

УДК 004

**ВЫЗОВЫ И ПЕРСПЕКТИВЫ РАЗВИТИЯ GAN-СЕТЕЙ В ПИЩЕВОЙ
НАУКЕ**

Шевченко Д.С. студент гр. м-ПИНФ-21 II курс

Научный руководитель: Торопова О. А., к.т.н., доцент

Саратовский государственный технический университет имени Гагарина

Ю.А., г. Саратов

Аннотация

Генеративно-сопоставительные сети (GAN) всё чаще применяют в пищевой науке: для генерации рецептов, прогнозирования вкусовых сочетаний, синтеза изображений блюд и персонализации продуктов. В статье разбираю, как именно GAN используют в этой области – от проекта CookGAN до анализа молекулярных взаимодействий. Отдельно останавливаюсь на проблемах: несбалансированные данные, трудности моделирования физико-химических параметров (pH, температура), сложность учёта синергии между компонентами. В качестве решений рассматриваю гибридные архитектуры (GAN + трансформеры) и открытые инструменты вроде FlavorMiner.

Ключевые слова: генеративно-сопоставительные сети, пищевая наука, кулинарная инженерия, машинное обучение, генерация рецептов, вкусовые профили, CookGAN, большие языковые модели.

Генеративно - GAN – это архитектура, где две нейросети соревнуются: генератор создаёт новые данные, дискриминатор пытается отличить их от реальных [1]. В кулинарии такой подход позволяет не просто копировать рецепты, а генерировать новые комбинации ингредиентов, предсказывать, как они будут восприниматься на вкус, и даже визуализировать готовые блюда (Рис. 1).

Но пищевая сфера – не типичная задача для машинного обучения. Здесь важны не только данные, но и физика процесса: как меняется текстура при нагреве, как взаимодействуют молекулы при разной кислотности, почему один и тот же ингредиент ведёт себя по-разному в зависимости от последовательности добавления. Эти нюансы требуют адаптации стандартных подходов.

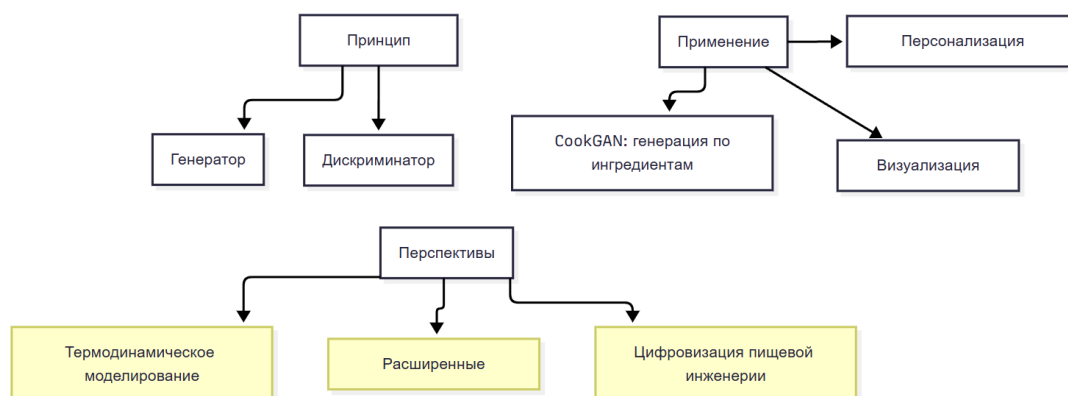


Рисунок 1. GAN - применение перспективы и принципы в кулинарии

Один из первых заметных проектов CookGAN. Модель учится генерировать изображения блюд по списку ингредиентов, анализируя не только состав, но и визуальные паттерны: текстуру, цветовые сочетания, компоновку [2][3]. Важно, что CookGAN предсказывает, как ингредиенты будут выглядеть после термической обработки —, это отличает его от простых коллажей. Такие виртуальные прототипы полезны для цифрового меню, обучающих платформ или планирования рациона. Но качество синтеза напрямую зависит от обучающей выборки: если в базе мало примеров блюд с определённой техникой приготовления, модель будет ошибаться.

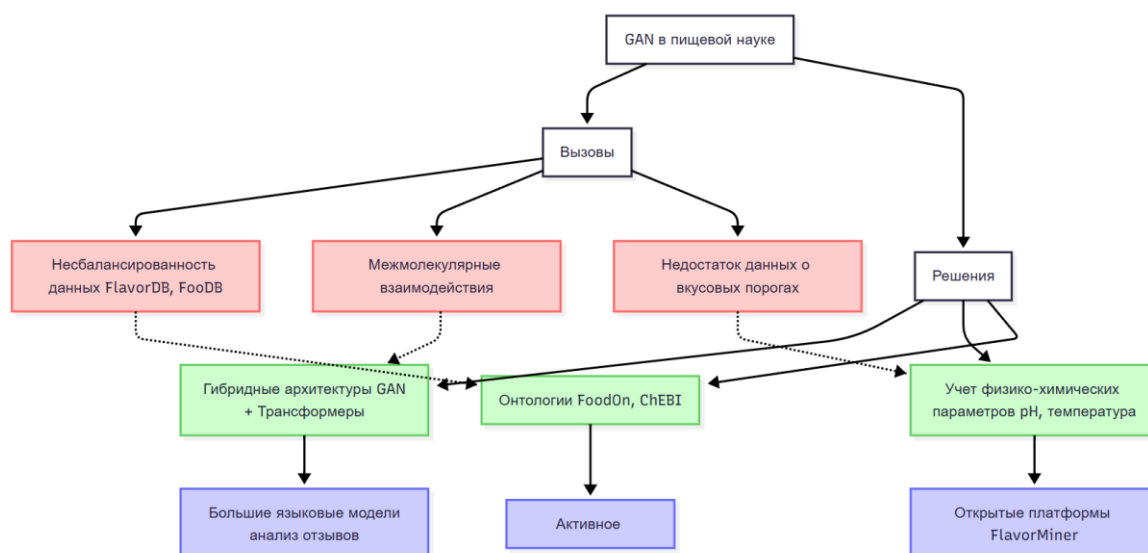


Рисунок. 2 - Общие вызовы GAN

С данными в пищевой науке вообще отдельная история. Базы вроде FlavorDB или FooDB содержат тысячи соединений, но экспериментально подтверждённые вкусовые профили есть лишь у части из них [4]. В результате модели хорошо работают с распространёнными категориями (сладкое, горькое), но пасуют перед более сложными случаями – например, когда вкус зависит от кислотности среды или температуры подачи [5].

Ещё сложнее с межмолекулярными взаимодействиями. Вкус – это не сумма компонентов, а результат их синергии. Методы на основе ECFP и RDKit-дескрипторов дают неплохие метрики (ROC AUC до 0,88), но не учитывают динамику реакций в реальном времени [6][7]. Графовые нейросети, которые теоретически лучше подходят для химии, пока показывают низкую чувствительность ($<0,5$), даже с балансировкой классов [5]. Выход один: нужны архитектуры, которые учитывают не только структуру молекул, но и их поведение в конкретной среде.

Одно из перспективных направлений – гибридные модели, сочетающие GAN с трансформерами. Трансформеры лучше работают с последовательностями, что важно для рецептов и текстовых описаний. Параллельно помогает интеграция онтологий: базы знаний вроде FoodOn и ChEBI добавляют семантический контекст – функциональные группы, метаболические пути, пищевые свойства – и снижают уровень шума в данных [7]. Активное обучение позволяет отбирать наиболее информативные образцы, сокращая затраты на эксперименты [4].

Большие языковые модели добавляют ещё один слой: они умеют извлекать инсайты из неструктурированных текстов – отзывов, постов в соцсетях, обзоров на Yelp или Reddit. Эти данные можно интегрировать в GAN, чтобы генерировать рецепты, соответствующие актуальным предпочтениям аудитории. Например, модель может анализировать тренды в Instagram и предлагать визуально привлекательные сочетания, которые с большей вероятностью получают положительную реакцию [4].

Из открытых инструментов выделяется FlavorMiner – платформа на GitHub с данными, скриптами и Jupyter-ноутбуками для анализа вкусовых профилей [5]. Она использует Random Forest и K-Nearest Neighbors для предсказания вкусовых характеристик по молекулярным дескрипторам. Применение к какао позволило выявить ранее неизвестные соединения, влияющие на вкус, и отследить изменения состава на разных этапах обработки. Открытый код и данные – это не просто удобство: это возможность независимой верификации и совместного развития методов.

Развитие GAN в пищевой науке упирается в три задачи: нужны архитектуры, учитывающие термодинамику и межмолекулярные взаимодействия; требуются более полные датасеты с количественными

характеристиками; важно наладить интеграцию с языковыми моделями и открытыми платформами. Если эти условия будут выполнены, мы получим не просто генераторы рецептов, а инструменты для осмысленного проектирования пищевых продуктов – с учётом химии, физики и человеческих предпочтений.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. How does Generative AI in Recipe Generation and Culinary Arts [Электронный ресурс] // Analytics Vidhya. – 2023. – URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2023/09/generative-ai-in-recipe-generation-and-culinary-arts/> (дата обращения: 12.07.2025). – Текст : электронный.
2. CookGAN Generates Realistic Meal Images from an Ingredients List [Электронный ресурс] // Synced Review. – 2020. – URL: <https://syncedreview.com/2020/03/03/cookgan-generates-realistic-meal-images-from-an-ingredients-list/> (дата обращения: 12.07.2025). – Текст : электронный.
3. Han, S. CookGAN: Meal Image Synthesis from Ingredients [Электронный ресурс] // Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). – 2020. – URL: https://openaccess.thecvf.com/content_WACV_2020/papers/Han_CookGAN_Meal_Image_Synthesis_from_Ingredients_WACV_2020_paper.pdf (дата обращения: 12.07.2025). – Текст : электронный.
4. Advances in Data Mining for Food Flavor Analysis [Электронный ресурс] // ScienceDirect. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772566925000527> (дата обращения: 12.07.2025). – Текст : электронный.
5. FlavorMiner: a machine learning platform for extracting molecular flavor insights [Электронный ресурс] // Journal of Cheminformatics. – 2024. – URL: <https://jcheminf.biomedcentral.com/articles/10.1186/s13321-024-00935-9> (дата обращения: 12.07.2025). – Текст : электронный.

6. Recent advances and application of machine learning in food flavor prediction and regulation [Электронный ресурс] // ResearchGate. – URL: https://www.researchgate.net/publication/372594647_Recent_advances_and_application_of_machine_learning_in_food_flavor_prediction_and_regulation (дата обращения: 12.07.2025). – Текст : электронный.
7. Inverse design and AI/Deep generative networks in food design [Электронный ресурс] // Trends in Food Science & Technology. – 2023. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924224423001693> (дата обращения: 12.07.2025). – Текст : электронный.