

# КОМПАРАТИВНЫЙ АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ СЕМАНТИЧЕСКОГО И ВИЗУАЛЬНОГО ПОИСКА ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ СХОДНЫХ ТОВАРНЫХ ЗНАКОВ

Богданец А.С.<sup>1</sup> (магистрант),

<sup>1</sup>Университет ИТМО

471246@itmo.ru

Идентификация сходных товарных знаков является критически важной задачей в сфере интеллектуальной собственности, требующей точного и надежного анализа для предотвращения нарушений и защиты прав. С ростом числа регистрируемых товарных знаков ручные методы проверки становятся недостаточными и подвержены человеческим ошибкам, что подчеркивает необходимость автоматизированных систем. В данном контексте семантический и визуальный поиск играют ключевую роль, предлагая различные подходы к оценке сходства [1]. Эти методы эволюционировали от традиционных правил до сложных моделей глубокого обучения, способных обрабатывать огромные объемы данных и выявлять тонкие связи. Целью данного компаративного анализа является систематизация алгоритмов семантического и визуального поиска, оценка их архитектурных особенностей, областей применения, преимуществ, недостатков, а также эффективности на основе прецедентных бенчмарков в задаче идентификации сходных товарных знаков.

Фундамент любого поиска закладывается простыми и расширенными методами работы с базами данных, такими как Поисковая платформа Роспатента, Global Brand Database (WIPO), TMview EUIPO или TESS USPTO [2]. Эти инструменты обеспечивают фильтрацию по номерам свидетельств, правообладателям, классам МКТУ, датам подачи и правовому статусу [2], однако их функционал ограничен буквальным совпадением атрибутов и не позволяет выявлять смысловые или графические аналогии, что делает их эффективными лишь на этапе первичной проверки очевидных коллизий. Качественный скачок обеспечивают алгоритмы фонетического и семантического анализа, направленные на идентификацию обозначений, сходных до степени смешения по звучанию или значению [2]. Теоретической основой семантического поиска выступает переход от дискретных ключевых слов к непрерывным векторным представлениям (эмбедингам), которые кодируют смысл языковых единиц в многомерных пространствах [6]. Ранние подходы, такие как Word Embeddings, позволили улавливать базовые семантические отношения [6], однако подлинный прорыв связан с архитектурой трансформеров (BERT, GPT, T5), где механизмы внимания обеспечивают учет контекста и генерацию динамических эмбедингов высокого уровня. Исследования Никласа Мюннихоффа (2022) демонстрируют, что модели семейства SGPT, основанные на декодерах трансформеров с 5,8 миллиардами параметров, способны улучшить результаты семантического поиска на 7% по сравнению с предыдущими лучшими эмбедингами предложений [4], а методы контрастивного предобучения, предложенные командой Neelakantan (2022), позволяют создавать универсальные векторные представления текста и кода, превосходящие узкоспециализированные тонко настроенные модели [5]. Количественная оценка смысловой близости в этих моделях реализуется через метрики косинусного сходства или евклидова расстояния, где близость векторов в семантическом пространстве интерпретируется как смысловое родство обозначений [6].

Параллельно с развитием семантических алгоритмов эволюционировали методы визуального поиска, ориентированные на анализ графических товарных знаков, логотипов и этикеток [2; 7; 8]. Исторически первыми стали дескрипторные методы SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) и SURF (Speeded-Up Robust Features), обеспечивающие выделение и сопоставление локальных ключевых точек, инвариантных

к масштабированию, поворотам и изменениям освещенности [7]. Однако доминирующим подходом в современном компьютерном зрении стали сверточные нейронные сети (CNN), которые, согласно обзору Чена с соавторами (2021), автоматически извлекают иерархические признаки — от низкоуровневых границ и углов до высокоуровневых семантических концепций [8]. Архитектуры VGGNet и ResNet успешно применяются для обнаружения визуального сходства товарных знаков, что подтверждено исследованиями Alshowaish с коллегами (2022) [9]. Новейшим этапом развития визуального анализа становится внедрение Vision Transformers (ViT), которые демонстрируют превосходство над CNN в задачах извлечения глобальных и локальных признаков для оценки сходства изображений [8]. Методология сравнения визуальных признаков прошла путь от простого вычисления евклидова расстояния между векторами признаков [9] до применения корреляционных фильтров, способных адаптивно отслеживать изменения масштаба объекта в динамике (Zhang et al., 2020) [10]. Масштабирование поиска на многомиллионные базы данных, такие как международный реестр WIPO, становится возможным благодаря индексным алгоритмам (например, FAISS), которые кластеризуют векторные представления и обеспечивают сублинейное время поиска ближайших соседей [11]. Вершиной эволюции визуального поиска выступают гибридные многокомпонентные системы, описанные в работе Жардима с соавторами (2022), которые интегрируют информацию о глобальных формах, локальных текстурах и цветовых характеристиках, формируя композитную сигнатуру изображения для достижения максимальной релевантности [12].

Кульминацией технологического прогресса в области идентификации товарных знаков становятся гибридные мультимодальные системы на базе искусственного интеллекта, объединяющие достижения семантического и визуального анализа [3]. Такие системы, представленные как коммерческими продуктами (Markify от Questel), так и открытыми исследовательскими проектами (Trademark Risk Analysis AI System на GitHub) [2; 3], реализуют комплексную оценку сходства комбинированных обозначений, одновременно анализируя текстовую составляющую (фонетику, семантику, переводы) и графические элементы (стиль, композицию, семантику изображения) [3]. Глубинные нейросетевые архитектуры, включая мультимодальные модели типа CLIP, способны формировать единое векторное пространство для текстов и изображений, что позволяет сопоставлять словесные описания с визуальными образами напрямую [3]. Более того, перспективные разработки внедряют элементы предиктивной аналитики, присваивая каждому выявленному совпадению степень риска (низкий, средний, высокий) на основе обучения на массивах отказов Роспатента и судебных споров [3], что имитирует работу опытного эксперта и существенно повышает надежность патентных исследований.

Таким образом, компаративный анализ убедительно демонстрирует, что семантические и визуальные алгоритмы, обладая каждый уникальными преимуществами и ограничениями, в своем синтезе образуют качественно новый уровень инструментария для защиты интеллектуальной собственности. Дальнейшее развитие этой области видится в совершенствовании мультимодальных архитектур, способных к комплексному анализу товарных знаков во всем многообразии их проявлений, что позволит минимизировать юридические риски и обеспечить надежную правовую охрану брендов в цифровую эпоху.

### Литература

1. Sharma, Y. ., & Patil, J. . (2023). Understanding the Concept of Phonetic and Visual Similarity Vis-A-Vis To Letter Trademarks Through Judicial Precedents. *DME Journal of Law*, 4(02), 40–47. <https://doi.org/10.53361/dmejl.v4i02.05>
2. Воронина В. А. Аналитический обзор сервисов для проведения проверки средств индивидуализации / В. А. Воронина, Ю. В. Фролова. — Текст : электронный // Весенние дни науки ИнЭУ : сборник докладов Международной конференции

- студентов и молодых ученых (Екатеринбург, 17–20 апреля 2024 г.). — Екатеринбург : Издательство Издательский Дом «Ажур», 2024. — С. 22-27.
3. Е. Е. Фролова, Е. В. Купчина Цифровые инструменты защиты прав на интеллектуальную собственность: на примере блокчейн и искусственного интеллекта // Вестник Пермского университета. Юридические науки. 2023. №3 (61). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovye-instrumenty-zaschity-prav-na-intellektualnuyu-sobstvennost-na-primere-blokcheyn-i-iskusstvennogo-intellekta> (дата обращения: 15.02.2026).
  4. Muennighoff, N. SGPT: GPT Sentence Embeddings for Semantic Search [Электронный ресурс] / Niklas Muennighoff // [arXiv.org](https://arxiv.org). — Ithaca : Cornell University, 2022. — 17 февр. — Режим доступа: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2202.08904>.
  5. Neelakantan, A. Text and Code Embeddings by Contrastive Pre-Training [Электронный ресурс] / A. Neelakantan, T. Xu, R. Puri [и др.] // [arXiv.org](https://arxiv.org). — Ithaca : Cornell University, 2022. — 24 янв. — Режим доступа: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2201.10005>.
  6. Chandrasekaran, D., & Mago, V. (2021). Evolution of semantic similarity—a survey. *Acm Computing Surveys (Csur)*. <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3440755>
  7. Xu, Zhaosheng, Ahmad, Suzana, Liao, Zhongming, Xu, Xiuhong and Xiang, Zhongqi. "Image feature extraction algorithm based on visual information" *Journal of Intelligent Systems*, vol. 32, no. 1, 2023, pp. 20230111. <https://doi.org/10.1515/jisys-2023-0111>
  8. Chen, L., et al. "Review of Image Classification Algorithms Based on Convolutional Neural Networks." *Remote Sensing*, Jan. 2021, <https://www.mdpi.com/2072-4292/13/22/4712>.
  9. Alshowaish, H., Al-Ohali, Y., & Al-Nafjan, A. (2022). Trademark image similarity detection using convolutional neural network. *Applied Sciences*. <https://www.mdpi.com/2076-3417/12/3/1752>
  10. Zhang, J., Jin, X., Sun, J., Wang, J., & Sangaiah, A. (2020). *Spatial and semantic convolutional features for robust visual object tracking*. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11042-018-6562-8>
  11. António, J., Valente, J., Mora, C., Almeida, A., & Jardim, S. (2024). DarwinGSE: Towards better image retrieval systems for intellectual property datasets. *Plos One*. <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0304915>
  12. Jardim, S., António, J., Mora, C., & Almeida, A. (2022). A novel trademark image retrieval system based on multi-feature extraction and deep networks. *Journal of Imaging*. <https://www.mdpi.com/2313-433X/8/9/238>