

Л.В. Новикова // Научно-методический электронный журнал «Концепт». – 2024. – № 8. – С. 1-17.

3. Нейросети в работе педагога [Электронный ресурс] – URL: <https://pbprog.ru/journal/articles/358834> (дата доступа: 18.01.2025 г.).

УДК 004.932.72

В.А. Ворошень, маг.; Д.М. Романенко, зав. каф.
(БГТУ, г. Минск, РБ)

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ ПОСТРОЕНИЯ КАРТ САЛИЕНТНОСТИ РАСТРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Любая нейронная сеть, как модель машинного обучения, в силу особенностей структуры представляет собой чёрный ящик. Внутренний механизм работы таких сетей не поддаётся интерпретации, иначе как по выходным результатам, что может привести к непредсказуемым последствиям для их обучения и объяснения. Так, при попытке обучить модель классифицировать изображения волков и собак хаски, признаками, которые влияли на окончательное решение модели, были не окрас, внешний вид или поза животного, представленного на входном изображении, а наличие снега на заднем плане [1].

Решением проблемы объяснимости искусственного интеллекта, так называемой проблемы Explainable AI, стала карта салиентности, или тепловая карта, карта визуального внимания, – двумерная карта, размер которой совпадает с размером исходного изображения, ставящая в соответствие каждому пикселю некоторую степень значимости и определяющая силу его влияния на вывод нейросетевой модели. Также к тепловым картам относится результат проведения окулографического исследования с реальными испытуемыми. Построение карты салиентности в традиционном смысле становится ключом к интерпретации работы нейронной сети, а также самостоятельным инструментом, позволяющим выделять наиболее значимые области изображения, что важно при работе с ним как с художественным произведением.

Методы построения карт салиентности можно разделить на несколько групп по отношению к источнику информации о значимости пикселя, а также субъекту построения:

- биологические;
- вычислительные;
- нейросетевые.

К биологическим относится айтрекинг, или окулография, – технология отслеживания положения глаз человека. Использование айтре-

кинга приводит к формированию естественных тепловых карт, где области, на которые больше всего смотрел респондент, имеют большую значимость по сравнению с прочими.

Вычислительные методы включают в себя анализ контраста объективных характеристик пикселей (яркости, насыщенности, цветов), а также пирамиду изображений – мультимасштабное представление изображения, при котором к нему последовательно применяются сглаживание и децимация, в результате чего образуется пирамида.

Нейросетевые методы включают в подходы, имеющие в своей основе модели машинного обучения, зачастую свёрточные нейронные сети. К ним можно отнести, например, Grad-CAM [2], CAMERAS [3], RISE [4], NormGrad [5]. Эти модели учитывают статистические закономерности имеющихся на изображении признаков, вид и расположение объектов, благодаря чему могут имитировать человеческое восприятие. Пример карты салиентности, созданной с использованием Grad-CAM, показан на рис. 1.



Рисунок 1 – Применение вейвлет-преобразования к ряду пикселей изображения

Выбор группы методов, а также конкретного метода построения карты салиентности напрямую зависит от задачи, имеющегося оснащения, набора данных и возможностей. При этом изначально наиболее важно учитывать следующие аспекты:

- тип признаков, которыми оперирует метод, – физические признаки, например, яркость, насыщенность, цвет, и семантические признаки, например, семантика, объекты, контекст, частотность;
- ресурсоёмкость – скорость и вычислительная сложность метода;
- гибкость – возможность применения в различных предметных областях, например, в искусстве, медицине, картографии, промышленности, анализе спутниковых снимков;
- статичность – независимость от входных данных, отсутствие

влияния качества как анализируемых изображений, так и обучающей выборки на результат.

В таблице ниже представлено описание методов по отношению к данным аспектам.

Таблица – сравнительное описание методов построения карт салиентности

	Биологические методы	Вычислительные методы	Нейросетевые методы
Тип признаков	Все признаки влияют на внимание человека, но в большей степени семантические	Физические, извлекаемые из цветовых характеристик пикселя	В зависимости от характера архитектуры и обучения модели на результат могут влиять все признаки
Ресурсоёмкость	Высокая, требуется собрать и оценить большое количество видеоданных	Низкая, используются стандартные математические операции	Высокая (часто очень высокая), с ростом количества слоёв в нейросети увеличиваются требования к мощности
Гибкость	Ограничена собранными данными испытуемых, невозможно расширить	Высокая, методы применимы к любым классам изображений	Высокая, напрямую зависит от вида обучающих данных и архитектуры модели
Статичность	Средняя в рамках человеческой психологии, однако разные люди могут давать разные результаты	Высокая, на работу метода не влияет качество анализируемого изображения	Невысокая, результаты могут варьироваться в зависимости от качества обучающей выборки и входного изображения, на результат могут влиять ложные признаки

Помимо перечисленных аспектов, немаловажным является и понимание цели использования того или иного метода. Так, результативность вычислительных методов будет крайне низкой в случае, например, высококонтрастных и ярких изображений, равно как и наоборот, поскольку физические признаки объекта не будут отличаться от таковых фона или прочих, менее важных объектов. Подобная проблема не свойственна нейросетевым методам, поскольку при обучении в модель закладывается необходимое поведение, благодаря чему учитываются семантические признаки объектов.

Наибольшую ценность в области обработки изображений представляют нейросетевые методы: карты салиентности, создаваемые на их основе, являются основой для выделения объектов на изображении, то есть представляют собой самостоятельный инструмент, а не способ

объяснения поведения модели машинного обучения.

Кроме того, за счёт гибкости и возможности влияния на архитектуру, а также обучающий набор данных модели, появляется возможно настраивать, что именно считается важным с точки зрения конкретного изображения. В свою очередь, это позволяет оценивать сами изображения так, как ранее их мог бы оценить только человек: их композиционную составляющую, эстетическую привлекательность, смысловую значимость, а также прочие особенности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ribeiro, M.T. «Why Should I Trust You?»: Explaining the Predictions of Any Classifier / M.T. Ribeiro, S. Singh, C. Guestrin // KDD '16: Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. – 2016. – P. 1135–1144.

2. Selvaraju, R.R. Grad-CAM: Visual Explanations From Deep Networks via Gradient-Based Localization / R.R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das, R. Vedantam, D. Parikh, D. Batra // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). – 2017– P. 618–626.

3. Jalwana, M.A.A.K. Cameras: Enhanced resolution and sanity preserving class activation mapping for image saliency / M.A.A.K. Jalwana, N. Akhtar, M. Bennamoun, A. Mian; // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2021. – P. 16327–16336.

4. Petsiuk, V. RISE: Randomized input sampling for explanation of black-box models / V. Petsiuk, A. Das, K. Saenko //arXiv preprint arXiv:1806.07421. – 2018. – P. 17.

5. Rebuffi, S.A. NormGrad: Finding the pixels that matter for training / S.A. Rebuffi, R. Fong, X. Ji, H. Bilen, A. Vedaldi // arXiv preprint arXiv:1910.08823. – 2019. – P. 5.

УДК 004.932.2

В.А. Ворошень, маг.; Д.М. Романенко, зав. каф.
(БГТУ, г. Минск, РБ)

ВЫЯВЛЕНИЕ ОБЪЕКТНЫХ И ЧАСТОТНЫХ ЗАКОНОМЕРНОСТЕЙ НА РАСТРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Одним из важных композиционных приёмов является паттерн – повторяющийся мотив, который используется для создания гармонии и визуального равновесия. Такие структуры можно найти в фотографиях различных жанров, а также в архитектуре, и среди природы. Это