ՀԱՅԱՍՏԱՆԻ ՀԱՆՐԱՊԵՏՈՒԹՅԱՆ ԿՐԹՈՒԹՅԱՆ, ԳԻՏՈՒԹՅԱՆ,
ՄՇԱԿՈՒՅԹԻ ԵՎ ՍՊՈՐՏԻ ՆԱԽԱՐԱՐՈՒԹՅՈՒՆ

ՀԱՅԱՍՏԱՆԻ ԱԶԳԱՅԻՆ ՊՈԼԻՏԵԽՆԻԿԱԿԱՆ ՀԱՄԱԼՍԱՐԱՆ

Ջանփոլադով Վախթանգ Արտաշեսի

ՀԱՏԱԿԱԳԾՄԱՆ ՓՈՒԼՈՒՄ ՄԵՔԵՆԱՅԱԿԱՆ ՈՒՍՈՒՑՄԱՆ ՄԻՋՈՑՈՎ ԷՆԵՐԳԱՍՊԱՌՄԱՆ ԿԱՆԽԱՏԵՍՄԱՆ ԱՎՏՈՄԱՏԱՑՎԱԾ ՄԻՋՈՑՆԵՐԻ ՄՇԱԿՈՒՄԸ ԵՎ ՀԵՏԱԶՈՏՈՒՄԸ

Ե.13.02 «Ավտոմատացման համակարգեր» մասնագիտությամբ
տեխնիկական գիտությունների թեկնածուի գիտական աստիճանի
հայցման ատենախոսության

ՍԵՂՄԱԳԻՐ

Երևան 2025

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ, НАУКИ, КУЛЬТУРЫ И СПОРТА
РЕСПУБЛИКИ АРМЕНИЯ

НАЦИОНАЛЬНЫЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ АРМЕНИИ

Джанполадов Вахтанг Арташесович

РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СРЕДСТВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ НА ЭТАПЕ ПЛАНИРОВКИ

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени кандидата
технических наук по специальности 05.13.02 -
“Системы автоматизации”

Ереван 2025

Ատենախոսության թեման հաստատվել է Հայաստանի ազգային պոլիտեխնիկական համալսարանում (ՀԱՊՀ)։

Գիտական ղեկավար՝ տ.գ.դ. Սերգեյ Վիտալիի Գավրիլով

Պաշտոնական ընդդիմախոսներ՝ տ.գ.դ. Արմինե Գևորգի Ավետիսյան
ֆ.-մ.գ.թ. Վլադիմիր Գրիգորի Սահակյան

Առաջատար կազմակերպություն՝ «Երևանի կապի միջոցների գիտահետազոտական ինստիտուտ» ՓԲԸ

Ատենախոսության պաշտպանությունը կայանալու է 2025թ. հուլիսի 14-ին, ժամը 10^{00}-ին, ՀԱՊՀ-ում գործող «Կառավարման և ավտոմատացման» 032 մասնագիտական խորհրդի նիստում (հասցեն՝ 0009, Երևան, Տերյան փ., 105, 17 մասնաշենք)։

Ատենախոսությանը կարելի է ծանոթանալ ՀԱՊՀ– ի գրադարանում։

Սեղմագիրն առաքված է 2025 թ. հունիսի 12-ին ։

032 Մասնագիտական խորհրդի
գիտական քարտուղար, տ.գ.թ. Անուշ Վազգենի Մելիքյան

Тема диссертации утверждена в Национальном политехническом университете Армении (НПУА).

Научный руководитель: д.т.н. Сергей Витальевич Гаврилов

Официальные оппоненты: д.т.н. Армине Геворговна Аветисян
к.ф.-м.н. Владимир Григорьевич Саакян

Ведущая организация: ЗАО "Ереванский научно-исследовательский институт средств связи"

Защита диссертации состоится 14-го июля 2025 г. в 10^{00} ч. на заседании Специализированного совета 032 – “Управления и автоматизации”, действующего при Национальном политехническом университете Армении, по адресу: 0009, г. Ереван, ул. Теряна, 105, корпус 17.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке НПУА.

Автореферат разослан 12-го июня 2025г.

Ученый секретарь
специализированного совета 032, к.т.н. Ануш Вазгеновна Меликян

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. Потребляемая мощность наряду с такими параметрами, как производительность и площадь, является одной из основных характеристик проектируемых интегральных схем (ИС). Роль энергопотребления в ИС возрастает с развитием портативных и автономных устройств, так как оно напрямую влияет на длительность жизненного цикла. Известно, что потребляемая мощность разделяется на статическую, рассеиваемую за счет токов утечки, и динамическую, рассеиваемую за счет переключений и сквозных токов. Традиционные методы оценки мощности основаны на аналитических моделях и включают в себя процесс моделирования, требующий в общем случае значительных вычислительных и временных ресурсов. Затраты ресурсов зависят также от уровня абстракции, на котором выполняется оценка мощности: на высших уровнях абстракции моделирование требует меньших ресурсов, но точность оценки будет сравнительно низкой, и наоборот.

Известно также, что точная оценка потребляемой мощности возможна на поздних этапах маршрута проектирования: после выполнения этапа физического проектирования, экстракции паразитных элементов и т.д., что может привести к дополнительной итеративности в маршруте для оптимизации. Однако этап физического проектирования также является довольно затратным и состоит из следующих основных этапов: планировки, создания сети питания, размещения, синтеза дерева синхросигнала и трассировки. С масштабированием технологических норм добавляются все новые требования, ограничения и правила проектирования, что усложняет и удлиняет этап физического проектирования.

Применение машинного обучения (МО) в течение последних лет активно исследуется в сфере систем автоматизированного проектирования (САПР) для решения задач автоматизации, прогнозирования и др. Одним из направлений исследований является прогнозирование потребляемой мощности на различных уровнях абстракции с использованием методов МО.

В связи с этим, модификация имеющихся и разработка новых методов, моделей и алгоритмов прогнозирования потребляемой мощности на ранних этапах маршрута проектирования ИС представляет собой научную и актуальную задачу.

Цель работы и задачи исследования. Целью диссертационной работы является исследование и разработка моделей и алгоритмов для прогнозирования потребляемой мощности на этапе планировки в маршруте физического проектирования ИС с учетом вариаций технологического разброса транзисторов, напряжения питания, температуры, порогового напряжения, плотности заполнения, формы и соотношения сторон блока, а также тактовой частоты.

Для достижения поставленной цели в диссертационной работе были решены следующие **задачи**:

1. Разработка групп признаков и баз данных для обучения моделей МО, способных прогнозировать потребляемую мощность ИС с учетом вариаций технологических условий (технологического разброса транзисторов, напряжения питания, температуры, порогового напряжения) и заданных ограничений (плотности заполнения, формы и соотношения сторон блока, а также тактовой частоты).

2. Разработка регрессионной модели МО для прогнозирования статической мощности для основных групп ячеек заданной проектной схемы.
3. Разработка регрессионных моделей МО для прогнозирования составляющих динамической потребляемой мощности для основных групп ячеек заданной проектной схемы.
4. Разработка обобщающих регрессионных моделей МО для прогнозирования общей потребляемой мощности для различных тестовых схем.
5. Разработка алгоритмов и программных средств для интеграции предложенных моделей МО в этап планировки кристалла физического проектирования ИС.

Методы исследования. Поставленные задачи в диссертационной работе решались с использованием методов математического моделирования, математического анализа, машинного обучения, оптимизации, языков программирования, а также теории и методов проектирования интегральных схем.

Объект исследования. Методы оценки потребляемой мощности ИС на ранних этапах маршрута проектирования ИС.

Предмет исследования. Алгоритмы и методы оценки потребляемой мощности ИС на основе методов МО.

Научная новизна работы заключается в следующем:

1. Предложены новые группы признаков для обучения моделей МО, способных, в отличие от существующих моделей, прогнозировать выбранный тип потребляемой мощности на этапе планировки в маршруте физического проектирования ИС с учетом вариаций технологического разброса транзисторов, напряжения питания, температуры, порогового напряжения в используемой библиотеке, тактовой частоты, плотности заполнения, формы и соотношения сторон кристалла.
2. Предложены регрессионные модели МО на основе многослойного персептрона для прогнозирования значений составляющих мощности, рассеиваемых за счет переключений, сквозных токов и токов утечки, для основных групп ячеек заданной проектной схемы. Целевые значения получены с учетом паразитных элементов и активности переключений, полученной из результатов моделирования на уровне вентилей. В отличие от предложенных в литературе моделей МО, совокупность предложенных в диссертации моделей позволяет оценить потребляемую мощность основных групп ячеек определенной схемы по составляющим, что дает возможность облегчить процессы анализа и оптимизации.
3. Предложены обобщающие регрессионные модели МО на основе нейронной сети и случайного леса для прогнозирования общей потребляемой мощности после этапа трассировки и последующей оптимизации межсоединений различных тестовых схем. В отличие от аналогичных моделей МО, представленных в литературе, прогнозирование на основе предложенных в диссертации моделей МО выполняется с учетом вариаций технологических условий и заданных ограничений.

Основные научные положения и результаты, выносимые на защиту:

1. Формализованное представление задачи прогнозирования потребляемой мощности на этапе планировки.
2. Предложенные группы признаков для построения моделей МО, прогнозирующих общую потребляемую мощность и значения ее основных составляющих с учетом вариаций технологического разброса транзисторов, напряжения питания, температуры, порогового напряжения, тактовой частоты, плотности заполнения, формы и соотношения сторон блока.
3. Регрессионные модели МО, способные спрогнозировать значения составляющих потребляемой мощности основных групп ячеек в заданной проектной схеме. Целевыми значениями прогнозирования являются величины мощности, рассчитанные после моделирования на уровне вентилей с учетом паразитных элементов и активности переключений.
4. Обобщающие регрессионные модели МО для прогнозирования потребляемой мощности различных тестовых схем с учетом вариаций технологических условий и заданных ограничений. Целевое значение – общая потребляемая мощность после этапа трассировки и последующей оптимизации межсоединений с учетом паразитных элементов.
5. Предложенные алгоритмы интеграции разработанных моделей МО в стандартный маршрут физического проектирования.

Практическая значимость работы заключается в следующем:

1. Созданный программный комплекс в среде Linux на основе языков TCL и Python позволяет удобно и гибко настраивать генерацию баз данных для выбранных проектных схем, технологических норм и ограничений. Предложенная среда позволяет автоматически проходить цифровой маршрут проектирования ИС на основе САПР компании Synopsys, Inc. со структуризацией полученных отчетов и последующей генерацией базы данных, выполнять обучение и тестирование моделей МО.
2. Созданные модели легко интегрируются в коммерческие САПР компании Synopsys, Inc. для физического проектирования, а именно – в наиболее актуальные IC Compiler II и Fusion Compiler.
3. Созданные модели существенно быстрее традиционного маршрута и с приемлемой точностью способны прогнозировать значения различных типов мощности как выбранной проектной схемы, так и ряда различных схем.

Степень достоверности. Достоверность результатов диссертационной работы подтверждается многочисленными вычислительными экспериментами в созданной среде на языке Python для разработки и верификации предложенных моделей и алгоритмов, использованием лидирующих в мире коммерческих инструментов САПР, воспроизводимостью и согласованностью результатов с релевантными диссертации научными трудами. Результаты опубликованы в рецензируемых научных журналах, сборниках международных конференций и согласуются с положениями современной науки в области автоматизации проектирования ИС.

Апробация результатов работы. Результаты диссертационного исследования докладывались и обсуждались на:

- Всероссийской научно-технической конференции “Проблемы разработки перспективных микро- и наноэлектронных систем” (Москва, Зеленоград, Россия, 2022 г.);
- 38-ой Международной конференции "International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO)" (Киев, Украина, 2018 г.);
- 21-ой Международной конференции "East-West Design & Test Symposium (EWDTS)" (Батуми, Грузия, 2023 г.).

Публикации. По теме диссертационной работы опубликовано девять печатных работ в рецензируемых научных журналах и в материалах по результатам докладов на всероссийской и международных конференциях, среди которых две в сборниках, входящих в базы научного цитирования Scopus.

Личный вклад автора. Все основные теоретические и экспериментальные результаты, полученные в диссертационной работе и выносимых на защиту положениях, получены непосредственно автором.

Автор разработал группы признаков для построения регрессионных моделей МО, способных прогнозировать значения потребляемой мощности на этапе планировки в маршруте физического проектирования с учетом вариаций ограничений ИС и технологических условий проектирования, разработал и реализовал автоматизированную среду построения баз данных, обучения и тестирования моделей МО, исследовал различные алгоритмы МО для решения задачи прогнозирования потребляемой мощности, реализовал алгоритм внедрения разработанных моделей в маршрут физического проектирования ИС, а также участвовал во всероссийской и международных конференциях, подготовке докладов и публикаций по теме диссертационного исследования.

Диссертация выполнена в Институте интегральной электроники Национального исследовательского университета «Московский институт электронной техники» (МИЭТ).

Внедрение результатов диссертационной работы. Модели, методы и алгоритмы, представленные в диссертации, реализованы в программном виде и интегрированы в маршрут проектирования цифровых схем и используются в ЗАО «Синопсис Армения», что подтверждается приложенным к диссертации актом о внедрении.

Структура и объем диссертационной работы. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка использованной литературы (217наименований) и списка использованных сокращений. Диссертация содержит 150 страниц, включая 15 таблиц, 41 рисунок, 1 приложение и перечень сокращений.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертационной работы, определены объект и предмет исследования, сформулированы цели и задачи исследования, сформулированы его научная новизна и практическая значимость, представлены основные положения, выносимые на защиту, приведены данные об апробации полученных результатов и личном вкладе автора диссертационного исследования, а также кратко изложено содержание диссертации по главам.

В первой главе проведены анализ основных составляющих потребляемой мощности ИС, аналитический обзор существующих методов оценки и моделирования мощности на различных этапах маршрута. Проанализированы исследования по внедрению МО в маршрут проектирования, в особенности в этап физического проектирования, а также исследования по применению методов МО в задаче оценки мощности.

Известно, что общую потребляемую мощность ИС (P_{total}) можно разделить на две составляющие: статическую (P_{stat}) и динамическую (P_{dyn}). Статическая потребляемая мощность, или мощность утечки, рассеивается и рассчитывается в статическом состоянии схемы при отсутствии переходных процессов. С масштабированием технологических узлов данный вид мощности играет все большую роль вследствие уменьшающихся физических размеров транзисторов и толщины оксидных слоев. В случае использования «high–K» диэлектриков с высокой диэлектрической проницаемостью P_{stat} можно выразить через доминирующий ток утечки по формуле (1). Далее данный тип мощности будет обозначен как P_{leak}

$$P_{leak} = V_{dd}\, I_0 e^{\frac{-qV_{th}}{\beta k_B T}}. \quad (1)$$

$\mathrm{P_{dyn}}$ в свою очередь разделяют на две составляющие: мощность, потребляемую за счет заряда/разряда выходной емкости схемы (P_{sw}), и мощность, потребляемую за счет сквозных токов и заряда/разряда внутренних элементов (P_{int}), выраженных формулами

$$P_{sw} = NP_{t=}N\frac{C_L V_{dd}^2}{t} = N\frac{C_L V_{dd}^2}{kT_{clock}} = \alpha C_L V_{dd}^2 F_{clock}, \quad (2)$$

$$P_{int} = K\tau F_{clock}(V_{dd} - 2V_{th})^3. \quad (3)$$

В формулах (1)-(3) V_{dd} – напряжение питания; I_0 – константа, зависящая от технологического узла; q – заряд электрического носителя; V_{th} – пороговое напряжение; β – фактор, зависящий от технологии; k_B – постоянная Больцмана; T – температура; C_L – емкость нагрузки; t – интервал времени, который рассчитывается как $t = kT_{clock}$ (k – количество циклов, а T_{clock} – период синхросигнала); период может быть представлен как $T_{clock} = 1/F_{clock}$, где F_{clock} – частота тактового сигнала. α - среднее число переключений за один цикл, представленное как $\alpha = N/k$ (N – количество переключений за t); K – параметр, зависящий от технологии; τ – продолжительность заряда/разряда.

Из выражений (1), (2) и (3) становится ясно, что потребляемая мощность зависит от параметров, величины которых определяются в зависимости от технического задания проекта: V_{dd}, V_{th}, T, C_L и F_{clock}.

Далее представлен аналитический обзор известных методов оценки потребляемой мощности ИС и методов внедрения МО для автоматизации и повышения эффективности этапов маршрута проектирования ИС, в особенности физического проектирования. Направлением оценки характеристик проектируемых ИС методами МО занимаются такие ученые, как Соловьев Р.А., Тельпухов Д.В., Стемпковский А.Л. и др. В частности, в рамках диссертационной работы интерес представляют работы по оценке временных характеристик и площади ИС на основе

нейронных сетей и по анализу статического падения напряжения, результаты которой попали в ТОП3 конкурса ICCAD Contest 2023. Далее в главе проведен анализ исследований по использованию МО для оценки потребляемой мощности для ИС.

Так, в работах [V. Govindaraj & B. Arunadevi. Machine Learning Based Power Estimation for CMOS VLSI Circuits], [E Poovannan & S Karthik. Pre-Synthesis and Post Synthesis Power Estimation of VLSI Circuits Using Machine Learning Approach], [Palaniappan, Ramanathan & B, Surendiran & Vanathi, P.T. Power Estimation of Benchmark Circuits using Artificial Neural Networks] прогнозируется общая мощность для набора схем ISCAS'89 и 99, где в качестве признаков используется только количество ячеек по типам. В работах [G. Santhosh and A. S. Raghuvanshi. Power Estimation of Synchronous Sequential VLSI Circuits Using Boosting Techniques], [L. Hou, L. Zheng and W. Wu. Neural Network Based VLSI Power Estimation] также добавлена информация о количестве входов и выходов схем в качестве признаков. В работах [M. I. Patel and S. Patel. Power Estimation of Digital VLSI Circuits Using Machine Learning], [M. D. Bhavesh, N. A. Anilkumar, M. I. Patel, R. Gajjar and D. Panchal. Power Consumption Prediction of Digital Circuits using Machine Learning] прогнозирование выполняется для простых цифровых элементов и счетчиков. В работе [V. Govindaraj, S. Dhanasekar, L. J. Ahmed, P. M. Bruntha, M. Abinaya and R. Naveenkumar. Regression Analysis Based Circuit Power Estimation Technique] продемонстрирован подход по использованию обученной нейронной сети для оценки мощности схем, построенных на базе ячеек И-НЕ, ИЛИ-НЕ. В работах [Sagahyroon, Assim and Jamal A. Abdalla. Dynamic and Leakage Power Estimation in Register Files Using Neural Networks] и [M. Elnawawy, A. Sagahyroon and M. Pasquier. Power Prediction in Register Files Using Machine Learning] предлагаются модели, прогнозирующие мощность утечки, энергопотребление и площадь на основе 4-ех признаков, а данные получены на основе 130 и 90 нанометровых технологических узлов. В работе [S. Gourishetty, H. Mandadapu, A. Zahra and Z. Abbas. A Highly Accurate Machine Learning Approach to Modelling PVT Variation Aware Leakage Power in FinFET Digital Circuits] предложен подход по оценке мощности утечки цифровых ячеек с учетом вариаций V_{dd} и T, а также параметров моделей FinFET транзисторов.

Диссертационное исследование является дальнейшим развитием перечисленных работ по прогнозированию потребляемой мощности с добавлением учета вариаций параметров, напрямую влияющих на мощность и этап планировки. Кроме того, исследования проведены с использованием ряда тестовых схем для актуальных технологических норм, которые, как известно, более чувствительны к вариациям исследуемых параметров.

Главу завершает краткое исследование динамики публикационной активности по теме внедрения методов МО в маршрут проектирования, а также по тематике потребляемой мощности за последние 10 лет.

Вторая глава посвящена формализации поставленной задачи диссертационного исследования, разработке и обоснованию набора признаков, анализу используемых в исследованиях алгоритмов МО, разработке методов и алгоритмов построения баз данных, а также интеграции предлагаемых моделей в маршрут физического проектирования ИС.

В рамках данного диссертационного исследования поставленная задача может быть сформулирована следующим обобщенным образом:

- имеется множество $X = [\overrightarrow{x_1}, \dots, \overrightarrow{x_n}]^T$, где X – множество векторов признаков, n – количество векторов, а $\overrightarrow{x_i}, i = 1, \dots, n,$ – i–й вектор-строка признаков;
- имеется множество целевых значений типов потребляемой мощности, обозначенное как $Y = [y_1, \dots, y_n]$, где n – количество значений мощности;
- задана обучающая выборка, включающая в себя множество пар признаков и целевых значений $D_{Train} = \{(\overrightarrow{x_i}, y_i)\}, i = 1, \dots, m, m < n$;
- задана тестовая выборка, включающая в себя множество пар признаков и целевых значений, не входящих в обучающую выборку: $D_{Test} = \{(\overrightarrow{x_i}, y_i)\}, i = 1, \dots, l, l = n - m$, D_{Train}: $D_{Train} \cap D_{Test} = \varnothing$;
- объективно существует целевая функция $f: X \to Y$, значения которой определены на X.

Таким образом, формализованная задача диссертационного исследования в общем случае сводится к нахождению оптимальной решающей функции f_μ на основе D_{Train}, способной адекватно аппроксимировать неизвестную зависимость $f: X \to Y$. Для оценки точности используются функционал качества и функционал потерь, обозначаемые как $Q(f_\mu, D_{Train}, D_{Test})$ и $L(f_\mu, D_{Train}, D_{Test})$ соответственно, при том, что пары $(\overrightarrow{x_m}, y_m) \in D_{Test}$ не используются в процессе обучения. $Q(f_\mu, D_{Train}, D_{Test})$ и $L(f_\mu, D_{Train}, D_{Test})$ необходимо определить таким образом, чтобы они служили объективной оценкой обобщающей способности f_μ.

Диссертационное исследование разделено на две части с решением соответствующих задач:

1. Прогнозирование значений составляющих потребляемой мощности для основных групп ячеек определенной схемы с учетом вариаций V_{dd}, V_{th}, T, F_{clock}, а также параметров планировки. Значения составляющих мощности в качестве целевых значений рассчитаны с учетом паразитных элементов и активности переключений, полученной на основе результатов моделирования на уровне вентилей. Для краткости изложения данная задача обозначена как **Задача А**.
2. Прогнозирование общей потребляемой мощности для широкого ряда схем с учетом вариаций V_{dd}, V_{th}, T, F_{clock}, а также параметров планировки. Целевые значения мощности получены с учетом паразитных элементов после этапа трассировки и последующей оптимизации межсоединений. Данная задача обозначена как **Задача Б**.

Группы признаков далее будем называть признаковыми описаниями объекта, создание которых обычно проводится на знании предметной области. Так, в предлагаемом в диссертационной работе признаковом описании для решения **Задачи А** на основе выражений (1), (2) и (3) включены следующие признаки: V_{dd}, V_{th}, T, F_{clock}. В свою очередь, тактовая частота F_{clock} выражается через T_{clock}, а V_{th} – через тип используемой цифровой библиотеки стандартных ячеек. Согласно работе [F. G. R. G. da Silva, P. F. Butzen and C. Meinhardt. PVT variability analysis of FinFET and CMOS XOR circuits at 16nm] для технологии FinFET вариации технологического разброса заметно влияют на статические токи, а общее отклонение рассеиваемой

мощности находится в пределах 9%. Также известно, что потребляемая мощность максимальна в случае технологического разброса, при котором все транзисторы быстрее своих типичных значений. На основе вышесказанного к признаковому описанию также добавляется технологический разброс (P).

Вследствие особенности поставленных в диссертационной работе задач по прогнозированию мощности также предложено ввести в качестве признаков параметры, описывающие планировку. В используемом САПР при создании планировки пользователю дается возможность контролировать следующие основные параметры: плотность заполнения (U_{block}), форма блока (B_{shape}) и соотношение сторон (B_{a_ratio}).

Таким образом, в диссертационном исследовании в рамках **Задачи А** предлагается следующий вектор признаков:

$$\overrightarrow{x_{A_i}} = \left[P_i, V_{dd_i}, T_i, T_{clock_i}, V_{th_i}, U_{block_i}, B_{a_ratio_i}\right], \quad (4)$$

где $i = 1, \dots, k$ – количество векторов признаков и значений признаков.

Для решения **Задачи Б** признаковое описание (4) будет недостаточным. Необходимо ввести признаки, описывающие проектируемую ИС. В качестве таких признаков предложено использовать следующие величины: общая площадь ячеек (S_{cell}), общее количество межсоединений (N_{net}), количество комбинационных ячеек (N_{comb}), количество последовательных ячеек (N_{seq}), количество иерархических блоков (N_{h_blk}), количество иерархических портов (N_{h_prt}), количество буферов (N_{buf}), количество инверторов (N_{inv}), средняя емкость всех входных портов ячеек (C_{avg}). Признаки N_{h_blk} и N_{h_prt} позволяют оценить степень иерархичности проектируемой схемы в отличие от известных моделей МО. Через параметр C_{avg} выражается средняя нагрузочная емкость элементов в проектируемой схеме.

Таким образом, в диссертационной работе предложен следующий вектор признаков в рамках **Задачи Б** по прогнозированию мощности различных схем:

$$\begin{aligned}\overrightarrow{x_{B_i}} = [&P_i, V_{dd_i}, T_i, T_{clock_i}, V_{th_i}, U_{block_i}, B_{shape_i}, S_{cell_i}, N_{net_i}, N_{comb_i},\\ &N_{seq_i}, N_{h_{blk_i}}, N_{h_{prt_i}}, N_{inv_i}, N_{buf_i}, C_{avg_i}],\end{aligned} \quad (5)$$

где $i = 1, \dots, e$ – количество векторов признаков и значений признаков.

Следует отметить, что представленное признаковое описание может быть дополнено новыми признаками, однако их использование усложнит процессы формирования векторов признаков и построения моделей. Внедрение вышеописанных параметров потенциально позволит повысить точность прогнозирования и добавить поддержку различных технологических норм.

Далее в главе проанализированы используемые в диссертационном исследовании алгоритмы МО и представлены разработанные в рамках диссертационной работы алгоритмы построения и применения моделей МО.

Так, для решения поставленных в диссертации **Задач А** и **Б** формируются матрицы исходных данных A и B, где значения прогнозируемой мощности представляются соответствующими наборами признаков (4), (5). Множества векторов признаков для построения матриц A и B обозначим соответственно через $X_A = \left[\overrightarrow{x_{A_1}}, \dots, \overrightarrow{x_{A_k}}\right]$ и $X_B = \left[\overrightarrow{x_{B_1}}, \dots, \overrightarrow{x_{B_e}}\right]$. Признаковым описанием объекта в общем

случае обозначим вектор $\overrightarrow{x_i} = [f_{i1}, \dots, f_{ij}]$, $\overrightarrow{x_i} \in X$, где $f_{ij}, j = 1, \dots, p$ – значение j-го признака из вектора $\overrightarrow{x_i}$. Тогда A и B примут вид (6) и (7) соответственно:

$$A = X_A^T = \|f_{ij}\|_{k \times u} = \begin{bmatrix} f_{11} & \dots & f_{1u} \\ \dots & \dots & \dots \\ f_{k1} & \dots & f_{ku} \end{bmatrix} \begin{matrix} \overrightarrow{f_{\mu_L}} \\ \overrightarrow{f_{\mu_S}} \\ \overrightarrow{f_{\mu_I}} \end{matrix} \begin{matrix} \begin{bmatrix} y_{L_1} \\ \dots \\ y_{L_k} \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} y_{S_1} \\ \dots \\ y_{S_k} \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} y_{I_1} \\ \dots \\ y_{I_k} \end{bmatrix} \end{matrix}, (6)$$

где k – количество признаковых описаний, u – количество признаков, f_{μ_L}, f_{μ_S}, f_{μ_I} и $Y_L = [y_{L_1}, \dots, y_{L_k}]$, $Y_S = [y_{S_1}, \dots, y_{S_k}]$, $Y_I = [y_{I_1}, \dots, y_{I_k}]$ – искомые решающие функции и множества векторов целевых значений для P_{leak}, P_{sw} и P_{int} соответственно;

$$B = X_B^T = \|f_{ij}\|_{e \times r} = \begin{bmatrix} f_{11} & \dots & f_{1r} \\ \dots & \dots & \dots \\ f_{e1} & \dots & f_{er} \end{bmatrix} \underset{f_{\mu_T}}{\longrightarrow} \vec{Y}_{Total}, \quad (7)$$

где e – количество признаковых описаний; r – количество признаков; f_{μ_T} и $\vec{Y}_{Total} = [y_{Total_1}, \dots, y_{Total_e}]$ – искомая решающая функция и вектор целевых значений P_{total}.

Отчеты мощности, полученные с помощью используемых САПР, позволяют получить информацию о потребляемой мощности по типам или группам ячеек. Так, в данной диссертационной работе, в отличие от существующих подходов, в рамках **Задачи А** исследуются следующие группы ячеек: регистры (REG), комбинационные (COM), последовательные (SEQ) и ячейки в составе дерева синхросигнала (CNK). Векторы целевых значений составляются для каждой группы и компоненты мощности соответственно. Для решения **Задачи Б** диссертации используется только один вектор целевых значений, так как исследуются значения P_{total} для различных схем.

После предварительной обработки данных происходит разбиение полученного набора данных на обучающую и тестовую выборки, после чего решается задача выбора модели МО, представляющая собой процесс нахождения модели с наилучшей производительностью. Пусть для заданной модели МО имеются векторы соответствующих гиперпараметров $h = [h_1, \dots, h_k]$ и параметров $p = [p_1, \dots, p_l]$. Тогда модель, зависящую от определенного набора гиперпараметров h, обозначим как m_h. Так как в данной диссертационной работе исследуются различные алгоритмы МО, у которых имеются собственные уникальные h, задача преобразуется в нахождение оптимальных h для каждого алгоритма отдельно, после чего их результаты должны быть сравнены для выявления наилучшего алгоритма МО.

После окончания процесса обучения на обучающей выборке D_{Train}, где были определены оптимальные h и p, производится тестирование производительности полученной модели m_h на ранее не используемой выборке D_{Test}. Из множества

полученных моделей МО на основе исследуемых алгоритмов $M = \left[m_{h_1}, \dots, m_{h_q}\right]$ выбирается наилучшая модель m^*, удовлетворяющая условиям $Q(f_\mu, D_{Train}, D_{Test})$ и $L(f_\mu, D_{Train}, D_{Test})$.

В диссертационном исследовании основным критерием выбора модели МО является метрика средней абсолютной процентной ошибки (англ. MAPE, Mean Absolute Percentage Error):

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{a_i - y_i}{a_i}\right| * 100\%, \quad (8)$$

где n – количество наборов; y_i – i-е спрогнозированное значение; a_i – i-е реальное значение.

Выбор метрики обосновывается наглядным представлением качества разработанной модели, однако данная метрика не рекомендована к использованию в случае наличия целевых значений, близких к нулю. В диссертационной работе данная проблема отсутствует вследствие работы с величиной потребляемой мощности и выбора единицы измерения.

Далее в главе в рамках решения **Задач А** и **Б** разработаны алгоритмы интеграции предложенных моделей в маршрут физического проектирования. На рис. 1а изображен традиционный маршрут проектирования, где реалистичная оценка потребляемой мощности возможна на финальных этапах. На рис. 1б представлен разработанный алгоритм оценки составляющих потребляемой мощности с использованием предложенных моделей МО, позволяющий оценить мощность для REG, COM, SEQ и CNK, не выполняя этапов размещения, синтеза дерева синхросигнала, трассировки, промежуточных оптимизаций, экстракции паразитных элементов и моделирования на уровне вентилей (отмечены пунктиром).

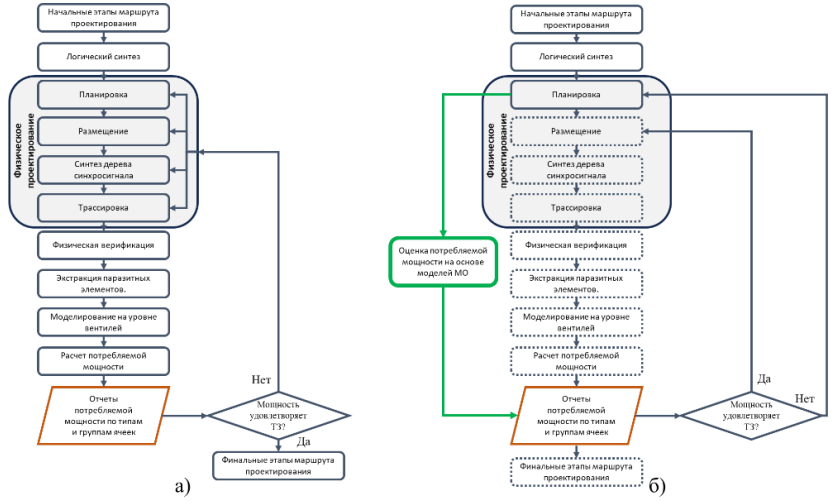

*Рис.1. Традиционный (а) и предложенный (б) подходы оценки мощности в рамках решения **Задачи А** диссертации*

На рис. 2а более подробно продемонстрирован классический маршрут физического проектирования с анализом мощности после этапа трассировки и ее оптимизации. Модель, предлагаемая в рамках **Задачи Б**, представлена на рис. 2б и позволяет спрогнозировать значение общей мощности после трассировки и оптимизации межсоединений для ряда тестовых схем, не выполняя этапов размещения, синтеза дерева синхросигнала, трассировки и промежуточных оптимизаций (отмечены пунктиром).

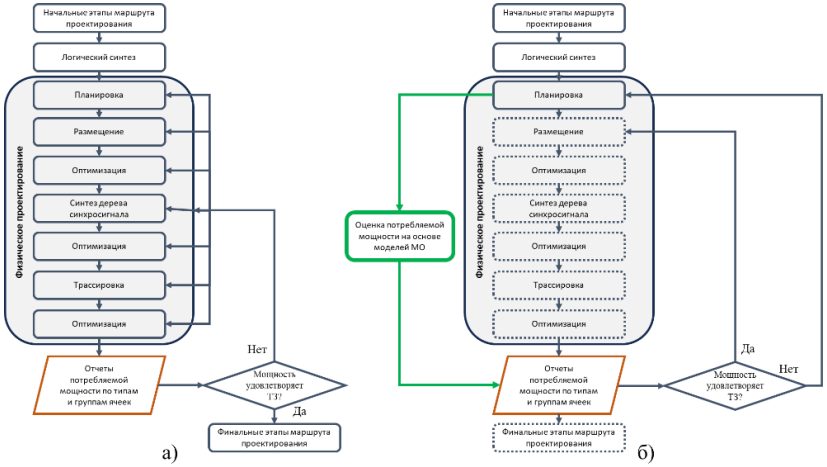

*Рис.2. Традиционный (а) и предложенный (б) подходы оценки мощности в рамках решения **Задачи Б** диссертации*

В третьей главе рассмотрены алгоритмы формирования баз данных для построения предложенных во второй главе моделей МО, уточнены условия проведения экспериментов, проведен анализ элементов из созданных баз данных, а также разработанного признакового описания. Приведены и проанализированы результаты разработанных в рамках **Задач А** и **Б** моделей МО в соответствии с предложенными алгоритмами.

В рамках решения **Задачи А** с целью создания баз данных разработана схема ALU_REG, включающая в себя 64-разрядные блоки арифметико-логическое устройства и регистрового файла. Выбор данных блоков обоснован анализом активности выхода научных трудов, где они использованы в качестве объектов исследований. В рамках решения **Задачи Б** использован набор тестовых схем IWLS'2005, включающий в себя ряд схем из других известных наборов.

Описан процесс формирования баз данных и экстракции элементов векторов признаков, предложенных в диссертации, а также проведено исследование их влияния на целевые значения мощности. Проведен корреляционный анализ признаков и целевых значений, который показал, что в случае первой базы данных не наблюдается корреляции между элементами, что решает проблему мультиколлинеарности, которая в общем случае может повлиять на качество

разрабатываемой модели. В случае второй базы данных наблюдаются признаки с высоким коэффициентом корреляции, что может быть решено с помощью регуляризации в течение обучения моделей. Представлен процесс обработки элементов баз данных. Применены методы масштабирования Z–score и преобразования Бокса–Кокса для нормализации количественных признаков. На основе проведенного анализа признак B_{shape} исключен из вектора признаков.

Приведены основные результаты применения предложенных и реализованных моделей. Для объективного анализа производительности разработанных моделей кроме MAPE в качестве $Q(f_\mu, D_{Train}, D_{Test})$ и $L(f_\mu, D_{Train}, D_{Test})$ использованы следующие метрики: корень из средней квадратичной ошибки (англ. RMSE, Root Mean Squared Error) и коэффициент детерминации, также называемый оценкой R^2 (англ. R-Squared), рассчитываемые по формулам

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(a_i - y_i)^2}, \quad (9)$$

$$R^2 = 1 - \sum_{i=1}^{n}(a_i - y_i)^2 / \sum_{i=1}^{n}(a_i - \bar{a})^2, \quad (10)$$

где , $\bar{a}$ – среднее реальных значений.

В диссертационной работе исследованы следующие 9 алгоритмов МО:

- линейная регрессия,
- полиномиальная регрессия,
- регрессия лассо,
- эластичная сеть,
- k-ближайших соседей,
- дерево решений,
- случайный лес,
- опорные векторы,
- многослойный персептрон,
- искусственная нейронная сеть.

В рамках **Задачи А**, согласно критерию MAPE, модели МО с лучшей производительностью построены на базе многослойного персептрона. Значения метрик разработанных моделей для тестовых выборок отражены в табл. 1.

Таблица 1

Значения метрик спрогнозированных P_{leak}, P_{sw} и P_{int} для групп REG, COM, SEQ и CNK для схемы ALU_REG

Группа ячеек	RMSE, мкВт			R^2			MAPE, %		
	P_{leak}	P_{sw}	P_{int}	P_{leak}	P_{sw}	P_{int}	P_{leak}	P_{sw}	P_{int}
REG	0,003	366,75	63,940	0,99	0,90	0,99	0,022	8,356	0,898
COM	0,143	492,47	254,202	0,99	0,98	0,99	5,831	3,775	3,199
SEQ	0,016	122,03	4,367	0,99	0,86	0,99	0,015	18,130	2,424
CNK	0,606	79,779	1515,89	0,86	0,98	0,89	39,332	2,360	9,552

Наихудшие значения метрики MAPE ~39% и ~18% получены для моделей МО, прогнозирующих P_{leak} и P_{sw} для групп CNK и SEQ, однако процентная доля данных групп в общем значении составляющих минимальна и составляет 0,67% и 4,01% соответственно в разработанных базах данных.

В случае **Задачи Б** наилучшая производительность на абсолютно новых схемах, согласно метрике MAPE, получена с помощью искусственной нейронной сети, а значения метрик представлены в табл. 2.

Таблица 2

*Результаты метрик на различных наборах для разработанной модели на основе нейронной сети для решения **Задачи Б***

Выборка	Метрика		
	RMSE, мкВт	R^2	MAPE, %
Обучающая	203	0,996	8,18
Тестовая	342	0,989	10,02
Новые схемы	166	0,984	12,82

Тестовая выборка включает в себя использованные в ходе обучения схемы, но с новыми технологическими условиями и ограничениями, тогда как выборка с новыми схемами включает в себя различные комбинации упомянутых параметров для схем, которые не были задействованы в процессе обучения. Стоит отметить, что алгоритм случайного леса показал схожую производительность для новых схем с 13% MAPE, а в случае тестовой выборки с известными схемами производительнее с 2,5% MAPE. Однако с нейронной сетью в случае новых схем RMSE на 58,29% меньше, а R^2 выше и составляет ~0,98.

В четвертой главе описана реализация предложенных моделей и алгоритмов в виде программного комплекса, произведены итоговые оценки эффективности разработанных моделей.

В рамках диссертационного исследования разработана автоматизированная среда генерации баз данных на основе САПР компании Synopsys, Inc. и актуальных технологических норм. Для запуска генерации требуется заполнить соответствующий конфигурационный файл, где дается информация о технологических нормах, условиях проектирования, тактовых частотах, типах ЦБСЯ, начальных значениях плотности заполнения, а также формы блока. При необходимости, может быть добавлена поддержка и САПР других компаний.

Также создан комплекс программ на основе языка Python для обучения, тестирования и выделения лучших моделей МО для прогнозирования потребляемой мощности. Реализация алгоритмов МО выполнена с помощью библиотек SciKit Learn и Tensor Flow. С целью внедрения разработанных моделей в традиционный маршрут проектирования разработан комплекс скриптов на языках TCL и Python.

С целью оценки эффективности применения разработанных моделей произведены расчет и сравнение значений метрики MAPE для отчетов потребляемой мощности используемого САПР с этапа планировки и целевых значений соответственно. Значения MAPE представлены в табл. 3.

Таблица 3

*Сравнение метрики MAPE для значений из отчетов САПР на этапе планировки и спрогнозированных значений (**Задача А**)*

Группа ячеек	MAPE для значений из отчетов на этапе планировки, %			MAPE для спрогнозированных значений, %		
	P_{leak}	P_{sw}	P_{int}	P_{leak}	P_{sw}	P_{int}
REG	3,2856	90,0631	51,8279	0,0224	8,3563	0,8985
COM	10,9518	69,1786	83,2843	5,8315	3,7758	3,1994
SEQ	0,8030	80,8064	41,1952	0,0154	18,1301	2,4248
CNK	92,6747	99,9030	61,3070	39,3323	2,3604	9,5522

Предложенные в рамках **Задачи А** модели МО позволяют произвести оценку составляющих мощности P_{leak}, P_{sw} и P_{int} на этапе планировки для групп REG, COM, SEQ и CNK заданной проектной схемы в среднем на 86,2% точнее. Наихудшее значение получено для P_{leak} группы CNK, однако процентная доля данной составляющей в общем значении P_{leak} составляет 0,67%.

MAPE для значений из отчетов САПР для схем из набора IWLS'2005 (**Задача Б**) составляет 15,09%, что на 12,57% и на 5,07% хуже производительности разработанных моделей на основе нейронной сети и случайного леса для новых и известных схем при различных условиях соответственно.

Проведены расчет и сравнение затраченного времени на получение значения мощности из заданного этапа. В табл. 4 приведены данные о временных затратах на получение значения потребляемой мощности с прохождением стандартного маршрута и с использованием разработанных в рамках диссертации моделей МО. При расчете времени учитывалась только работа САПР или модели.

Таблица 4

*Временные затраты на расчет мощности в **Задачах А** и **Б***

Оценка мощности исследуемой схемы ALU_REG	Традиционный подход, с	Предложенный подход, с
Среднее время	4579,6491	0.00065
Минимальное время	980	0.00042
Максимальное время	8517	0.00130
Оценка мощности схем из набора IWLS'2005	Традиционный подход, с	Предложенный подход, с
Среднее время	754.8959	0.11853
Минимальное время	155	0.08741
Максимальное время	42827	0.24861

В **заключении** приведены основные результаты диссертационной работы, обозначены направления и возможности для дальнейшего развития предложенных в диссертации моделей и алгоритмов прогнозирования потребляемой мощности на этапе планировки ИС.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

Данная диссертационная работа решает научную задачу по разработке новых моделей и алгоритмов прогнозирования потребляемой мощности ИС, позволяя оценить значение мощности, не выполняя ресурсоемких этапов маршрута проектирования. Реализованные модели позволяют уменьшить итеративность в маршруте путем оценки мощности на ранних этапах проектирования и внесения соответствующих изменений в маршрут. В ходе работы были получены следующие основные результаты:

1. Предложено формализованное описание задачи прогнозирования типов потребляемой мощности ИС на основе методов машинного обучения.
2. Предложены новые группы признаков для решения поставленных в диссертации задач по прогнозированию потребляемой мощности заданной проектной схемы и различных тестовых схем с учетом вариаций технологического разброса, напряжения питания, температуры, тактовых частот, порогового напряжения и параметров планировки [1-3,5].
3. Предложены регрессионные модели МО для прогнозирования статической потребляемой мощности для 4-ех типов ячеек заданной схемы со средней абсолютной процентной ошибкой ~11% [1].
4. Предложены регрессионные модели МО для прогнозирования динамической потребляемой мощности, рассеиваемой за счет переключений и сквозных токов для 4-ех типов стандартных ячеек заданной схемы со средней абсолютной процентной ошибкой ~8% и ~4% соответственно [2-3].
5. Предложены обобщающие регрессионные модели МО для прогнозирования общей потребляемой мощности известных тестовых схем со средней абсолютной процентной ошибкой ~10% и ~13% для абсолютно новых схем, что подтверждает возможность использования методов МО применительно к различным схемам [5].
6. Предложенные модели значительно снижают временные затраты на получение значений потребляемой мощности с более поздних этапов маршрута
7. Предложен и реализован алгоритм интеграции построенных моделей в маршрут проектирования ИС на основе САПР компании Synopsys, Inc, что подтверждается приложенным к диссертации актом о внедрении.

Основные результаты диссертации опубликованы в следующих работах:

1. **Джанполадов В.А.**, **Гаврилов С.В.** Прогнозирование мощности утечки на основе машинного обучения на этапе планировки физического проектирования ИС // Изв. вузов. Электроника.– 2022.– Т. 27, №6.– С. 763–773. https://doi.org/10.24151/1561–5405–2022–27–6–763–773.
2. **Джанполадов В.А.** Прогнозирование динамического энергопотребления за счет переключений на этапе планировки физического проектирования ИС с использованием машинного обучения // Проблемы разработки

перспективных микро– и наноэлектронных систем (МЭС).– 2022.– Вып. 3.– С. 45–52, doi:10.31114/2078–7707–2022–3–45–52
3. **Джанполадов В.А.**, **Гаврилов С.В.** Прогнозирование динамического энергопотребления за счет сквозных токов на этапе планировки физического проектирования интегральных схем с использованием машинного обучения // Информационные технологии.– 2023. –Т. 29, №11.– С. 588–594. doi: 10.17587/it.29.588-594.
4. Multi–Voltage and Multi–Threshold Low Power Design Techniques for ORCA Processor Based on 14 nm Technology / **V. Melikyan**, **M. Martirosyan**, **D. Babayan**, **V. Janpoladov**, et al // 2018 IEEE 38th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO).– Kyiv, Ukraine, 2018.– P. 116–120, doi: 10.1109/ELNANO.2018.8477510.
5. **Janpoladov V.** A Machine Learning-Based Post-Route PVT-Aware Power Prediction of Benchmark Circuits at Floorplan Stage of Physical Design // 2023 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS).– 2023. – P. 1–6, doi: 10.1109/EWDTS59469.2023.10297036.

ԱՄՓՈՓԱԳԻՐ

Էներգասպառումը, արագագործության և մակերեսի հետ միասին, նախագծվող ինտեգրալ սխեմաների (ԻՍ) հիմնական բնութագրերից մեկն է: Էներգասպառման դերը ԻՍ-երում մեծանում է շարժական և ինքնավար սարքերի զարգացման հետ, քանի որ այն ուղղակիորեն ազդում է աշխատանքի տևողության վրա: Էներգասպառման գնահատման ավանդական մեթոդները հիմնված են անալիտիկ մոդելների վրա և ներառում են մոդելավորման գործընթաց, որը, ընդհանուր դեպքում, պահանջում է զգալի հաշվարկային և ժամանակային ծախսեր: Ծախսերը կախված են նաև այն աբստրակցիայի մակարդակից, որում կատարվում է էներգասպառման գնահատումը. Բարձր մակարդակներում մոդելավորումը պահանջում է համեմատաբար քիչ ռեսուրսներ, բայց գնահատման ճշտությունը համեմատաբար ցածր է, և հակառակը: Հայտնի է, որ էներգասպառման ճշգրիտ գնահատումը հնարավոր է նախագծման երթուղու ուշ փուլերում՝ ֆիզիկական նախագծման, մոդելավորման և այլ փուլերից հետո, ինչը կարող է հանգեցնել երթուղում լրացուցիչ իտերատիվության՝ օպտիմալացման նպատակով: Այնուամենայնիվ, ֆիզիկական նախագծման փուլը նույնպես բավականին ժամանակատար է և բաղկացած է հետևյալ հիմնական փուլերից՝ հատակագծում, սնուցման ցանցի ստեղծում, տեղաբաշխում, սինխրոազդանշանի ծառի սինթեզ և ծրագծում: Տեխնոլոգիական գործընթացների մասշտաբավորման հետ մեկտեղ ավելանում են նոր պահանջներ, սահմանափակումներ և նախագծման կանոններ, որոնք ավելի են բարդացնում և երկարացնում այս փուլը:

Վերջին տարիներին մեքենայական ուսուցման (ՄՈՒ) կիրառումը ակտիվորեն ուսումնասիրվում է էլեկտրոնային նախագծման ավտոմատացման (ԷՆԱ) ծրագրային միջոցների ոլորտում՝ ավտոմատացման, կանխատեսման և այլ խնդիրների լուծման համար: Ֆիզիկական նախագծման բարդության հետևանքով ՄՈՒ-ի մեթոդների ներդրման ժամանակակից հետազոտությունների զգալի մասը կատարվում է հենց այս փուլում: Գիտական աշխատանքներում հատուկ հետաքրքրություն են ներկայացնում տեղաբաշխման և ծրագծման փուլերը: Մասնավորապես, առաջարկվել է հիբրիդային ՄՈՒ-ի մոդել հատակագծման փուլում ժամանակային պաշարի կանխատեսման համար: 2020 թվականին շուկայում հայտնվեց Synopsys, Inc. ընկերության ՄՈՒ-ի մեթոդների վրա հիմնված առաջին կոմերցիոն DSO.ai ԷՆԱ միջոցը, որը նախատեսված է օգտագործողի կողմից սահմանված չափանիշների հիման վրա նախագծման երթուղու օպտիմալ պարամետրերը որոշելու համար: Հետագայում թողարկվել են նաև այլ գործիքներ՝ VSO.ai, TSO.ai և ASO.ai, որոնք նախատեսված են ստուգման գործընթացի արդյունավետության բարձրացման, թեստային վեկտորների գեներացման և անալոգային սխեմաների նախագծման համար:

Ատենախոսությունը նվիրված է ԻՍ-երի նախագծման երթուղու հատակագծման փուլում էներգասպառման կանխատեսման արդյունավետ մեթոդների, մոդելների և ալգորիթմների մշակմանը՝ նպատակ ունենալով նվազագույնի հասցնել ծախսերը և երթուղում իտերացիաների քանակը:

Առաջարկված նոր բնութագրող հայտանիշների հավաքածուները թույլ են տալիս մշակել արդյունավետ ՄՈՒ-ի մոդելներ, որոնք կանխատեսում են էներգասպառումը հատակագծման փուլում՝ հաշվի առնելով տեխնոլոգիական շեղումների դեպքերը, սնման լարումը, ջերմաստիճանը, շեմային լարումը, հատակագծի պարամետրերը և հաճախականությունը:

Մշակվել են ռեգրեսիոն մոդելներ, որոնք կանխատեսում են տրված սխեմայի ռեգիստրների, կոմբինացիոն և հաջորդական բջիջների, ինչպես նաև սինքրոազդանշանի ծառի կազմում բջիջների ստատիկ էներգասպառումը: Լավագույն արդյունքները ստացվել են բազմաշերտ պերցեպտրոնի միջոցով՝ ~11% միջին բացարձակ տոկոսային սխալանքով:

Բազմաշերտ պերցեպտրոնի հիման վրա մշակվել են ռեգրեսիոն մոդելներ, որոնք կանխատեսում են տրված սխեմայի 4 տեսակի ստանդարտ բջիջների դինամիկ էներգասպառման փոխանջատման և ներքին բաղադրիչները՝ համապատասխանաբար ~8% և ~4% միջին բացարձակ տոկոսային սխալանքներով:

Առաջարկված մոդելները ապահովել են հիմնական բջիջների խմբերի էներգասպառման բաղադրիչների 86.2%-ով ավելի ճշգրիտ գնահատում՝ համեմատած հետազոտվող ԷՆԱ-ի միջոցով ստացած արդյունքների հետ՝ հաշվի առնելով նաև փոխանջատման ակտիվությունը և պարազիտային տարրերի ազդեցությունը:

Մշակվել են ընդհանրացված ռեգրեսիոն մոդելներ՝ տարբեր սխեմաների ընդհանուր էներգասպառումը կանխատեսելու համար՝ ~10% և ~13% միջին բացարձակ տոկոսային սխալանքով բոլորովին նոր սխեմաների համար, ինչը հաստատում է տարբեր սխեմաների վրա ՄՈՒ-ի մեթոդների կիրառման հնարավորությունը: Արհեստական նեյրոնային ցանցի վրա հիմնված առաջարկվող մոդելի օգտագործումը թույլ տվեց ~5%-ով ավելի ճշգրիտ գնահատել ընդհանուր էներգասպառումը, հաշվի առնելով բոլորովին նոր սխեմաների ֆիզիկական նախագծման արդյունքները, իսկ պատահական անտառի վրա հիմնված մոդելը թույլ տվեց կատարել էներգասպառման գնահատում ~12,5%-ով ավելի ճշգրիտ, քան ԷՆԱ-ի միջոցով նոր պայմանների և սահմանափակումների դեպքում հատակագծման փուլում ստացած արդյունքները հայտնի սխեմաների համար:

Մշակված մոդելները ինտեգրվել են Սինոփսիս ՓԲԸ արդիական ֆիզիկական նախագծում իրականացնող ԷՆԱ միջոցներում: Ատենախոսության մեջ առաջարկված մեթոդների և ալգորիթմների ծրագրային իրագործումը զգալիորեն կրճատել է ճշգրիտ էներգասպառման գնահատման ժամանակը:

VAKHTANG ARTASHES JANPOLADOV

DEVELOPMENT AND RESEARCH OF AUTOMATED TOOLS FOR PREDICTING POWER CONSUMPTION USING MACHINE LEARNING AT THE FLOORPLAN STAGE

SUMMARY

Power consumption, along with performance and area, is one of the main characteristics of integrated circuits (ICs). The role of power consumption in ICs is increasing with the development of mobile and autonomous devices, as it directly affects the duration of lifetime. Traditional methods for estimating power consumption are based on analytical models and involve a modeling process, which, in general, requires significant computational and time resources. The resources also depend on the level of abstraction at which the power consumption estimation is performed. At high levels, modeling requires relatively few resources, but the accuracy of the estimation is relatively low, and vice versa. It is known that accurate estimation of energy consumption is possible at later stages of the design flow, after physical design, modeling and other stages, which can lead to additional iterations in the flow for optimization purposes. However, the physical design stage is also quite time-consuming and consists of the following main stages: floorplanning, power network creation, placement, clock tree synthesis and routing. With the scaling of technology nodes, new requirements, constraints and design rules are added, which further complicate and extend this stage.

In recent years, the application of machine learning (ML) has been actively studied in the field of electronic design automation (EDA) software tools for solving automation, prediction and other problems. Due to the complexity of physical design, a significant part of modern research on the implementation of ML methods is carried out at this stage. The placement and routing stages are of high interest in scientific works. A hybrid ML model has been proposed for predicting the time slack at the floorplan stage. In 2020, the first commercial DSO.ai EDA tool based on ML methods from Synopsys, Inc. appeared on the market, which is designed to determine the optimal parameters of the design flow based on user-defined criteria. Later, other tools were also released: VSO.ai, TSO.ai, and ASO.ai, which are designed to increase the efficiency of the verification process, generate test vectors, and design analog circuits.

The dissertation is dedicated to the development of effective methods, models and algorithms for predicting power consumption at the floorplan stage of IC design, with the aim of minimizing costs and the number of iterations in the flow.

The proposed sets of new characteristic features allow developing effective ML models that predict power consumption at the floorplan stage, considering the cases of

technological deviations, supply voltage, temperature, threshold voltage, floorplan parameters and frequency.

Regression models have been developed that predict the static power consumption of registers, combinational and sequential cells of a given circuit, as well as cells in the clock tree. The best results were obtained using a multilayer perceptron with an average absolute percentage error of ~11%.

Based on the multilayer perceptron, regression models were developed that predict the switching and internal components of the dynamic power consumption of 4 types of standard cells of the given circuit with an average absolute percentage error of ~8% and ~4%, respectively.

The proposed models provided an 86.2% more accurate estimate of the power consumption components of the main cell groups compared to the results obtained using the studied EDA tool, also considering the switching activity and the influence of parasitic elements.

Generalized regression models were developed to predict the total power consumption of various circuits with an average absolute percentage error of ~10% and ~13% for completely new circuits, which confirms the possibility of applying the ML methods to various schemes. The use of the proposed model based on an artificial neural network allowed to estimate the total power consumption by ~5% more accurately, considering the results of the physical design of completely new circuits, and the model based on a random forest allowed to estimate the power consumption by ~12.5% more accurately than the results obtained by studied EDA tool at the floorplan stage for known circuits under new conditions and constraints.

The developed models were integrated into the modern EDA physical design tools of Synopsys, Inc. The software implementation of the methods and algorithms proposed in the dissertation significantly reduced the time for accurate energy consumption estimation.