



Научная статья

УДК 34:004:364.25:504.75:004.8

EDN: <https://elibrary.ru/ffvrya>

DOI: <https://doi.org/10.21202/jdtl.2023.40>

Воздействие искусственного интеллекта на окружающую среду: скрытые экологические издержки и этико-правовые вопросы

Алеся Жук

Университет Помпеу Фабра
г. Барселона, Испания

Ключевые слова

алгоритмическая предвзятость, искусственный интеллект, потребление энергии, право, природные экосистемы, устойчивое развитие, центр обработки данных, цифровые технологии, экологические издержки, электронные отходы

Аннотация

Цель: выявление скрытых экологических издержек, связанных с разработкой, внедрением и развитием технологий искусственного интеллекта, с целью его устойчивой и гармоничной интеграции с различными секторами экономики путем определения оптимальных нравственно-этических и политико-правовых стратегий.

Методы: в основе проведенного исследования лежит экологический подход к разработке и внедрению искусственного интеллекта, междисциплинарный и политико-правовой анализ экологических проблем и рисков алгоритмической предвзятости, ошибок в алгоритмах искусственного интеллекта и процессах принятия решений, которые могут усугубить экологическое неравенство и несправедливость в отношении к окружающей среде. Кроме того, подвержены анализу вызванные развитием технологий искусственного интеллекта последствия разрушений природных экосистем, обусловленные энергоемким характером связанных с ним вычислений, растущим влиянием центров обработки данных на потребление энергии и проблем с их охлаждением, образование электронных отходов из-за быстрого совершенствования оборудования и др.

Результаты: проведенный анализ показывает разнообразие экологических, этических и политико-правовых проблем, связанных с обучением, использованием и развитием искусственного интеллекта, потребляющего значительное количество энергии (в основном из невозобновляемых источников), что приводит к увеличению выбросов углерода и создает препятствия для дальнейшего устойчивого экологического развития. Неправильная утилизация оборудования искусственного интеллекта усугубляет проблему электронных отходов, загрязнения планеты, еще больше нанося ущерб окружающей среде. Ошибки в алгоритмах искусственного интеллекта и процессах

© Жук А., 2023

Статья находится в открытом доступе и распространяется в соответствии с лицензией Creative Commons «Attribution» («Атрибуция») 4.0 Всемирная (CC BY 4.0) (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.ru>), позволяющей неограниченно использовать, распространять и воспроизводить материал при условии, что оригинальная работа упомянута с соблюдением правил цитирования.

принятия решений ведут к несправедливости в отношении окружающей среды и экологическому неравенству. Технологии искусственного интеллекта могут нарушать природные экосистемы, ставя под угрозу среду обитания диких животных и модели миграции.

Научная новизна: исследование экологических последствий использования и дальнейшего развития искусственного интеллекта, вызванных в связи с этим экологическими нарушениями и издержек устойчивого развития позволяет определить научный поиск оптимальных стратегий минимизации вреда окружающей среде, в котором правоведам и юристам предстоит установить эτικο-правовые и политико-правовые решения на национальном и наднациональном уровнях.

Практическая значимость: понимание экологического воздействия искусственного интеллекта имеет решающее значение для политиков, юристов, исследователей, отраслевых специалистов при разработке стратегий минимизации вреда окружающей среде. Полученные данные подчеркивают важность реализации энергоэффективных алгоритмов, перехода на возобновляемые источники энергии, внедрения ответственной практики обращения с электронными отходами, обеспечения справедливости при принятии решений искусственным интеллектом и учета этических соображений и правил его внедрения.

Для цитирования

Жук, А. (2023). Воздействие искусственного интеллекта на окружающую среду: скрытые экологические издержки и эτικο-правовые вопросы. *Journal of Digital Technologies and Law*, 1(4), 932–954. <https://doi.org/10.21202/jdtl.2023.40>

Содержание

Введение

1. Потребление энергии

- 1.1. Энергозатратный характер вычислений с помощью искусственного интеллекта
- 1.2. Центры обработки данных: энергозатратность инфраструктуры искусственного интеллекта
- 1.3. Невозобновляемые источники энергии и углеродные выбросы
- 1.4. Необходимость разработки энергоэффективных алгоритмов и устройств с технологией искусственного интеллекта

2. Образование электронных отходов

- 2.1. Быстрое развитие устройств с технологией искусственного интеллекта
- 2.2. Жизненные циклы устройств и проблема электронных отходов
- 2.3. Стратегии ответственного обращения с электронными отходами в сфере искусственного интеллекта

3. Инфраструктура центров обработки данных

4. Понятие предвзятости данных при обучении искусственного интеллекта

5. Разрушение природных экосистем

6. Действующее законодательство ЕС в области воздействия искусственного интеллекта на окружающую среду

Заключение

Список литературы

Введение

Искусственный интеллект (далее – ИИ) представляет собой мощный фактор преобразований в различных сферах жизни людей – от здравоохранения до транспорта, от сферы обслуживания до финансовых систем. Благодаря своей способности обрабатывать огромные объемы данных и учиться на основе выявленных закономерностей ИИ открыл новые возможности для инноваций и повышения эффективности. Однако пока человечество восхищается новыми достижениями, необходимо выявить и изучить скрытые экологические издержки, связанные с происходящей технологической революцией.

По мере роста спроса на приложения ИИ увеличивается и потребление энергии, необходимой для питания вычислительной инфраструктуры. По данным исследования Strubell et al. (2019), обучение одной современной модели искусственного интеллекта может привести к выбросу такого количества углекислого газа, которое соответствует выхлопу пяти автомобилей за весь срок службы. Значительный вклад в это энергопотребление вносят центры обработки данных, которые обеспечивают размещение и функционирование ИИ; зачастую они используют невозобновляемые источники энергии. Экспоненциальный рост технологий искусственного интеллекта вызывает тревогу относительно их долгосрочного воздействия на окружающую среду, поскольку экологические издержки, связанные с революцией ИИ, остаются практически неизученными и неучтенными.

Кроме того, быстрое развитие устройств с технологиями искусственного интеллекта приводит к сокращению их жизненного цикла, что влечет за собой резкое увеличение количества электронных отходов. Согласно отчету Global E-waste Monitor 2020, объем электронных отходов достиг рекордных 53,6 млн тонн, при этом только 17,4 % из них официально собираются и перерабатываются¹. Неправильное обращение с устаревшими аппаратными компонентами ИИ создает значительные экологические риски, способствуя загрязнению окружающей среды и истощению ресурсов.

Технологии искусственного интеллекта обладают огромным потенциалом для экологического мониторинга и природоохранных мероприятий, однако в то же время применение этих технологий может разрушать природные экосистемы. Например, беспилотные летательные аппараты для экологического мониторинга и автономные транспортные средства, используемые для разведки ресурсов, могут нарушить среду обитания диких животных, их миграционные процессы и усугубить дисбаланс экосистем. Непредвиденные последствия воздействия ИИ на биоразнообразие и экосистемы требуют тщательного рассмотрения для обеспечения ответственного и устойчивого применения этих технологий.

В свете этих опасений необходимо более глубоко изучить экологическое влияние технологий искусственного интеллекта и найти стратегии для смягчения их негативного воздействия на окружающую среду. В данной статье рассматриваются различные аспекты экологических издержек, связанных с ИИ, подчеркивается необходимость использования энергоэффективных алгоритмов, ответственной практики утилизации электронных отходов, устойчивой инфраструктуры центров обработки

¹ Forti, V., Baldé, C. P., Kuehr, R., & Bel, G. (2020). The global E-waste monitor 2020. United Nations University (UNU), International Telecommunication Union (ITU) & International Solid Waste Association (ISWA), Bonn/Geneva/Rotterdam, 120.

данных, а также затрагиваются этические аспекты принятия решений в области ИИ. Проливая свет на эти вопросы, статья призвана стимулировать дискуссии и меры, способствующие более экологичному подходу к разработке и внедрению ИИ.

1. Потребление энергии

По мере того как человечество продолжает осваивать возможности искусственного интеллекта, возникает необходимость признать и решить проблему значительного энергопотребления, сопровождающего эту технологическую революцию. В данном разделе рассматривается энергоемкость вычислений ИИ, значительные энергетические потребности центров обработки данных, а также их зависимость от невозобновляемых источников энергии. Проливая свет на скрытые экологические издержки технологической революции в области ИИ, мы сможем глубже понять последствия для окружающей среды, связанные с заметным влиянием ИИ на различные сферы человеческой жизни.

Вычисления в области ИИ известны своими значительными энергозатратами, связанными с обработкой огромных объемов данных и выполнением сложных алгоритмов. В частности, обучение современных моделей ИИ требует большого количества энергии. Так, крупномасштабные модели потребляют до сотен мегаватт-часов, что эквивалентно энергии, необходимой для питания тысяч домохозяйств в течение нескольких месяцев (Strubell et al., 2019). Вычислительные мощности и итерационные процессы, связанные с обучением моделей ИИ, обуславливают их высокое энергопотребление. Эти потребности возникают из-за необходимости обработки больших массивов данных, выполнения сложных матричных операций и оптимизации параметров модели в ходе многочисленных итераций. Понимание энергетического следа вычислений ИИ необходимо для осознания воздействия на окружающую среду, связанного с их широким распространением.

Центры обработки данных (далее – ЦОД) играют важную роль в работе систем искусственного интеллекта, обеспечивая размещение и функционирование вычислительной инфраструктуры. Однако они вносят существенный вклад в общее энергопотребление ИИ. Эти объекты требуют значительного количества электроэнергии для питания серверов, систем охлаждения и сетевого оборудования. Высокопроизводительные вычислительные возможности приводят к повышению энергопотребления таких центров. В работе Hanus et al. (2023) подчеркиваются энергоемкий характер центров обработки данных и проблемы, с которыми они сталкиваются при достижении энергоэффективности. Развитие технологий искусственного интеллекта привело к увеличению числа и масштабов центров обработки данных, что усиливает их воздействие на окружающую среду. Неэффективное использование вычислительных ресурсов и систем охлаждения в ЦОД еще больше увеличивает их энергопотребление и усугубляет негативное воздействие на окружающую среду.

Актуальной проблемой энергопотребления ИИ является зависимость от невозобновляемых источников энергии. Основными источниками электроэнергии для вычислений ИИ являются традиционные электросети, часто работающие на ископаемом топливе. Такая зависимость от невозобновляемых источников энергии увеличивает выбросы парниковых газов и усугубляет экологические проблемы. В работе Şerban et al. (2020) подчеркивается важность перехода на возобновляемые источники энергии для создания устойчивой инфраструктуры ИИ. Использование возобновляемых источников энергии, таких как солнечная или ветровая

энергия, в центрах обработки данных позволяет снизить «углеродный след» систем ИИ и уменьшить их воздействие на окружающую среду. Внедрение технологий возобновляемой энергетики не только сокращает выбросы парниковых газов, но и способствует созданию более устойчивой энергетической инфраструктуры, способной поддерживать растущие потребности в вычислениях с использованием искусственного интеллекта.

1.1. Энергозатратный характер вычислений с помощью искусственного интеллекта

Энергоемкость вычислений в области ИИ вызывает все большую озабоченность в связи со значительными потребностями в энергии, связанными с обучением и запуском сложных моделей искусственного интеллекта (Henderson et al., 2018). По мере развития и усложнения приложений ИИ резко возрастает потребность в вычислительных мощностях, что приводит к увеличению энергопотребления.

Одним из основных факторов, влияющих на энергопотребление вычислений, является этап обучения ИИ. В случае модели глубокого обучения нейронные сети получают огромный объем информации, а затем настраивают свои внутренние параметры с помощью итерационных процессов для оптимизации производительности. Этот процесс обучения часто требует многократных итераций на больших массивах данных с использованием мощной аппаратной инфраструктуры, такой как графические процессоры (GPU) или специализированные тензорные процессоры (TPU) (Strubell et al., 2019).

Эти аппаратные компоненты являются весьма энергоемкими и потребляют значительное количество электроэнергии для выполнения сложных вычислений, необходимых для обучения моделей ИИ. Потребление энергии в процессе обучения может составлять от нескольких сотен до нескольких тысяч киловатт-часов (кВт·ч) в зависимости от размера и сложности модели, объема данных и используемой аппаратной инфраструктуры (Schwartz et al., 2020).

К примеру, в исследовании Schwartz et al. (2020) было показано, что обучение одной современной языковой модели может привести к выбросу такого же количества углекислого газа, как за весь срок службы пяти автомобилей. Это говорит о значительном воздействии на окружающую среду, связанном с энергопотреблением вычислений ИИ.

Помимо этапа обучения, энергопотребления требуют также этапы внедрения и использования моделей ИИ. После обучения модели ее необходимо запустить на различных устройствах или облачных серверах для выполнения конкретных задач в режиме реального времени. Этот этап также требует вычислительных ресурсов, хотя, как правило, менее масштабных по сравнению с обучением. Однако при масштабном использовании моделей ИИ суммарное энергопотребление все равно может быть значительным (Strubell et al., 2019).

Энергоемкость вычислений ИИ вызывает тревогу по поводу воздействия технологий искусственного интеллекта на окружающую среду и их устойчивости. По мере дальнейшего распространения приложений ИИ в различных отраслях промышленности спрос на вычислительные ресурсы будет только расти, что приведет к еще большему увеличению энергопотребления. В связи с этим становятся крайне важными поиск энергоэффективных вычислительных архитектур, разработка алгоритмов,

минимизирующих вычислительные потребности, и использование возобновляемых источников энергии для питания инфраструктуры ИИ (Ding et al., 2021).

В настоящее время предпринимаются усилия для решения этих проблем. Исследователи и эксперты в области промышленности активно работают над созданием более энергоэффективных алгоритмов и аппаратных архитектур, исследуя такие методы, как сжатие моделей, квантование и распределенное обучение. Эти подходы направлены на снижение вычислительных требований моделей ИИ без существенного уменьшения производительности (Ding et al., 2021). Кроме того, все большее внимание уделяется оптимизации функционирования центров обработки данных и использованию возобновляемых источников энергии для питания инфраструктуры ИИ, что позволит сократить углеродный след, связанный с вычислениями ИИ (Strubell et al., 2019).

1.2. Центры обработки данных: энергозатратность инфраструктуры искусственного интеллекта

Центры обработки данных играют важнейшую роль в поддержании инфраструктуры ИИ, являясь основой для хранения и обработки огромных объемов данных. Однако эти центры потребляют очень много энергии, что вызывает озабоченность по поводу их воздействия на окружающую среду (Dhar, 2020).

В центрах обработки данных размещаются серверы, сетевое оборудование и системы хранения данных, необходимые для выполнения вычислительных задач, стоящих перед ИИ. Эти объекты работают круглосуточно, потребляя огромное количество электроэнергии для питания и охлаждения оборудования, а также для обеспечения систем бесперебойного питания для резервного копирования (Shah et al., 2010).

Энергопотребление центров обработки данных зависит от различных факторов, включая количество и эффективность серверов, систем охлаждения и общее устройство инфраструктуры. Серверы и охлаждающее оборудование потребляют значительную часть энергии, причем только на охлаждение приходится до 40 % общего энергопотребления (Masanet et al., 2020). По оценкам исследователей, в 2020 г. центры обработки данных во всем мире потребили от 196 до 400 тераватт-часов (ТВт·ч), что составило около 1 % мирового потребления электроэнергии². Энергоэффективность центров обработки данных стала одним из основных направлений снижения их воздействия на окружающую среду. Ведутся работы по повышению эффективности серверов, оптимизации систем охлаждения и проектированию центров обработки данных с учетом принципов энергосбережения. При этом используются такие технологии, как виртуализация серверов, передовые технологии охлаждения, внедряются новые стратегии управления питанием (Shah et al., 2010).

Кроме того, растет интерес к использованию возобновляемых источников энергии для питания центров обработки данных. Многие компании инвестируют в подобные проекты и приобретают сертификаты возобновляемых источников энергии (renewable energy certificates, REC) для компенсации потребления электроэнергии (Dhar, 2020). Так, в 2017 г. компания Google объявила, что закупленные ею

² Garcia, C. (2022). The Real Amount of Energy A Data Center Uses. <https://clck.ru/36kxEN>

сертификаты возобновляемых источников энергии компенсировали 100 % потребления электроэнергии в центрах обработки данных и офисах компании по всему миру³.

Для решения энергетических проблем, возникающих в центрах обработки данных, создаются отраслевые коллаборации, нормативные акты и исследовательские проекты. Эти усилия направлены на разработку стандартов, продвижение лучших практик и стимулирование внедрения энергоэффективных технологий в работу центров обработки данных (Shah et al., 2010). Так, в Великобритании над повышением энергоэффективности и обеспечением устойчивого развития индустрии ЦОД активно работает организация Data Centre Alliance⁴.

1.3. Невозобновляемые источники энергии и углеродные выбросы

Зависимость инфраструктуры ИИ от невозобновляемых источников энергии существенно влияет на выбросы углерода и на окружающую среду в целом. Производство электроэнергии из ископаемых видов топлива, таких как уголь и природный газ, приводит к выбросам парниковых газов и усугубляет климатические изменения (Ram et al., 2018). По оценкам, выбросы углекислого газа только от центров обработки данных сравнимы с выбросами авиационной промышленности⁵.

Центры обработки данных, в которых размещается вычислительная инфраструктура для ИИ, – это чрезвычайно энергоемкие объекты. Они требуют значительного количества электроэнергии для питания серверов, систем охлаждения и другой вспомогательной инфраструктуры. Во многих регионах электроэнергия, используемая для питания центров обработки данных, поступает преимущественно из невозобновляемых источников. Например, в Великобритании значительная часть электроэнергии по-прежнему вырабатывается на ископаемом топливе⁶.

Выбросы углерода, связанные с невозобновляемыми источниками энергии, напрямую влияют на «углеродный след» систем ИИ. В исследовании Rolnick et al. (2022) было подсчитано, что обучение большой модели ИИ может привести к выбросу такого же объема углерода, как и у среднего американского автомобиля за весь срок службы.

Для решения этих проблем специалисты по искусственному интеллекту все чаще рассматривают идею перехода на возобновляемые источники энергии и сокращения выбросов углекислого газа. Ряд крупных технологических компаний, в том числе Microsoft и Amazon, взяли на себя обязательства по достижению углеродной нейтральности и использованию возобновляемых источников энергии для своих центров обработки данных⁷.

Правительства и организации также предпринимают шаги, способствующие внедрению возобновляемых источников энергии в секторе ИИ. Так, например,

³ Google. (2021). Google reaches 100% renewable energy goal. <https://clck.ru/36kxG4>

⁴ Data Centre Alliance. (n.d.). About the DCA. <https://clck.ru/36kxHA>

⁵ Lim, S. (2022, July 14). Media industry's pollution equivalent to aviation, study finds. Campaign. <https://clck.ru/36kxHu>

⁶ Department for Business, Energy & Industrial Strategy. (2020). BEIS Electricity Generation Costs. <https://clck.ru/36kxKS>

⁷ Microsoft. (2022). Microsoft announces plan to be carbon negative by 2030. <https://clck.ru/36kxLJ>; См. также Amazon. (n.d.). Amazon and Global Optimism announce The Climate Pledge. <https://clck.ru/36kxMP>

Европейский союз поставил задачу по увеличению доли возобновляемых источников энергии и сокращению выбросов парниковых газов в странах-членах⁸.

Кроме того, усилия исследователей направлены на разработку энергоэффективных алгоритмов и аппаратных средств для минимизации энергопотребления и выбросов углекислого газа при вычислениях ИИ. С целью оптимизации энергоэффективности систем ИИ изучаются такие методы, как сжатие модели, квантование и специализированные аппаратные архитектуры (Strubell et al., 2019).

1.4. Необходимость разработки энергоэффективных алгоритмов и устройств с технологией искусственного интеллекта

Поскольку спрос на ИИ продолжает расти, возникает острая необходимость в разработке энергоэффективных алгоритмов и аппаратных средств для снижения воздействия вычислений ИИ на окружающую среду. Энергопотребление систем ИИ вызывает серьезную озабоченность, учитывая выбросы углекислого газа, связанные с невозобновляемыми источниками энергии (Rolnick et al., 2022).

Исследователи активно изучают методы повышения энергоэффективности алгоритмов ИИ. Например, сжатие моделей направлено на снижение вычислительных требований глубоких нейронных сетей за счет отсечения избыточных связей или уменьшения точности весов и активаций (Han et al., 2015). Такой подход позволяет существенно снизить энергопотребление и время вычислений без ущерба для производительности модели.

Другой подход – квантование, т. е. представление числовых значений меньшим количеством битов. Снижая точность параметров и активаций, квантование уменьшает объем памяти и сложность вычислений, что приводит к экономии энергии как при обучении, так и при использовании ИИ (Hubara et al., 2016). Также ведутся исследования по повышению энергоэффективности обучающих алгоритмов. Например, методы градиентного сжатия, такие как спарсификация и квантование, направлены на уменьшение коммуникационных затрат между распределенными устройствами в процессе обучения, что снижает энергопотребление (Alistarh et al., 2017). Кроме того, усовершенствование алгоритмов оптимизации и графиков скорости обучения позволяет минимизировать количество необходимых итераций, что приводит к экономии энергии (You et al., 2017).

Разработка энергоэффективного аппаратного обеспечения ИИ также является важным аспектом снижения энергопотребления. Традиционные вычислительные архитектуры часто не оптимизированы для рабочих нагрузок ИИ, что приводит к неэффективному использованию энергии. Для решения этой проблемы исследователи изучают новые аппаратные решения, включая нейроморфные вычисления и мемристоры, которые имитируют структуру и функционирование человеческого мозга, потенциально повышая энергоэффективность (Merolla et al., 2014; Prezioso et al., 2015).

⁸ European Commission. (n.d.). EU Climate Action. <https://clck.ru/36kxSS>

2. Образование электронных отходов

Помимо энергоемкости вычислений в системах ИИ, аппаратные средства, используемые в них, вызывают еще одну серьезную экологическую проблему – образование электронных отходов. Быстрое развитие технологий и постоянная потребность в более мощных аппаратных средствах приводят к их частой замене, а значит, к накоплению электронных отходов (Ferro et al., 2021).

Аппаратные средства ИИ, включая графические процессоры, интегральные схемы для приложений (ASIC) и другие специализированные компоненты, имеют относительно короткий срок службы в связи с неуклонным развитием технологий. По мере разработки новых поколений аппаратных средств старые быстро устаревают и часто выбрасываются, что обостряет проблему электронных отходов⁹.

Неправильная утилизация аппаратных средств ИИ приводит к выбросу опасных веществ и материалов в окружающую среду. Эти вещества могут загрязнять почву, воду и воздух, создавая угрозу для экосистем и здоровья людей. Тем самым происходит не только ухудшение состояния окружающей среды, но и потеря ценных ресурсов, использованных в аппаратуре. Более того, утилизация аппаратуры, содержащей токсичные материалы, такие как свинец, ртуть и антипирены, может при неправильном обращении еще больше усугубить загрязнение окружающей среды¹⁰.

Для решения проблемы образования электронных отходов очень важно внедрять экологически безопасные методы. Одним из подходов является содействие повторному использованию и переработке аппаратных средств ИИ. Реконструкция и восстановление старых аппаратных средств позволяют продлить срок их службы и сократить потребность в постоянном производстве новых устройств (Ferro et al., 2021). Кроме того, реализация программ приема оборудования и создание перерабатывающих предприятий могут обеспечить правильную утилизацию устройств и повторное использование ценных материалов¹¹.

При разработке и производстве аппаратных средств искусственного интеллекта следует руководствоваться принципами экологической безопасности. Использование материалов с меньшим воздействием на окружающую среду, возможность их вторичной переработки и уменьшение содержания вредных веществ могут способствовать достижению более устойчивого жизненного цикла аппаратных средств. Модульные конструкции, позволяющие заменять и модернизировать компоненты, также помогают продлить срок службы аппаратных средств ИИ и снизить частоту полной замены устройств (Ferro et al., 2021).

⁹ Baldé, C. P., Forti, V., Gray, V., Kuehr, R., & Stegmann, P. (2017). The global E-waste monitor 2017: Quantities, flows and resources. United Nations University, International Telecommunication Union, and International Solid Waste Association.

¹⁰ Там же.

¹¹ Там же.

2.1. Быстрое развитие устройств с технологией искусственного интеллекта

Аппаратные технологии в области искусственного интеллекта стремительно развиваются, подпитываемые непрерывными инновациями, которые приводят к созданию все более мощных и эффективных систем (Amodei et al., 2016). Заметным событием в развитии аппаратных средств ИИ является превращение графических процессоров в ключевой компонент вычислений. Изначально задуманные для создания графических изображений, такие процессоры нашли широкое применение в ИИ благодаря своей способности эффективно решать задачи параллельной обработки данных (Amodei et al., 2016). Благодаря высокой пропускной способности и вычислительной мощности они хорошо подходят для обучения и внедрения моделей ИИ.

Кроме того, появились специализированные аппаратные средства ASIC, предназначенные для высоких рабочих нагрузок искусственного интеллекта. ASIC обеспечивают повышенную производительность и энергоэффективность за счет настройки аппаратной архитектуры для оптимизации выполнения алгоритмов ИИ (Amodei et al., 2016). Эти специализированные чипы обеспечивают более высокую плотность вычислений и скорость обработки данных по сравнению с процессорами общего назначения.

Стремительное развитие аппаратных средств сделало возможным совершение значительных прорывов в различных областях применения ИИ. Например, в области компьютерного зрения наличие высокопроизводительного оборудования позволило решать сложные задачи распознавания изображений и обнаружения объектов с поразительной точностью (Amodei et al., 2016). Аналогичным образом, в обработке естественного языка мощное оборудование ускоряет обучение и применение языковых моделей для решения таких задач, как машинный перевод и анализ эмоциональной окраски текста.

Однако стремительный прогресс в области аппаратных средств ИИ порождает и проблемы. Быстрая смена аппаратных средств в связи с появлением новых поколений приводит к значительному накоплению электронных отходов. Необходимо принимать меры по их утилизации и переработке, чтобы минимизировать воздействие на окружающую среду (Ferro et al., 2021).

Непрерывное появление новых аппаратных средств ИИ также создает трудности для разработчиков и исследователей. Чтобы оставаться в курсе новейших технологий, требуются постоянная адаптация, обучение и инвестиции, что создает проблемы для тех, кто занимается разработкой искусственного интеллекта (Amodei et al., 2016). Кроме того, оптимизация алгоритмов и программного обеспечения ИИ для использования возможностей различных аппаратных архитектур усложняет процесс разработки.

2.2. Жизненные циклы устройств и проблема электронных отходов

Стремительное развитие технологий искусственного интеллекта привело к росту числа электронных устройств, в результате чего увеличилось количество электронных отходов, представляющих значительную опасность для окружающей среды и здоровья людей¹². Жизненный цикл аппаратных средств искусственного интеллекта играет решающую роль в определении объема образующихся электронных отходов и связанного с ними воздействия на окружающую среду.

¹² Там же.

Жизненный цикл аппаратных средств ИИ начинается с добычи сырья и процесса производства. Производство устройств искусственного интеллекта связано с добычей драгоценных металлов, редкоземельных элементов и других ценных материалов, многие из которых являются невозобновляемыми и требуют значительных затрат энергии (Ferro et al., 2021). Добыча и переработка этих материалов ухудшают состояние окружающей среды, а также часто связаны с использованием опасных веществ, которые могут нанести вред экосистемам и здоровью человека.

По мере быстрого развития аппаратных средств ИИ жизненный цикл устройств сокращается, и новые модели чаще приходят на смену старым. Это явление, известное как запланированное устаревание, усугубляет проблему электронных отходов, поскольку устаревшие устройства ИИ выбрасываются, что приводит к значительному накоплению электронных отходов¹³. Электронные отходы содержат опасные компоненты, такие как свинец, ртуть и антипирены, которые при неправильном обращении возвращаются в окружающую среду и загрязняют почву, водные источники и воздух.

Неправильная утилизация и неполноценная переработка электронных отходов еще больше усугубляют проблему. Многие электронные устройства попадают на свалки или сжигаются, выделяя токсичные вещества и способствуя загрязнению воздуха и почвы¹⁴. Неадекватная практика утилизации также приводит к потере ценных ресурсов, которые могли бы быть восстановлены и использованы повторно.

Необходимо на законодательном уровне разрабатывать нормативные акты и меры, способствующие надлежащему обращению с электронными отходами. Такие меры, как расширенная ответственность производителя, позволяют возложить на производителей ответственность за воздействие их продукции на окружающую среду в течение всего жизненного цикла, стимулируя их к внедрению экологически безопасных методов и инвестированию в инфраструктуру переработки¹⁵. Кроме того, разработка эффективных систем сбора, переработки и восстановления отходов будет способствовать повторному использованию устройств ИИ.

Перспективным решением проблемы электронных отходов является подход, основанный на циркулярной экономике. Она предполагает повторное использование, восстановление и переработку электронных устройств с целью минимизации потребления ресурсов и воздействия на окружающую среду (Ferro et al., 2021). Применяя принципы циркулярной экономики, можно разрабатывать аппаратные средства ИИ и управлять ими таким образом, чтобы максимально продлить срок их службы и снизить потребность в постоянном обновлении, тем самым уменьшая образование электронных отходов.

2.3. Стратегии ответственного обращения с электронными отходами в сфере искусственного интеллекта

Для решения экологических проблем, связанных с электронными отходами, образующимися при работе аппаратных средств ИИ, было предложено несколько стратегий, направленных на ответственное обращение с электронными отходами на протяжении

¹³ Baldé, C. P., Forti, V., Gray, V., Kuehr, R., & Stegmann, P. (2017). The global E-waste monitor 2017: Quantities, flows and resources. United Nations University, International Telecommunication Union, and International Solid Waste Association.

¹⁴ Там же.

¹⁵ Там же.

всего жизненного цикла устройств с искусственным интеллектом. Эти стратегии, направленные на смягчение негативных последствий утилизации электронных отходов и формирование более последовательного подхода к технологиям ИИ, включают:

1. Использование принципов «проектирование для демонтажа» (Design for Disassembly, DfD) и «проектирование для переработки» (Design for Recycling, DfR) при производстве аппаратных средств ИИ для эффективного разделения и переработки компонентов. Обеспечение простоты разборки и утилизации устройств позволяет сократить количество образующихся электронных отходов.

2. Применение концепции расширенной ответственности производителя. Она предусматривает ответственность производителей за весь жизненный цикл своей продукции, включая ее надлежащую утилизацию (Kahhat et al., 2008). Внедрение правил расширенной ответственности производителя применительно к аппаратным средствам искусственного интеллекта должно стимулировать производителей разрабатывать продукцию с учетом возможности ее переработки и брать на себя ответственность за ее экологически безопасную утилизацию и переработку.

3. Создание эффективных программ возврата и утилизации аппаратных средств искусственного интеллекта. Эта стратегия имеет решающее значение для обеспечения ответственной утилизации таких устройств. Производители могут сотрудничать со специализированными компаниями, занимающимися переработкой электронных отходов, или организовать пункты сбора, чтобы обеспечить надлежащую переработку таких устройств и предотвратить их попадание на свалки или в несанкционированные пункты утилизации.

4. Применение принципов циркулярной экономики. Эти принципы позволят минимизировать образование электронных отходов за счет повышения эффективности использования ресурсов и повторного применения продукции (Geissdoerfer et al., 2017). Такие стратегии, как восстановление и повторное использование аппаратных средств ИИ, а также создание вторичных рынков для бывших в употреблении устройств, продлевают срок службы систем искусственного интеллекта и снижают потребность в новом производстве.

5. Дальнейшие исследования в области передовых технологий утилизации для повышения эффективности переработки электронных отходов (Widmer et al., 2005). Такие инновации, как гидрометаллургические и биотехнологические процессы, позволяют извлекать ценные материалы из электронного оборудования, минимизируя при этом воздействие на окружающую среду и снижая зависимость от традиционных методов такого извлечения.

Реализация этих стратегий позволит внедрить в индустрию ИИ практику ответственного обращения с электронными отходами, что приведет к более устойчивому подходу к производству, использованию и утилизации аппаратных средств с искусственным интеллектом.

3. Инфраструктура центров обработки данных

В последние годы в связи с увеличением спроса на цифровые услуги наблюдается значительный рост центров обработки данных. Это привело к усилению их воздействия на окружающую среду. Строительство и эксплуатация центров обработки данных требуют значительных земельных и иных ресурсов, что приводит к изменению характера землепользования и разрушению окружающей среды (Mell & Grance, 2011). Кроме того, распространение центров обработки данных в городских районах вызывает опасения по поводу их влияния на местное население и инфраструктуру.

Центры обработки данных известны своим высоким энергопотреблением. Постоянная работа серверов, сетевого оборудования и систем охлаждения требует значительного количества электроэнергии. Охлаждение центров обработки данных представляет собой отдельную проблему. Тепло, выделяемое серверами и другим ИТ-оборудованием, требует эффективного отвода для поддержания оптимальных условий работы. Однако традиционные методы охлаждения, такие как кондиционирование воздуха, являются энергоемкими и неэффективными. Это побудило к поиску инновационных технологий охлаждения, включая жидкостное охлаждение и современные системы управления воздушными потоками, с целью повышения энергоэффективности и снижения воздействия центров обработки данных на окружающую среду (Masanet et al., 2020).

Вода является жизненно важным ресурсом, используемым в центрах обработки данных для охлаждения. Однако значительное потребление воды центрами обработки данных может привести к перегрузке местных водных ресурсов, особенно в регионах, где уже имеется нехватка воды или конкурирующий спрос на нее. Охлаждающие колонны, где происходит испарение, потребляют большие объемы воды.

Для решения проблемы воздействия центров обработки данных на окружающую среду заинтересованные стороны активно изучают и внедряют методы устойчивого развития. К таким практикам относятся:

1. Энергоэффективное проектирование. В центрах обработки данных могут применяться принципы энергоэффективного проектирования, такие как оптимизация загрузки серверов, совершенствование систем распределения электроэнергии и использование энергоэффективного оборудования. Эти меры позволяют существенно снизить энергопотребление и выбросы углекислого газа (Beloglazov et al., 2011).

2. Переход на возобновляемые источники энергии, такие как солнечная или ветровая энергия. Благодаря этому центры обработки данных могут снизить зависимость от ископаемого топлива и сократить выбросы парниковых газов.

3. Улавливание отработанного тепла и использование его в других целях, например, для отопления зданий или выработки электроэнергии. Такой подход позволяет максимально повысить энергоэффективность ЦОД и снизить их общее воздействие на окружающую среду.

4. Внедрение водосберегающих технологий охлаждения, таких как системы охлаждения с замкнутым циклом и водосберегающие охлаждающие колонны. Это позволяет снизить потребление воды в ЦОД. Кроме того, рециркуляция и повторное использование воды могут снизить нагрузку на местные водные ресурсы.

С помощью этих методов можно сбалансировать растущий спрос на цифровые услуги с минимизацией воздействия на окружающую среду, способствуя созданию более устойчивой и ответственной цифровой инфраструктуры.

4. Понятие предвзятости данных при обучении искусственного интеллекта

С целью принятия обоснованных решений алгоритмы искусственного интеллекта в значительной степени опираются на обучающие данные. Однако базы данных могут быть предвзятыми, приводя к необъективным результатам при принятии экологических решений. Предвзятость обучающих данных может возникать по различным причинам. Например, данные могут отражать существующее социальное

неравенство и системные предубеждения (Caliskan et al., 2017). Для обеспечения справедливого и равноправного процесса принятия экологических решений крайне важно распознавать и устранять эти предубеждения.

Предвзятость приложений с ИИ в процессе принятия экологических решений может усугубить дисбаланс в области охраны окружающей среды, с которым сталкиваются маргинализированные сообщества. Например, если алгоритмы искусственного интеллекта обучаются на наборах данных, непропорционально представляющих благополучные районы, то при принятии решений о распределении ресурсов или экологической политике могут игнорироваться потребности и проблемы маргинализированных сообществ (Benjamin, 2019). Тем самым эти сообщества еще больше маргинализируются, экологическая несправедливость закрепляется.

Необъективные приложения ИИ могут закреплять и усиливать неравенство, усугубляя существующие социальные, экономические и экологические диспропорции. Например, если алгоритмы искусственного интеллекта предвзято относятся к определенным демографическим группам или географическим районам, это может привести к неравному распределению экологических благ, таких как доступ к чистому воздуху, воде или зеленым насаждениям. Кроме того, необъективные алгоритмы могут привести к дискриминационным результатам, таким как непропорциональное бремя загрязнения или недостаточная защита окружающей среды в маргинализированных сообществах.

Для устранения предвзятости и обеспечения справедливости при принятии решений в области экологии с помощью искусственного интеллекта необходимо принять ряд мер:

1. Важно обеспечить, чтобы базы данных для обучения ИИ охватывали различные точки зрения и корректно отражали соответствующие сообщества. Для этого необходимо тщательно следить за отбором данных, чтобы не допустить недостатков в представлении данных и усилении существующих предубеждений (Sweeney, 2013).

2. Разработка прозрачных и понятных алгоритмов ИИ позволяет тщательно изучить их и выявить возможную предвзятость. Тем самым все заинтересованные стороны, в том числе соответствующие сообщества, могут понять, как принимаются решения, и бороться с потенциальными предубеждениями (Burrell, 2016).

3. Непрерывный мониторинг и оценка систем ИИ крайне важны для выявления и устранения предвзятости, которая может проявиться с течением времени. Это предполагает постоянную оценку воздействия приложений ИИ на различные группы населения и их соответствие целям равенства и справедливости (Crawford & Calo, 2016).

4. Привлечение соответствующих сообществ к разработке, внедрению и оценке процессов принятия экологических решений с использованием искусственного интеллекта может способствовать обеспечению справедливости и равноправия.

Устранение предвзятости в базах данных для обучения ИИ, признание экологического неравенства, с которым сталкиваются маргинализированные сообщества, и реализация мер по обеспечению справедливости и равноправия позволяют снизить риск усиления экологической несправедливости, вызванный применением искусственного интеллекта. Приложения ИИ, функционирующие на принципах ответственности и инклюзии, должны поддерживать процессы принятия обоснованных и справедливых решений и способствовать формированию более справедливой и устойчивой окружающей среды для всех.

5. Разрушение природных экосистем

Развитие технологий искусственного интеллекта и их интеграция в различные отрасли экономики вызывают опасения относительно их потенциального воздействия на природные экосистемы. Одной из проблем является нарушение среды обитания и миграционных процессов диких животных. Инфраструктура, создаваемая для функционирования ИИ, например, центры обработки данных и коммуникационные сети, часто требует значительного использования земли, что приводит к фрагментации и разрушению среды обитания. Это негативно сказывается на популяциях диких животных, ограничивая их доступ к ресурсам и нарушая важнейшие пути миграции, что в конечном итоге создает угрозу биоразнообразию и экологической устойчивости.

Использование ИИ для экологического мониторинга и охраны окружающей среды открывает широкие возможности, но и создает проблемы. С одной стороны, искусственный интеллект позволяет эффективно собирать, анализировать и интерпретировать данные, тем самым улучшая наше понимание биоразнообразия, изменения климата и состояния экосистем. Он дает возможность выявлять закономерности, делать прогнозы и обосновывать стратегии сохранения окружающей среды. С другой стороны, если чрезмерно полагаться на ИИ, сократить полевые исследования и участие человека, то можно упустить важные нюансы экологических процессов, заметные только при непосредственном наблюдении (Koh & Wich, 2012).

Чтобы уменьшить экологические последствия использования ИИ, необходимо применять ответственные методы его внедрения. Они включают в себя проведение комплексной оценки воздействия на окружающую среду перед внедрением технологий ИИ, оценку потенциальных рисков для экосистем и определение соответствующих стратегий по их снижению. Кроме того, важно интегрировать искусственный интеллект в существующие природоохранные стратегии и привлекать местное население к процессу принятия решений. Такой комплексный подход будет способствовать целостному пониманию экологических систем и созданию приложений ИИ на пользу как биоразнообразию, так и благополучию человека.

6. Действующее законодательство ЕС в области воздействия искусственного интеллекта на окружающую среду

Развитие искусственного интеллекта побудило правительства и регулирующие органы разных стран обратить внимание на его потенциальное воздействие на окружающую среду. Некоторые страны и регионы уже предприняли шаги по регулированию экологических издержек от применения искусственного интеллекта.

В Европейском союзе с марта 2020 г. действует Директива EcoDesign (2009/125/EC) о работе серверов и устройств хранения данных. Эта норма устанавливает минимальные требования к энергоэффективности этих продуктов, в том числе и тех, которые используются в аппаратных средствах искусственного интеллекта. Она направлена на снижение энергопотребления и уменьшение воздействия на окружающую среду центров обработки данных и других компонентов инфраструктуры ИИ¹⁶.

¹⁶ Directive 2009/125/EC of the European Parliament and of the Council of 21 October 2009 establishing a framework for the setting of ecodesign requirements for energy-related products (recast) (Text with EEA relevance). Official Journal of the European Union, L 285, 10–35. <https://clck.ru/36kxU5>

Наряду с Директивой EcoDesign важнейшую роль в рациональном использовании электронных отходов, включая аппаратные компоненты ИИ, играет Директива об отработанном электрическом и электронном оборудовании (Waste Electrical and Electronic Equipment, WEEE). Директива WEEE устанавливает правила надлежащего обращения и утилизации электронных отходов, обеспечивая экологически ответственное обращение с отработанным аппаратным обеспечением ИИ. Ответственность за сбор и переработку электронных отходов возлагается на производителей и пользователей, что способствует развитию циркулярной экономики и минимизации воздействия на окружающую среду при утилизации аппаратных средств искусственного интеллекта¹⁷.

В рамках оценки Директивы WEEE на июнь 2023 г. была запланирована общественная консультация, позволяющая всем заинтересованным сторонам и широкой общественности высказать свои замечания и мнения по поводу эффективности и возможных усовершенствований этой Директивы.

В марте 2020 г. в Европейском союзе также вступил в силу Регламент (EU) 2019/424 о требованиях к экологическому дизайну серверов и устройств хранения данных. Данный регламент устанавливает минимальные требования к энергоэффективности этих продуктов, в том числе используемых в аппаратных средствах ИИ, с целью снижения энергопотребления и уменьшения воздействия на окружающую среду центров обработки данных и других компонентов инфраструктуры искусственного интеллекта¹⁸.

Эти нормативные акты Европейского союза свидетельствуют о стремлении решить проблему воздействия искусственного интеллекта на окружающую среду и содействовать внедрению экологически безопасных практик в технологический сектор. Устанавливая стандарты энергоэффективности и стимулируя ответственное обращение с электронными отходами, ЕС преследует цель содействовать более экологичному и безопасному для окружающей среды подходу к разработке и внедрению искусственного интеллекта.

Заключение

Итак, рассмотрев скрытые экологические издержки, связанные с искусственным интеллектом, следует отметить, что мы должны признать и устранить возможные экологические последствия его развития и внедрения. Энергоемкость вычислений ИИ, образование электронных отходов, нарушение природных экосистем, возможность принятия необъективных решений – все это указывает на необходимость принятия упреждающих мер. Признавая значение практик устойчивого развития, таких как энергоэффективные алгоритмы, переход на возобновляемые источники энергии, ответственное обращение с электронными отходами и этические аспекты, мы стремимся к более гармоничному и экологичному использованию искусственного интеллекта.

¹⁷ Consolidated text: Directive 2012/19/EU of the European Parliament and of the Council of 4 July 2012 on waste electrical and electronic equipment (WEEE) (recast) (Text with EEA relevance). <https://clck.ru/36kxYS>

¹⁸ Commission Regulation (EU) 2019/424 of 15 March 2019 laying down ecodesign requirements for servers and data storage products pursuant to Directive 2009/125/EC of the European Parliament and of the Council and amending Commission Regulation (EU) No 617/2013 (Text with EEA relevance). Official Journal of the European Union, L 74, 46–66. <https://clck.ru/36kxbm>

Мы все вместе несем ответственность за то, чтобы проложить путь к лучшему будущему, в котором искусственный интеллект принесет пользу и человечеству, и планете. Уделяя первостепенное внимание экологической устойчивости и принимая активные шаги по снижению экологического следа ИИ, мы сможем создать будущее, в котором его потенциал будет служить сохранению и защите наших природных ресурсов. Благодаря сотрудничеству, исследованиям, разработке государственных мер и нормативных актов мы сможем направить развитие искусственного интеллекта в более устойчивое и этически верное русло.

Список литературы

- Alistarh, D., Grubic, D., Li, J., Tomioka, R., & Vojnovic, M. (2017). QSGD: Communication-efficient SGD via gradient quantization and encoding. *Advances in neural information processing systems*, 30. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1610.02132>
- Amodei, D., Olah, C., Steinhardt, J., Christiano, P., Schulman, J., & Mané, D. (2016). *Concrete problems in AI safety*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1606.06565>
- Beloglazov, A., Buyya, R., Lee, Y. C., & Zomaya, A. (2011). A taxonomy and survey of energy-efficient data centers and cloud computing systems. *Advances in computers*, 82, 47–111. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-385512-1.00003-7>
- Benjamin, R. (2019). *Race after technology: Abolitionist tools for the new Jim code*. Cambridge: Polity.
- Burrell, J. (2016). How the machine 'thinks': Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3(1). <https://doi.org/10.1177/2053951715622512>
- Caliskan, A., Bryson, J. J., & Narayanan, A. (2017). Semantics derived automatically from language corpora contain human-like biases. *Science*, 356(6334), 183–186. <https://doi.org/10.1126/science.aal4230>
- Crawford, K., & Calo, R. (2016). There is a blind spot in AI research. *Nature*, 538(7625), 311–313. <https://doi.org/10.1038/538311a>
- Dhar, P. (2020). The carbon impact of artificial intelligence. *Nat. Mach. Intell.*, 2(8), 423–425. <https://doi.org/10.1038/s42256-020-0219-9>
- Ding, Q., Zhu, R., Liu, H., & Ma, M. (2021). An overview of machine learning-based energy-efficient routing algorithms in wireless sensor networks. *Electronics*, 10(13), 1539. <https://doi.org/10.3390/electronics10131539>
- Ferro, M., Silva, G. D., de Paula, F. B., Vieira, V., & Schulze, B. (2021). Towards a sustainable artificial intelligence: A case study of energy efficiency in decision tree algorithms. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, e6815. <https://doi.org/10.1002/cpe.6815>
- Geissdoerfer, M., Savaget, P., Bocken, N. M., & Hultink, E. J. (2017). The Circular Economy—A new sustainability paradigm? *Journal of cleaner production*, 143, 757–768. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.12.048>
- Han, S., Pool, J., Tran, J., & Dally, W. (2015). Learning both weights and connections for efficient neural network. In *Advances in neural information processing systems* 28. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.02626>
- Hanus, N., Newkirk, A., & Stratton, H. (2023). Organizational and psychological measures for data center energy efficiency: barriers and mitigation strategies. *Energy Efficiency*, 16(1), 1–18. <https://doi.org/10.1007/s12053-022-10078-1>
- Henderson, P., Islam, R., Bachman, P., Pineau, J., Precup, D., & Meger, D. (2018). Deep reinforcement learning that matters. In *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence* (Vol. 32, No. 1). <https://doi.org/10.1609/aaai.v32i1.11694>
- Hubara, I., Courbariaux, M., Soudry, D., El-Yaniv, R., & Bengio, Y. (2016). Quantized neural networks: Training neural networks with low precision weights and activations. *The Journal of Machine Learning Research*, 18(1), 6869–6898. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1609.07061>
- Kahhat, R., Kim, J., Xu, M., Allenby, B., Williams, E., & Zhang, P. (2008). Exploring e-waste management systems in the United States. *Resources, conservation and recycling*, 52(7), 955–964. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2008.03.002>
- Koh, L. P., & Wich, S. A. (2012). Dawn of drone ecology: low-cost autonomous aerial vehicles for conservation. *Tropical conservation science*, 5(2), 121–132. <https://doi.org/10.1177/194008291200500202>
- Masanet, E., Shehabi, A., Lei, N., Smith, S., & Koomey, J. (2020). Recalibrating global data center energy-use estimates. *Science*, 367(6481), 984–986. <https://doi.org/10.1126/science.aba3758>
- Mell, P., & Grance, T. (2011). *The NIST Definition of Cloud Computing*. Special Publication (NIST SP). National Institute of Standards and Technology, Gaithersburg, MD. <https://doi.org/10.6028/NIST.SP.800-145>

- Merolla, P. A., Arthur, J. V., Alvarez-Icaza, R., Cassidy, A. S., Sawada, J., Akopyan, F., ... & Modha, D. S. (2014). A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface. *Science*, 345(6197), 668–673. <https://doi.org/10.1126/science.1254642>
- Prezioso, M., Merrih-Bayat, F., Hoskins, B. D., Adam, G. C., Likharev, K. K., & Strukov, D. B. (2015). Training and operation of an integrated neuromorphic network based on metal-oxide memristors. *Nature*, 521(7550), 61–64. <https://doi.org/10.1038/nature14441>
- Ram, M., Child, M., Aghahosseini, A., Bogdanov, D., Lohrmann, A., & Breyer, C. (2018). A comparative analysis of electricity generation costs from renewable, fossil fuel and nuclear sources in G20 countries for the period 2015-2030. *Journal of Cleaner Production*, 199, 687–704. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.07.159>
- Rolnick, D., Donti, P. L., Kaack, L. H., Kochanski, K., Lacoste, A., Sankaran, K., ... & Bengio, Y. (2022). Tackling climate change with machine learning. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 55(2), 1–96. <https://doi.org/10.1145/3485128>
- Schwartz, R., Dodge, J., Smith, N. A., & Etzioni, O. (2020). Green AI. *Communications of the ACM*, 63(12), 54–63. <https://doi.org/10.1145/3381831>
- Şerban, A. C., & Lytras, M. D. (2020). Artificial intelligence for smart renewable energy sector in Europe – smart energy infrastructures for next generation smart cities. *IEEE access*, 8, 77364–77377. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2990123>
- Shah, A., Bash, C., Sharma, R., Christian, T., Watson, B. J., & Patel, C. (2010). The environmental footprint of data centers. In *ASME 2009 InterPACK Conference* (Vol. 2, pp. 653-662). San Francisco, CA. <https://doi.org/10.1115/InterPACK2009-89036>
- Strubell, E., Ganesh, A., & McCallum, A. (2019). Energy and policy considerations for deep learning in NLP. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.02243>
- Sweeney, L. (2013). Discrimination in online ad delivery. *Communications of the ACM*, 56(5), 44–54. <https://doi.org/10.1145/2447976.2447990>
- Widmer, R., Oswald-Krapf, H., Sinha-Khetriwal, D., Schnellmann, M., & Böni, H. (2005). Global perspectives on e-waste. *Environmental Impact Assessment Review*, 25(5), 436–458. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2005.04.001>
- You, Y., Gitman, I., & Ginsburg, B. (2017). *Large batch training of convolutional networks*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1708.03888>

Сведения об авторе



Алесья Жук – соискатель степени PhD, факультет права и философии, Университет Помпеу Фабра; ассистент преподавателя, Барселонский институт международных исследований

Адрес: 08005, Испания, Барселона, Рамон Триас Фаргас, 25-27

E-mail: alesia.zhuk@ug.uchile.cl

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-6295-6839>

Google Scholar ID: https://scholar.google.com/citations?user=PVCH_B0AAAAJ

Конфликт интересов

Автор сообщает об отсутствии конфликта интересов.

Финансирование

Исследование не имело спонсорской поддержки

Тематические рубрики

Рубрика OECD: 5.05 / Law

Рубрика ASJC: 3308 / Law

Рубрика WoS: OM / Law

Рубрика ГРНТИ: 10.53.91 / Экологическое право в отдельных странах

Специальность ВАК: 5.1.2 / Публично-правовые (государственно-правовые) науки

История статьи

Дата поступления – 29 июня 2023 г.

Дата одобрения после рецензирования – 21 августа 2023 г.

Дата принятия к опубликованию – 30 ноября 2023 г.

Дата онлайн-размещения – 15 декабря 2023 г.



Research article

DOI: <https://doi.org/10.21202/jdtl.2023.40>

Artificial Intelligence Impact on the Environment: Hidden Ecological Costs and Ethical-Legal Issues

Alesia Zhuk

University Pompeu Fabra
Barcelona, Spain

Keywords

algorithmic bias,
artificial intelligence,
data center,
digital technologies,
ecological costs,
electronic waste,
energy consumption,
law,
natural ecosystems,
sustainability

Abstract

Objective: to identify the hidden ecological costs associated with the elaboration, implementation and development of artificial intelligence technologies, in order to ensure its sustainable and harmonious integration with various economic sectors by identifying optimal moral-ethical and political-legal strategies.

Methods: the conducted research is based on an ecological approach to the development and implementation of artificial intelligence, as well as on an interdisciplinary and political-legal analysis of ecological problems and risks of algorithmic bias, errors in artificial intelligence algorithms and decision-making processes that may exacerbate environmental inequalities and injustice towards the environment. In addition, analysis was performed in regard to the consequences of natural ecosystems destruction caused by the development of artificial intelligence technologies due to the computing energy-intensiveness, the growing impact of data centers on energy consumption and problems with their cooling, the electronic waste formation due to the rapid improvement of equipment, etc.

Results: the analysis shows a range of environmental, ethical and political-legal issues associated with the training, use and development of artificial intelligence, which consumes a significant amount of energy (mainly from non-renewable sources). This leads to an increase in carbon emissions and creates obstacles to further sustainable ecological development. Improper disposal of artificial intelligence equipment exacerbates the problem of e-waste and pollution of the planet, further damaging the environment.

© Zhuk A., 2023

This is an Open Access article, distributed under the terms of the Creative Commons Attribution licence (CC BY 4.0) (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>), which permits unrestricted re-use, distribution and reproduction, provided the original article is properly cited.

Errors in artificial intelligence algorithms and decision-making processes lead to environmental injustice and inequality. AI technologies may disrupt natural ecosystems, jeopardizing wildlife habitats and migration patterns.

Scientific novelty: the environmental consequences of the artificial intelligence use and further development, as well as the resulting environmental violations and costs of sustainable development, were studied. This leads to the scientific search for optimal strategies to minimize environmental damage, in which legal scholars and lawyers will have to determine ethical-legal and political-legal solutions at the national and supranational levels.

Practical significance: understanding the environmental impact of AI is crucial for policy makers, lawyers, researchers, and industry experts in developing strategies to minimize environmental harm. The findings emphasize the importance of implementing energy efficient algorithms, switching to renewable energy sources, adopting responsible e-waste management practices, ensuring fairness in AI decision-making and taking into account ethical considerations and rules of its implementation.

For citation

Zhuk, A. (2023). Artificial Intelligence Impact on the Environment: Hidden Ecological Costs and Ethical-Legal Issues. *Journal of Digital Technologies and Law*, 1(4), 932–954. <https://doi.org/10.21202/jdtl.2023.40>

References

- Alistarh, D., Grubic, D., Li, J., Tomioka, R., & Vojnovic, M. (2017). QSGD: Communication-efficient SGD via gradient quantization and encoding. *Advances in neural information processing systems*, 30. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1610.02132>
- Amodei, D., Olah, C., Steinhardt, J., Christiano, P., Schulman, J., & Mané, D. (2016). *Concrete problems in AI safety*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1606.06565>
- Beloglazov, A., Buyya, R., Lee, Y. C., & Zomaya, A. (2011). A taxonomy and survey of energy-efficient data centers and cloud computing systems. *Advances in computers*, 82, 47–111. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-385512-1.00003-7>
- Benjamin, R. (2019). *Race after technology: Abolitionist tools for the new Jim code*. Cambridge: Polity.
- Burrell, J. (2016). How the machine 'thinks': Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3(1). <https://doi.org/10.1177/2053951715622512>
- Caliskan, A., Bryson, J. J., & Narayanan, A. (2017). Semantics derived automatically from language corpora contain human-like biases. *Science*, 356(6334), 183–186. <https://doi.org/10.1126/science.aal4230>
- Crawford, K., & Calo, R. (2016). There is a blind spot in AI research. *Nature*, 538(7625), 311–313. <https://doi.org/10.1038/538311a>
- Dhar, P. (2020). The carbon impact of artificial intelligence. *Nat. Mach. Intell.*, 2(8), 423–425. <https://doi.org/10.1038/s42256-020-0219-9>
- Ding, Q., Zhu, R., Liu, H., & Ma, M. (2021). An overview of machine learning-based energy-efficient routing algorithms in wireless sensor networks. *Electronics*, 10(13), 1539. <https://doi.org/10.3390/electronics10131539>
- Ferro, M., Silva, G. D., de Paula, F. B., Vieira, V., & Schulze, B. (2021). Towards a sustainable artificial intelligence: A case study of energy efficiency in decision tree algorithms. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, e6815. <https://doi.org/10.1002/cpe.6815>
- Geissdoerfer, M., Savaget, P., Bocken, N. M., & Hultink, E. J. (2017). The Circular Economy—A new sustainability paradigm? *Journal of cleaner production*, 143, 757–768. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.12.048>

- Han, S., Pool, J., Tran, J., & Dally, W. (2015). Learning both weights and connections for efficient neural network. In *Advances in neural information processing systems* 28. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.02626>
- Hanus, N., Newkirk, A., & Stratton, H. (2023). Organizational and psychological measures for data center energy efficiency: barriers and mitigation strategies. *Energy Efficiency*, 16(1), 1–18. <https://doi.org/10.1007/s12053-022-10078-1>
- Henderson, P., Islam, R., Bachman, P., Pineau, J., Precup, D., & Meger, D. (2018). Deep reinforcement learning that matters. In *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence* (Vol. 32, No. 1). <https://doi.org/10.1609/aaai.v32i1.11694>
- Hubara, I., Courbariaux, M., Soudry, D., El-Yaniv, R., & Bengio, Y. (2016). Quantized neural networks: Training neural networks with low precision weights and activations. *The Journal of Machine Learning Research*, 18(1), 6869–6898. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1609.07061>
- Kahhat, R., Kim, J., Xu, M., Allenby, B., Williams, E., & Zhang, P. (2008). Exploring e-waste management systems in the United States. *Resources, conservation and recycling*, 52(7), 955–964. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2008.03.002>
- Koh, L. P., & Wich, S. A. (2012). Dawn of drone ecology: low-cost autonomous aerial vehicles for conservation. *Tropical conservation science*, 5(2), 121–132. <https://doi.org/10.1177/194008291200500202>
- Masanet, E., Shehabi, A., Lei, N., Smith, S., & Koomey, J. (2020). Recalibrating global data center energy-use estimates. *Science*, 367(6481), 984–986. <https://doi.org/10.1126/science.aba3758>
- Mell, P., & Grance, T. (2011). *The NIST Definition of Cloud Computing*. Special Publication (NIST SP). National Institute of Standards and Technology, Gaithersburg, MD. <https://doi.org/10.6028/NIST.SP.800-145>
- Merolla, P. A., Arthur, J. V., Alvarez-Icaza, R., Cassidy, A. S., Sawada, J., Akopyan, F., ... & Modha, D. S. (2014). A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface. *Science*, 345(6197), 668–673. <https://doi.org/10.1126/science.1254642>
- Prezioso, M., Merrih-Bayat, F., Hoskins, B. D., Adam, G. C., Likharev, K. K., & Strukov, D. B. (2015). Training and operation of an integrated neuromorphic network based on metal-oxide memristors. *Nature*, 521(7550), 61–64. <https://doi.org/10.1038/nature14441>
- Ram, M., Child, M., Aghahosseini, A., Bogdanov, D., Lohrmann, A., & Breyer, C. (2018). A comparative analysis of electricity generation costs from renewable, fossil fuel and nuclear sources in G20 countries for the period 2015-2030. *Journal of Cleaner Production*, 199, 687–704. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.07.159>
- Rolnick, D., Donti, P. L., Kaack, L. H., Kochanski, K., Lacoste, A., Sankaran, K., ... & Bengio, Y. (2022). Tackling climate change with machine learning. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 55(2), 1–96. <https://doi.org/10.1145/3485128>
- Schwartz, R., Dodge, J., Smith, N. A., & Etzioni, O. (2020). Green AI. *Communications of the ACM*, 63(12), 54–63. <https://doi.org/10.1145/3381831>
- Şerban, A. C., & Lytras, M. D. (2020). Artificial intelligence for smart renewable energy sector in Europe – smart energy infrastructures for next generation smart cities. *IEEE access*, 8, 77364–77377. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2990123>
- Shah, A., Bash, C., Sharma, R., Christian, T., Watson, B. J., & Patel, C. (2010). The environmental footprint of data centers. In *ASME 2009 InterPACK Conference* (Vol. 2, pp. 653–662). San Francisco, CA. <https://doi.org/10.1115/InterPACK2009-89036>
- Strubell, E., Ganesh, A., & McCallum, A. (2019). Energy and policy considerations for deep learning in NLP. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.02243>
- Sweeney, L. (2013). Discrimination in online ad delivery. *Communications of the ACM*, 56(5), 44–54. <https://doi.org/10.1145/2447976.2447990>
- Widmer, R., Oswald-Krapf, H., Sinha-Khetriwal, D., Schnellmann, M., & Böni, H. (2005). Global perspectives on e-waste. *Environmental Impact Assessment Review*, 25(5), 436–458. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2005.04.001>
- You, Y., Gitman, I., & Ginsburg, B. (2017). *Large batch training of convolutional networks*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1708.03888>

Author information



Alesia Zhuk – PhD Candidate, Law and Philosophy Group at Universitat Pompeu Fabra, Teaching Assistant, Institut Barcelona d'Estudis Internacionals

Address: Ramon Trias Fargas, 25-27. 08005 Barcelona, Spain

E-mail: alesia.zhuk@ug.uchile.cl

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-6295-6839>

Google Scholar ID: https://scholar.google.com/citations?user=PVCH_B0AAAAJ

Conflicts of interest

The authors declare no conflict of interest.

Financial disclosure

The research had no sponsorship.

Thematic rubrics

OECD: 5.05 / Law

PASJC: 3308 / Law

WoS: OM / Law

Article history

Date of receipt – June 29, 2023

Date of approval – August 21, 2023

Date of acceptance – November 30, 2023

Date of online placement – December 15, 2023