

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

могут быть окна зданий, плитки, деревья, опоры мостов, линии электропередач и другие разложенные в ряд объекты.

Паттерн относится к композиции изображения, которая понимается человеком, как сугубо субъективная концепция, однако ряд композиционных приёмов можно оценить математически. Так, расположение объектов друг относительно друга относится к задачам, которые решают карты салиентности и семантическая сегментация, а обнаружение паттерна относится к другому классу задач.

Каким образом, не используя машинное обучение, можно выявить и интерпретировать паттерн на произвольном изображении? Существуют разные пути.

Паттерн в общем случае представляет собой набор объектов, отличающихся от фона цветом, яркостью или насыщенностью. Именно эти характеристики и следует использовать.

Изображение состоит из пикселей, каждый из которых представляет собой вектор числовых значений, соответствующих заданным характеристикам. Само же изображение формируется из таких векторов, сгруппированных в тензор.

Ряд такого тензора – то есть пикселей изображения – можно описать функцией, например, от яркости. Такая функция фактически является сигналом. Применительно к целому изображению образуется также зависимость от времени: набор функций, количество которых соответствует высоте изображения и которые изменяются определённым образом в зависимости от характера изображения.

К таким функциям можно применять преобразования, которые позволяют исследовать имеющиеся в них частотные закономерности.

Вейвлет-преобразование – это интегральное преобразование, которое проводит свёртку выбранной вейвлет-функции с сигналом, которым и является функция, образованная рядом пикселей. Данное преобразование позволяет перевести сигнал из временного представления в частотно-временное, благодаря чему становится возможным исследование частотных закономерностей. Важной особенностью анализа изображений становится понятие частоты, поскольку в таком случае временная характеристика как таковая отсутствует, её заменяет пространственная.

В данном контексте частота характеризует регулярность изменения яркости вдоль ряда пикселей. Пример исходного изображения и применённого к ряду пикселей, выделенному чёрным, вейвлет-преобразования показан на рис. 1.

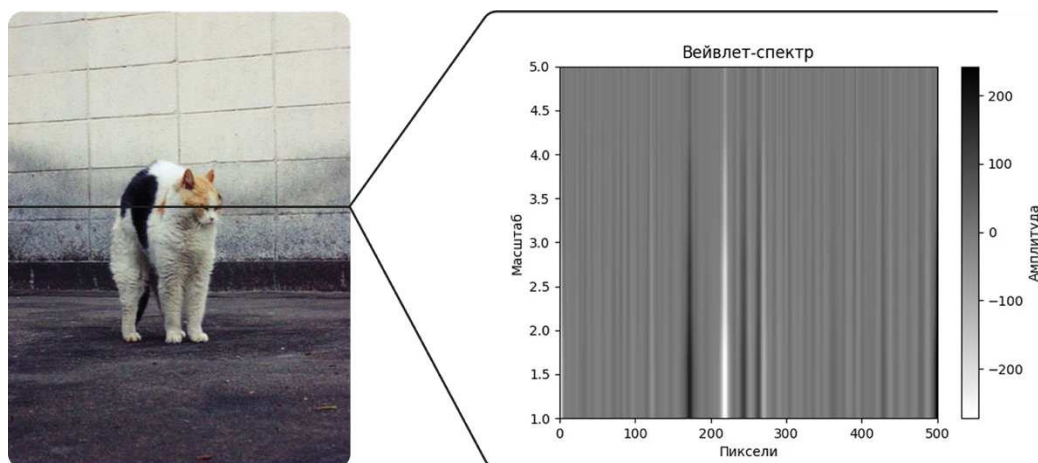


Рисунок 1 – Применение вейвлет-преобразования к ряду пикселей изображения

Применение вейвлет-преобразования к сигналу, образованному из яркостного компонента ряда пикселей, приводит к получению двух-мерного графика, отражающего частоты, обнаруженные на данном участке. Поскольку в данном случае анализируется только яркость, исходное изображение приводится к оттенкам серого.

В результате анализа вейвлет-спектров было выявлено несколько параметров, напрямую влияющих на дальнейшие выводы: различие частот, масштаб и амплитуда.

Низкие частоты отражают крупные объекты на изображении, а также плавные изменения яркости, что соответствует, например, фону и большим областям, не имеющим значительных яркостных перепадов и деталей. Высокие же частоты обозначают резкие переходы между светлыми и тёмными пикселями, такие как границы, шум или текстура.

Масштаб отражает размер структур, выявляемых вейвлет-преобразованием: чем больше диапазон масштаба, а также сам масштаб, тем большего размера объекты будут выделены. И напротив, маленькие масштабы позволяют увидеть мельчайшие переходы и шумы на исходном изображении.

Амплитуда (значение коэффициентов вейвлет-преобразования) показывает, насколько сильно яркость изменяется на данном масштабе.

Чем больше амплитуда отличается от 0, что на результирующем графике отображается, как чёрные или белые штрихи, тем сильнее изменение яркости в данном месте и на данном масштабе.

Чем ближе амплитуда к 0, что соответствует серому цвету, тем слабее изменения – значит, яркость в этом месте изменяется плавно или вообще остаётся неизменной. Нет значимых изменений сигнала, нет структуры или она слишком мала для обнаружения.

С помощью полученных данных можно отслеживать повторяющиеся структуры. Так, на графике чётко видно серию скачков яркости, как от тёмного к светлому (белые полосы), так и наоборот (чёрные полосы), которые могут образовывать повторяющиеся структуры, то есть паттерн. Такое обнаружение очень удобно в случае, например, фронтальных снимков архитектуры, так как в иных случаях закономерности на графике становится труднее заметить.

Для отображения информации о переходах, независимо от того, куда они направлены, амплитуда берётся по модулю. Также для большей продуктивности целесообразно ввести порог, с которого величина амплитуды становится значимой, а побочные сигналы не играют существенной роли. Тогда основные яркостные переходы становятся наиболее заметны. Пример исходного изображения, а также полного и нормализованного вейвлет-спектров показан на рис. 2.

Для того, чтобы сделать вывод о присутствии повторяющихся структур на изображении, информации об одном ряде пикселей недостаточно. Комплексная проверка должна состоять из сравнения нескольких последовательно идущих рядов.

Проверка осуществляется по коэффициентам, полученным в результате применения непрерывного вейвлет-преобразования к исходному сигналу (то есть ряду пикселей), при этом учитываются наименьший масштаб, в данном случае равный 1, а также абсолютные значения амплитуды, прошедшие порог. Данные коэффициенты для одного ряда представляют собой вектор числовых значений. Между двумя заданными векторами возможно найти расстояние – так называемую косинусную меру, описывающую их сходство. Она находится посредством деления скалярного произведения векторов на их евклидову норму.

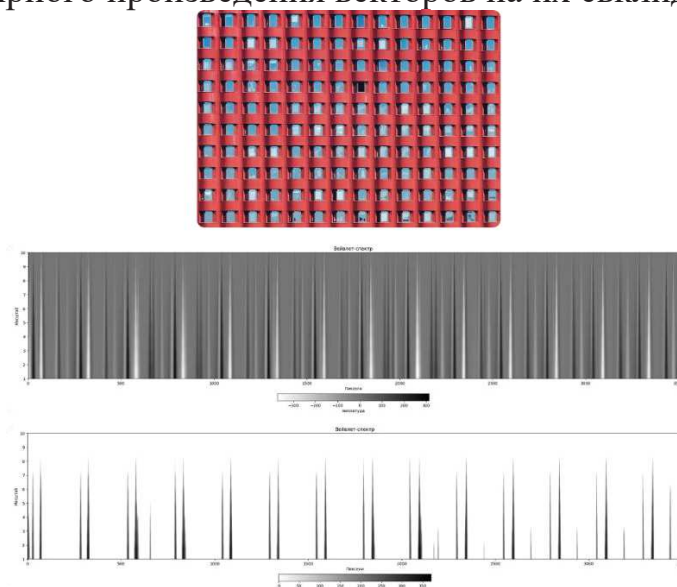


Рисунок 2 – Пример нормализации вейвлет-спектра изображения

На рис. 3 показаны результаты сравнения рядов, между которыми указано значение их сходства между собой.

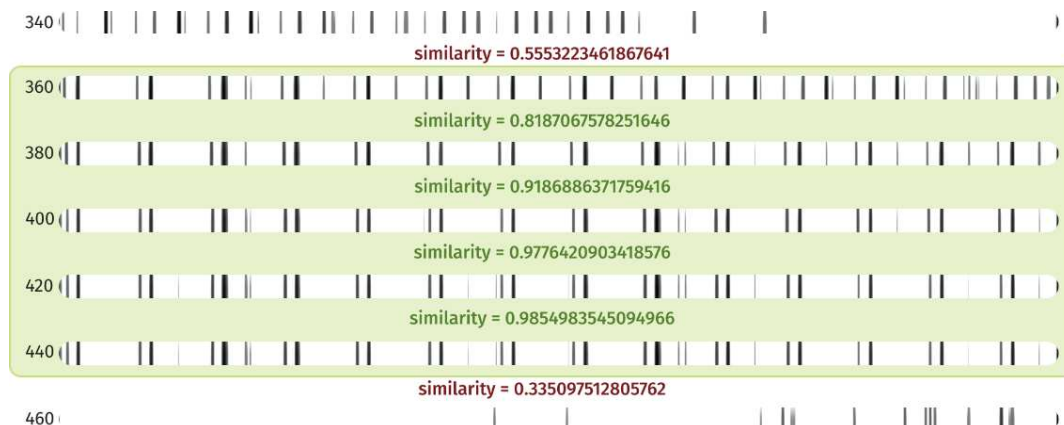


Рисунок 3 – Сходство рядов пикселей изображения

На основании полученных значений видно, что ряды, имеющие наибольшее сходство, относятся к одной повторяющейся структуре. Таким же образом анализируется всё изображение, при этом шаг проверки рядов задаётся произвольный в зависимости от желаемой точности определения границ объектов. Помимо проверки рядов по вертикали, целесообразно проверять также и ряды в горизонтальной ориентации, то есть столбцы изображения.

Благодаря данному методу становится возможным однозначно судить о наличии повторяющихся структур на растровом изображении. В дальнейшем это позволит оценивать изображения на предмет их композиционной целостности и грамотности построения, что может быть полезным и в других предметных областях, например, в медицине, картографии, промышленности и прочих.

УДК 339.138:004.738.5

Р.О. Короленя, доц. (БГТУ, г. Минск)

SEO: ОСНОВНЫЕ ИТОГИ ГОДА И ТРЕНДЫ В 2025 ГОДУ

По мере того, как цифровая среда продолжает развиваться, SEO (поисковая оптимизация) остается ключевым элементом для успешного продвижения бизнеса в интернете. Прошлый год привнес новые вызовы и возможности для специалистов в области SEO.

Сервисы Яндекса.

В Яндекс Вебмастере обновил раздел «Ссылки», добавили разделы с Товарной аналитикой и Подбором запросов, а также добавили обновления в инструмент «Мониторинг запросов».

В Яндекс Метрике появились новый интерфейс и дашборд, отчет