84.9	52.932	-31.968	60.6	34.678	-25.922
7	72.00	72.00	79.2	69.675	-9.525	38.0	33.125	-4.875
8	78.22	78.22	63.4	58.209	-5.191	41.1	37.893	-3.207
9	74.29	74.29	78.1	61.006	-17.094	45.3	35.142	-10.158
10	70.90	70.90	75.7	52.895	-22.805	49.5	34.045	-15.455
11	72.85	72.85	95.9	66.956	-28.944	49.1	33.987	-15.113
12	69.88	69.88	87.9	87.123	-0.777	30.9	30.129	-0.771
13	74.59	74.59	74.1	55.157	-18.943	59.8	35.989	-23.811
14	67.11	67.11	109.3	65.989	-43.311	51.5	30.923	-20.577
15	70.58	70.58	78.3	54.067	-24.233	49.1	33.896	-15.204
16	72.33	72.33	103.3	59.234	-44.066	60.0	34.143	-25.857
17	69.35	69.35	80.0	61.162	-18.838	42.6	32.348	-10.252
18	72.67	72.67	85.7	53.895	-31.805	59.7	35.006	-24.694
19	67.70	67.70	121.9	84.896	-37.004	36.0	29.453	-6.547
20	69.71	69.71	92.7	58.098	-34.602	52.6	33.016	-19.584

Из таблицы 22 видно, что применение метода АРВ позволило улучшить значения параметров входов. Показатели входов были снижены в пределах заданных ограничений при сохранении неизменного значения выхода. Предложенный метод позволил повысить эффективность функционирования

социальной системы сферы здравоохранения для ЛПУ по исследуемым параметрам входов и выходов при заданных ограничениях. Предложенный метод позволил настроить параметры входов в соответствии со значениями параметров сгенерированных эталонных объектов. Как пример, рассмотрим объект №1. Показатели входов, рассчитанные по методу DEA для достижения эффективности составляют: $x_1 = 58.249$, $x_2 = 35.839$. Показатели входов, рассчитанные по методу APB для достижения эффективности составляют: $x_1 = 57.843$, $x_2 = 35.023$. Метод APB позволил улучшить показатели входов, снизив x_1 на 0.406 и x_2 на 0.816, повысив эффективность этого объекта. В данной таблице видно, что показатели выходов остались неизменными. Так как цель ЛПР заключалась в снижении показателей входов.

По результатам проведенных исследований в данном параграфе, показана эффективность и целесообразность использования метода APB для исследования эффективности сложных производственных систем относительно других методов.

Результаты третьей главы

В третьей главе кандидатской диссертации проанализировано применение моделей DEA в системе централизованного коммунального теплоснабжения и социальной системе сферы здравоохранения. Представлена адаптация предложенного метода, алгоритмов и СППР в системе централизованного коммунального теплоснабжения и социальной системе сферы здравоохранения. Проведена оценка эффективности предложенного метода и его применения. Сделаны выводы о результативности предложенного метода APB и целесообразности его использования для повышения эффективности функционирования сложных производственных систем.

Предложенный метод снижает недостатки и ограничения использования известных методов оценки эффективности, делает возможным наносить ограничения по показателям входов и выходов, в том числе от изменения показателей внешней и внутренней среды, и повышает эффективность

исследуемых объектов выборки. На основании сравнительного анализа известных методов оценки эффективности и предложенного метода АРВ были выявлены его преимущества. В третьей главе представлены результаты сравнительного анализа известных методов оценки эффективности и предложенного метода, а также описаны особенности использования метода АРВ. Сделаны выводы о возможности и целесообразности его применения для исследования эффективности функционирования сложных производственных систем.

Предложенные в диссертационной работе метод АРВ, алгоритмы и разработанная СППР применены на практике в сфере жилищно-коммунального хозяйства и бытового обслуживания населения. Повышение эффективности функционирования системы централизованного коммунального теплоснабжения осуществляется в соответствии с целью ЛПР и ограничениями системы за счет поиска эталонных параметров входов и выходов работы ТЭЦ и котельных, таких как: располагаемая тепловая мощность оборудования, расход условного топлива на отпущенную тепловую энергию, отпуск тепловой энергии в сеть, масса выброса.

Метод АРВ, алгоритмы и разработанная СППР применены в сфере здравоохранения, а именно для лечебно-профилактических учреждений. Повышение эффективности функционирования социальной системы отрасли здравоохранения осуществляется в соответствии с целью ЛПР и ограничениями системы за счет поиска эталонных параметров входов и выходов работы лечебно-профилактических учреждений, таких как число больничных коек, численность врачей, численность среднего медицинского персонала и ожидаемая продолжительность жизни при рождении.

По результатам проведенных исследований в третьей главе, сделаны выводы о результативности предложенного метода и целесообразности его использования для повышения эффективности функционирования исследуемых объектов. АРВ метод позволяет получать результаты, не уступающие результатам других известных методов по повышению эффективности функционирования исследуемых объектов. В экспериментах достигнуто улучшение показателей эффективности от 1.12% до 28.34%.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате проведенного диссертационного исследования был впервые предложен метод предобработки данных исследуемой выборки объектов на основе искусственного расширения набора данных об объектах – метод АРВ - для использования в составе метода ДЕА. В отличие от других методов он позволяет исследовать эффективность функционирования объектов с более чем одним выходом, снижая недостаток относительности вычисления эффективности (эффективность вычисляется относительно объектов исследуемой выборки), а также позволяет работать с малой выборкой объектов. Разработан новый алгоритм выбора условий и ограничений для исследования эффективности сложных производственных систем методом АРВ, в отличие от других, позволяющий накладывать ограничения на значения параметров входов и выходов в зависимости от изменения показателей внешней и внутренней среды функционирования и цели ЛПР. Разработан новый алгоритм формирования наборов значений параметров входов и выходов исследуемых объектов и поиска эталонных объектов, позволяющий сформировать диапазон потенциально возможных значений параметров входов и выходов исследуемых объектов при заданных ограничениях и определить их эффективность.

Предложенные в диссертационной работе метод АРВ, алгоритмы и разработанная система поддержки принятия решений (СППР) применены на практике в сфере жилищно-коммунального хозяйства и бытового обслуживания населения. Вырабатываются решения по осуществлению повышения эффективности функционирования системы централизованного коммунального теплоснабжения осуществляется в соответствии с целью ЛПР и ограничениями системы за счет поиска эталонных значений параметров входов и выходов работы теплоэлектроцентралей (ТЭЦ) и котельных, таких как: располагаемая тепловая мощность оборудования, расход условного топлива на отпущенную тепловую энергию, отпуск тепловой энергии в сеть, масса выбросов загрязняющих веществ в атмосферный воздух (далее масса выброса).

Метод АРВ, алгоритмы и разработанная СППР применены в сфере здравоохранения, а именно для лечебно-профилактических учреждений. Вырабатываются решения по осуществлению повышения эффективности функционирования социальной системы отрасли здравоохранения осуществляется в соответствии с целью ЛПП и ограничениями системы за счет поиска эталонных значений параметров входов и выходов работы лечебно-профилактических учреждений, таких как число больничных коек, численность врачей, численность среднего медицинского персонала и ожидаемая продолжительность жизни при рождении.

В результате исследования была выполнена цель кандидатской диссертации. А также реализованы следующие задачи.

1. Проанализированы основные методы, применяемые для исследования эффективности функционирования объектов, недостатки и ограничения данных методов: ограничение в виде единственного выхода при вычислении показателя эффективности, недостаток вычисления «относительной» эффективности при наличии нескольких выходов и недостаток требуемого количества наблюдений при вычислении эффективности.

2. Разработан метод анализа расширенной выборки объектов (метод АРВ) для исследования эффективности объектов, который позволяет снизить влияние недостатков и позволяет повысить показатели эффективности исследуемых объектов.

3. Разработан комплекс алгоритмов поддержки принятия решений, направленный на повышение эффективности функционирования объектов, позволяющий поэтапно осуществлять использование предложенного метода АРВ в процессе принятия решений при исследовании эффективности функционирования сложных производственных систем.

4. Реализован разработанный комплекс алгоритмов в составе системы поддержки принятия решений, направленной на повышение эффективности функционирования объектов, используемой при исследовании эффективности объектов и реализующей применение предложенного метода АРВ в

автоматизированном режиме.

5. Предложена адаптация метода АРВ и алгоритмов для практического использования при исследовании эффективности объектов.

6. Оценена эффективность предложенного метода АРВ относительно других известных методов исследования эффективности значений входов и выходов для решения задач повышения эффективности функционирования объектов, в том числе при работе с малой выборкой.

Предложенный в диссертации метод АРВ исследования эффективности функционирования сложных производственных систем позволяет повышать эффективность функционирования сложных производственных систем поскольку:

- направлен на исследование эффективности функционирования сложных производственных систем с одним и более выходом, в том числе при работе с малой выборкой, позволяет минимизировать «относительность» вычисления эффективности, которую имеют другие методы;
- представлен в виде алгоритмов поддержки при принятии решений для ЛПР;
- предложенная программная реализация метода автоматизирует расчеты при исследовании эффективности и позволяет производить быструю адаптацию сложных производственных систем при изменении целей и задач ЛПР в ситуациях изменения условий внешней среды и ограниченности ресурсов системы, создавая более широкие возможности для практического применения.

Основные результаты работы.

1. Проведенный анализ основных методов исследования эффективности функционирования объектов, выявил основные недостатки и ограничения известных методов при практическом использовании, а именно: вычисление показателя эффективности при единственном выходе, или при работе с несколькими выходами вычисление «относительной» эффективности и наличие требуемого количества наблюдений для вычисления показателя эффективности.

2. Предложенный метод расширения выборки объектов (метод АРВ) для исследования эффективности объектов позволяет снизить влияние недостатков

использования существующих методов и повышать показатели эффективности исследуемых объектов. Он позволяет уменьшить «относительность» вычисления эффективности, которую имеет метод DEA, позволяя повысить эффективность функционирования исследуемых объектов. Метод APB позволяет учитывать ограничения по входам и выходам, связанные с возможностями и ограничениями исследуемых производственных систем, в том числе при изменении показателей внешней и внутренней среды, а также работать с малой выборкой.

4. Комплекс алгоритмов поддержки принятия решений позволил реализовать метод APB для применения при исследовании эффективности сложных производственных систем в автоматизированном режиме и способствовал улучшению показателей эффективности.

3. Реализация комплекса алгоритмов в системе поддержки принятия решений, используемой при исследовании эффективности объектов, позволила применить предложенный метода APB в автоматизированном режиме.

4. Предложенная адаптация метода APB и алгоритмов в виде СППР при практическом применении дает возможность производить расчеты и улучшать значения входов и выходов работы предприятий (на примере ТЭЦ и котельных, а также медицинских учреждений) на основе значений входов и выходов эталонных объектов, позволяя ЛПР принимать более обоснованные решения при исследовании эффективности работы сложных производственных систем.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 Акофф, Р. Л. О целеустремленных системах / Р. Л. Акофф, Ф. Эмери. – М.: Сов. радио, 2004. – 272 с.
- 2 Антамошкин, А. Н. Методика исследования эффективности сложных иерархических систем / А. Н. Антамошкин, О. Н. Моргунова, Е. П. Моргунов // Вестник Сиб. гос. аэрокосмич. ун-та. – 2006. – Вып. 2 (9). – С. 9–13.
- 3 Багриновский, К. А. Современные методы управления технологическим развитием / К. А. Багриновский, М. А. Бендилов, Е. Ю. Хрусталева. – М.: РОССПЭН, 2011. – 272 с.
- 4 Барсегян, А. А. Методы и модели анализа данных: OLAP и Data Mining: учеб. пособие / А. А. Барсегян, М. С. Куприянов, В. В. Степаненко, И. И. Холод. – СПб. : БХВ–Петербург, 2014. – 336 с.
- 5 Бешелев, С. Д. Математико-статистические методы экспертных оценок / С. Д. Бешелев, Ф. Г. Гурвич. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Статистика, 2013. – 263 с.
- 6 Бир, С. Кибернетика и менеджмент: Пер. с англ. / С. Бир. – 2-е изд. – М.: КомКнига, 2006. – 280 с.
- 7 Бир, С. Мозг фирмы: Пер. с англ. / С. Бир. – М.: Радио и связь, 2014. – 416 с.
- 8 Буренок, В. М. Механизмы управления производством продукции военного назначения / В. М. Буренок, Г. А. Лавринов, Е. Ю. Хрусталева; Центр. экон. мат. ин-т РАН. – М.: Наука, 2016. – 303 с.
- 9 Волкова, В. Н. Основы теории систем и системного анализа: учебник для студентов вузов, обучающихся по направлению «Системный анализ и управление» / В. Н. Волкова, А. А. Денисов. – Изд. 3-е., перераб. и доп. СПб.: Изд-во Политехн. ун-та, 2005. – 520 с.
- 10 Воронин, А. А. Оптимальные иерархические структуры / А. А. Воронин, С. П. Мишин. – М.: ИПУ РАН, 2003. – 214 с.

- 11 Выгон, Г. В. Анализ связи технологической эффективности и рыночной капитализации компаний / Г. В. Выгон, А. Б. Поманский // Экономика и математические методы. – 2015. – Т. 36, № 2. – С. 70–87.
- 12 Гафаров Ф.М. Искусственные нейронные сети и приложения: учеб. пособие / Ф.М. Гафаров, А.Ф. Галимянов. – Казань: Изд-во Казан. ун-та, 2018. – 121 с.
- 13 Голубков, Е. П. Технология принятия управленческих решений / Е. П. Голубков. – М.: Дело и сервис, 2016. – 544 с.
- 14 Горелова, В. Л. Основы прогнозирования систем: учеб. пособие для инж. экон. спец. вузов / В. Л. Горелова, Е. Н. Мельникова. – М.: Высш. шк., 2018. – 287 с.
- 15 Гранберг, А. Г. Моделирование социалистической экономики: учебник для студ. экон. вузов / А. Г. Гранберг. – М.: Экономика, 2014. – 487 с.
- 16 Дейт, К. Дж. Введение в системы баз данных: 6-е издание: Пер. с англ. / К. Дж. Дейт. – К.; М.; СПб.: Вильямс, 2009. – 848 с.
- 17 Евланов, Л. Г. Экспертные оценки в управлении / Л. Г. Евланов, В. А. Кутузов. – М.: Экономика, 2009. – 133 с.
- 18 Здравоохранение в России. 2023: Стат. сб. [Электронный ресурс] / Росстат. – М., 2023. – 179 с. – Режим доступа: <https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/Zdravoohran-2023.pdf>.
- 19 Ильичев, А. В. Эффективность проектируемой техники: Основы анализа / А. В. Ильичев. – М.: Машиностроение, 2021. – 336 с.
- 20 Интеллектуальные системы поддержки принятия решений в нештатных ситуациях с использованием информации о состоянии природной среды / В. А. Геловани, А. А. Башлыков, В. Б. Бритков, Е. Д. Вязилов. – М.: Эдиториал УРСС, 2011. – 304 с.
- 21 Интрилигатор, М. Математические методы оптимизации и экономическая теория: Пер. с англ. / М. Интрилигатор. – М.: Айрис-пресс, 2012. – 576 с.

- 22 Ириков, В. А. Распределенные системы принятия решений. Теория и приложения / В. А. Ириков, В. Н. Тренев. – М.: Наука: Физматлит, 2013. – 288 с.
- 23 Искусство программирования на С. Фундаментальные алгоритмы, структуры данных и примеры приложений: Энциклопедия программиста: Пер. с англ. / Р. Хэзфилд, Л. Кирби, Д. Корбит и др. – К.: Диасофт, 2021. – 736 с.
- 24 Канер, С. Тестирование программного обеспечения: Пер. с англ. / Сэм Канер, Джек Фолк, Енг Кек Нгуен. – К.: ДияСофт, 2019. – 544 с.
- 25 Капица, С. П. Синергетика и прогнозы будущего / С. П. Капица, С. П. Курдюмов, Г. Г. Малинецкий. – 3-е изд. – М.: Едиториал УРСС, 2013. – 288 с.
- 26 Карманов, В. Г. Математическое программирование: учеб. пособие / В. Г. Карманов. – 5-е изд., стереотип. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2021. – 264 с.
- 27 Керниган, Б. Язык программирования С. 2-е издание: Пер. с англ. / Б. Керниган, Д. Ритчи. – М.: Вильямс, 2016. – 304 с.
- 28 Клейнер, Г. Б. Производственные функции: Теория, методы, применение / Г. Б. Клейнер. – М.: Финансы и статистика, 2007. – 239 с.
- 29 Клир, Дж. Системология. Автоматизация решения системных задач [Текст]: Пер. с англ. / Дж. Клир. – М.: Радио и связь, 2018. – 544 с.
- 30 Кривоножко, В. Е. Анализ эффективности функционирования сложных производственных систем / В. Е. Кривоножко, А. И. Пропой, Р. В. Сеньков, И. В. Родченков, П. М. Анохин // Автоматизация проектирования. – 2012. – № 1. – С. 2–7.
- 31 Кривоножко, В. Е. Параметрические методы в анализе эффективности сложных производственных систем / В. Е. Кривоножко, О. Б. Уткин, Р. В. Сеньков // Нелинейная динамика и управление: К 70-летию акад. С. В. Емельянова: сб. трудов Ин-та системного анализа РАН. – М.: Эдиториал УРСС, 2018. – С. 49–69.
- 32 Кузнецов, А. В. Высшая математика: Математическое программирование: учебник / А. В. Кузнецов, В. А. Сакович, Н. И. Холод; под общ. ред. А. В. Кузнецова. – 2-е изд., перераб. и доп. – Мн.: Вышэйшая школа, 2021. – 351 с.

- 33 Кузнецов, А. В. Руководство к решению задач по математическому программированию: учеб. пособие / А. В. Кузнецов, Н. И. Холод, Л. С. Костевич; под общ. ред. А. В. Кузнецова. – 2-е изд., перераб. и доп. – Мн.: Высшая школа, 2022. – 448 с.
- 34 Литвак, Б. Г. Экспертная информация: Методы получения и анализа / Б. Г. Литвак. – М.: Радио и связь, 2013. – 184 с.
- 35 Малиновский, А. А. Тектология. Теория систем. Теоретическая биология / А. А. Малиновский. – М.: Эдиториал УРСС, 2020. – 448 с.
- 36 Мезоэкономика переходного периода: Рынки, отрасли, предприятия / Под ред. Г. Б. Клейнера. – М.: Наука, 2021. – 516 с.
- 37 Месарович, М. Теория иерархических многоуровневых систем / М. Месарович, Д. Мако, И. Такахара. – М.: Мир, 2019. – 344 с.
- 38 Могилевский, В. Д. Методология систем: вербальный подход / В. Д. Могилевский. – М.: Экономика, 2019. – 251 с.
- 39 Моргунов, Е. П. Информационная и интеллектуальная поддержка системы управления качеством в университете / Е. П. Моргунов, О. Н. Моргунова // Проблемы повышения качества подготовки специалистов: науч.- метод. сб. – Красноярск: СибГАУ, 2005. – Вып. 2. – С. 202–212.
- 40 Моргунов, Е. П. Многомерная классификация сложных объектов на основе оценки их эффективности / Е. П. Моргунов, О. Н. Моргунова // Вестник НИИ СУВПТ: сб. науч. тр. / Под общ. ред. проф. Н. В. Василенко. – Красноярск: НИИ СУВПТ, 2003. – Вып. 14. – С. 222–240.
- 41 Моргунов, Е. П. Подходы к разработке программного обеспечения для решения задач в области Efficiency and Productivity Analysis / Е. П. Моргунов, О. Н. Моргунова // Вестник НИИ СУВПТ: сб. науч. тр. / Под общ. ред. проф. Н. В. Василенко. – Красноярск: НИИ СУВПТ, 2003. – Вып. 11. – С. 136– 139.
- 42 Моргунов, Е. П. Применение метода Data Envelopment Analysis в управлении системой образования / Е. П. Моргунов, О. Н. Моргунова // Междунар. науч.-метод. конф. «Развитие системы образования в России XXI века», 24–26

октября 2003 г. (г. Красноярск): материалы / Краснояр. гос. ун-т. – Красноярск, 2003. – С. 190–192.

43 Моргунов, Е. П. Формирование искусственной границы эффективности в методе Data Envelopment Analysis / Е. П. Моргунов, О. Н. Моргунова // Вестник Сиб. гос. аэрокосмич. ун-та им. академика М.Ф. Решетнева: сб. науч. тр. / Под общ. ред. проф. Г. П. Белякова. – Красноярск: СибГАУ, 2003. – С. 385–386.

44 Моргунова, О. Н. Компьютерная поддержка принятия решений по оценке эффективности сложных производственных систем / О. Н. Моргунова, Е. П. Моргунов // VII Всероссийская научно-техническая конференция «Теоретические и прикладные вопросы современных информационных технологий», 24–30 июля 2006 г. (г. Улан-Удэ): материалы: в 2 ч. / Вост.-Сиб. гос. технологич. ун-т. – Улан-Удэ : Изд-во ВСГТУ, 2006. – Ч. 1. – С. 183–186.

45 Моргунова, О. Н. Компьютерная поддержка принятия решений по оценке эффективности функционирования вуза / О. Н. Моргунова, Е. П. Моргунов // Всероссийская научно-практическая конф. «ИТ-инновации в образовании», 27–30 июня 2005 г. (г. Петрозаводск): материалы / ПетрГУ. – Петрозаводск, 2005. – С. 166–169.

46 Моргунова Ольга Николаевна. Методы и алгоритмы исследования эффективности сложных иерархических систем: диссертация ... кандидата технических наук: 05.13.01. - Красноярск, 2006. - 153 с.: ил. РГБ ОД, 61 07-5/29.

47 Моргунова, О. Н. Подходы к оценке эффективности сложных иерархических систем / О. Н. Моргунова // Вестник университетского комплекса: сб. науч. тр. / Под общ. ред. проф. Н. В. Василенко. – Красноярск: ВСФ РГУИТП; НИИ СУВПТ, 2005. – Вып. 4 (18). – С. 44–55.

48 Моргунова, О. Н. Проблема оценки эффективности сложных иерархических систем / О. Н. Моргунова // IX Международная научно-практическая конференция «Системный анализ в проектировании и управлении», 30 июня – 8 июля 2005 г. (г. Санкт-Петербург): труды / Санкт-Петербургский гос. политехнич. ун-т. – СПб.: Изд-во Политехнич. ун-та, 2005. – С. 48–53.

49 Моргунова, О. Н. Теория эффективности сложных производственных систем: некоторые вопросы и предложения / О. Н. Моргунова, Е. П. Моргунов // X Между- народная научно-практическая конференция «Системный анализ в проектировании и управлении», 28 июня – 10 июля 2006 г. (г. Санкт-Петербург) : труды : в 3 ч. / Санкт-Петербургский гос. политехнич. ун-т. – СПб. : Изд-во Политехнич. ун-та, 2006. – Ч. 1. – С. 119–122.

50 Моргунова, О. Н. Экспертные методы формирования искусственных границ эффективности / О. Н. Моргунова // Научное обозрение. – 2006. – № 5. – С. 37–41.

51 Пантелеев, А. В. Методы оптимизации в примерах и задачах: учеб. пособие / А. В. Пантелеев, Т. А. Летова. – М.: Высшая школа, 2012. – 544 с

52 Петухов, Г. Б. Методологические основы внешнего проектирования целенаправленных процессов и целеустремленных систем / Г. Б. Петухов, В. И. Якунин. – М.: АСТ, 2016. – 504 с.

53 Покушко, М. В. Использование метода охвата данных для оценки эффективности предприятий / М. В. Покушко, А. А. Ступина, Е. С. Дресвянский, А. О. Ступин, С. М. Антипина // Журнал: Информатика. Экономика. Управление. ООО "Сибирский научный центр ДНИТ", №1, 2022. <https://doi.org/10.47813/2782-5280-2022-1-1-0101-0109> (РИНЦ).

54 Покушко, М. В., Исследование метода анализа среды функционирования и его применение для оценки эффективности предприятий топливно-энергетического комплекса / М. В Покушко, А. А. Ступина, И. Медина-Було, Е. С. Дресвянский // Вестник Кемеровского государственного университета. Серия: Политические, социологические и экономические науки. 2020. Т. 5. № 2. С. 251–262.

55 Покушко, М.В. Data Envelopment Analysis и его применение / М.В. Покушко, А.А. Ступина, И. Медина-Було, А.О. Ступин // Решетневские чтения. В 2-х частях. Под общей редакцией Ю.Ю. Логинова. Красноярск, 2022. – С. 446-448. <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=50021764> (РИНЦ).

56 Покушко, М.В. Новый метод оценки и повышения эффективности работы сложных производственных систем / Покушко М.В., Ступина А.А.// Системы управления и информационные технологии, №4 (90), 2023. – С. 3-14.

57 Покушко, М.В. Применение метода DEA для оценки систем теплоснабжения / М.В. Покушко, А.А. Ступина, И. Медина-Було, Е. С. Дресвянский, И.А. Тимофеев // Решетневские чтения. В 2-х частях. Под общей редакцией Ю.Ю. Логинова. Красноярск, 2021. – С. 482-483.
<https://www.elibrary.ru/item.asp?id=47712006> (РИНЦ).

58 Покушко, М.В. Применение модели Charnes-Cooper-Rhodes метода Data Envelopment Analysis для повышения эффективности работы котельных и теплоэлектроцентралей / Покушко М.В., Ступина А.А., Истомина А.А., Кузьмич Р.И.// Системы управления и информационные технологии, №4 (90), 2022. – С. 9-12.

59 Покушко, М.В. Свидетельство № 2023680119 Российская Федерация. Информационная система формирования исходных данных для метода DEA на базе множественной модели регрессии: № 2023680119: заявл. 31.08.2023: опубл. 26.09.2023 / Покушко М.В., Ступина А.А., Соколов В.А., Кузьмич Р.И. – 1 с.

60 Прангишвили, И. В. Поиск подходов к решению проблем / И. В. Прангишвили, Н. А. Абрамова, В. Ф. Спиридонов и др. – М.: Синтег, 2021. – 284 с.

61 Прангишвили, И. В. Системный подход и общесистемные закономерности / И. В. Прангишвили. – М.: Синтег, 2020. – 528 с.

62 Прангишвили, И. В. Системный подход и повышение эффективности управления / И. В. Прангишвили; Ин-т проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН. – М.: Наука, 2015. – 422 с.

63 Прангишвили, И. В. Энтропийные и другие системные закономерности: Вопросы управления сложными системами / И. В. Прангишвили; Ин-т проблем управления им. В. А. Трапезникова. – М.: Наука, 2022. – 428 с.

64 Прикладная статистика. Основы эконометрики: учебник для вузов: в 2 т. – 2-е изд., испр. – Т. 2: Айвазян, С. А. Основы эконометрики / С. А. Айвазян. – М.: Юнити–Дана, 2001. – 432 с.

- 65 Пропой, А. И. Итеративный метод оценки систем по многим показателям / А. И. Пропой // Динамика неоднородных систем. Выпуск 8 / Под ред. чл.-корр. РАН Ю. С. Попкова. – М.: Едиториал УРСС, 2014. – С. 5–23.
- 66 Росин, М. Ф. Статистическая динамика и теория эффективности систем управления / М. Ф. Росин, В. С. Булыгин. – М.: Машиностроение, 2016. – 312 с.
- 67 Российский статистический ежегодник. 2023: Стат.сб. [Электронный ресурс] / Росстат. – М., 2023 – 701 с. - Режим доступа: https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/Ejegodnik_2023.pdf.
- 68 Саати, Т. Принятие решений: Метод анализа иерархий / Т. Саати; пер. с англ. Р. Г. Вачнадзе. – М.: Радио и связь, 2013.
- 69 Сiao, К. К. Управленческая экономика: Пер. с англ. / К. К. Сiao. – М: ИНФРА-М, 2020. – 671 с.
- 70 Системный анализ и принятие решений: словарь-справочник: учеб. пособие / Под ред. В. Н. Волковой, В. Н. Козлова. – М.: Высшая школа, 2014. – 616 с.
- 71 Смоляк, С. А. Оценка эффективности инвестиционных проектов в условиях риска и неопределенности (теория ожидаемого эффекта) / С. А. Смоляк. – М.: Наука, 2022. – 182 с.
- 72 Соломонов, Ю. С. Большие системы: гарантийный надзор и эффективность / Ю. С. Соломонов, Ф. К. Шахтарин. – М.: Машиностроение, 2013. – 368 с.
- 73 Соммервилл, И. Инженерия программного обеспечения: 6-е изд.: пер. с англ. / И. Соммервилл. – М: Вильямс, 2022. – 624 с.
- 74 Столлингс, В. Операционные системы: 4-е издание: Пер. с англ. / В. Столлингс. – М.: Вильямс, 2021. – 848 с.
- 75 Страуструп, Б. Языки программирования. Специальное издание: Пер. с англ. / Бьёрн Страуструп. – М.: Бином-Пресс, 2015. – 1104 с.
- 76 Сухарев, А. Г. Курс методов оптимизации: учеб. пособие / А. Г. Сухарев, А. В. Тимохов, В. В. Федоров. – 2-е изд. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2015. – 368 с.

- 77 Схема теплоснабжения города Красноярска до 2033 года [Электронный ресурс] - Официальный сайт администрации города Красноярска. - Режим доступа: <http://www.admkrsk.ru/citytoday/municipal/energy/Pages/SHEMA2033Krasn.aspx>
- 78 Таненбаум, Э. Современные операционные системы: Пер. с англ. / Эндрю Таненбаум. – 2-е изд. – СПб.: Питер, 2022. – 1040 с.
- 79 Таха, Х. Введение в исследование операций: 6-е издание: Пер. с англ. / Х. Таха. – М.: Вильямс, 2021. – 912 с.
- 80 Трахтенгерц, Э. А. Компьютерная поддержка принятия решений / Э. А. Трахтенгерц. – М.: Синтег, 2020. – 376 с.
- 81 Трахтенгерц, Э. А. Субъективность в компьютерной поддержке управленческих решений / Э. А. Трахтенгерц. – М.: Синтег, 2021. – 256 с.
- 82 Уорсли, Дж. PostgreSQL. Для профессионалов / Дж. Уорсли, Дж. Дрейк. – СПб.: Питер, 2019. – 496 с.
- 83 Уткина, В. Ф. Надежность и эффективность в технике: справочник / Ред. совет: В. С. Авдеевский (пред.) и др. В 10 т. Т. 3. Эффективность технических систем / Под общ. ред. В. Ф. Уткина, Ю. В. Крючкова. – М.: Машиностроение, 2014. – 328 с.
- 84 Федеральная служба государственной статистики [Электронный ресурс] - Режим доступа: <https://rosstat.gov.ru/>.
- 85 Федотов, Ю. В. Анализ границ производственных возможностей и оценка организационной эффективности в системе здравоохранения Санкт-Петербурга / Ю. В. Федотов, К. П. Яблонский, М. А. Виталюева // Вестник СПбГУ. Менеджмент. 2017. Т. 16. Вып. 4.
- 86 Флейшман, Б. С. Основы системологии / Б. С. Флейшман. – М.: Радио и связь, 2018. – 368 с.
- 87 Флейшман, Б. С. Элементы теории потенциальной эффективности сложных производственных систем / Б. С. Флейшман. – М.: Сов. радио, 2019. – 224 с.
- 88 Чейз Р.Б., Эквилайн Н.Дж., Якобс Р.Ф. Производственный и операционный менеджмент / Пер. с англ. – М.: Вильямс, 2004. – 704 с.

89. Шилдт, Г. Полный справочник по С: 4-е издание: Пер. с англ. / Г. Шилдт. – М.: Вильямс, 2022. – 704 с.
80. Adhikari, A. A route efficiency analysis using Shannon entropy-based modified DEA method and route characteristics investigation for urban bus transport in India / A. Adhikari, S. Basu, I. Biswas, A. Banerjee, P. Pratim Sengupta // *Infor: Information Systems and Operational Research*, 56:3, 2018. p. 332-359.
81. Adler, N. Review of ranking methods in the data envelopment analysis context / N. Adler, L. Friedman, Z. Sinuany-Stern// *European Journal of Operational Research*, 2002. – p. 49-265.
82. Aghlmand, S. The stochastic frontier analysis technique in measuring the technical and economic efficiency of hospital diagnostic laboratories: a case study in Iran / S. Feizollahzadeh, B. Fathi, H. Yusefzadeh, M. Alinejhad // *Cost Effectiveness and Resource Allocation*, 20(1), 2022. <https://doi.org/10.1186/s12962-022-00406-8>.
83. Amirteimoori, A. Marginal rates of technical changes and impact in stochastic data envelopment analysis: An application in power industry / A. Allahviranloo, T., Khoshandam, L. *Expert Systems with Applications*, 237, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121722>.
84. Antunes, J., Cost efficiency of Chinese banks: Evidence from DEA and MLP-SSRP analysis / J. Antunes, J., Hadi-Vencheh, A., Jamshidi, A., Tan, Y., Wanke, P. // *Expert Systems with Applications*, 237, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121432>.
85. Bahareh Bafandeh Mayvan, Abbas Rasoolzadegan Design pattern detection based on the graph theory *Knowledge-Based Systems* 120, 2017. – p. 211-225, <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2017.01.007>.
86. Banker, R. An introduction to data envelopment analysis with some of its models and their uses / Banker, R. D., Charnes, A., Cooper, W. W. // *Researches in governmental and non-profit accounting*. [Abstract]. *European Journal of Operations Research*, 1, 1989. – p. 125-163.

87. Banker, R. D. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis / Banker, R. D., Charnes, A., Cooper, W. W. // *Management Science*, 30(9), 1984. – p. 1078-1092.
88. Bowlin, W. F. A model for measuring amounts of efficiency dominance. Models and measures for efficiency dominance in dea / Bowlin, W. F., Brennan, J., Charnes, A., Cooper, W. W., Sueyoshi, T. // *Journal of the Operations Research Society of Japan*, 39, 1996. – p. 322-332.
89. Brar, V. Problems in Evaluating the Effectiveness of Sales Promotion Activities / Brar, V., Kumar, A., & Ramgade, A. // *International Journal of Multidisciplinary: Applied Business and Education Research*, 3(7), 2022. – p. 1239–1243. <https://doi.org/10.11594/ijmaber.03.07.02>.
90. Campos, M. S. Robust stochastic frontier analysis applied to the Brazilian electricity distribution benchmarking method / Campos, M. S., Costa, M. A., Gontijo, T. S., & Lopes-Ahn, A. L. // *Decision Analytics Journal*, 3, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2022.100051>.
91. Casado-Aranda, L. A. Evaluating Communication Effectiveness Through Eye Tracking: Benefits, State of the Art, and Unresolved Questions / Casado-Aranda, L. A., Sánchez-Fernández, J., & Ibáñez-Zapata, J. Á. // *International Journal of Business Communication*, 60(1), 2023. – p. 24–61. <https://doi.org/10.1177/2329488419893746>.
92. Castelli, L., A classification of DEA models when the internal structure of the Decision-Making Units is considered / Castelli, L., Pesenti, R., & Ukovich, W. // *Annals of Operations Research*, 173(1), 2008. – p. 207-235. [doi:10.1007/s10479-008-0414-2](https://doi.org/10.1007/s10479-008-0414-2).
93. Charnes, A. A multiplicative model for efficiency analysis / Charnes, A., Cooper, W. W., Seiford, L. M., Sturz, J. // *Socio-Economic Planning Sciences*, 16(5), 1982. – p. 223-224.
94. Charnes, A. Measuring the efficiency of decision-making units / Charnes A., Cooper W.W, Rhodes E. // *Eur J Oper Res* 2(6), 1978. – p. 429–444. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(78\)90138-8](https://doi.org/10.1016/0377-2217(78)90138-8).

95. Charnes, A. Sensitivity of efficiency classifications in the additive model of data envelopment analysis / Charnes, A., Haag, S., Jaska, P., & Semple, J. // *International Journal of Systems Science*, 23(5), 1992. – p. 789-798. <https://doi.org/10.1080/00207729208949248>.
96. Cheng G. Data Envelopment Analysis: Methods and MaxDEA Software / Cheng G. // Intellectual Property Publishing House Co. Ltd. Beijing, 2014. – p. 281.
97. Cheng, L. A study on the application of data envelopment analysis in evaluating the quality of physical education teaching in universities / Cheng, L., Yu, L., & Lan, X. // *International Journal of Computational Systems Engineering*, 8(1/2), 2024. <https://doi.org/10.1504/ijcsyse.2024.10058119>.
98. Chernyshova G. Application of Data Envelopment Analysis to assess the effectiveness of web-resources / Chernyshova G. Yu., Kovalev R. N. // *Management Science* 41(7), 2017. – p. 1172-1184. <https://doi.org/10.1287/mnsc.41.7.1172>.
99. Chong, Ch. Y. Automatic clustering constraints derivation from object-oriented software using weighted complex network with graph theory analysis / Ch. Y. Chong and S. P. Lee // *Elsevier Journal of Systems and Software*, 133, 2017. – p. 28-53 <https://doi.org/10.1016/j.jss.2017.08.017>.
100. Coelli, T. J. Recent Developments in Frontier Modelling and Efficiency Measurement [Abstract] / Coelli, T. J. // *Australian Journal of Agricultural Economics*, 39(3), 1995. – p. 219-245. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8489.1995.tb00552.x>.
101. Cook, W. Modeling performance measurement applications and implementation issues in DEA / Cook, W., Zhu, J. // New York: Springer, 2005. – p. 408.
102. Cooper, W. W. Data Envelopment Analysis / Cooper W W, Seiford L M and Tone K // Boston: Kluwer Academic Publishers, 2000. – p. 318.
103. Cooper, W. W. Origin and Development of Data Envelopment Analysis: Challenges and Opportunities / Cooper, W. W. // *Data Envelopment Analysis Journal*, 1(1), 2014. – p. 3-10. <https://doi.org/10.1561/103.000000002>.
104. Dehnokhalaji A. A box-uncertainty in DEA / Dehnokhalaji A., Khezri S.Emrouznejad A. // *A robust performance measurement framework Expert Systems with Applications*, 187, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115855>.

105. Dennehy, D. Going with the flow: An activity theory analysis of flow techniques in software development / D. Dennehy and K. Conboy // *Journal of Systems and Software*, 133, 2017. – p. 160-173 <https://doi.org/10.1016/j.jss.2016.10.003>.
106. Dhaka, V. S. A survey of deep convolutional neural networks applied for prediction of plant leaf diseases. *Sensors* / Dhaka, V. S., Meena, S. V., Rani, G., Sinwar, D., Kavita, Ijaz, M. F. and Woźniak, M. // MDPI AG, 2021. <https://doi.org/10.3390/s21144749>.
107. Diakopoulos, N. Accountability in algorithmic decision making / N. Diakopoulos // *Communications of the ACM*, 59-2, 2016. – p. 56-62. <https://doi.org/10.1145/2844110> <https://dl.acm.org/doi/fullHtml/10.1145/2844110>.
108. Dyckhoff, H. Theoretische Begründung einer Effizienzanalyse mittels Data Envelopment Analysis (DEA) / Dyckhoff, H., Allen, K. // *Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung*, H. 5, S. 1999. – p. 411-436.
109. Ellinger, T. *Operations research. Eine Einführung* / Ellinger, T. // Springer-Verlag, 1985.
110. Emrouznejad, A. A survey and analysis of the first 40 years of scholarly literature in DEA: 1978-2016 / Emrouznejad A, Yang G // *Socio Econ Plan Sci* 61(1), 2018. – p. 4–8 <https://doi.org/10.1016/j.seps.2017.01.008>.
111. España, V. J. Estimating production functions through additive models based on regression splines / España, V. J., Aparicio, J., Barber, X., & Esteve, M. // *European Journal of Operational Research*, 312(2), 2024. – p. 684–699. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.06.035>.
112. Farrell, M. J. The measurement of productive efficiency / Farrell, M. J. // *J R Stat Soc Ser A-G* 120(3), 1957. – p. 253–290 <https://doi.org/10.2307/2343100>.
113. Farrell, M.J. Estimating Efficient Productions Functions under Increasing Returns to Scale / Farrell, M.J., M. Fieldhouse // *Journal of the Royal Statistical Society* 125, 1962. – p. 252-267.
114. Foroughi, A.A. Solving generalized fuzzy data envelopment analysis model: a parametric approach / Foroughi AA, Shureshjani RA // *Cent Eur J Oper Res* 25(4), 2017. – p. 889–905. <https://doi.org/10.1007/s10100-016-0448-5>.

115. Garg, N. GOASREP: Goal Oriented Approach for Software Requirements Elicitation and Prioritization Using Analytic Hierarchy / N. Garg, M. Sadiq, P. Agarwal // *Process Proceedings of the 5th International Conference on Frontiers in Intelligent Computing: Theory and Applications*, 2023. – p. 281-287 https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-10-3156-4_28.
116. Gomez-Meneses, P. Extremal Optimization Applied to the Minimum Order Frequency Assignment Problem / Gomez-Meneses, P., Ayala, H. // *IEEE Latin America Transactions*, 21(3), 2023. – p. 466–474. <https://doi.org/10.1109/TLA.2023.10068851>.
117. Halická, M. A unified approach to radial, hyperbolic, and directional efficiency measurement in data envelopment analysis / Halická, M., Trnovská, M., & Černý, A. // *European Journal of Operational Research*, 312(1), 2023. – p. 298–314. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.06.039>.
118. Heun, M. From Theory to Econometrics to Energy Policy / Dr. Matthew Heun, João Santos, Paul E. Brockway et al. // *Cautionary Tales for Policymaking Using Aggregate Production Functions Energies* 10(2), 2017. – p. 203. <https://doi.org/10.3390/en10020203>.
119. Holý, V. The role of a nation's culture in the country's governance: Stochastic frontier analysis / Holý, V., Evan, T. // *Central European Journal of Operations Research*, 30(2), 2022. – p. 507–520. <https://doi.org/10.1007/s10100-021-00754-5>.
120. Jablonský, J. Efficiency analysis in multi-period systems: an application to performance evaluation in Czech higher education / Jablonský, J. // *Cent Eur J Oper Res* 24(2), 2015. – p. 283–296. <https://doi.org/10.1007/s10100-015-0401-z>.
121. Kang, H. J. Combining bootstrap data envelopment analysis with social networks for rank discrimination and suitable potential benchmarks / Kang, H. J., Kim, C., Choi, K. // *European Journal of Operational Research*, 312(1), 2024. – p. 283–297. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.06.038>.
122. Kao, C. Efficiency decomposition in two-stage data envelopment analysis: An application to non-life insurance companies in Taiwan / Kao, C., Hwang, S. // *European Journal of Operational Research*, 185(1), 2008. – p. 418-429. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.11.041>.

123. Kao, C. Network data envelopment analysis: A review / Kao, C. // *European Journal of Operational Research*, 239(1), 2014. – p. 1-16. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.02.039>.
124. Kea, S. Stochastic Frontier Analysis. In *Encyclopedia of Tourism Management and Marketing* / Kea, S., Shahriar, S. // Edward Elgar Publishing, 2023. – p. 251–254. <https://doi.org/10.4337/9781800377486.stochastic.frontier.analysis>.
125. Klaas-Jan Stol, K-J. Grounded theory in software engineering research: a critical review and guidelines / Klaas-Jan Stol, Paul Ralph, Brian Fitzgerald // *ICSE '16: Proceedings of the 38th International Conference on Software Engineering*, 2016. – p. 120–131. <https://doi.org/10.1145/2884781.2884833>.
126. Kohn, T. Teaching Programming and Algorithmic Complexity with Tangible Machines / T. Kohn, D. Komm // *ISSEP 2018: Informatics in Schools. Fundamentals of Computer Science and Software Engineering*, 2018. – p. 68-83.
127. Koubaroulis, D. Evaluating Colour-Based Object Recognition Algorithms Using the SOIL-47 Database / Koubaroulis, D., Kittler, J. // *Database*, 2002. – p. 23–25.
128. Kouchakinejad, F. Fuzzy multi-objective optimization of linear functions subject to max-arithmetic mean relational inequality constraints / F. Kouchakinejad, M. Mashinchi, E. Khorram // *Transactions on Industrial Engineering (E)*, 24, 3, 2024. <https://doi.org/10.24200/sci.2017.4135>.
129. Krejčia, J. Aggregation in the analytic hierarchy process: Why weighted geometric mean should be used instead of weighted arithmetic mean / Krejčia, J., JanStoklasa, J. // *Expert Systems with Applications*, 114, 2018. – p. 97-106 <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.06.060>.
130. Kusumaningsih, N. The technical efficiency of rice farming and mobile phone usage: a stochastic frontier analysis / Kusumaningsih, N. // *Food Research*, 7(1), 2023. – p. 93–103. [https://doi.org/10.26656/fr.2017.7\(1\).595](https://doi.org/10.26656/fr.2017.7(1).595).
131. Lamb, J. D. Using stochastic frontier analysis instead of data envelopment analysis in modelling investment performance / Lamb, J. D., Tee, K. H. // *Annals of Operations Research*, 2023. <https://doi.org/10.1007/s10479-023-05428-w>.

132. Li, H. Online investor attention and firm restructuring performance: Insights from an event-based DEA-Tobit model / Li, H., Wu, D. // *Omega* (United Kingdom), 122, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2023.102967>.
133. Lim, D. J. Measuring decentralized network efficiency: A pre-mortem Stackelberg game approach / Lim, D. J., Song, M. K. // *Expert Systems with Applications*, 238, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121685>.
134. Lin, R. A directional distance based super-efficiency DEA model handling negative data / R. Lin, Z. Chen // *Journal of the Operational Research Society*, 68-11, 2017. – p. 1312-1322.
135. Lin, R. Cross-efficiency evaluation capable of dealing with negative data: A directional distance function based approach / R. Lin // *Journal of the Operational Research Society*, 71-3, 2020. – p. 505-516.
136. Lissitsa, A. Data Envelope Analysis (DEA)-a modern methodology for determining production efficiency / Lissitsa, A.; Babiéceva, T. // *Discussion Paper*, 50, Institute of Agricultural Development in Central and Eastern Europe (IAMO), Halle (Saale) and Eastern Europe (IAMO). 2023. <http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:gbv:3:2-23263>.
137. Liu, Hu-Ch. Systematic failure mode and effect analysis using a hybrid multiple criteria decision-making approach / Hu-Chen Liu, Jian-Xin You, Meng-Meng Shan et al. // *Journal Total Quality Management & Business Excellence*, Volume 30, 2019. – p. 5-6. <https://doi.org/10.1080/14783363.2017.1317585>.
138. Lowrie, I. Algorithmic rationality: Epistemology and efficiency in the data sciences / Lowrie, I. // *Big Data & Society* (BD&S), 4-1, 2017. <https://doi.org/10.1177/2053951717700925>.
139. Matayoshi, J. Are We There Yet? Evaluating the Effectiveness of a Recurrent Neural Network-Based Stopping Algorithm for an Adaptive Assessment / Matayoshi, J., Cosyn, E., & Uzun, H. // *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 31(2), 2021. – p. 304–336. <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00240-8>.

140. Mazrekaj, D. Mind the Gap: Measuring Academic Underachievement Using Stochastic Frontier Analysis / Mazrekaj, D., Witte, K. D., Triebs, T. P. // *Exceptional Children*, 88(4), 2022. – p. 442–459. <https://doi.org/10.1177/00144029211073524>.

141. Millán-Martín, S. Optimisation of the use of sliding window deconvolution for comprehensive characterisation of trastuzumab and adalimumab charge variants by native high resolution mass spectrometry / Millán-Martín, S., Carillo, S., Füssl, F., Sutton, J., Gazis, P., Cook, K., Bones, J. // *European Journal of Pharmaceutics and Biopharmaceutics*, 158, 2021. – p. 83–95. <https://doi.org/10.1016/j.ejpb.2020.11.006>.

142. Morrison, C.J. Productivity Growth, Technological Progress, and Technical Efficiency in the Heartland and Southern Cotton States: 1996-1999 / Morrison, C.J., Nehring R., Banker D. and Breneman V. // *AAEA Annual Meetings*, 2001.

143. Murtagh, F. Algorithms for hierarchical clustering: an overview / Murtagh, F., Pedro Contreras, P. // *II Wires Data mining and knowledge discovery*, 7-6, 2017. <https://doi.org/10.1002/widm.1219>

144. Nikulchev, E. Technology stack selection model for software design of digital platforms / Nikulchev, E., Ilin, D., & Gusev, A. // *Mathematics*, 9(4), 2021. – p. 1–13. <https://doi.org/10.3390/math9040308>.

145. Pajor, A. Estimating the Marginal Likelihood Using the Arithmetic Mean Identity / A. Pajor // *Bayesian Analysis Volume 12, Number 1* 2017. – p. 261-287. <https://projecteuclid.org/euclid.ba/1459772735>

146. Papadopoulos, Y. A synthesis of logic and bio-inspired techniques in the design of dependable systems / Y. Papadopoulos, M. Walker, D. Parker et al. // *Annual Reviews in Control*, 41, 2016. – p. 170-182. <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2016.04.008>.

147. Paszkiewicz, A. Software Development for Modeling and Simulation of Computer Networks /A. Paszkiewicz, B. Molanowski // *Complex Systems Approach Towards a Synergistic Combination of Research and Practice in Software Engineering*, 2017. – p. 193-206 https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-65208-5_14

148. Paudyal, P. Algorithmic Opacity: Making Algorithmic Processes Transparent through Abstraction Hierarchy / Pragya Paudyal, B.L. William Wong //

Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting, 62, 1, 2018.
<https://doi.org/10.1177/1541931218621046>.

149. Pendharkar, P. C. A Radial Basis Function Neural Network for Stochastic Frontier Analyses of General Multivariate Production and Cost Functions / Pendharkar, P. C. // Neural Processing Letters, 55(5), 2023. – p. 6247–6268.
<https://doi.org/10.1007/s11063-022-11137-5>.

150. Pokushko, M. Algorithm for Application of a Basic Model for the Data Envelopment Analysis Method in Technical Systems / M. Pokushko, A. Stupina, I. Medina-Bulo, S. Ezhemanskaya, R. Kuzmich, R. Pokushko // Algorithms, 16, 460, 2023.
<https://doi.org/10.3390/a16100460> (Q2).

151. Pokushko, M. Application of data envelopment analysis method for assessment of performance of enterprises in fuel and energy complex / M. Pokushko, A. Stupina, I. Medina-Bulo, E. Dresvianskii, M. Karaseva // Journal of Physics, Vol. 1353, Is. 1, 2019. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1353/1/012140>.

152. Pokushko, M. Application of the Data Envelopment Analysis Method for Evaluating Operation of Technical Systems / M. Pokushko, A. Stupina, I. Medina-Bulo, R. Kuzmich, A. Stupin, M. Karaseva // Hybrid Methods of Modeling and Optimization in Complex Systems, European Proceedings of Computers and Technology, 1, 2023. – p. 48-54. <https://doi.org/10.15405/epct.23021.6>.

153. Pokushko, M. Applying the Data Envelopment Analysis method for evaluating the efficiency of the complex system operations in fuel and energy companies / M. Pokushko, A. Stupina, I. Medina-Bulo, E. Dresvianskii, E. Mashinets, Zh. Shmeleva // Journal of Physics, Vol. 1515, Is. 5, 2020. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1515/5/052039>.

154. Pokushko, M. Evaluating the efficiency of heat and power systems by the data envelopment analysis method / M. Pokushko, A. Stupina, I. Medina-Bulo, E. Dresvianskii, A. Stupin, R. Kuzmich, I. Ruiga, L. Korpacheva // WSEAS Transactions on Power Systems, 16, 2021. – p. 185-194. <https://doi.org/10.37394/232016.2021.16.19>. (Q2).

155. Pokushko, M. Slack Based Model for Enterprises' Efficiency Improvement / M. Pokushko, I. Medina-Bulo, R. Kuzmich, R. Pokushko, M. Karaseva, N. Dubovik // Hybrid Methods of Modeling and Optimization in Complex Systems, European Proceedings of Computers and Technology, 1, 2023. – p. 351-356. <https://doi.org/10.15405/epct.23021.43>.
156. Pokushko, M. The influence of the heat and power system on the comfort of the living environment / A. Stupina, M. Pokushko, O. Shagaeva, I. Medina-Bulo, E. Dresvianskii, R. Kuzmich, O. Antamoshkin, M. Tsepikova // Transactions on Power Systems, vol. 16, 2021. – p. 344-353. <https://doi.org/10.37394/232016.2021.16.34>. (Q2).
157. Pokushko, M.V. Dependence of the Informativity of the Formed Patterns on the Quality of the Initial Data Sample / R.I. Kuzmich, A.A. Stupina, A.A. Zavalov, E.S. Dresvianskii, M.V. Pokushko // Lecture Notes in Networks and Systems, Conference Paper, vol. 503 LNNS, 2023. – p. 426-434. https://doi.org/10.1007/978-3-031-09073-8_37
158. Raoufi, M., Fuzzy Simulation Techniques in Construction Engineering and Management / Raoufi, M., Seresht, N.G., Siraj, N.B. and Fayek, A.R. // Fuzzy Hybrid Computing in Construction Engineering and Management, Emerald Publishing Limited, 2018. – p. 149-178. <https://doi.org/10.1108/978-1-78743-868-220181004>.
159. Rodríguez, C. Algorithmic efficiency indicator for the optimization of route size. 3C Tecnología / Rodríguez, C., Sifuentes, M., Kaseng, F., Lezama, P. // Glosas De Innovación Aplicadas a La Pyme, 9(2), 2020. – p. 49-69. Recuperado a partir de <http://ojs.3ciencias.com/index.php/3c-tecnologia/article/view/1025>.
160. Roháčová, V. A DEA based approach for optimization of urban public transport system / Roháčová V. // Cent Eur J Oper Res 23(1), 2015. – p. 215–233. <https://doi.org/10.1016/10.1007/s10100-013-0314-7>.
161. Saadaoui, F. Measuring Islamic Banking Efficiency using Data Envelopment and Regression Analysis / Saadaoui, F., Khalfi, M., & Elouefi, R. B. // International Journal of Management and Decision Making, 1(1), 1, 2024. <https://doi.org/10.1504/ijmdm.2024.10053194>.

162. Schefczyk, M. Data Envelopment Analysis. Eine Methode zur Effizienz- und Erfolgsschätzung von Unternehmen und öffentlichen Organisationen / Schefczyk, M. // Die Betriebswirtschaft, 56, 1996. – p. 167-183.
163. Seiford, L. Infeasibility of super-efficiency Data Envelopment Analysis models / Seiford, L., Zhu, J. // INFOR, 37, 1999. – p. 174-187.
164. Seiford, L. M. Data Envelopment Analysis: The evolution of the state of the art (1978-1995) / Seiford, L. M. // The Journal of Productivity Analysis, 7, 1996. – p. 99-137.
165. Sexton, Th. R. Data Envelopment Analysis: Critique and Extensions / Th. R. Sexton, R. H. Silkman's, A. J. // New Directions for Program Evaluation, 32-73, 1986. – p. 105. <https://doi.org/10.1002/ev.1441>.
166. Shao, Y. Effectiveness Analysis of Entrepreneurial Method with Computer Data Simulation / Shao, Y. // Security and Communication Networks, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/6269827>.
167. Sharko, M. Modeling of management of the information potential of complex economic systems under conditions of risk / M. Sharko, J. Burenko, N. Gusarina // Technology audit, 2017. <https://doi.org/10.15587/2312-8372.2017.98275>.
168. Sharp, J. A. A modified slacks-based measure model for data envelopment analysis with 'natural' negative outputs and inputs / J. A. Sharp, W. Meng & W. Liu // Journal of the Operational Research Society, 58:12, 2007. – p. 1672-1677, <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602318>.
169. Sheldon, G. Zur Messung der Effizienz im Bildungsbereich mit Hilfe der Data Envelopment Analysis / Sheldon, G. // WWZ (Hrsg.): Vol. WWZ-Studie, Nr. 47, Basel, 1995.
170. Solow, R.M. Investment and technical progress / Solow, R.M. // Mathematical methods in the social sciences. Proceedings of the first Stanford symposium 1959. Stanford University Press, Stanford, 1960. – p. 89–104.
171. Son, P. V. H. Optimization of Construction Projects Time-Cost-Quality-Environment Trade-off Problem Using Adaptive Selection Slime Mold Algorithm / Son,

P. V. H., Khoi, L. N. Q. // Journal of Soft Computing in Civil Engineering, 8(1), 2024. – p. 107–125. <https://doi.org/10.22115/SCCE.2023.390042.1622>.

172. Stupina, A. The influence of the heat and power system on the comfort of the living environment / A. Stupina, M. Pokushko, O. Shagaeva, I. Medina-Bulo, E. Dresvianskii, R. Kuzmich, O. Antamoshkin, M. Tsepko // WSEAS Transactions on Power Systems, E-ISSN: 2224-350X, Volume 16, 2021. – p. 344-353.

173. Tabatabai, S. M. Integrating Inverse Data Envelopment Analysis and Machine Learning for Enhanced Road Transport Safety in Iran / Tabatabai, S. M., Tabatabai, F. A. S. // Journal of Soft Computing in Civil Engineering, 8(1), 2024. – p. 141–160. <https://doi.org/10.22115/SCCE.2023.399661.1657>.

174. Takano Y. Multi-period resource allocation for estimating project costs in competitive bidding / Takano Y., Ishii N., Muraki M. // Cent Eur J Oper Res 25(2), 2017. – p. 303. <https://doi.org/10.1007/s10100-016-0438-7>.

175. Tan, Q. English Teaching Evaluation Combined with End-User Computing and Neural Network / Tan, Q. // Mobile Information Systems, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/4018269>.

176. Taymaz E. Technical Change and Efficiency in Turkish Manufacturing Industries / Taymaz E., Saatci G. // Journal of Productivity Analysis, 8, 4, 1997. – p. 461-475.

177. Thacker, S. R. Hall System-of-systems formulation and disruption analysis for multi-scale critical national infrastructures / S. Thacker, R. Pant, J. W. // Reliability Engineering & System Safety, 167, 2017. – p. 30-41 <https://doi.org/10.1016/j.ress.2017.04.023>.

178. Tone, K. A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis / Tone, K. // European Journal of Operational Research, 130(3), 2001. – p. 498-509. [https://doi.org/10.1016/s0377-2217\(99\)00407-5](https://doi.org/10.1016/s0377-2217(99)00407-5).

179. Tone, K. Network DEA: A slacks-based measure approach / Tone, K., Tsutsui, M. // European Journal of Operational Research, 197(1), 2009. – p. 243-252. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.05.027>.

180. Uddin, A. Software Engineering Basics & the Algorithmic DocMMModel for Software development / A. Uddin // IJIRT, 2019. – p. 5-10. <https://www.galgotiasuniversity.edu.in/pdfs/IJIRT147679-PAPER.pdf>.
181. Uri, N. D. Measuring the Impact of Incentive Regulation on Technical Efficiency in Telecommunications in the United States / Uri, N. D. // Applied Mathematical Modeling, 28-3, 2004. – p. 255-71.
182. Verma, M. Real Time Efficient Scheduling Algorithm for Load Balancing in Fog / Manisha Verma, Neelam Bhardwa and Arun Kumar Yadav // Computing Environment Information Technology and Computer Science, 4, 2016. – p. 1-10. <https://doi.org/10.5815/ijitcs.2016.04.01>.
183. Viktor, M. Development of a model for evaluating the effectiveness of innovative startups based on information cycles and using neural networks / Viktor, M., Anna, K., Olga, M. // Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, 23(1), 2021. – p. 396–404. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v23.i1.pp396-404>.
184. Wang, X. Total-factor energy efficiency of ten major global energy-consuming countries / Wang, X., Lu, Y., Chen, C., Yi, X., Cui, H. // Journal of Environmental Sciences (China), 137, 2024. – p. 41–52. <https://doi.org/10.1016/j.jes.2023.02.031>.
185. Wicaksono, Yu. B. Comparative Analysis of Various Ensemble Algorithms for Computer Malware Prediction / Yu. B. Wicaksono, Ch. Julianne // Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi), 7(3), 2023. – p. 646–651. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i3.4492>.
186. Wu, J. Determining common weights in data envelopment analysis based on the satisfaction degree / Jie Wu, Junfei Chu, Qingyuan Zhu, Yongjun Li, Liang Liang // Journal of the Operational Research Society, 67:12, 2016. – p. 1446-1458. <https://doi.org/10.1057/jors.2016.35>.
187. Yang, J. A generalized Data envelopment analysis approach for fixed cost allocation with preference information / Yang, J., Li, D., & Li, Y. // Omega (United Kingdom), 122, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2023.102948>.

188. Zenil, H. Algorithmic Information Calculus for Causal Discovery and Reprogramming Systems / Zenil, H., Kiani N. A, Marabita F. et al. // *iScience*, 19-27, 2019. – p. 1160-1172 <https://doi.org/10.1016/j.isci.2019.07.043>.
189. Zenil, H. Review of Graph and Network Complexity from an Algorithmic Information Perspective / Zenil, H., Kiani, N.A., Tegnér, J. // *Entropy*, 20, 2018. – p. 551. <https://doi.org/10.3390/e20080551>.
190. Zhang, G. J.A general inverse DEA model for non-radial DEA / Zhang G. J., Cui J. C. // *Computers and Industrial Engineering*, 142, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106368>.
191. Zhang, H. An improved genetic algorithm and neural network-based evaluation model of classroom teaching quality in colleges and universities / Zhang, H., Xiao, B., Li, J., & Hou, M. // *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/2602385>.
192. Zhang, R. Digital Media Teaching and Effectiveness Evaluation Integrating Big Data and Artificial Intelligence / Zhang, R. // *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/1217846>.
193. Zhu N. A combined machine learning algorithms and DEA method for measuring and predicting the efficiency of Chinese manufacturing listed companies / Zhu N., Zhu C., Emrouznejad A. // *Journal of Management Science and Engineering*, 2021.

Приложение А

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2023680119

**Информационная система формирования исходных
данных для метода DEA на базе множественной модели
регрессии**

Правообладатель: *Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
«Сибирский федеральный университет» (СФУ) (RU)*

Авторы: *Покушко Мария Валериевна (RU), Ступина Алена
Александровна (RU), Соколов Владислав Александрович
(RU), Кузьмич Роман Иванович (RU)*

Заявка № **2023668218**
Дата поступления **31 августа 2023 г.**
Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ **26 сентября 2023 г.**



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

 **Ю.С. Зубов**

Приложение Б



АКЦИОНЕРНОЕ ОБЩЕСТВО
«КРАСНОЯРСКАЯ РЕГИОНАЛЬНАЯ
ЭНЕРГЕТИЧЕСКАЯ КОМПАНИЯ»

Мира пр-кт, д. 10, Красноярск, 660049
телефон: (391) 228-62-07
e-mail: MAIL@KRASECO24.RU
сайт: www.kraseko24.ru

ОГРН 1152468001773 / ОКПО 75795891
ИНН 2460087369 / КПП 246601001

№ 24/031/от 29.02.2024
на № _____ от _____

АКТ

**о внедрении результатов диссертационного исследования
Покушко М.В.**

Настоящим актом подтверждается, что разработанный Покушко М.В. метод анализа расширенной выборки используется в деятельности АО «КрасЭКо» для исследования эффективности работы системы централизованного коммунального теплоснабжения.

Применение метода анализа расширенной выборки, предложенного в рамках диссертационного исследования на соискание ученой степени кандидата технических наук на тему: «Метод исследования эффективности сложных производственных систем на основе анализа среды функционирования» Покушко Марии Валериевны, позволило исследовать эффективность функционирования теплоэлектроцентралей и котельных установок. Полученные результаты при практическом применении в АО «КрасЭКо» подчеркивают значимость разработанного метода, алгоритмов и системы поддержки принятия решений, предложенных в рамках диссертационного исследования Покушко М.В.

Директор Центрального филиала
АО «КрасЭКо»



А. В. Цепков