

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССА ГЕНЕРАЦИИ ТОВАРНЫХ ЗНАКОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

К.В. Переславцев¹, В.И. Анциферова¹, Р.О. Пташник¹

¹ФГБОУ ВО «Воронежский государственный лесотехнический университет
имени Г.Ф. Морозова»

Аннотация. Рассмотрена формальная модель конвейера генерации товарных знаков на базе нейросетей: кодирование брифа, генерация кандидатов, автоматическая оценка соответствия, оригинальности и пригодности к масштабированию, последующая векторизация и правовая проверка. Приведены воспроизводимые метрики и данные исследований по оценке качества text-to-image моделей и практикам обучения в графическом дизайне.

Ключевые слова: товарный знак; генеративные модели; диффузионные модели; GAN; CLIP; оценка качества; моделирование процесса, нейросети, ИИ.

MODELING THE TRADEMARK GENERATION PROCESS USING NEURAL NETWORKS

K. V. Pereslavitsev¹, V. I. Antsiferova¹, R. O. Ptashnik¹

¹Voronezh State University of Forestry and Technologies named after G. F. Morozov

Abstract. A formal model of a neural trademark-generation pipeline is described: brief encoding, candidate generation, automatic scoring for intent match, novelty and small-scale legibility, followed by vectorization and legal screening. Reproducible metrics and recent evidence on text-to-image evaluation and design-education practices are summarized.

Keywords: trademark; generative models; diffusion; GAN; CLIP; quality evaluation; process modeling, neural networks, AI.

Введение

Развитие технологий в сфере нейронных сетей позволяет автоматизировать процесс создания товарных знаков. Данное новшество открывает возможность с одной стороны усовершенствовать и ускорить принятие творческих решений, и с другой стороны эффективнее и результативнее оценивать их стоимость в качестве нематериального актива на балансе компании.

Основным инструментом дизайнеров в настоящее время все еще остаются пакеты «Adobe», а именно «Illustrator» и «Photoshop», также ряд других программ, такие как «CorelDraw», «Figma» и другие. По данным платформы «Looka», в 2025 году с использованием ИИ-генераторов создаётся более 1,2 млн логотипов ежемесячно, что говорит об активном применении новейших методов и способов в создании товарных знаков [1].

Публикации по генеративному дизайну преимущественно описывают две различные архитектуры моделей – генеративно-состязательные сети (GAN) и диффузионные модели (diffusion) [2].

Постановка задачи и входные данные

При применении нейросетей для создания изображения в первую очередь формируется постановка задачи с последующими за ней входными данными. Они включают в себя:

- текстовой бриф;
- отрасль;
- ограничения по элементам дизайна (текст, цвет и т.д.);
- геометрия;
- референсы.

Выходными данными будут являться множество кандидатных знаков в растровом виде с оценками и возможностью экспорта в другие форматы после векторизации изображения. Данная постановка задачи соответствует описанию систем использующих только выборку вариантов как пространство для поиска решений.

Модель процесса

Моделирование процесса изображения выглядит следующим образом. В первую очередь формируется композиция модулей:

$$M = \{E, G, S, N, V, L\},$$

где E – кодировщик брифа в эмбединги, G – генератор изображений, S – модуль соответствия, N – модуль новизны, V – векторизация, L – правовой скрининг [3].

«Модуль S» опирается на cosine-сходства в пространстве CLIP-эмбеддингов и reference-free метрику, где измеряется семантическая согласованность текст-изображение.

«Модуль N» применяется для поиска ближайших соседей по перцептуальным признакам в базе известных логотипов.

«Модуль L» анализирует созданное изображение на предмет степени смещения, проверяет не нарушают ли знак действующие регистрации и можно ли зарегистрировать его в конкретной юрисдикции.

Моделирование генерации изображения используется модульный принцип декомпозиции процесса, как аналогичный подходу, который реализован в системах поддержки принятия решений. В работе Юрчишиной М. В. показано, что функциональная структура системы должна включать модули, оптимизации, формирования системы ограничений и выбор решения по критерию оптимальности [4].

Оценка качества и критерии отбора

Оценка качества происходит через систему количественного ранжирования. Интегральный балл ранжирования задается следующим образом:

$$\text{Score} = w_1 * \text{Match} + w_2 * \text{Nowelty} + w_3 * \text{Legibility} + w_4 * \text{Simplicity},$$

где Match (соответствие брифу) вычисляется по CLIP метрикам, Legibility (читаемость) – по деградации при изменении размера, измерении потери контраста и проверке разрыва контуров, Nowelty (новизна) – по отличию от существующих изображений, Simplicity (простота) – по числу компонентов и доминирующим цветам.

В результате проведенной конференции «CVRP 2024» были предложены многоаспектные разметки человеческой обратной связи для «text-to-image», включая атрибутируемые ошибки или артефакты, что применимо для обучения и калибровки модулей S и V [5].

Одно из исследований по оценке эстетической характеристики изображений отмечают шумность эстетических меток и культурную вариативность восприятия. Исследования так же показывают, что эстетическая оценка субъективна и зависит от культуры. Но в то же время воспроизводимых данных недостаточно, чтобы оценить сгенерированные логотипы по критериям эстетики [6].

Примеры образовательных практик

В публикации «Case study 2025» для учебного модуля используется задание по интеграции нейросети в обучение по одному из образовательных курсов. Задание представляет собой редизайн логотипа существующего бизнеса. Студентам необходимо провести исследование бренда, сгенерировать черновые варианты и задокументировать итерации и аргументации по композиции и типографике [7].

Распространенность использования нейросетей среди студентов подтверждают опросы. Аналитический центр «NEPI» зафиксировал, что около 92% студентов в Великобритании используют нейросети в обучении [8]. Похожее университетское исследование в США «UCLA» опубликовали данные о 73% респондентов, сообщили об использовании ии-инструментов для учебы [9].

Заключение

Процесс генерации логотипов с последующих превращением их в товарные знаки формализован в качестве модульной архитектуры М. Такая структура переводит процедуру разработки товарного знака из эвристической с воспроизводимую модель.

Выбор «CLIP» метрик для оценки качества обоснован их способностью измерять семантическую согласованность текст-изображения без конкретного примера.

Анализ современных публикаций показывает, что автоматические метрики недостаточны, что подтверждает необходимость двухуровневой системы оценки. Включение правового скрининга отражает специфику товарного знака, как объекта охраны и отличает предложенную схему от общих систем «text-to-image» генерации.

Результаты опросов позволяют рассматривать генерацию логотипов как процесс, поддающийся оценке и измерению по параметрам качества и юридической допустимости. Ограничением остается только отсутствие исследований, сравнивающие эффективность архитектур «GAN» и «diffusion» в разработке товарных знаков.

Список литературы

1. AI Logo Generator Statistics // SEOSandwitch. URL: <https://seosandwitch.com/ai-logo-generator-statistics> (дата обращения: 10.02.2026).

2. Чуликарн Н., Крикчайван К., Течаджиндавонг Ч., Арджитнупап Т., Сириборворнратанакул Т. Проектирование логотипов с использованием генеративных моделей // Труды 7-й Международной конференции по сервисам больших данных и интеллектуальным вычислениям (BDSIC 2025). 2025. DOI: 10.1145/3778265.3778270.
3. Хессел Д., Хольцман А., Форбс М., Ле Бра Р., Чой Ё. CLIPScore: эталон-независимая метрика оценки подписей к изображениям // Материалы конференции по эмпирическим методам обработки естественного языка (EMNLP). 2021.
4. Юрчишина, М. В. Алгоритмическая модель СППР «Оптимальный учебный план» / М. В. Юрчишина, К. И. Бушмелева // Моделирование систем и процессов. – 2024. – Т. 17, № 4. – С. 84-95. – DOI 10.12737/2219-0767-2024-17-4-84-95. – EDN OJFBGD.
5. Лян Ж., и др. Богатая человеческая обратная связь для генерации изображений по тексту // Материалы конференции IEEE/CVF по компьютерному зрению и распознаванию образов (CVPR). 2024.
6. Гонсалес-Нахарро Л., Флорес М. Х., Мартинес-Гомес Х., Пуэрта Х. М. Анализ оценки эстетики изображений как задачи положительно-неразмеченного обучения // Signal Processing: Image Communication. 2026. Т. 141. Ст. 117441. DOI: 10.1016/j.image.2025.117441.
7. Интеграция искусственного интеллекта в обучение графическому дизайну: анализ практического кейса // Journal of Educational Issues. 2025.
8. Student Generative AI Survey 2025 // Higher Education Policy Institute (HEPI). 2025. URL: <https://www.hepi.ac.uk/reports/student-generative-ai-survey-2025/> (дата обращения: 10.02.2026).
9. Использование искусственного интеллекта студентами UCLA: результаты опроса // UCLA Teaching and Learning Center. URL: <https://teaching.ucla.edu/news/ucla-student-ai-use-perspectives/> (дата обращения: 10.02.2026).

References

1. AI Logo Generator Statistics // SEOSandwitch. Available at: <https://seosandwitch.com/ai-logo-generator-statistics> (accessed: 18.02.2026).
2. Chuleekarn N., Krirkchaiwan K., Techajindawong C., Arjitnupap T., Siri-borvornratanakul T. Designing Logo with Generative Models // Proc. 2025 7th Int.

Conf. on Big-data Service and Intelligent Computation (BDSIC 2025). 2025. DOI: 10.1145/3778265.3778270.

3. Hessel J., Holtzman A., Forbes M., Le Bras R., Choi Y. CLIPScore: A Reference-free Evaluation Metric for Image Captioning // Proc. 2021 Conf. on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). 2021.

4. Yurchishina M.V., Bushmeleva K.I. Algorithmic Model of the Decision Support System “Optimal Curriculum” // Modeling of Systems and Processes. 2024. Vol. 17, No. 4. Pp. 84–95. DOI: 10.12737/2219-0767-2024-17-4-84-95. EDN OJFBGD.

5. Liang R. et al. Rich Human Feedback for Text-to-Image Generation // Proc. IEEE/CVF Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2024.

6. Gonzalez-Naharro L., Flores M.J., Martínez-Gómez J., Puerta J.M. Analysis of Image Aesthetics Assessment as a Positive-Unlabelled Problem // Signal Processing: Image Communication. 2026. Vol. 141. Art. 117441. DOI: 10.1016/j.image.2025.117441.

7. Case Study: Integrating AI in Graphic Design Education // Journal of Educational Issues. 2025.

8. Student Generative AI Survey 2025 // Higher Education Policy Institute (HEPI). 2025. Available at: <https://www.hepi.ac.uk/reports/student-generative-ai-survey-2025/> (accessed: 10.02.2026).

9. UCLA Student AI Use Perspectives // UCLA Teaching and Learning Center. Available at: <https://teaching.ucla.edu/news/ucla-student-ai-use-perspectives/> (accessed: 10.02.2026).