



<http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2025-23-3-46-53>

УДК 004.89

ЭКСПРЕСС-АНАЛИЗ СТРУКТУРНЫХ И ЭЛЕКТРОННЫХ СВОЙСТВ НАНОМАТЕРИАЛОВ МЕТОДАМИ БОЛЬШИХ ДАННЫХ, БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ И ГЕНЕРАТИВНОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Н. А. ШИМАНСКИЙ^{1,2}, А. В. БАГЛОВ^{2,3}, Х. Б. МУСАЕВ⁴, О. Н. РУЗИМУРАДОВ⁵,
Л. С. ХОРОШКО^{2,3}

¹Компания «АндерсенБел» (Минск, Республика Беларусь)

²Белорусский государственный университет (Минск, Республика Беларусь)

³Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
(Минск, Республика Беларусь)

⁴Институт фундаментальных и прикладных исследований при Национальном исследовательском
университете «ТИИИМСХ» (Ташкент, Республика Узбекистан)

⁵Туринский политехнический университет в городе Ташкенте (Ташкент, Республика Узбекистан)

Аннотация. Рассмотрена возможность использования больших языковых моделей, генеративного машинного обучения и методов работы с большими данными для предиктивного анализа электронных свойств наноструктур на основе полупроводниковых материалов, не ограничивая при этом общность данного подхода для иных кристаллических материалов. Описано концептуальное решение в виде кроссплатформенного программного приложения, имеющего функцию генерации расширенного поиска, для применения указанного подхода в работе с массивами научных данных. Результаты предварительного тестирования показывают положительный результат использования разработанного решения для предсказания полупроводниковых свойств (ширина запрещенной зоны, энергия Ферми) эталонного материала. Обсуждаются перспективы развития и внедрения методов больших данных, больших языковых моделей и генеративного искусственного интеллекта в рамках тенденций современного материаловедения.

Ключевые слова: машинное обучение, нейронные сети, большие языковые модели, большие данные, наноматериалы, предсказательный анализ.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования. Экспресс-анализ структурных и электронных свойств наноматериалов методами больших данных, больших языковых моделей и генеративного искусственного интеллекта / Н. А. Шиманский [и др.] // Доклады БГУИР. 2025. Т. 23, № 3. С. 46–53. <http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2025-23-3-46-53>.

EXPRESS ANALYSIS OF THE STRUCTURAL AND ELECTRONIC PROPERTIES OF NANOMATERIALS USING BIG DATA, LARGE LANGUAGE MODELS AND GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE

NIKITA A. SHYMANSKI^{1,2}, ALEKSEY V. BAGLOV^{2,3}, KHUSNIDDIN B. MUSAEV⁴,
OLIM N. RUZIMURADOV⁵, LIUDMILA S. KHOROSHKO^{2,3}

¹AndersenBel company HTP (Minsk, Republic of Belarus)

²Belarusian State University (Minsk, Republic of Belarus)

³Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics (Minsk, Republic of Belarus)

⁴Institute of Basic and Applied Research at the National Research University Tashkent Institute
of Engineers of Irrigation and Agricultural Mechanization (Tashkent, Republic of Uzbekistan)

⁵Turin Polytechnic University in Tashkent (Tashkent, Republic of Uzbekistan)

Abstract. The possibility of using large language models, generative machine learning and big data methods for predictive analysis of the electronic properties of nanostructures based on semiconductor materials is considered, without limiting the generality of this approach for other crystalline materials. The conceptual solution in the form of a cross-platform software application with an advanced search generation capability for applying this approach to working with scientific data arrays is described. Preliminary test results showed a positive result of using the developed solution to predict semiconductor properties (bandgap width, Fermi energy) of a reference material. Prospects for the development and implementation of big data methods, large language models, and generative artificial intelligence in the context of modern trends in materials science are discussed.

Keywords: machine learning, neural networks, large language models, big data, nanomaterials, predictive analysis.

Conflict of interests. The authors declare no conflict of interests.

For citation. Shymanski N. A., Baglov A. V., Musaev Kh. B., Ruzimuradov O. N., Khoroshko L. S. (2025) Express Analysis of the Structural and Electronic Properties of Nanomaterials Using Big Data, Large Language Models and Generative Artificial Intelligence. *Doklady BGUIR*. 23 (3), 46–53. <http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2025-23-3-46-53> (in Russian).

Введение

Современное материаловедение – междисциплинарная область, требующая от исследователей знаний в теоретической и прикладной физике и химии, биологии и инженерии. В настоящее время тенденция в материаловедении характеризуется дуализмом между потребностью в глобальном сотрудничестве и необходимостью защиты уникальных разработок и интеллектуальной собственности, что, в свою очередь, обеспечивает сохранение передовых позиций государства на международной арене. Глобализация, характерная для процессов научных исследований в последние десятилетия, способствовала укреплению позиций мощнейших мировых исследовательских коллабораций и научных центров (например, Объединенный институт ядерных исследований в г. Дубне, РФ, и др.), в которых совместное получение новых знаний и использование результатов являются основами существования проектов и устойчивого развития всей исследовательской инфраструктуры. Разрабатывая стратегии для балансирования этих конкурирующих интересов, исследователи, учреждения и правительства могут способствовать прогрессу в материаловедении, обеспечивая при этом защиту конфиденциальной информации и интеллектуальной собственности. Использование современных информационных технологий может стать дополнительным средством обеспечения эффективного взаимодействия между учеными и исследователями всех стран, в том числе для обмена актуальными результатами, сопоставления и верификации новых данных, облегчения поисковой исследовательской работы и повышения ее эффективности, обеспечивая при этом требуемую степень конфиденциальности.

Успешное развитие теоретического и прикладного разделов современного материаловедения сегодня практически невозможно без использования вычислительных средств и методов компьютерной автоматизации. Интересующие свойства исследуемых материалов могут быть не только проанализированы с минимальными временными затратами, но и предположены с высокой степенью достоверности с применением современных программных пакетов, которые позволяют, например, предсказывать структуры низкоразмерных материалов: наночастиц, полимеров, по-

верхностей, межзеренных границ и 2D-кристаллов [1–4]. Современные нейросетевые инструменты и программные интерфейсы для них (машинное обучение – Machine Learning, ML, дискриминационный искусственный интеллект – Discriminative Artificial Intelligence, AI, генеративный искусственный интеллект – Generative AI), большие данные и продвинутые аналитические системы (Big Data и Advanced Analytics) могут быть привлечены для оптимизации подобных задач, сокращения времени обработки больших массивов данных, автоматизации анализа полученных результатов и т. д. Также возможно получение сгенерированного ответа в структурированном виде на запрос пользователя, сформулированный естественным языком. В области материаловедения такие подходы предоставляют исследователям возможности генерации новых экспериментальных моделей наноструктур с предиктивным анализом их электронных свойств фактически в режиме реального времени, в отличие от привычных «ручных» режимов моделирования.

В статье рассмотрен пример решения специальной исследовательской задачи – моделирование и анализ структуры и свойств выбранного полупроводникового материала. Данный подход может быть использован также для изучения свойств объемных и сверхтонких наноструктур из практически любых материалов, характеризующихся наличием упорядоченной структуры.

Анализ и постановка задачи

Эффективность вычислительных экспериментов для исследования и определения структур и электронных свойств наноматериалов в значительной мере обусловлена качеством программной реализации и используемыми вычислительными моделями компьютерного моделирования. Хорошо зарекомендовали себя такие общедоступные программные комплексы, как VESTA (Visualisation for Electronic and Structural Analysis) и OpenMX (Open source package for Material eXplorer) [5–7]. Первый используется для 3D-моделирования пространственных структур и визуализации их электронных свойств, второй – для определения электронных свойств (зонная структура, плотность электронных состояний и т. д.). на основе теорий функционала плотности, нормосохраняющих псевдопотенциалов и псевдоатомных локализованных базисных функций. Электронные свойства исследуемых материалов, полученные в результате моделирования в программных пакетах типа OpenMX, позволяют проанализировать перспективы и возможности их использования в полупроводниковой электронике и фотонике, что особенно актуально в случае затрудненной или невозможной реализации физического эксперимента, а также при поиске новых перспективных материалов и их комбинаций. Практическая трудность реализации данного подхода обусловлена широким разнообразием параметров полупроводниковых структур, характеризующих их морфологические свойства (такие как симметрия кристаллической ячейки, взаимное расположение кристаллографических плоскостей и пространственная ориентация интерфейса в случае двумерных материалов, деформация и взаимодействие слоев для слоистых структур и др.). На этапе формирования входного файла, задающего параметры вычислений, необходимо произвести корректное описание всех этих параметров, что осуществляется преимущественно в ручном режиме и требует значительных временных затрат. При этом процесс моделирования в различных программных пакетах в совокупности с подготовкой исходных данных в зависимости от величины и сложности исследуемой системы может занимать достаточно продолжительное время, а прогнозирование успешности результата является ответственностью самого исследователя и не всегда соответствует ожиданиям.

Одним из вариантов решения данных вопросов может стать комплексный подход, сочетающий в себе возможности оптимизации и ускорения процессов моделирования и анализа наноструктур с применением инструментов Big Data & Machine Learning. Данный подход использовался в [8, 9] для оценки и анализа результатов исследований свойств и структуры кристаллических материалов методом дифракции рентгеновских лучей. Для предварительного прогнозирования свойств наноструктур было применено предиктивное машинное обучение, которое включало в себя создание и обучение нейронной сети с помощью эталонных образцов дифрактограмм – результатов, полученных для известных нанокристаллических материалов с описанными свойствами. Для исследования структурных свойств кристаллических материалов обученная нейросеть может предложить вероятностное определение их характеристик с некоторой степенью точности, зависящей от количества циклов обучения и детальности обучающего материала. Однако реализация аналогичного подхода для прогнозирования электронных свойств будет более сложной

и трудоемкой ввиду наличия сложных зависимостей данных свойств от структурной конфигурации, особенно при понижении размерности. Для двумерных материалов и сверхтонких (до 10 монослоев) наноструктур реализацию такого подхода усложняет большое количество возможных форм-факторов (включая нанотрубки, нанопшурры и т. п.), обладающих уникальными электронными свойствами.

Учет всех перечисленных особенностей с использованием универсального алгоритма является весьма трудоемкой и не всегда оправданной по затратам задачей, а вероятностный (предиктивный) прогноз свойств с применением нейросети в результате может быть снижен вплоть до недостоверного результата [6]. Таким образом, требуется концептуальное изменение подхода к описанию электронных свойств наноматериалов с применением современных методов автоматизации и анализа данных.

Описание решения

Принципиально новый подход к применению нейронных сетей и машинного обучения для решения задач в физике наноструктур и наноматериаловедении предполагает использование больших языковых моделей (Large Language Models, LLM) [4]. Для интеграции LLM в такого рода узкоспециальные области предлагается использовать специальную методологию «обогащения» контекста для расширения области знаний нейронной сети, называемую генерацией дополненного поиска (Retrieval-Augmented Generation, RAG). Данная методология представляет собой оптимизацию выходных данных LLM, в результате которой она ссылается на дополненную (так называемую обогащенную) базу знаний, таким образом выходя за пределы своих источников обучающих данных перед генерацией ответа (рис. 1). Без необходимости переобучения модель RAG дополнительно расширяет возможности LLM, используя определенные домены или внутреннюю базу данных организации. В настоящее время примерами языковых моделей с поддержкой RAG являются популярные у широкого круга пользователей Meta Llama 3, Anthropic Claude, Amazon Titan и др.

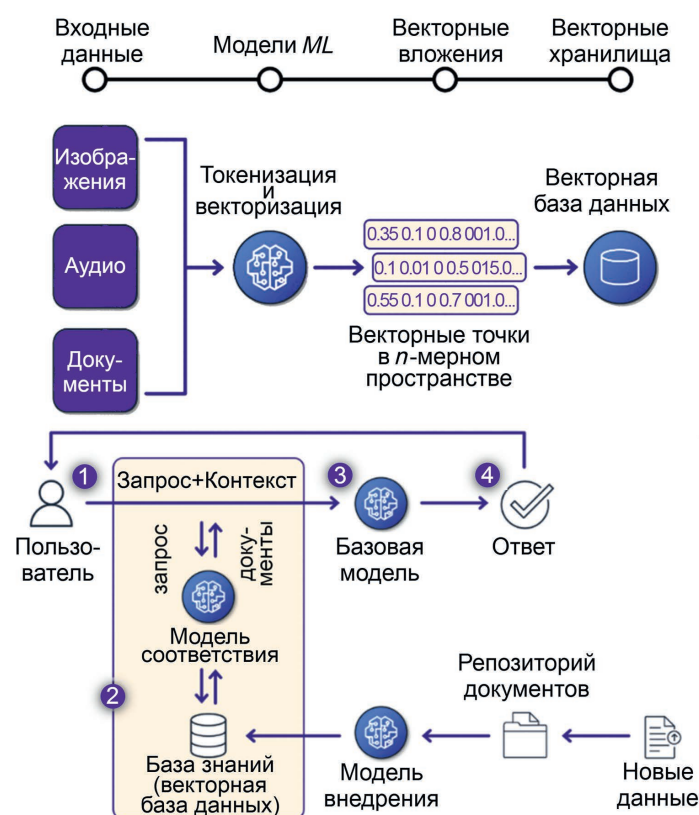


Рис. 1. Схема процессов привлечения векторных баз данных для обогащения ответов языковой модели при пользовательском запросе в LLM

Fig. 1. Scheme for incorporating vector databases to enrich language model responses to user queries in LLM

Описанное RAG-обогащение в рамках решаемой задачи происходит в несколько этапов. На начальном этапе релевантная информация накапливается в текстовом и бинарном формате, имеющем произвольную организацию и структуру, но содержащем определенные количественные описания свойств наноструктур и их качественную интерпретацию. В качестве источников информации могут быть использованы текущие отчеты о научных исследованиях, рабочие записи и сводные таблицы, публикации в рецензируемых научных изданиях, теоретические исследования фундаментальных свойств материалов и т. д.; допустимы форматы файлов .txt, .doc(x), .xls(x), .pdf и др. RAG позволяет при обучении нейросети работать также и с графическими материалами: графиками зависимостей, изображениями структур, результатами визуализации расчетных и экспериментальных данных и другими в виде сканируемых и распознаваемых изображений. Отсутствие строгих требований к оглавлению и структурированию содержания материала, а также ограничений по размерам обрабатываемых файлов является важным преимуществом использования предлагаемой методики. Накопленная информация (контент) трансформируется в бинарный вид и интегрируется с языковой моделью посредством подключения специализированной векторной базы данных (например, LanceDB, AWS OpenSearch). Обобщенно архитектурная диаграмма описанной методики в виде программного интерфейса показана на рис. 2.



Рис. 2. Архитектурная диаграмма в виде программного интерфейса с пользовательским вводом

Fig. 2. Architectural diagram in the form of a software interface with user input

При получении пользовательского запроса генерация ответа пользователю происходит с учетом специализированного контекста из векторной базы данных после сверки с RAG-контекстом, при этом релевантный поиск по большим объемам векторных данных (десятки и сотни терабайт) осуществляется языковой моделью за несколько секунд, затем пользователь получает ответ, состоящий из наиболее вероятных словосочетаний и предложений. В отличие от работы с традиционными нейронными сетями, реализация описанного подхода сокращает вычислительные и временные затраты на использование искусственного интеллекта, поскольку не требует дополнительных тренировок и переобучений языковой модели.

Реализация описываемого подхода предполагается в виде кроссплатформенного программного решения, которое находится в стадии разработки и накопления векторных баз данных. Ряд предварительных экспериментов в виде диалогов (prompting) с искусственным интеллектом подтверждает перспективность развития данной концепции [10]. Используемый для взаимодействия RAG чат-бот в ходе ряда предварительных тестов смог определить характеристики зонной структуры (ширину запрещенной зоны, энергию Ферми) для интересующей наноструктуры – широкозонного сегнетоэлектрика титаната бария (BaTiO_3). Чат-бот определил эти значения, используя обогащенный контекст и созданную заранее векторную базу данных, и сгенерировал корректный ответ на пользовательский запрос. Тестируемая языковая модель смогла провести статистическое сопоставление и сгенерировать верный ответ, не обладая запрашиваемыми параметрами в явном виде. Однако следует отметить, что на данном этапе языковая модель не смогла

корректно обработать запросы прогнозного характера по инжинирингу запрещенной зоны путем легирования, модификации кристаллической решетки или привнесения дефектов: чат-бот вместо этого предлагал в ответах соединения другого химического состава и структуры, но с искомыми параметрами запрещенной зоны. Обнаруженная особенность лишней раз подтверждает важность наличия открытых результатов исследований для глобализации научной сети и полноценного внедрения современных технологий в наукоемкие сферы по всему миру, что в рамках контекста описанных исследований подразумевает создание и своевременную актуализацию материаловедческих баз данных достаточной полноты.

Заключение

1. Как продемонстрировано в статье, применение нейронных сетей (Generative AI, LLM) в качестве больших языковых моделей для исследования и анализа свойств наноструктур является перспективным, особенно для повышения уровня автоматизации ряда исследовательских задач при значительном сокращении временных и трудовых затрат на обработку. Предложенный подход предусматривает постоянное развитие и обучение LLM-модели в рамках специализированного научного контекста (в рассматриваемом случае – в области наноматериаловедения), что будет содействовать по мере накопления заданного контекста увеличению точности прогнозного анализа и способности искусственного интеллекта не только корректно производить поиск по имеющимся данным, но и предлагать новые наноструктуры с требуемыми и предсказанными свойствами.

2. Использование генеративного Generative AI и LLM в наноматериаловедении может ускорить нахождение и проектирование новых материалов с требуемыми и уникальными электронными и структурными свойствами. Применяя виртуальные платформы для совместной работы, шифрование данных и контроль доступа, модели и программное обеспечение с открытым исходным кодом, а также соглашения о совместных исследованиях, исследователи могут сбалансировать потребность в глобальном сотрудничестве и необходимость защиты уникальных разработок и интеллектуальной собственности.

3. Исследования поддержаны в рамках заданий № 2.14.3 (№ ГР 20212445) и № 2.25 (№ ГР 20240603) подпрограммы «Наноструктура» ГПНИ «Материаловедение, новые материалы и технологии» и проекта T23УЗБ-111 Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований (№ ГР 20240142).

Список литературы

1. Niu, H. N. Simple and Accurate Model of Fracture Toughness of Solids / H. N. Niu, S. Niu, A. R. Oganov // J. Appl. Phys. 2019. Vol. 125. <https://doi.org/10.1063/1.5066311>.
2. First-Principles Prediction of Ferroelectric Janus Si_2XY ($X/Y = \text{S/Se/Te}$, $X \neq Y$) Monolayers with Negative Poisson's Ratios / Y. Zhu [et al.] // Phys. Chem. Chem. Phys. 2024. Vol. 26. P. 4555–4563. <https://doi.org/10.1039/D3CP05107B>.
3. Graph Theory and Graph Neural Network Assisted High-Throughput Crystal Structure Prediction and Screening for Energy Conversion and Storage / J. Ojih [et al.] // J. Mater. Chem. A. 2024. Vol. 12. P. 8502–8515. <https://doi.org/10.1039/D3TA06190F>.
4. Price, S. L. Computed Crystal Energy Landscapes for Understanding and Predicting Organic Crystal Structures and Polymorphism / S. L. Price // Acc. Chem. Res. 2009. Vol. 42, Iss. 1. P. 117–126. <https://doi.org/10.1021/ar800147t>.
5. Ozaki, T. Variationally Optimized Atomic Orbitals for Large-Scale Electronic Structures / T. Ozaki // Phys. Rev. B. 2003. Vol. 67. <https://doi.org/10.1103/physrevb.67.155108>.
6. Ozaki, T. Numerical Atomic Basis Orbitals from H to Kr / T. Ozaki, H. Kino // Phys. Rev. B: Condens. Matter Mater. Phys. 2004. Vol. 69. <https://doi.org/10.1103/PhysRevB.69.195113>.
7. Ozaki, T. Efficient Projector Expansion for the Ab Initio LCAO Method / T. Ozaki, H. Kino // Phys. Rev. B. 2005. Vol. 72. <https://doi.org/10.1103/PhysRevB.72.045121>.
8. Шиманский, Н. А. Автоматизация обработки результатов исследования структуры и свойств наноматериалов / Н. А. Шиманский, А. В. Баглов, Л. С. Хорошко // BIG DATA и анализ высокого уровня: сб. науч. ст. IX Междунар. науч.-практ. конф., Минск, 17–18 мая 2023 г.: в 2 ч. Ч. 1. Минск: Белор. гос. ун-т информ. и радиоэлек., 2023. С. 296–300.

9. Шиманский, Н. А. Автоматизация обработки результатов исследования структуры материалов / Н. А. Шиманский, А. В. Баглов, Л. С. Хорошко // Information Technologies and Systems 2023 (ITS 2023): матер. Междунар. науч. конф., Минск, 22 нояб. 2023 г. Минск: Белор. гос. ун-т информ. и радиоэлек., 2023. С. 207–208.
10. Шиманский, Н. А. Экспресс-анализ структурных и электронных свойств наноматериалов методами Big Data, Large Language Models & Generative AI / Н. А. Шиманский, А. В. Баглов, Л. С. Хорошко // Компьютерное проектирование в электронике: сб. тр. Междунар. науч.-практ. конф, Минск, 28 нояб. 2024 г. Минск: Белор. гос. ун-т информ. и радиоэлек., 2024. С. 100–103.

Поступила 04.02.2025

Принята в печать 05.03.2025

References

1. Niu H. N., Niu S., Oganov A. R. (2019) Simple and Accurate Model of Fracture Toughness of Solids. *J. Appl. Phys.* 125. <https://doi.org/10.1063/1.5066311>.
2. Zhu Y., Qu Z., Zhang J., Wang X., Jiang S., Xu Z., et al. (2024) Dai First-Principles Prediction of Ferroelectric Janus Si_2XY ($X/Y = \text{S/Se/Te}$, $X \neq Y$) Monolayers with Negative Poisson's Ratios. *Phys. Chem. Chem. Phys.* 26, 4555–4563. <https://doi.org/10.1039/D3CP05107B>.
3. Ojih J., Al-Fahdi M., Yao Y., Hu J., Ming Hu (2024) Graph Theory and Graph Neural Network Assisted High-Throughput Crystal Structure Prediction and Screening for Energy Conversion and Storage. *J. Mater. Chem. A*. 12, 8502–8515. <https://doi.org/10.1039/D3TA06190F>.
4. Price S. L. (2009) Computed Crystal Energy Landscapes for Understanding and Predicting Organic Crystal Structures and Polymorphism. *Acc. Chem. Res.* 42 (1), 117–126. <https://doi.org/10.1021/ar800147t>.
5. Ozaki T. (2003) Variationally Optimized Atomic Orbitals for Large-Scale Electronic Structures. *Phys. Rev. B*. 67. <https://doi.org/10.1103/physrevb.67.155108>.
6. Ozaki T., Kino H. (2004) Numerical Atomic Basis Orbitals from H to Kr. *Phys. Rev. B: Condens. Matter Mater. Phys.* 69. <https://doi.org/10.1103/PhysRevB.69.195113>.
7. Ozaki T., Kino H. (2005) Efficient Projector Expansion for the Ab Initio LCAO Method. *Phys. Rev. B*. 72. <https://doi.org/10.1103/PhysRevB.72.045121>.
8. Shymanski N. A., Baglov A. V., Khoroshko L. S. (2023) Automation of Processing the Results of Nanomaterials Structure and Properties Studying. *BIG DATA and Advanced Analytics: Proceed. of IX Int. Sci. & Pract. Conf., Minsk, May 17–18, in 2 p. P. I.* Minsk, Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics. 296–300 (in Russian).
9. Shymanski N. A., Baglov A. V., Khoroshko L. S. (2023) Automate the Processing of the Results of Studying the Material Structure. *Information Technologies and Systems 2023 (ITS 2023): Proceed. of Int. Sci. Conf., Minsk, Nov. 22.* Minsk, Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics. 207–208 (in Russian).
10. Shymanski N. A., Baglov A. V., Khoroshko L. S. (2024) Express Analysis of the Structural and Electronic Properties of Nanomaterials Using Big Data, Large Language Models & Generative AI. *Electronic Design Automation: Proceed. of Int. Sci. & Pract. Conf., Minsk, Nov. 28.* Minsk, Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics. 100–103 (in Russian).

Received: 4 February 2025

Accepted: 5 March 2025

Вклад авторов

Шиманский Н. А. осуществил концептуализацию идеи, разработал схемы процессов, участвовал в разработке программного кода, тестировании решения, подготовке рукописи статьи.

Баглов А. В. осуществил валидацию результатов, подготовку массивов входных данных, участвовал в разработке программного кода.

Мусаев Х. Б. и Рузимурадов О. Н. предоставили наборы экспериментальных данных для формирования массивов входных данных, участвовали в обсуждении результатов.

Хорошко Л. С. провела подготовку массивов входных данных, валидацию результатов, предварительное тестирование решения, подготовку рукописи, отвечала за общую организацию работы над проектом.

Authors' contribution

Shymanski N. A. conceptualized the idea, developed process diagrams, participated in the development of the program code, testing the solution, and preparation of the manuscript.

Baglov A. V. validated the results, prepared the input data arrays, and participated in the development of the program code.

Musaev Kh. B. and Ruzimuradov O. N. provided sets of experimental data for the formation of input data arrays and participated in the discussion of the results.

Khoroshko L. S. prepared the input data arrays, validated the results, pre-tested the solution, prepared the manuscript, and was responsible for the overall organization of the project.

Сведения об авторах

Шиманский Н. А., системный архитектор компании «АндерсенБел»

Баглов А. В., магистр техн. наук, ст. науч. сотр. науч.-исслед. лаб. энергоэффективных материалов и технологий, Белорусский государственный университет (БГУ); науч. сотр. Центра нанoeлектроники и новых материалов, Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники (БГУИР)

Мусаев Х. Б., д-р философии по химии, докторант, Институт фундаментальных и прикладных исследований при Национальном исследовательском университете «ТИИИМСХ»

Рузимурадов О. Н., д-р хим. наук, проф. каф. естественно-математических наук, Туринский политехнический университет в городе Ташкенте

Хорошко Л. С., канд. физ.-мат. наук, доц., вед. науч. сотр. науч.-исслед. лаб. энергоэффективных материалов и технологий, БГУ; вед. науч. сотр. Центра нанoeлектроники и новых материалов, БГУИР

Адрес для корреспонденции

220030, Республика Беларусь,
Минск, просп. Независимости, 4
Белорусский государственный университет
Тел.: +375 17 209-55-34
E-mail: l.s.khoroshko@gmail.com
Хорошко Людмила Сергеевна

Information about the authors

Shymanski N. A., Solutions Architect at AndersenBel Ltd

Baglov A. V., M. Sci (Eng.), Senior Researcher at the R&D Laboratory of Energy Efficient Materials and Technologies, Belarusian State University (BSU); Researcher at the Center of Nanoelectronics and Advanced Materials, Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics (BSUIR)

Musaev Kh. B., Ph. D. (Chem.), Doctoral Student, Institute of Basic and Applied Research at the National Research University Tashkent Institute

Ruzimuradov O. N., Dr. Sci. (Chem.), Professor at the Department of Natural-Mathematical Science, Turin Polytechnic University in Tashkent

Khoroshko L. S., Cand. Sci. (Phys. and Math.), Associate Professor, Leading Researcher at the Laboratory of Energy Efficient Materials and Technologies, BSU; Leading Researcher at the Center of Nanoelectronics and Advanced Materials, BSUIR

Address for correspondence

220030, Republic of Belarus,
Minsk, Nezavisimosti Ave., 4
Belarusian State University
Tel.: +375 17 209-55-34
E-mail: l.s.khoroshko@gmail.com
Khoroshko Liudmila Sergeevna