



Оценка выбросов CO₂ в странах Центральной Азии с применением искусственного интеллекта

Азибек Б. ^a , Белощицкий А. ^a , Назари М. ^b , Жакиев Н. ^a 

^a Astana IT University, проспект Мангилик Ел, 55/11, бизнес-центр EXPO, блок С1, Астана, 010000, Казахстан

^b Тегеранский университет, пл. Энгелаб, 16-я улица Азар, Тегеран, 1417935840, Иран

Данная версия является переводом статьи “CO₂ emission estimation in Central Asian countries by use of artificial intelligent methods”, опубликованной в журнале 30 сентября 2024 г.

АННОТАЦИЯ

Энергопотребление и доли различных видов энергии в общем объеме энергоснабжения играют решающую роль в объеме выбросов CO₂ в различных странах. Помимо факторов, связанных с энергетикой, такие экономические показатели, как валовой внутренний продукт (ВВП), также могут влиять на выбросы. В настоящем исследовании доли различных источников энергии в общем энергоснабжении и ВВП были использованы в качестве входных данных для модельной оценки выбросов CO₂ в трех государствах Центральной Азии, а именно в Казахстане, Узбекистане и Туркменистане. В дополнение к результатам моделирования в статье также описываются важные характеристики энергетических систем целевых стран. На основе сравнения выбросов CO₂ на единицу ВВП исследование позволило выявить, что данный индекс в целевых странах превышает среднемировое значение, что обуславливает необходимость принятия срочных мер по сокращению выбросов. Исходные данные для исследования были получены от Международного энергетического агентства (МЭА) и Всемирного банка. В исследовании были применены следующие методы: групповой метод обработки данных (Group Method of Data Handling, GMDH) и метод многослойного перцептрона (Multilayer Perceptron, MLP). Обе модели показали хорошие результаты в оценке выбросов, однако в соответствии с расчетными значениями для примененных критериев был сделан вывод о том, что использование GMDH дает более точные результаты по сравнению с MLP. Средние абсолютные относительные отклонения моделей GMDH и MLP составили приблизительно 3,69 % и 4,28 % соответственно. Значения R² для упомянутых моделей составили 0,9936 и 0,9929 соответственно. В большинстве случаев для обеих моделей относительные отклонения между прогнозируемыми и фактическими выбросами CO₂ находились в диапазоне ±5 %.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

искусственная нейронная сеть, выбросы CO₂, страны Центральной Азии, GMDH, интеллектуальные методы

1. Введение

В настоящее время наблюдается рост выбросов парниковых газов, главным образом CO₂, что обусловлено такими факторами, как рост численности населения, индустриализация, увеличение использования ископаемого топлива и др. Энергетика играет ключевую роль в выбросах парниковых газов и должна учитываться при разработке политики по их сокращению. Согласно отчету Международного энергетического агентства (IEA) «CO₂ Emissions in 2023: A New Record High, but Is There Light at the End of the Tunnel» (2024), выбросы CO₂, связанные с энергией, увеличились на 1,1 % в 2023 г. За последние десять лет выбросы CO₂ в мире росли со среднегодовым темпом более чем на 0,5 %. Для сокращения выбросов CO₂, связанных с энергией, были предложены различные подходы, включая использование возобновляемых источников энергии для генерации электроэнергии, транспорта и производства тепла (Renewables, n.d.), разработку более чистых технологий, таких как тепловые насосы для обогрева и охлаждения зданий (Heat Pumps, n.d.) и электрические транспортные средства (Electric Vehicles, 2023), а также развитие систем улавливания углерода (Carbon Capture, Utilisation and Storage, n.d.). Разработка моделей для прогнозирования выбросов CO₂ и определения ключевых факторов, влияющих на количество парниковых газов, способствует формированию эффективной политики по их сокращению. Эта политика должна учитывать сложную динамику между энергопотреблением, экономическим ростом и демографией.

В исследовании Turmunkh (2021) представлена стратегия устойчивого энергопотребления для стран Центральной Азии. Автор проводит статистический анализ и дает рекомендации для политиков, стремящихся сбалансировать экономическое развитие с экологической устойчивостью. Аналогичное исследование на основе панельных данных (Yuldoshboy et al., 2022) показало, что экономическая активность также способствует увеличению выбросов CO₂, отражая зависимость региона от ископаемого топлива. Авторы рекомендуют инвестиции в энергоэффективность и возобновляемые источники энергии как ключевые меры для смягчения выбросов CO₂.

Экономика Центральной Азии тесно связана с производством и потреблением ископаемого топлива. Регион богат ресурсами ископаемого топлива, что играет важную роль в его экономическом развитии. Такие страны, как Казахстан и Узбекистан, являются крупными экспортерами нефти и природного газа, а их экономики существенно зависят от колебаний на мировых энергетических рынках. Исследования показали, что энергетический сектор Центральной Азии сильно зависит от ископаемого топлива (Kuziboev et al., 2024; Radovanović et al., 2021), что приводит к высоким уровням выбросов CO₂. Другое

исследование (Xiu, 2022) выявило значительную положительную корреляцию между выбросами CO₂ и экономическим ростом в странах Центральной Азии. Эластичность выбросов CO₂ по отношению к ВВП оценена на уровне 0,82, что указывает на то, что 1 % роста ВВП связан с увеличением выбросов CO₂ на 0,82 %.

Прогнозы выбросов CO₂ в Центральной Азии указывают на их продолжительный рост, если сохранится текущая зависимость от ископаемого топлива. Согласно данным (Zhakiyev et al., 2023), выбросы углекислого газа могут увеличиться на 30 %, если не будет внедрена энергетическая политика. Поэтому реформы в этой области и внедрение возобновляемых источников энергии критически важны для сокращения выбросов в будущем. В то же время положительные прогнозы (Filipović et al., 2024) предполагают, что введение политики ценообразования на углерод может сократить выбросы CO₂ на 30 % в течение трех десятилетий в странах Центральной Азии.

Согласно обзору литературы по оценке выбросов CO₂ в Центральной Азии, использование подхода панельных данных имеет свои ограничения. Этот метод иногда усложняет модель, поскольку он может не в полной мере учитывать тонкие воздействия различных социально-экономических и технологических факторов с течением времени и в разных регионах. Хотя панельный подход полезен для выявления общих тенденций и взаимосвязей, он может не учитывать специфические локальные контексты или временную динамику, влияющие на выбросы, что приводит к потенциальным искажениям или упрощениям в процессе оценки. Среди различных методов, применимых для моделирования инженерных и экологических проблем, интеллектуальные методы обладают рядом преимуществ: высокой точностью, низкими вычислительными затратами по сравнению с численным моделированием и высокой скоростью работы. Искусственный интеллект (ИИ) и другие передовые технологии играют важную роль в точной оценке выбросов и принятии эффективных политических решений. Постоянное внимание к региональному сотрудничеству и инновациям в политике будет ключевым для решения экологических проблем, связанных с зависимостью Центральной Азии от ископаемого топлива.

Интеллектуальные методы, такие как искусственные нейронные сети (Artificial Neural Network - ANN), находят применение в различных областях науки, связанных с энергетикой. В оценке выбросов парниковых газов сравнены ANN и глубокие нейронные сети (Altikat, 2021). Исследование показало, что в прогнозировании выбросов CO₂ модели глубокого обучения более эффективны, чем традиционные нейронные сети. Кроме того, эти методы применялись для различных систем в подходах, основанных на ANN, например, для прогнозирования производительности возобновляемых источников энергии (Alhuyi Nazari et al., 2023), прогнозирования погодных данных, влияющих на работу энергосистем,

таких как ветряные турбины (Filik & Filik, 2017), оценки энергопотребления в различных секторах (Luo et al., 2020) и прогнозирования цен на энергию (Pindoriya et al., 2008). В работе М. К. & V. (2020) представлена многослойная модель ANN с несколькими скрытыми слоями между входными и выходными уровнями, которая позволяет улавливать сложные закономерности в данных, связанных с выбросами CO₂. Модель ANN в работе Rezaei et al. (2018a) продемонстрировала высокую точность в прогнозировании выбросов CO₂, показав сильную корреляцию между потреблением энергии и выбросами. Исследование установило, что увеличение потребления энергии, особенно из невозобновляемых источников, приводит к более высоким выбросам CO₂, тогда как экономический рост, основанный на возобновляемых источниках энергии, ассоциировался с более низкими уровнями выбросов. В 2018 г. Rezaei et al. (2018b) применили метод группового учета аргументов (GMDH) для прогнозирования выбросов CO₂ в четырех странах Северной Европы. Их модель продемонстрировала значительную точность с коэффициентом детерминации (R^2) 0,998. В 2019 г. Ahmadi, Jashnani, et al. (2019) разработали модель с использованием долей различных источников энергии, а также ВВП в качестве входных данных и GMDH в качестве интеллектуальной техники для оценки выбросов CO₂ в пяти странах Ближнего Востока. Среднее абсолютное относительное отклонение (AARD) предложенной модели составило 2,3%. В 2020 г. Ghalandari et al. (2020) использовали основанные на данных методы для прогнозирования выбросов CO₂ в четырех европейских странах. Их модели, которые включали различные энергоресурсы и ВВП в качестве входных данных, могли оценивать выбросы CO₂ с коэффициентом детерминации 0,9999. Komeili Birjandi et al. (2022a) применили метод многослойного перцептрона (MLP) с двумя различными функциями переноса – радиальной базисной функцией и *tansig* – для оценки выбросов CO₂ в странах Юго-Восточной Азии. Они обнаружили, что использование радиальной базисной функции в оптимальной структуре приводит к более высокой точности по сравнению с моделью, использующей функцию *tansig*.

Согласно обзору литературы, можно сделать вывод, что интеллектуальные методы, особенно основанные на ANN, являются эффективными и точными инструментами для прогнозирования выбросов CO₂. Их точность зависит от архитектуры и применяемых методов, и эти факторы следует учитывать при разработке точной модели. В данной статье основное внимание уделено моделированию выбросов CO₂ в трех странах Центральной Азии – Казахстане, Узбекистане и Туркменистане – с использованием методов на основе ANN. Главная новизна работы заключается в одновременном учете данных по этим трем странам для разработки комплексной модели. Кроме того, представлена полезная информация о ключевых характеристиках их энергетических систем

и политике, направленной на развитие этих систем в будущем. В следующем разделе представлен обзор энергетических систем и состояния выбросов CO₂ в указанных странах. Затем описываются применяемые методы, обсуждаются результаты и представляются выводы исследования.

2. Обзор энергетических систем в рамках исследования

В настоящем исследовании для моделирования выбросов CO₂ с использованием моделей на основе ANN рассматриваются три страны Центральной Азии: Казахстан, Узбекистан и Туркменистан. В этом разделе представлены ключевые характеристики и политические меры, связанные с энергетическими системами и экологией этих стран.

2.1. Казахстан

Республика Казахстан занимает площадь 2 717 300 км² (Executive Summary, n.d.), а численность ее населения в 2022 г. составляла около 19 621 000 человек, согласно данным Всемирного банка (Population, Total - Kazakhstan, n.d.). В 2020 г. нефтегазовая промышленность и связанные с ней секторы обеспечивали 17 % ВВП. Нефть составляет основную часть доходов от экспорта страны и является главным источником доходов государственного бюджета (Executive Summary, n.d.). В 2021 г. нефтепродукты занимали наибольшую долю в конечном потреблении энергии (TFC), за ними следовал уголь. Высокая зависимость от ископаемого топлива приводит к значительным выбросам CO₂ на единицу ВВП по сравнению с мировыми и развитыми странами. На Рисунке 1 представлены данные о выбросах CO₂ в Казахстане в период с 1990 по 2021 г. (Energy Statistics Data Browser, n.d.-a). Несмотря на резкое снижение выбросов в период с 1990 по 2001 г., с 2015 г. наблюдается тенденция к их увеличению. Уголь занимает наибольшую долю в генерации электроэнергии, за ним следует природный газ. В период с 2000 по 2019 г. промышленный сектор был основным потребителем энергии в Казахстане, однако с 2020 г. доля потребления в жилом секторе превысила промышленный сектор (Energy Statistics Data Browser, n.d.-a).

В последние десятилетия в Казахстане были приняты меры для реформирования энергетической системы. Например, в 2009 г. был принят закон о поддержке использования возобновляемых источников энергии, в который были внесены поправки в 2021 г. Закон предусматривает введение тарифов на закупку энергии, грантов, налоговых льгот и установление правил выделения земли для объектов возобновляемой энергетики (The Law About Support the Use of Renewable Energy Sources (Amended), 2022). Другой закон, касающийся энергосбережения и энергоэффективности, направлен на значительное снижение потребления энергии в промышленном и муниципальном секторах. Этот закон акцентирует

внимание на развитии энергоэффективной инфраструктуры и переходе к «зеленому» росту национальной экономики (KAZAKHSTAN: Law No. 541-IV of 2012 on Energy Saving and Energy Efficiency (2019 Ed.), 2019).

Еще одна политика связана с энергоэффективностью зданий. Она включает разработку правил для определения и пересмотра классов энергоэффективности зданий (Energy Efficiency Classes of Buildings, 2022). Эта инициатива способствует экономии энергии в зданиях, снижению ее потребления и, следовательно, уменьшению выбросов в этом секторе. Программа развития ООН в Казахстане в партнерстве с правительством страны и при финансовой поддержке Глобального экологического фонда инициировала программы поддержки средних и малых предприятий, внедряющих энергоэффективные и возобновляемые энергетические системы. Целью этой инициативы является продвижение проектов возобновляемой энергии малого масштаба и снижение финансовой нагрузки от использования чистых энергетических систем (Transition to Renewable Energy Sources: Economic Benefits for Entrepreneurs in Kazakhstan, 2024). В период с 2018 по 2020 г. Агентство США по международному развитию (USAID) привлекло около 2 млрд долл. частных инвестиций, что позволило реализовать около 60 новых проектов в области возобновляемой энергетики, снизив выбросы CO₂ в стране на 11 млн тонн (Betting Big on Renewables, n.d.). Помимо декарбонизации, Казахстан предпринимает шаги для повышения своей энергетической безопасности. Например, Центральноеазиатское региональное экономическое сотрудничество (CAREC) инвестировало около 8,9 млрд долл. в различные проекты, направленные на расширение двусторонней торговли электроэнергией и улучшение сетей электроснабжения в регионе (Energy, 2023). Реализация этого плана повысит энергетическую безопасность в Казахстане и других странах региона.

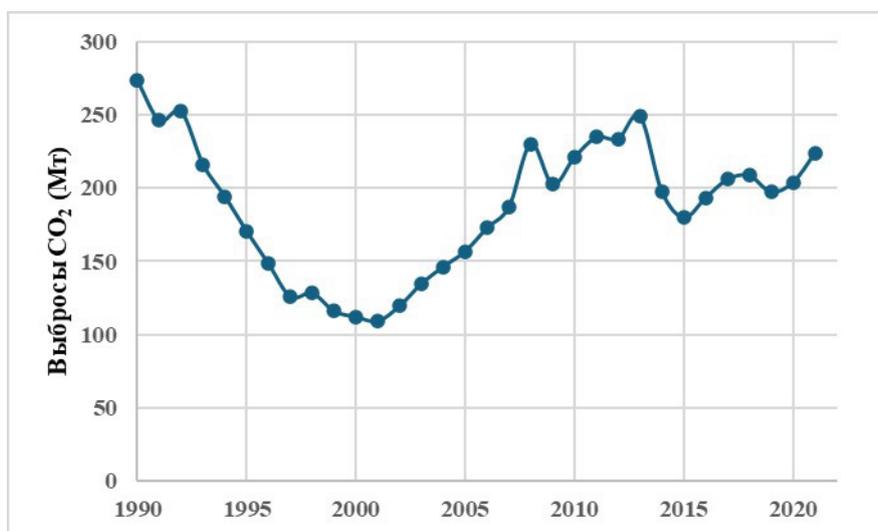


Рисунок 1. Общая эмиссия CO₂ в Казахстане в период с 1990 по 2021 г. (Energy Statistics Data Browser, n.d.-a)

2.2. Узбекистан

Площадь Узбекистана составляет около 447 400 км² (Uzbekistan (12/08), n.d.), а численность населения в 2022 г. составляла примерно 35 648 000 человек, согласно данным Всемирного банка (Population, Total - Uzbekistan, n.d.). Несмотря на энергетическую самодостаточность благодаря газовому сектору, устаревшая инфраструктура страны сталкивается с трудностями в удовлетворении растущего внутреннего спроса. Чрезмерное использование, потери и недостаток финансирования остаются основными проблемами энергетического сектора Узбекистана (Uzbekistan, n.d.). В 2022 г. природный газ занимал наибольшую долю в конечном потреблении энергии (TFC), за ним следовало электричество (Energy Statistics Data Browser, n.d.-b). Выбросы CO₂ на единицу ВВП в Узбекистане высоки по сравнению с мировыми показателями, что объясняется низкой эффективностью систем и высокой зависимостью от ископаемого топлива. На Рисунке 2 представлены данные о выбросах CO₂ в Узбекистане в период с 1990 по 2021 г. Начиная с 2015 г. наблюдается возрастающая тенденция выбросов CO₂. Природный газ занимает наибольшую долю в производстве электроэнергии в Узбекистане, за ним следует гидроэнергетика (данные за 2021 г.). В этом же году жилой сектор имел наибольшую долю в конечном потреблении энергии, за ним следовал промышленный сектор (Energy Statistics Data Browser, n.d.-b).

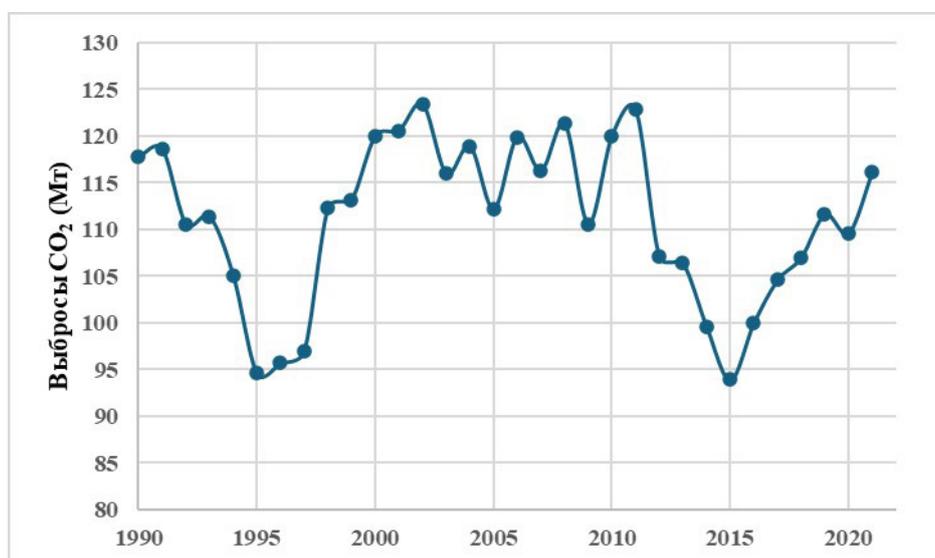


Рисунок 2. Общая эмиссия CO₂ в Узбекистане в период с 1990 по 2021 г. (Energy Statistics Data Browser, n.d.-b)

В последние годы в энергетическом секторе Узбекистана были рассмотрены различные стратегии и планы. Общие меры, принятые правительством, направлены на достижение топливной независимости за счет увеличения добычи природного газа и газового конденсата, создания сырьевой базы для

энергетического сектора, обеспечения максимального доступа населения к электроэнергии, сжиженному и природному газу, а также к современным видам топлива. Кроме того, уделяется внимание укреплению финансовой стабильности, привлечению инвестиций в этот сектор, эффективному использованию энергетических ресурсов, развитию правовой базы для энергетического сектора, совершенствованию системы налогообложения и финансового регулирования, а также продвижению конкуренции в энергетическом секторе (The Outlook for the Development of Renewable Energy in Uzbekistan, 2014). В дополнение к общей политике были разработаны и более конкретные планы. Например, согласно Указу Президента Республики Узбекистан, определены основные направления дальнейшего развития топливно-энергетической отрасли страны. Среди целей - внедрение передовых ресурсов и технологий, способствующих энергосбережению в экономике и бытовом секторе, а также развитие новых источников энергии (Указ Президента Республики Узбекистан «О мерах по радикальному совершенствованию системы управления топливно-энергетической отраслью Республики Узбекистан» от 01.02.2019 № UP-5646, 2022). В соответствии с другой политикой представлен закон, направленный на укрепление энергетической безопасности Узбекистана, диверсификацию топлива и балансировку энергетики в таких областях, как производство электроэнергии, тепла и биогаза с использованием возобновляемых источников энергии (Закон Республики Узбекистан «Об использовании возобновляемых источников энергии» от 21 мая 2019 года, № ZRU-539, 2022). Кроме того, страна поставила цель достичь доли 25 % генерации энергии из возобновляемых источников к 2030 г. и углеродной нейтральности к 2050 г. USAID сотрудничает с заинтересованными сторонами энергетического сектора и Министерством энергетики для создания центра зеленого водорода (Green Hydrogen Hub) в поддержку усилий правительства по достижению этих целей (USAID Energizes Uzbekistan's First Green Hydrogen Hub, n.d.).

2.3. Туркменистан

Еще одним объектом исследования является Туркменистан, расположенный в Центральной Азии. Площадь страны составляет 469 930 км², а численность населения в 2022 г. составила около 6 431 000 человек (Population, Total - Turkmenistan, n.d.). Правительство Туркменистана на протяжении многих лет активно инвестировало в газовую и нефтяную отрасли для расширения и модернизации сектора тепла и электроэнергии к 2020 г. Кроме того, энергетический сектор практически полностью субсидируется (Turkmenistan, n.d.). В 2021 г. наибольшая доля в конечном потреблении энергии принадлежала природному газу, за которым следовали нефтепродукты (Energy Statistics Data

Browser, n.d.-c). Выбросы CO₂ на единицу ВВП в Туркменистане высоки по сравнению с мировыми показателями и превышают аналогичные показатели двух других стран, рассмотренных в данном исследовании. На Рисунке 3 представлены данные о выбросах CO₂ в Туркменистане в период с 1990 по 2021 г. В период с 1998 по 2011 г. наблюдалось значительное увеличение выбросов, однако в последние годы эта тенденция замедлилась. Среди различных секторов наибольшую долю конечного потребления энергии в 2021 г. занимали коммерческие и общественные услуги (Energy Statistics Data Browser, n.d.-c).

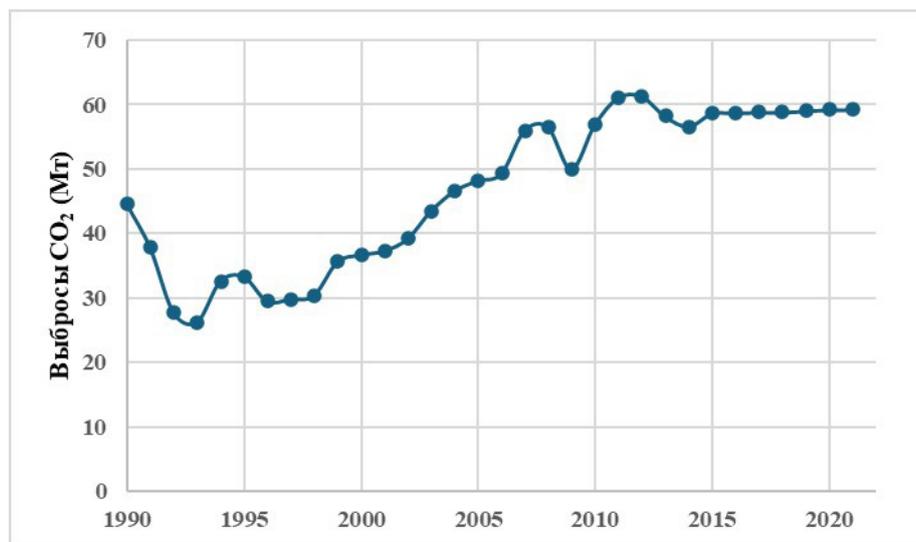


Рисунок 3. Общая эмиссия CO₂ в Туркменистане в период с 1990 по 2021 г. (Energy Statistics Data Browser, n.d.-c)

В Туркменистане реализуются различные стратегии и планы, направленные на защиту окружающей среды и модернизацию энергетических систем. Например, в рамках одной из программ по охране атмосферного воздуха был принят закон, устанавливающий стандарты качества воздуха (On Protection of the Atmospheric Air, 2022). Согласно другому документу, Определяемый на национальном уровне вклад (NDC) Туркменистана предусматривает сокращение выбросов парниковых газов на 20 % к 2030 г. по сравнению с уровнем 2010 г. в сценарии «бизнес как обычно» (Nationally Determined Contribution (NDC) to the Paris Agreement (2022 Update): Turkmenistan, n.d.). Проект под названием «Устойчивые города в Туркменистане: комплексное развитие зеленых городов в Ашхабаде и Авазе», финансируемый Программой развития ООН (UNDP) и Глобальным экологическим фондом, направлен на продвижение устойчивого развития городов и снижение негативных последствий городского роста в Туркменистане (UNDP Continues to Support Turkmenistan in Improving Energy Efficiency and Developing Renewable Energy Sources, n.d.). Кроме того, в рамках международного сотрудничества и

поддержки USAID оказывает помощь в выявлении возможностей, связанных с возобновляемыми источниками энергии, содействует разработке масштабных и комплексных низкоуглеродных стратегий в энергетическом секторе и участвует в сокращении выбросов метана из газового и нефтяного сектора (USAID Power Central Asia, n.d.).

3. Методы

Существует множество типов и структур, основанных на ANN, которые используются для разработки прогнозных моделей. Одной из наиболее распространенных моделей на основе ANN является многослойный перцептрон (MLP), который на протяжении последних десятилетий применялся для моделирования различных систем и решения множества задач. Общая структура MLP с одним скрытым слоем представлена на Рисунке 4. Описание этой модели приводится на основе исследования Komeili Birjandi et al. (2022a). В различных слоях структуры расположены нейроны. Входная информация поступает через входной слой и передается на следующий слой через нейроны. Способность нейрона передавать информацию по сравнению с другими нейронами характеризуется его весом. Количество нейронов в каждом слое связано со значением веса и значениями предыдущего слоя сети. Основным вычислительным элементом этой сети является нейрон.

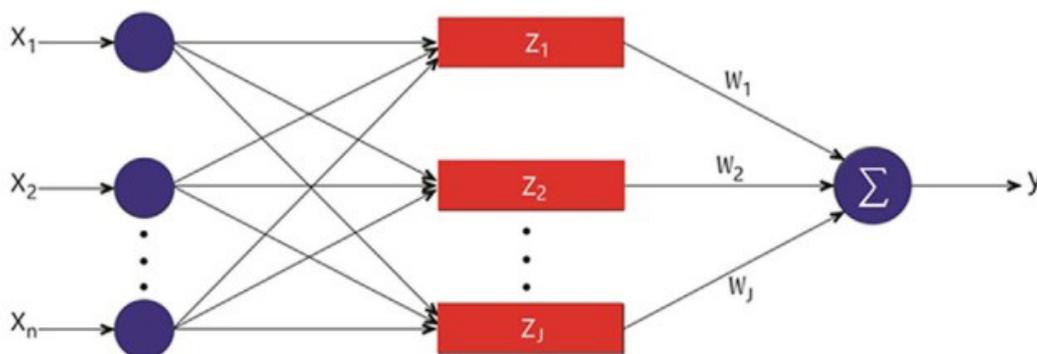


Рисунок 4. Структура многослойного перцептрона (MLP ANN) с одним скрытым слоем (Komeili Birjandi et al., 2022a)

Принимая вектор X (X_1, X_2, \dots, X_n) в качестве входа сети, вес нейронов, соответствующий мощности синапса j -го нейрона, обозначается как ω_j , u_j представляет линейную комбинацию выходов, а y_j является выходным значением сети. Для определения выходного значения используются следующие уравнения:

$$u_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ji} X_i \quad (1)$$

$$y_j = \varphi(u_j + b_j) \quad (2)$$

$$v_j = u_j + b_j \quad (3)$$

В этих уравнениях $\varphi(0)$ и b_j обозначают функцию активации и смещение соответственно. В данной сети могут применяться различные функции активации. Одна из наиболее распространенных функций активации, *tansig*, используется в данном исследовании и представлена следующим выражением (Komeili Birjandi et al., 2022a):

$$\text{tansig}(x) = \frac{2}{1 + \exp(-2x)} - 1 \quad (4)$$

Для оптимизации параметров сети в применяемой модели используется метод обучения Левенберга - Марквардта. Также рассматривается один скрытый слой с различным количеством нейронов для определения оптимальной структуры. Значения других гиперпараметров, таких как количество эпох, устанавливаются в соответствии с настройками по умолчанию в программном обеспечении MATLAB. Другой метод, применяемый в данном исследовании для моделирования, — это метод группового учета аргументов (GMDH). Этот подход описан на основе исследования Kim & Окуууси (2022). Метод сопоставляет входной вектор $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ с прогнозируемым значением, обозначаемым как \bar{y} , как показано на Рисунке 5. Предполагается, что прогнозируемое значение максимально близко к фактическому значению выхода. Множество M определяется для пар данных в сети с одним выходом и несколькими входами (Oh & Pedrycz, 2002).

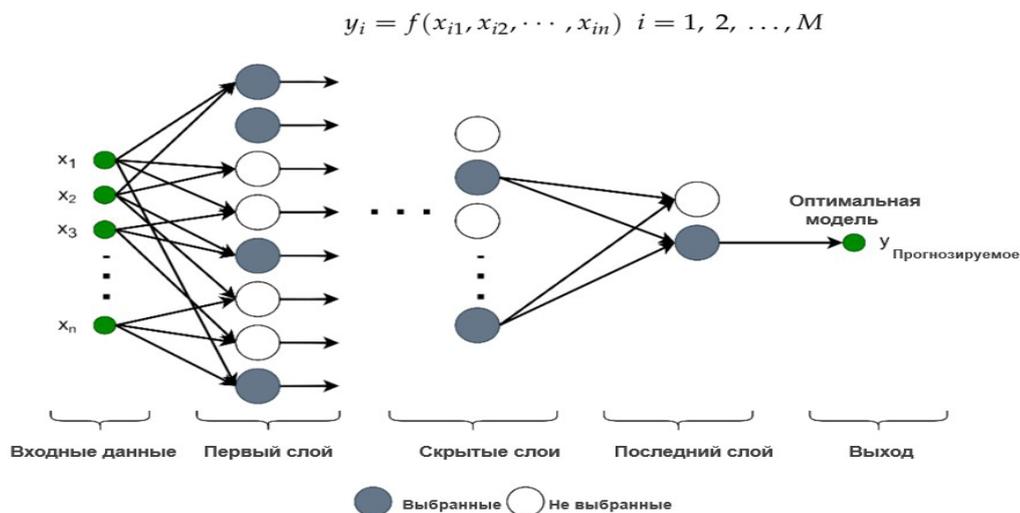


Рисунок 5. Схема GMDH ANN (Kim & Окуууси, 2022)

Предсказанное значение выхода \bar{y} из входных данных представляется следующим образом:

$$\bar{y}_i = \bar{f}(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (5)$$

Метод наименьших квадратов используется для сопоставления прогнозируемых и фактических выходных данных и получения модели. Следующее уравнение применяется для минимизации ошибки модели:

$$\sum_{i=1}^M (\bar{f}(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}) - y_i)^2 \rightarrow \text{минимум} \quad (6)$$

Этот тип ANN определяется на основе входных и выходных факторов, представленных в форме полиномиальной функции Колмогорова - Габора, которая записывается следующим образом (Farlow, 2020):

$$\bar{y} = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (7)$$

В уравнении (7) a обозначает коэффициенты полинома $(i, j, k) \in (1, 2, \dots, n)$. В общем случае этот полином может быть записан в квадратичной полиномиальной форме с использованием только двух переменных следующим образом (Elbaz et al., 2021):

$$\bar{y} = G(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i x_j + a_4 x_i^2 + a_5 x_j^2 \quad (8)$$

Эта модель прогнозирует выходные значения для каждого набора входных параметров и используется для определения коэффициентов и уменьшения значения среднеквадратичной ошибки (Root Mean Square Error - RMSE) между прогнозируемыми и фактическими выходами. Минимизация RMSE определяется следующим образом:

$$RMSE = \frac{\sum_{i=1}^M (\bar{y}_i - y_i)^2}{M} \rightarrow \text{минимум} \quad (9)$$

В базовой форме данного алгоритма все бинарные вероятности независимых переменных формируют регрессионную архитектуру, используя полиномиальную форму, представленную в уравнении (8). Количество ячеек в скрытом слое сети рассчитывается как $(n/2)$ (число комбинаций). Затем возможно создание M тройных наборов данных для формирования фактического выхода, представленного как

(y_i, x_{ip}, q_{iq}) , где $(p, q) \in (1, 2, \dots, n)$. Полученная матрица представлена следующим образом:

$$\begin{bmatrix} x_{1p} & x_{1q} & \vdots & y_1 \\ x_{2p} & x_{2q} & \vdots & y_2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{Mp} & x_{Mq} & \vdots & y_M \end{bmatrix} \quad (10)$$

Основная форма алгоритма GMDH записывается в матричной форме, и уравнение (7) может быть переписано следующим образом:

$$Y = Aa, \quad (11)$$

где $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_M\}^T$ обозначает фактические значения выходного вектора, $a = \{a_1, a_2, \dots, a_5\}$ представляет собой вектор неизвестных коэффициентов полинома. Прогнозируемая матрица для различных p и q представлена в уравнении (12).

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{1q} & x_{1p}x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{Mp} & x_{Mq} & x_{Mp}x_{Mq} & x_{Mp}^2 & x_{Mq}^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

Следующее нормальное уравнение должно быть решено для многомерного регрессионного анализа на основе метода наименьших квадратов. Для сравнения моделей используются относительное отклонение (Relative Deviation RD) и среднее абсолютное относительное отклонение (Average Absolute Relative Deviation AARD), которые определяются следующим образом (Komeili Birjandi et al., 2022b):

$$RD = \frac{y_{actual} - y_{modeled}}{y_{actual}} \quad (13)$$

$$AARD = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{y_{i,actual} - y_{i,modeled}}{y_{i,actual}} \right|}{n} \quad (14)$$

Для вышеуказанных параметров предпочтительны значения, как можно более близкие к 0. Более низкие значения AARD и RD указывают на более высокую точность предлагаемой модели и меньшие отклонения между прогнозируемыми и фактическими выходами. В дополнение к этим критериям для оценки используется коэффициент детерминации (R^2), который рассчитывается с использованием уравнения (15) (Komeili Birjandi et al., 2022b). Значения, близкие к 1, означают более высокую точность, и для текущих моделей (Dossumbekov et al., 2024) значения R^2 , превышающие 0,95, считаются приемлемыми.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{i,actual} - y_{i,modeled})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{i,actual} - \bar{y}_{actual})^2} \quad (15)$$

4. Результаты и обсуждение

В данном исследовании для моделирования выбросов CO₂ использовались два интеллектуальных метода: GMDH и MLP ANN. Для разработки модели GMDH использовалось программное обеспечение GMDH Shell. Входные данные предложенных моделей включают общий объем энергоснабжения из различных источников: 1) уголь, 2) природный газ, 3) нефть, 4) гидроэнергия, 5) биотопливо и отходы, 6) другие возобновляемые источники энергии (ветер, солнце и т. д.) и 7) ВВП. Поставки различных источников энергии используются в качестве входных данных, так как они являются важными факторами, характеризующими энергосистемы, а ВВП применяется как экономический индекс, влияющий на выбросы парниковых газов. Данные собраны за период с 1990 по 2021 г. Общее количество наборов данных составляет 96, что не является слишком большим для анализа. Кроме того, за рассматриваемый период отсутствуют пропуски в данных. Также предполагается, что все полученные данные корректны. По этим причинам предварительная обработка для настоящего анализа и моделирования не проводилась (García et al., 2015, 2016). Следует отметить, что все исходные данные использовались без нормализации. Данные, относящиеся к поставкам различных источников энергии, получены с сайта IEA (Energy Statistics Data Browser, n.d.-c; Energy Statistics Data Browser, n.d.-a; Energy Statistics Data Browser, n.d.-b), а данные о ВВП собраны с сайта Всемирного банка (GDP (Current US\$) - Kazakhstan, n.d.; GDP (Current US\$) - Turkmenistan, n.d.; GDP (Current US\$) - Uzbekistan, n.d.). Для обучения и тестирования предложенных моделей использовалось соответственно 70 % и 30 % наборов данных. Следует указать, что проверочный набор данных в настоящем исследовании не рассматривался. На Рисунке 6 представлено сравнение между смоделированными и фактическими значениями выбросов CO₂. Большинство данных очень близки к линии $Y = X$, что означает, что прогноз точный и достоверный. Значение R^2 данной модели для всех данных составляет 0,9936. Это значение R^2 очень близко к 1, что говорит об удовлетворительной точности модели.

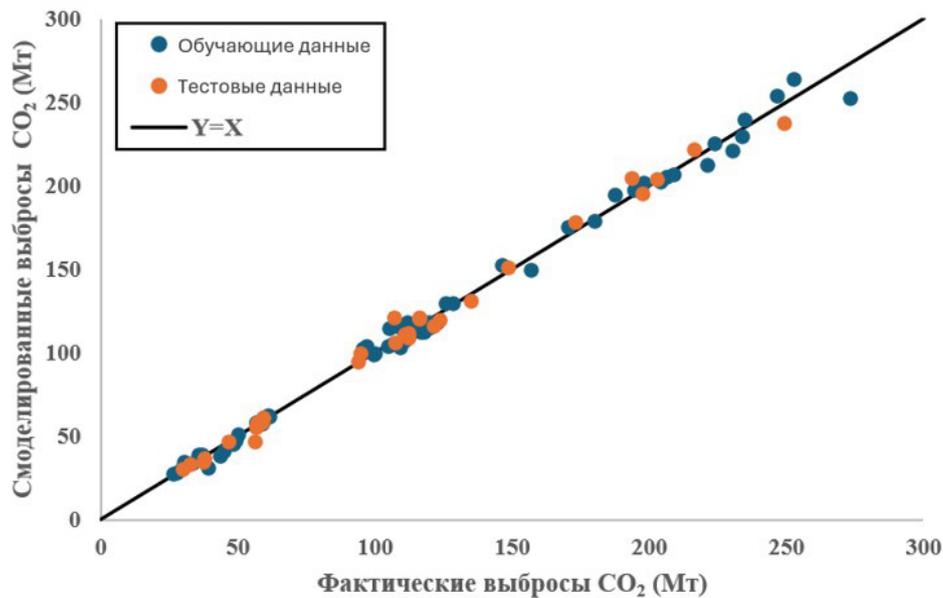


Рисунок 6. Сравнение смоделированных и фактических значений выбросов CO₂ для модели GMDH

На Рисунке 7 показано относительное отклонение (RD) различных данных относительно соответствующего фактического значения выбросов CO₂. Можно наблюдать, что в большинстве случаев значение RD находится в диапазоне $\pm 5\%$, что указывает на высокую точность модели, а максимальное абсолютное значение составляет около 20,5%. Высокие значения RD в некоторых годах для моделей были также зафиксированы в других исследованиях аналогичных задач. Например, Ahmadi, Dehghani Madvar, et al. (2019) сообщили, что для их модели прогнозирования выбросов CO₂ в странах Латинской Америки с использованием метода PSO-LSSVM максимальное значение RD составляло около 22%. Полученные значения для разработанной модели в данном исследовании показывают, что модель является приемлемой для оценки выбросов CO₂ в большинстве случаев и может быть применена для этой цели.

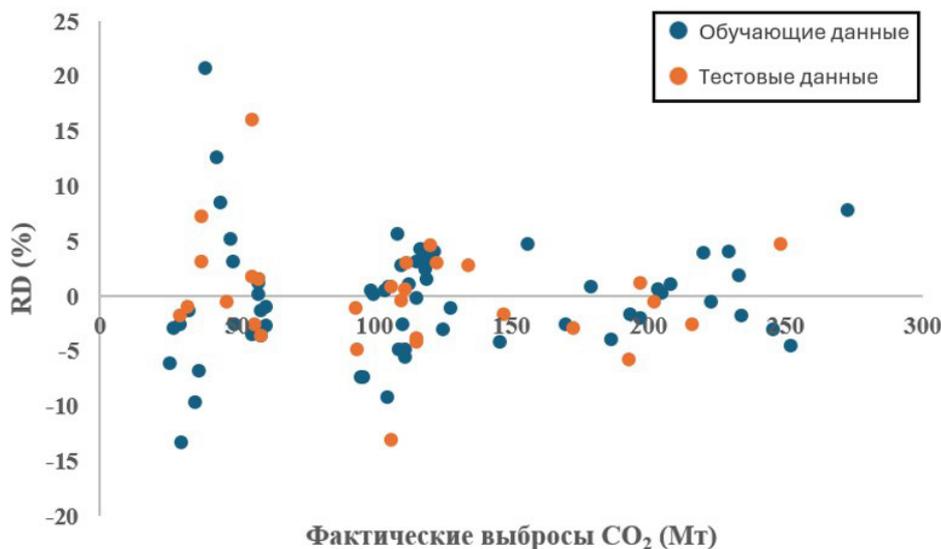


Рисунок 7. Значение RD по сравнению с фактическими значениями выбросов CO₂ для модели GMDH

Аналогичные данные использовались для моделирования выбросов CO₂ в упомянутых странах с использованием MLP ANN. В предложенной модели учитывается только один скрытый слой, а для достижения максимальной точности использовалось различное количество нейронов – от 4 до 15. В Таблице 1 представлены значения MSE для различных структур модели. Можно наблюдать, что использование 5 нейронов в сети обеспечивает максимальную точность среди протестированных моделей. В этом случае значение MSE составляет 29,55, а R² – 0,9929.

Таблица 1. Значения MSE для различных структур сети

Обучающее	Набор данных	Значение MSE
Тестовое	Обучающее	736.94
	Итоговое	459.23
	Итоговое	653.05
5	Обучающее	35.50
	Тестовое	22.74
	Итоговое	29.55
6	Обучающее	59.51
	Тестовое	30.58
	Итоговое	50.77
7	Обучающее	67.33
	Тестовое	15.18
	Итоговое	51.57

Таблица 1. продолж.

8	Обучающее	26.55
	Тестовое	176.54
	Итоговое	71.86
9	Обучающее	144.71
	Тестовое	121.40
	Итоговое	137.67
10	Обучающее	152.78
	Тестовое	139.91
	Итоговое	148.89
11	Обучающее	57.44
	Тестовое	4109
	Итоговое	52.51
12	Обучающее	71.70
	Тестовое	25.99
	Итоговое	57.89
13	Обучающее	116.54
	Тестовое	7.32
	Итоговое	83.55
14	Обучающее	43.67
	Тестовое	8.06
	Итоговое	32.92
15	Обучающее	696.00
	Тестовое	569.56
	Итоговое	657.80

На Рисунке 8 представлено сравнение между фактическими и смоделированными значениями для модели MLP. Можно видеть, что большинство прогнозов близки к линии $Y=XY = XY=X$, что указывает на высокую точность модели. Аналогично предыдущей модели, значения RD по сравнению с фактическими выбросами изображены на Рисунке 9. Можно заметить, что максимальное абсолютное значение RD выше, чем у модели GMDH; однако большинство значений RD находятся в диапазоне $\pm 5\%$. Для лучшего понимания обеих моделей значения AARD сравниваются на Рисунке 10. Согласно полученным значениям AARD, которые составляют приблизительно 4,28 % и 3,69 % для моделей MLP и GMDH соответственно, последняя модель оказывается немного точнее.

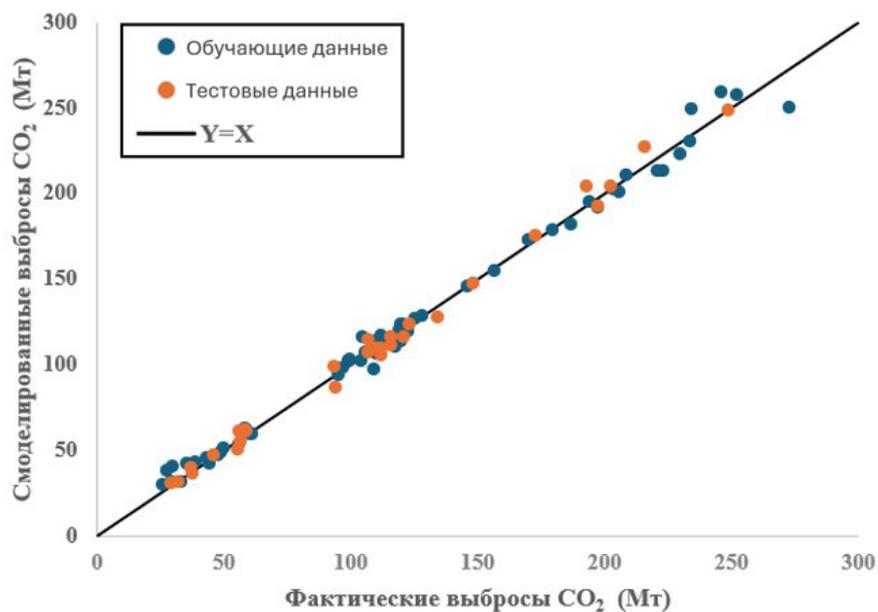


Рисунок 8. Сравнение смоделированных и фактических значений выбросов CO₂ для модели MLP

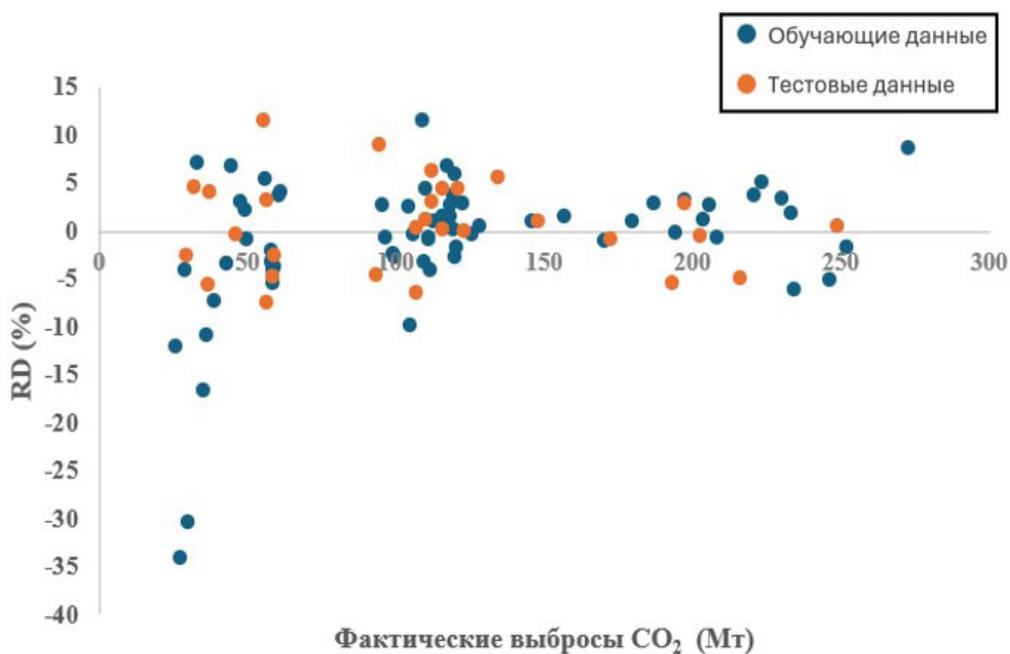


Рисунок 9. Значение RD по сравнению с фактическими значениями выбросов CO₂ для модели MLP

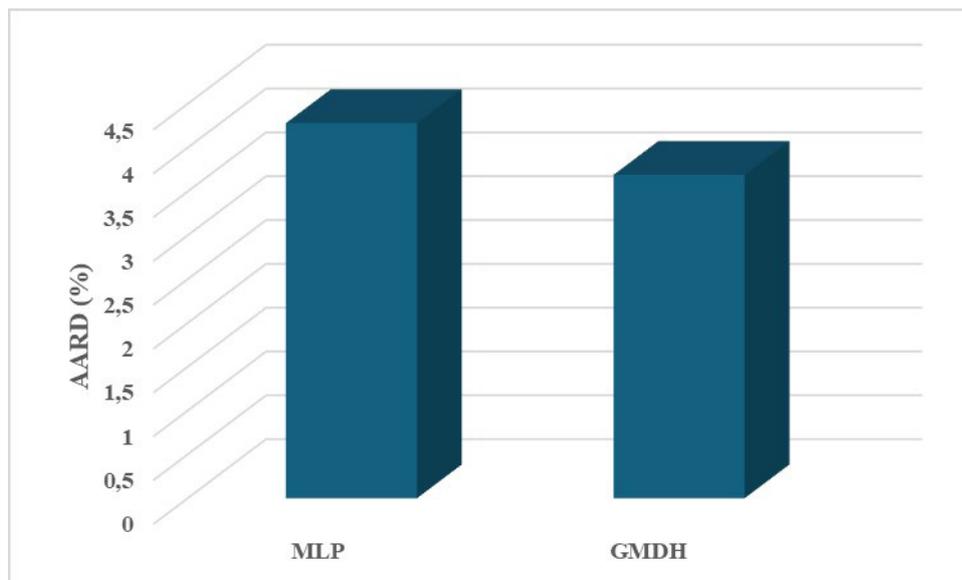


Рисунок 10. Значение AARD предложенных моделей

Согласно полученным значениям R^2 , AARD и RD, можно отметить, что предложенные модели демонстрируют приемлемую точность в оценке выбросов. Следует отметить, что в настоящей модели предполагается, что выбросы зависят от поставок различных источников энергии и ВВП, в то время как другие факторы, такие как погодные условия и социальные параметры, также могут оказывать влияние на выбросы. Это предположение сделано из-за доступности данных и для упрощения предложенной модели. Ограниченность доступных данных, влияющих на выбросы CO_2 , и сложности количественной оценки характеристик энергосистемы являются одними из наиболее значимых ограничений для разработки более точных и детализированных моделей. Использование таких моделей может быть полезным для политиков и ученых для оценки выбросов в ближайшие годы и анализа различных сценариев. С помощью этих моделей можно оценивать и сравнивать разные сценарии с точки зрения выбросов CO_2 .

Среди основных преимуществ искусственных нейронных сетей (ANNs) – способность синтеза алгоритмов через процесс обучения, решение нелинейных задач и высокая устойчивость моделей. Однако необходимость обучения для каждой задачи, проведение множества тестов для поиска оптимальной структуры и потребность в больших объемах данных для обучения сети являются основными недостатками этих методов (Alhuyi Nazari et al., 2021; Navarro, 2013). В этой связи могут быть рассмотрены другие методы. В будущих исследованиях можно протестировать и сравнить с настоящей моделью другие интеллектуальные методы, включая ANFIS и LSSVM. В некоторых случаях, в зависимости от задачи и ее характеристик, использование других моделей может обеспечить более

высокую точность и более точные прогнозы. Основными преимуществами ANFIS являются его надежность в моделировании нелинейных процессов и быстрая обучаемость. Кроме того, эта техника объединяет числовые и лингвистические знания (Şahin & Erol, 2017). Способность к решению нелинейных задач является одним из важнейших преимуществ методов, основанных на SVM; однако основная проблема этого подхода заключается в необходимости знаний, связанных с функцией ядра (Alhuyi Nazari et al., 2021). Помимо использования других методов, целесообразным предложением может быть применение различных функций активации в модели MLP для проверки их влияния на точность. Кроме того, предлагается рассмотреть больше стран региона для повышения комплексности моделей.

5. Заключение

В заключительной части данного исследования подчеркиваются сложные взаимосвязи между выбросами CO₂, которые в значительной степени зависят от моделей энергопотребления, состава источников энергии и экономических показателей. Выбросы CO₂ зависят от множества факторов и параметров, однако энергопотребление и доли различных источников оказывают наибольшее влияние. Кроме того, ВВП может быть значимым фактором, который следует учитывать при оценке и прогнозировании выбросов. Основной вклад данной работы заключается в применении методов, основанных на данных и искусственном интеллекте, для разработки прогнозных моделей выбросов CO₂. В исследовании рассматривались три страны: Казахстан, Узбекистан и Туркменистан. Для сбора данных использовались источники, такие как IEA, Всемирный банк и USAID. Также были предоставлены ценные сведения об энергетических системах этих стран и их политике, направленной на повышение энергоэффективности и снижение выбросов. Страны Центральной Азии все больше признают ключевую роль экономической политики и энергетических стратегий в формировании траекторий выбросов. Политика, интегрирующая экономический рост с практиками устойчивого развития энергетики, крайне важна. Меры, такие как стимулирование инвестиций в возобновляемую энергию, продвижение энергоэффективности в промышленности и домашних хозяйствах, а также внедрение более чистых технологий, могут значительно снизить выбросы CO₂, способствуя при этом экономическому развитию. Применение метода группового учета аргументов (GMDH) и модели многослойного перцептрона (MLP) продемонстрировало высокую эффективность в оценке выбросов, при этом GMDH показал незначительное преимущество в точности по сравнению с MLP. Сравнительный анализ показал, что обе модели имеют приемлемую точность,

однако использование GMDH предпочтительнее с точки зрения точности. Высокие коэффициенты детерминации (R^2) и низкие средние абсолютные относительные отклонения (AARD) для обеих моделей – 0,9936 и 3,69 % для GMDH, и 0,9929 и 4,28 % для MLP – подтверждают их надежность. Предложенные модели могут служить ценными инструментами для прогнозирования будущих выбросов, предоставляя данные, которые могут помочь политикам при разработке эффективных стратегий для устойчивого развития и охраны окружающей среды. Политики могут рассматривать эти модели для оценки различных сценариев прогнозирования выбросов и их сравнения. В будущих исследованиях могут быть использованы другие структуры сетей и функции для разработки более точных моделей. Кроме того, для моделирования выбросов CO₂ могут быть рассмотрены другие методы, основанные на данных, такие как LSSVM и ANFIS, чтобы достичь более точных прогнозов.

Благодарности

Исследование выполнено при поддержке Комитета науки Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан (грант № AP23490690, BR21882258).

Список литературы

- Ahmadi, M. H., Dehghani Madvar, M., Sadeghzadeh, M., Rezaei, M. H., Herrera, M., & Shamshirband, S. (2019). Current Status Investigation and Predicting Carbon Dioxide Emission in Latin American Countries by Connectionist Models. *Energies*, 12(10), 1916. <https://doi.org/10.3390/en12101916>
- Ahmadi, M. H., Jashnani, H., Chau, K. W., Kumar, R., & Rosen, M. A. (2019). Carbon dioxide emissions prediction of five Middle Eastern countries using artificial neural networks. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization and Environmental Effects*. <https://doi.org/10.1080/15567036.2019.1679914>
- Alhuyi Nazari, M., Mukhtar, A., Yasir, A. S. H. M., Rashidi, M. M., Ahmadi, M. H., Blazek, V., Prokop, L., & Misak, S. (2023). Applications of intelligent methods in solar heaters: an updated review. *In Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics* (Vol. 17, Issue 1). Taylor and Francis Ltd. <https://doi.org/10.1080/19942060.2023.2229882>
- Alhuyi Nazari, M., Salem, M., Mahariq, I., Younes, K., & Maqableh, B. B. (2021). Utilization of Data-Driven Methods in Solar Desalination Systems: A Comprehensive Review. *Frontiers in Energy Research*, 0, 541. <https://doi.org/10.3389/FENRG.2021.742615>
- Altikat, S. (2021). Prediction of CO₂ emission from greenhouse to atmosphere with artificial neural networks and deep learning neural networks. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 18(10), 3169-3178. <https://doi.org/10.1007/s13762-020-03079-z>
- Betting Big on Renewables. (n.d.). USAID. <https://www.usaid.gov/stories/betting-big-on-renewables#:~:text=From 2018 to 2020%2C USAID, the road for a year.>
- Carbon Capture, Utilisation and Storage. (n.d.). IEA. <https://www.iea.org/energy-system/carbon-capture-utilisation-and-storage>
- CO₂ Emissions in 2023 A new record high, but is there light at the end of the tunnel? (2024).

- Decree of the President of the Republic of Uzbekistan “On measures to radically improve the management system of the fuel and energy industry of the Republic of Uzbekistan” dated 01.02.2019 №UP-5646. (2022). IEA. <https://www.iea.org/policies/13314-decree-of-the-president-of-the-republic-of-uzbekistan-on-measures-to-radically-improve-the-management-system-of-the-fuel-and-energy-industry-of-the-republic-of-uzbekistan-dated-01022019-up-5646>
- Dossumbekov, Y. K., Zhakiyev, N., Nazari, M. A., Salem, M., & Abdikadyr, B. (2024). Sensitivity analysis and performance prediction of a micro plate heat exchanger by use of intelligent approaches. *International Journal of Thermofluids*, 22(February), 100601. <https://doi.org/10.1016/j.ijft.2024.100601>
- Elbaz, K., Shen, S., Zhou, A., Yin, Z., & Lyu, H. (2021). Prediction of Disc Cutter Life During Shield Tunneling with AI via the Incorporation of a Genetic Algorithm into a GMDH-Type Neural Network. *Engineering*, 7(2), 238-251. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2020.02.016>
- Electric Vehicles. (2023). IEA. <https://www.iea.org/energy-system/transport/electric-vehicles>
- Energy. (2023). CAREC. [https://www.carecprogram.org/?page_id=16#:~:text=Key Projects,support growth in ongoing trade.](https://www.carecprogram.org/?page_id=16#:~:text=Key%20Projects,support%20growth%20in%20ongoing%20trade.)
- Energy efficiency classes of buildings. (2022). IEA. <https://www.iea.org/policies/7040-energy-efficiency-classes-of-buildings>
- Energy Statistics Data Browser. (n.d.-a). IEA. <https://www.iea.org/data-and-statistics/data-tools/energy-statistics-data-browser?country=KAZ>
- Energy Statistics Data Browser. (n.d.-b). IEA. <https://www.iea.org/data-and-statistics/data-tools/energy-statistics-data-browser?country=UZB>
- Energy Statistics Data Browser. (n.d.-c). IEA. <https://www.iea.org/data-and-statistics/data-tools/energy-statistics-data-browser?country=TKM>
- Executive summary. (n.d.). IEA. <https://www.iea.org/reports/kazakhstan-2022/executive-summary>
- Farlow, S. J. (2020). *Self-Organizing Methods in Modeling: GMDH Type Algorithms*. CRC Press, Boca Raton.
- Filik, Ü. B., & Filik, T. (2017). Wind Speed Prediction Using Artificial Neural Networks Based on Multiple Local Measurements in Eskisehir. *Energy Procedia*, 107, 264-269. <https://doi.org/10.1016/J.EGYPRO.2016.12.147>
- Filipović, S., Orlov, A., & Panić, A. A. (2024). Key forecasts and prospects for green transition in the region of Central Asia beyond 2022. *Energy, Sustainability and Society*, 14(1), 25. <https://doi.org/10.1186/s13705-024-00457-0>
- García, S., Luengo, J., & Herrera, F. (2015). *Data Preprocessing in Data Mining (Vol. 72)*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-10247-4>
- García, S., Ramírez-Gallego, S., Luengo, J., Benítez, J. M., & Herrera, F. (2016). Big data preprocessing: methods and prospects. *Big Data Analytics*, 1(1), 9. <https://doi.org/10.1186/s41044-016-0014-0>
- GDP (current US\$) - Kazakhstan. (n.d.). *WorldBank*. <https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.CD?locations=KZ>
- GDP (current US\$) - Turkmenistan. (n.d.). *WorldBank*. <https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.CD?locations=TM>
- GDP (current US\$) - Uzbekistan. (n.d.). *WorldBank*. <https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.CD?locations=uz>
- Ghalandari, M., Forootan Fard, H., Komeili Birjandi, A., & Mahariq, I. (2020). Energy-related carbon dioxide emission forecasting of four European countries by employing data-driven methods. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, 1-10. <https://doi.org/10.1007/s10973-020-10400-y>
- Heat Pumps. (n.d.). IEA. <https://www.iea.org/energy-system/buildings/heat-pumps>
- KAZAKHSTAN: Law No. 541-IV of 2012 on Energy Saving and Energy Efficiency (2019 Ed.). (2019). *Asia-Pacific Energy*. <https://policy.asiapacificenergy.org/node/135>

- Kim, M., & Okuyucu, O. (2022). Prediction of Undrained Shear Strength by the GMDH-Type Neural Network Using SPT-Value and Soil Physical Properties. *Materials*, 15, 6385. <https://doi.org/10.3390/ma15186385>
- Komeili Birjandi, A., Fahim Alavi, M., Salem, M., Assad, M. E. H., & Prabakaran, N. (2022a). Modeling carbon dioxide emission of countries in southeast of Asia by applying artificial neural network. *International Journal of Low-Carbon Technologies*, 17, 321-326. <https://doi.org/10.1093/ijlct/ctac002>
- Komeili Birjandi, A., Fahim Alavi, M., Salem, M., Assad, M. E. H., & Prabakaran, N. (2022b). Modeling carbon dioxide emission of countries in southeast of Asia by applying artificial neural network. *International Journal of Low-Carbon Technologies*, 17, 321-326. <https://doi.org/10.1093/ijlct/ctac002>
- Kuziboev, B., Saidmamatov, O., Khodjaniyozov, E., Ibragimov, J., Marty, P., Ruzmetov, D., Matyakubov, U., Lyulina, E., & Ibadullaev, D. (2024). CO2 Emissions, Remittances, Energy Intensity and Economic Development: The Evidence from Central Asia. *Economies*, 12(4), 95. <https://doi.org/10.3390/economies12040095>
- Law of the Republic of Uzbekistan “On the use of renewable energy sources” dated May 21, 2019 No. ZRU-539. (2022). IEA. <https://www.iea.org/policies/13310-law-of-the-republic-of-uzbekistan-on-the-use-of-renewable-energy-sources-dated-may-21-2019-no-zru-539>
- Luo, X. J., Oyedele, L. O., Ajayi, A. O., Akinade, O. O., Owolabi, H. A., & Ahmed, A. (2020). Feature extraction and genetic algorithm enhanced adaptive deep neural network for energy consumption prediction in buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 131, 109980. <https://doi.org/10.1016/J.RSER.2020.109980>
- M. K., A. N., & V., M. A. (2020). Role of energy use in the prediction of CO2 emissions and economic growth in India: evidence from artificial neural networks (ANN). *Environmental Science and Pollution Research*, 27(19), 23631-23642. <https://doi.org/10.1007/s11356-020-08675-7>
- Nationally Determined Contribution (NDC) to the Paris Agreement (2022 Update): Turkmenistan. (n.d.). IEA. <https://www.iea.org/policies/17050-nationally-determined-contribution-ndc-to-the-paris-agreement-2022-update-turkmenistan>
- Navarro, R. I. (2013). Study of a neural network-based system for stability augmentation of an airplane Annex 1 Introduction to Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS).
- Oh, S., & Pedrycz, W. (2002). The design of self-organizing Polynomial Neural Networks. 141, 237-258.
- On protection of the atmospheric air. (2022). IEA. <https://www.iea.org/policies/11440-on-protection-of-the-atmospheric-air>
- Pindoriya, N. M., Singh, S. N., & Singh, S. K. (2008). An adaptive wavelet neural network-based energy price forecasting in electricity markets. *IEEE Transactions on Power Systems*, 23(3), 1423-1432. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2008.922251>
- Population, total - Kazakhstan. (n.d.). *WorldBank*. <https://data.worldbank.org/indicator/SP.POP.TOTL?locations=KZ>
- Population, total - Turkmenistan. (n.d.). *WorldBank*. <https://data.worldbank.org/indicator/SP.POP.TOTL?locations=TM>
- Population, total - Uzbekistan. (n.d.). *WorldBank*. <https://data.worldbank.org/indicator/SP.POP.TOTL?locations=UZ>
- Radovanović, M., Filipović, S., & Andrejević Panić, A. (2021). Sustainable energy transition in Central Asia: status and challenges. *Energy, Sustainability and Society*, 11(1), 49. <https://doi.org/10.1186/s13705-021-00324-2>
- Renewables. (n.d.). IEA. <https://www.iea.org/energy-system/renewables>
- Rezaei, M. H., Sadeghzadeh, M., Alhuyi Nazari, M., Ahmadi, M. H., & Astaraei, F. R. (2018a). Applying GMDH artificial neural network in modeling CO2 emissions in four nordic countries. *International Journal of Low-Carbon Technologies*, 13(3), 266-271. <https://doi.org/10.1093/ijlct/cty026>

- Rezaei, M. H., Sadeghzadeh, M., Alhuyi Nazari, M., Ahmadi, M. H., & Astaraei, F. R. (2018b). Applying GMDH artificial neural network in modeling CO2 emissions in four nordic countries. *International Journal of Low-Carbon Technologies*, 13(3), 266-271. <https://doi.org/10.1093/ijlct/cty026>
- Şahin, M., & Erol, R. (2017). A Comparative Study of Neural Networks and ANFIS for Forecasting Attendance Rate of Soccer Games. *Mathematical and Computational Applications* 2017, Vol. 22, Page 43, 22(4), 43. <https://doi.org/10.3390/MCA22040043>
- The Law About Support the Use of Renewable Energy Sources (amended). (2022). IEA. <https://www.iea.org/policies/5407-the-law-about-support-the-use-of-renewable-energy-sources-amended>
- The Outlook for the Development of Renewable Energy in Uzbekistan. (2014).
- Transition to renewable energy sources: economic benefits for entrepreneurs in Kazakhstan. (2024). UNDP. <https://www.undp.org/kazakhstan/stories/transition-renewable-energy-sources-economic-benefits-entrepreneurs-kazakhstan>
- Turkmenistan. (n.d.). IEA. <https://www.iea.org/countries/turkmenistan>
- Turmunkh, B.-E. (2021). Renewable and Non-Renewable Energy Consumption, Carbon Dioxide Emissions, and Economic Growth: Empirical Evidence from Central Asian Countries. *Journal of Economics and Development Studies*, 9(1). <https://doi.org/10.15640/jeds.v9n1a7>
- UNDP continues to support Turkmenistan in improving energy efficiency and developing renewable energy sources. (n.d.). IEA. <https://www.undp.org/turkmenistan/press-releases/undp-continues-support-turkmenistan-improving-energy-efficiency-and-developing-renewable-energy-sources>
- USAID Energizes Uzbekistan's First Green Hydrogen Hub. (n.d.). USAID. <https://uz.usembassy.gov/usaid-energizes-uzbekistans-first-green-hydrogen-hub/>
- USAID Power Central Asia. (n.d.). IEA. <https://www.usaid.gov/central-asia-regional/fact-sheets/usaid-power-central-asia>
- Uzbekistan. (n.d.). IEA. <https://www.iea.org/countries/uzbekistan>
- Uzbekistan (12/08). (n.d.). U.S. Department of State. <https://2009-2017.state.gov/outofdate/bgn/uzbekistan/113251.htm>
- Xiu, Z. Wei. (2022). Environmental implications of economic transition in Central Asia: A study of energy consumption and carbon emissions. *Top Academic Journal of Economics and Statistics*, 7(3), 19-39.
- Yuldoshboy, S., Karimov, M., & Kuralbaev, J. (2022). The association between CO2 and economic growth in Central Asian countries: Panel data approach. *Journal of Positive School Psychology*, 5587-5601.
- Zhakiyev, N., Khamzina, A., Zhakiyeva, S., De Miglio, R., Bakdolotov, A., & Cosmi, C. (2023). Optimization Modelling of the Decarbonization Scenario of the Total Energy System of Kazakhstan until 2060. *Energies*, 16(13), 5142. <https://doi.org/10.3390/en16135142>