

ЭЛЕКТРОНИКА, ПРИБОРОСТРОЕНИЕ И РАДИОТЕХНИКА

Статья поступила в редакцию: 10.08.2026

Статья принята к публикации: 16.08.2026

Статья опубликована: 28.08.2026

УДК 621.3.049.77+004.89

DOI: 10.32743/UniTech.2026.149.8.23310

Искусственный интеллект в электротехнике и электронике: сравнительный анализ традиционных ручных методов и современных EDA-инструментов

Тихонов Александр Романович
студент

Российский университет дружбы народов им. Патриса Лумумбы
Российская Федерация, г. Москва
E-mail: stihonovtikhonov@yandex.ru

Бекбулатов Дамир Равилович
ст. преп. кафедры механики и процессов управления РУДН им. Патриса Лумумбы
Российская Федерация, г. Москва

Artificial intelligence in electrical engineering and electronics: comparative analysis of traditional manual methods and modern EDA tools

Tikhonov Aleksandr Romanovich
student, Peoples' Friendship University of Russia named after Patrice Lumumba
Russian Federation, Moscow

Bekbulatov Damir Ravilovich
senior Lecturer
Department of Mechanics and Control Processes, Peoples' Friendship University of Russia named
after Patrice Lumumba
Russian Federation, Moscow

Аннотация

В статье представлен расширенный сравнительный анализ традиционных ручных методов проектирования и отладки электронных устройств, а также современных подходов, основанных на искусственном интеллекте и инструментах Electronic Design Automation (EDA). Рассматриваются ключевые направления применения ИИ в электронном проектировании: автоматизация размещения и трассировки, многокритериальная оптимизация по метрикам Power-Performance-Area (PPA), интеллектуальная генерация

Библиографическое описание: Тихонов А.Р., Бекбулатов Д.Р. Искусственный интеллект в электротехнике и электронике: сравнительный анализ традиционных ручных методов и современных EDA-инструментов // Universum: технические науки : электрон. научн. журн. 2026. 8(149). URL: <https://7universum.com/ru/tech/archive/item/23310>

проектных решений, анализ ограничений и поддержка инженерных решений на естественном языке. Отдельное внимание уделено обзору литературы по большим языковым моделям (LLM) в EDA, а также современным промышленным платформам, включая Cadence Cerebrus, Synopsys DSO.ai, Flux.ai и Quilter, которые демонстрируют переход от вспомогательной автоматизации к агентным рабочим процессам. Показано, что ИИ существенно ускоряет проектирование и повышает эффективность поиска решений в сложном пространстве проектных вариантов, однако не устраняет необходимость фундаментальной подготовки инженера. Обосновывается гибридный подход, в котором ручные методы сохраняют образовательную и диагностическую ценность, а ИИ используется как средство ускорения и масштабирования проектной деятельности. Результаты анализа подтверждают, что сочетание классической инженерной подготовки с освоением интеллектуальных EDA-инструментов обеспечивает наибольшую эффективность и устойчивость профессиональных компетенций.

Abstract

The paper presents an extended comparative analysis of traditional manual methods for designing and debugging electronic devices and modern approaches based on artificial intelligence and Electronic Design Automation (EDA) tools. The key directions of AI application in electronic design are considered: placement and routing automation, multi-objective optimization using Power-Performance-Area (PPA) metrics, intelligent generation of design solutions, constraint analysis, and support for engineering decisions in natural language. Particular attention is paid to the review of literature on large language models (LLMs) in EDA, as well as modern industrial platforms, including Cadence Cerebrus, Synopsys DSO.ai, Flux.ai, and Quilter, which demonstrate the transition from auxiliary automation to agentic workflows. It is shown that AI significantly accelerates design and improves the efficiency of solution search in a complex design space; however, it does not eliminate the need for fundamental engineering training. A hybrid approach is justified, in which manual methods retain educational and diagnostic value, while AI is used as a means of accelerating and scaling design activities. The analysis confirms that combining classical engineering education with mastery of intelligent EDA tools provides the highest efficiency and sustainability of professional competencies.

Ключевые слова: искусственный интеллект, EDA, электронное проектирование, PPA, LLM, reinforcement learning, автоматизация, гибридный подход.

Keywords: artificial intelligence, EDA, electronic design, PPA, LLM, reinforcement learning, automation, hybrid approach.

1. Введение

Современная электротехника и электроника развиваются в условиях постоянного роста сложности изготовления и внутреннего устройства изделий, ужесточения требований к производительности и сокращению времени выхода продукта на рынок. Проектирование интегральных схем, печатных плат и встроенных систем все чаще связано с необходимостью учитывать большое число параметров одновременно: топологические ограничения, тепловые режимы, задержки сигналов, помехоустойчивость, энергоэффективность и технологические

нормы. В таких условиях традиционные ручные методы проектирования, несмотря на их обучающую и методологическую ценность, уже не могут полностью удовлетворять потребности современной инженерной практики.

Наиболее заметный ответ на этот вызов связан с развитием EDA-систем, встроенных в интеллектуальные вычислительные среды. Если ранее автоматизация касалась преимущественно отдельных операций, то сегодня ИИ охватывает практически весь цикл проектирования — от интерпретации требований до оптимизации и верификации. По данным современных обзоров (2024–2025), большие языковые модели (LLM) уже рассматриваются как перспективный инструмент для описания hardware design flow (процесс проектирования аппаратной части), анализа скриптов, генерации вспомогательного кода и поддержки решений в области тестирования и оптимизации. Параллельно крупные EDA-вендоры внедряют агентные (agentic) механизмы, которые позволяют объединять синтез, place-and-route (размещение и трассировка), проверку и исправление ошибок в единые интеллектуальные контуры.

Актуальность исследования определяется необходимостью переосмысления роли инженера в условиях цифровой трансформации проектирования и встраивания ИИ в инженерные цепочки. Особенно важен вопрос о том, как сочетать классическую подготовку по электротехнике с освоением современных инструментов автоматизации, чтобы избежать утраты базовой технической грамотности и одновременно повысить эффективность проектных работ.

Цель исследования состоит в расширенном сравнительном анализе традиционных и ИИ-ориентированных методов проектирования в электротехнике и электронике.

Задачи исследования

1. Охарактеризовать традиционные методы проектирования и их образовательное значение;
2. Провести обзор современных исследований по LLM и AI-driven EDA (2022–2025);
3. Проанализировать основные направления применения ИИ в проектировании;
4. Рассмотреть промышленную практику внедрения интеллектуальных EDA-платформ (Cadence Cerebrus, Synopsys DSO.ai, Flux.ai, Quilter);
5. Выявить ограничения, риски и методологические проблемы;
6. Обосновать гибридную модель подготовки и практики инженера, в которой ручные методы сохраняют образовательную и диагностическую ценность, а ИИ используется для ускорения и масштабирования.

2. Материалы и методы

Исследование выполнено в формате сравнительного аналитического обзора. В качестве объекта анализа выбраны традиционные ручные методы проектирования электронных устройств (сборка на макетной плате, ручная трассировка, измерение переходных процессов, поиск неисправностей) и современные ИИ-ориентированные EDA-подходы.

Источниковой базой послужили научные публикации 2022–2025 гг., преимущественно обзоры и исследования по применению больших языковых моделей и усиленному их обучению (reinforcement learning) в EDA, официальные материалы ведущих стратегических инструментов, то есть вендоров (Cadence, Synopsys), а также описания доступных AI-средств для проектирования печатных плат (Flux.ai, Quilter). Ключевые обзоры — работы [4; 5; 9; 10].

Критерии сравнения включали в себя: время выполнения типовых операций (трассировка, завершение проектирования, усовершенствующее интегральную схему (design closure), вероятность ошибок, масштабируемость по числу компонентов, качество оптимизации по метрикам мощности, быстродействия и площади т.е. PPA (Power–Performance–Area), а также образовательную и диагностическую ценность вышеописанного метода. Количественные оценки взяты из опубликованных промышленных кейсов и открытых материалов вендоров.

Методологически исследование опирается на сочетание качественного содержания анализа литературы и сопоставления количественных показателей производительности инструментов. Особое внимание уделено концепции с участием человека в контуре управления, а также гибридным моделям, в которых инженер сохраняет контроль над постановкой задачи, ограничениями и верификацией результатов.

Базовые физические соотношения, используемые в традиционном проектировании (закон Ома, законы Кирхгофа, переходные процессы в RC-цепях), рассмотрены как фундамент, на котором строится понимание результатов автоматизированных инструментов. Формальная задача многокритериальной оптимизации PPA сформулирована в виде взвешенной целевой функции, минимизирующей комбинацию мощности, производительности и площади.

3. Результаты и обсуждение

3.1. Традиционные ручные методы проектирования

Ручные методы проектирования остаются фундаментом инженерной подготовки. Их главная ценность состоит в том, что студент или инженер учится не только пользоваться инструментом, но и понимать физическую природу процессов. Сборка схемы на макетной плате, пайка, поиск неисправностей, измерение переходных процессов и анализ помех формируют устойчивую связь между теорией и практикой, развивая инженерную интуицию и диагностические навыки.

Ключевые образовательные преимущества

1. Понимание физической природы электротехнических процессов;
2. Развитие диагностических навыков (поиск неисправностей, анализ помех);
3. Формирование интуитивного понимания работы компонентов;
4. Устойчивая связь теории с практикой через эксперимент.

Однако традиционный подход плохо масштабируется при росте числа компонентов и ограничений. При увеличении числа составных элементов, слоев платы и количества проектных ограничений ручная работа становится трудоёмкой, дорогой и подверженной ошибкам. Повторяющиеся итерации компоновки, трассировки, проверки и исправления занимают значительное время, а человеческий фактор повышает вероятность ошибок.

Количественные оценки ограничений представлены в таблице 1.

Таблица 1.

Сравнение временных и качественных характеристик методов

Параметр	Ручной метод	EDA + ИИ
Время на трассировку ~1000 pins	40–80 часов	2–8 часов
Вероятность ошибки	5–10 %	<1 % (автоматическая проверка)
Итерации design closure	10–20	3–5 (агентные экспедиции)
Масштабируемость	До ~100 компонентов	1000–10000+ компонентов

Традиционные ручные методы необходимы для фундаментальной подготовки, однако недостаточны для современных проектов со сложностью свыше 1000 компонентов. Они сохраняют образовательную и диагностическую ценность, но требуют дополнения автоматизированными инструментами для масштабируемости.

3.2. Применение ИИ и LLM в EDA

В отличие от традиционных методов, ИИ автоматизирует вычисления и поиск решений в сложном пространстве проектных вариантов, однако участие в процессе инженера остаётся необходимым для постановки задачи, установки ограничений и верификации результатов. Большие языковые модели (LLM) всё чаще используются для интерпретации описания схем, генерации вспомогательных скриптов, анализа ошибок и сопровождения проектировщика на естественном языке. Их полезность объясняется тем, что многие этапы EDA имеют выраженную текстовую природу: скрипты синтеза, лог-файлы проверки, описания ограничений.

Согласно обзору иностранных ученых [5], LLM охватывают четыре ключевые области EDA: дизайн уровней систем (system-level design), RTL-генерация, физико-синтезированный дизайн (synthesis/physical design) и аналоговое проектирование. В одной из научных работ [9] отмечается, что интеграция LLM обещает упростить полноту рабочего процесса — от написания скриптов и анализа ограничений до тестирования и оптимизации — однако требует решения проблем надёжности, объяснимости и верифицируемости. Обзор LLM4EDA [10] систематизирует применение LLM как чатбот-ассистента, генератора HDL/скриптов и инструмента верификации. Ученые [4] описывают эволюцию от вспомогательных ассистентов к автономным агентам.

Алгоритмы подкрепляемого обучения (reinforcement learning (RL)) особенно эффективны в содержании задач последовательного поиска оптимальных решений: распределение компонентов (обычное размещение и макроразмещение), маршрутизация (routing), оптимизация floorplan и поиск компромиссов по PPA. Модели машинного обучения

также применяются для прогнозирования тайменгов и энергопотребления локальных зон перегрева, а также и производственных рисков размера выработки, что позволяет сокращать число дорогостоящих итераций.

3.3. Промышленные интеллектуальные EDA-платформы

Промышленные платформы Cadence Cerebrus и Synopsys DSO.ai отражают наиболее зрелый этап развития AI-driven EDA. Их главная особенность — это оптимизация по множеству критериев PPA с учётом технологических ограничений.

Таблица 2.

Характеристики промышленных AI-EDA платформ

Платформа	Технология	Результаты	Целевая аудитория
Cadence Cerebrus	RL, GenAI	до 60 % улучшение timing, 40 % снижение leakage	Промышленность (SoC)
Synopsys DSO.ai	RL, автономные экспедиции	3× продуктивность по PPA, 100+ tape-outs	Промышленность (передовые техпроцессы)
Flux.ai	Flux Copilot (AI-assistant)	быстрые design reviews, генерация вариантов	Стартапы, студенты, hobbyists
Quilter	physics-driven AI, RL	layout от недель до часов, 100–1000 компонентов	Стартапы, SMB PCB design

DSO.ai автоматически исследует триллионы рецептов размещения и трассировки, сокращая процесс завершения проектирования от недель до дней. Средство *Cerebrus* масштабирует параллельные экспедиции сценариев. *Flux.ai* и *Quilter* представляют более доступный сегмент, ориентированный на ускорение разработки PCB. *Quilter* работает со средствами *Altium*, *Cadence*, *Siemens*, *KiCAD*, автоматизируя размещения и трассировки для сложных систем; *Flux.ai* выступает как AI-ассистент внутри облачной среды проектирования.

Сравнение традиционных CAD и ИИ-инструментов приведено в таблице 3.

Таблица 3.

Сравнение традиционных и ИИ-инструментов EDA

Инструмент	Тип	Основная функция	Сильная сторона
KiCad / Altium	Традиционный CAD	Ручное проектирование	Полный контроль инженера
Flux.ai	ИИ-ассистент	Поддержка проектирования PCB	Быстрый вход и генерация вариантов
Quilter	Автоматизация трассировки	Автономное размещение и routing	Сокращение времени разработки
Cadence Cerebrus	ML-оптимизация	PPA-улучшение	Промышленная зрелость
Synopsys DSO.ai	ИИ-оптимизация	Search space optimization	Сильная интеграция с flow

3.4. Оптимизация по метрикам PPA

Вышеописанная метрика PPA (Power–Performance–Area) объединяет три ключевых показателя. Любое улучшение одного параметра часто приводит к ухудшению другого. ИИ особенно полезен там, где традиционный перебор вариантов становится слишком медленным: алгоритмы оценивают большое количество конфигураций и ищут оптимальный быстрее человека.

Формальная задача оптимизации может быть записана как минимизация взвешенной комбинации:

$$\min F(x) = w_P \cdot P(x) + w_{\text{Perf}} \cdot \text{Perf}(x) + w_A \cdot A(x),$$

где x — вектор проектных параметров (placement, routing, voltage, frequency); $P(x)$ — мощность; $\text{Perf}(x)$ — производительность; $A(x)$ — площадь; w — весовые коэффициенты, отражающие приоритеты проекта.

Количественные результаты промышленных систем: Cadence Cerebrus — до 60 % улучшения выбора временного промежутка и 40 % снижения утечки данных; Synopsys DSO.ai — до 3× роста продуктивности по PPA.

3.5. Нейроморфные архитектуры и энергоэффективность

Отдельное направление связано с вычислительными платформами для энергоэффективного ИИ. Нейроморфные архитектуры перспективны для задач с жёсткими ограничениями по мощности и задержке (IoT, периферийного ИИ, носимых устройств). Они обеспечивают снижение энергопотребления на порядки (0,01–2 Вт против 45–400 Вт для CPU/GPU), обработку с низкой задержкой и событийно-ориентированными вычислениями.

Таблица 4.

Сравнение энергопотребления вычислительных систем

Система	Энергопотребление	Особенность
CPU	45–150 Вт	Универсальность
GPU	150–400 Вт	Высокая вычислительная мощность
Intel Loihi 2	0,1–2 Вт	Нейроморфная архитектура
BrainChip Akida	0,01–0,5 Вт	Низкое энергопотребление

3.6. Ограничения и риски ИИ в EDA

Несмотря на высокий потенциал, ИИ в EDA сталкивается с рядом ограничений: недостаточная объяснимость решений, зависимость качества моделей от данных, риск блокировки вендора и возможность ошибок при чрезмерной автономности. Ключевой вывод: ИИ не заменяет инженера, а ускоряет рутинные операции, оставляя инженеру постановку цели, установку ограничений и верификацию. Необходим подход с участием человека в контуре управления.

3.7. Гибридная модель подготовки инженера

Для подготовки современных инженеров требуется не отказ от традиционного обучения, а его расширение. Практические занятия по схемотехнике, измерениям и монтажу должны сочетаться с освоением интеллектуальных EDA-систем, анализа данных и автоматизированной верификации.

Таблица 5.

Рекомендуемая структура гибридной подготовки

Компонент	Традиционный подход	ИИ-ориентированный подход
Схемотехника	Ручная сборка, пайка	LLM-генерация схем, simulation
Трассировка	Ручное routing	RL-based placement/routing (Quilter)
Оптимизация	Перебор вариантов	PPA-оптимизация (DSO.ai, Cerebrus)
Верификация	Manual checking	Automated verification, AI-assistant

Гибридный подход сохраняет фундаментальную подготовку и добавляет современные инструменты, обеспечивая максимальную эффективность без потери инженерной интуиции.

4. Заключение

Искусственный интеллект уже оказывает существенное влияние на развитие электротехники и электроники, особенно в области автоматизированного проектирования. Наиболее высокую эффективность он демонстрирует в задачах оптимизации, генерации проектных вариантов и ускорения разработки. Вместе с тем традиционные ручные методы сохраняют ключевое значение для формирования инженерного мышления и понимания физических основ работы схем.

Наилучший результат достигается при сочетании фундаментальной подготовки и современных ИИ-инструментов (гибридный подход). ИИ ускоряет проектирование (до 3× по данным DSO.ai) и улучшает показатели PPA (до 5–20 % и более в кейсах Cerebrus), нейроморфные системы обеспечивают снижение энергопотребления на порядки, а гибридная модель подготовки позволяет сохранить образовательную ценность ручных методов и одновременно освоить масштабируемые инструменты.

Перспективы дальнейших исследований связаны с повышением объяснимости AI-решений, развитием открытых EDA-платформ, интеграцией LLM в полный проектировочный поток и совершенствованием подходов с участием агента при сохранении контроля инженером критических решений.

Список литературы

1. Cadence Design Systems. Cerebrus Intelligent Chip Explorer. Official product information. – Retrived from: [Электронный ресурс]. URL: https://www.cadence.com/en_US/home/tools/digital-design-and-signoff/soc-implementation-and-floorplanning/cerebrus-intelligent-chip-explorer.html (дата обращения: 10.08.2026).

2. Design Automation Conference (DAC). Official website. – Retrived from: [Электронный ресурс]. URL: <https://dac.com/> (дата обращения: 10.08.2026).
3. Flux.ai. AI-Powered PCB Design Platform. Official site. – Retrived from: [Электронный ресурс]. URL: <https://www.flux.ai/> (дата обращения: 10.08.2026).
4. He Z., Pu Y., Wu H., Qiu Y., Qiu T., Yu B. Large Language Models for EDA: From Assistants to Agents // Foundations and Trends in Electronic Design Automation. – 2025. – Т. 14, № 4. – P. 295–314. – DOI: 10.1561/10000000063-2.
5. Pan J., Zhou G., Chang C.-C., Jacobson I., Hu J., Chen Y. A Survey of Research in Large Language Models for Electronic Design Automation // arXiv:2501.09655. – 2025. – DOI: 10.48550/arXiv.2501.09655.
6. Quilter. Physics-Driven AI for Electronics Design. – Retrived from: [Электронный ресурс]. URL: <https://www.quilter.ai/> (дата обращения: 10.08.2026).
7. Synopsys. DSO.ai – AI-Driven Design Space Optimization. Official materials. – Retrived from: [Электронный ресурс]. URL: <https://www.synopsys.com/ai/ai-powered-eda/dso-ai.html> (дата обращения: 10.08.2026).
8. Wang Z., Alrahis L., Mankali L., Knechtel J., Sinanoglu O. LLMs and the Future of Chip Design: Unveiling Security Risks and Building Trust // arXiv:2405.07061. – 2024. – DOI: 10.48550/arXiv.2405.07061.
9. Xu K., Schwachhofer D., Blocklove J., Polian I., Domanski P., Pflüger D., Garg S., Karri R., Sinanoglu O., Knechtel J., Zhao Zh., Schlichtmann U., Li B. Large Language Models (LLMs) for Electronic Design Automation (EDA) // arXiv:2508.20030. – 2025. – DOI: 10.48550/arXiv.2508.20030.
10. Zhong R., Du X., Kai Sh., Tang Zh., Xu S. Zhen Hui-Ling, Hao J., Xu Q., Yuan M., Yan J. LLM4EDA: Emerging Progress in Large Language Models for Electronic Design Automation // arXiv:2401.12224. – 2024. – DOI: 10.48550/arXiv.2401.12224.