

- $\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$;
- сигмоидная функция $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$.

Для обучения нейронной сети используется метод обратного распространения ошибки.

В работе [1] предложено использование сети архитектуры VGG для получения контента изображения. Было использовано 16 сверточных, 5 слоев субдискретизации. В данной работе было описано, что выходы сверточных слоев VGG содержат в себе достаточно детальную информацию о контенте изображения. Функция потерь, отвечающая за сохранение контента изображения, выглядит (1) следующим образом:

$$L_l^{\text{content}}(x_{\text{content}}, y) = \frac{1}{c_l H_l W_l} \|F_l(x_{\text{content}}) - F_l(y)\|_F^2 \quad (1)$$

Функция потерь, которая отвечает за перенос стиля x_{style} определяется (2):

$$L_l^{\text{style}}(x_{\text{style}}, y) = \frac{1}{c_l^2} \|G_l(x_{\text{style}}) - G_l(y)\|_F^2 \quad (2)$$

Для подсчета $L_l^{\text{content}}(x_{\text{content}}, y)$ используется лишь один слой VGG, для $L_l^{\text{style}}(x_{\text{style}}, y)$ подсчета – разные слои с подобранными весами [2].

Обобщенная функция потерь будет выглядеть следующим образом (3):

$$L_l^{\text{total}}(y, x_{\text{content}}, x_{\text{style}}) = \sum_l \beta_l^{\text{content}} L_l^{\text{content}}(x_{\text{content}}, y) + \alpha \sum_l \beta_l^{\text{style}} L_l^{\text{style}}(x_{\text{style}}, y) \quad (3)$$

В любом случае, невозможно синтезировать изображение, которое на 100% удовлетворяло бы и стилю, и содержанию двух разных изображений. Однако минимизируя одну из составляющих функции потерь, которая представляет собой комбинацию функций потерь контента и стиля можно плавно регулировать акцент на переносе стиля либо на сохранении контента изображения.

На данный момент существует определенное количество программных решений, которые позволяют существенно упростить задачу разработки решений переноса стиля изображения:

- 1) OpenCV;
- 2) Tensorflow;
- 3) Pytorch;
- 4) Caffe.

Список использованных источников:

1. Leon A. Gatys, Alexander S. Ecker, Matthias Bethge. Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks, 2016.
2. Николаев С.В. Совершенствование метода автоматического переноса стиля изображений, Москва 2018.

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РЕДАКТИРОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Черноокий Р.С.

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Насуро Е.В. – к.т.н., доцент

Редактирование изображений является сложным процессом, однако существуют методы для упрощения автоматизации этого действия. Одним из них являются нейронные сети. Их особенностью является возможность редактировать изображения согласно их содержанию, опираясь на образы и объекты, увиденные на изображении. Это позволяет проводить редактирование не слепо, а осознанно.

Из всех способов редактирование изображений нейронные сети являются наиболее актуальным, они позволяют проводить его без затрат времени и сил художников, но при этом результат их работы в частном случае может быть непредсказуем. У нейронных сетей есть два основных применения в редактировании изображений:

- увеличение разрешение изображения;
- улучшение качества изображения.

Из них увеличение разрешения изображений наиболее актуален, он не стремится изменить изображение и обладает наивысшими показателями качества из всех распространенных алгоритмов увеличения разрешения изображений, что нивелирует такие из его недостатков, как склонность к артефактам и химерам, ведь другие методы увеличения разрешения изображений тоже ведут к появлению артефактов.

Увеличение разрешения изображений необходимо очень часто. Современные мониторы и видеокарты способны отображать только одно разрешение одновременно, они не могут отобразить часть экрана в одном разрешении, а другую часть в другом разрешении, поэтому чтобы отобразить

изображения и видео, сделанные в более низком разрешении, чем разрешение монитора, необходимо увеличить их разрешение. Сейчас это по традиции делается с помощью малозатратных и эффективных алгоритмов, ведь большинство компьютеров, доступных рядовому пользователю было маломощными, однако рост производительности видеокарт в последнее время привел к тому, что все больше и больше компьютеров обладает необходимой мощностью, но не использует ее, потому что большинство решений для воспроизведения видео и отображения изображений не применяет высококачественные алгоритмы. Существующие решения, как madVR, сложны в использовании, нуждаются в дополнительной трудоемкой настройке и недоступны для рядового пользователя, поэтому существует необходимость продвижения этих методов в массы.

Увеличения разрешения также можно использовать для улучшения качества изображения путем применения суперсэмплинга, увеличение разрешения выше разрешения монитора и последующее его уменьшение. Это позволяет увеличить четкость и плавность изображения, а также избавиться от некоторых видов артефактов.

Еще одним преимуществом увеличения разрешения изображения является уменьшение необходимого объема хранилища, используемого для хранения одного файла. При уменьшении разрешения в два раза, размер файла может уменьшиться в 4 раза.

Другим способом улучшения качества изображения с помощью нейронных сетей является изменение изображения без изменения его разрешения. Это применяется для достижения следующих эффектов:

- убирание прыщей;
- улучшение цвета кожи;
- убирание морщин.

У этих методов более узкая зона действия и они, в отличие от суперсэмплинга, стремятся именно изменить изображение. Более точечная область действия приводит к уменьшению вероятности возникновения артефактов, но может привести.

Список использованных источников:

1. Li Deng, Dong Yu deep learning: methods and applications // Now Publishers Inc.. – 2014. – Vol. 7, № 4. – P. 197-387.
2. Christopher M. Bishop Pattern Recognition and Machine Learning// Springer-Verlag - New York, 2006. – 738 с.

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ КОНТУРНОГО АНАЛИЗА ПРИ СОЗДАНИИ ПАНОРАМНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Чирук Д.В.

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Сапронова Ю.И. – ассистент

В данной статье рассмотрена возможность использования алгоритмов контурного анализа изображений применительно к созданию панорамных изображений. Кратко указана актуальность темы. Обоснован выбор данного типа алгоритмов для использования при склейке исходных изображений при создании панорамы, рассмотрены основные факторы, влияющие на выбор. Приведено краткое описание алгоритма, а кроме него необходимых этапов предварительной и последующей обработки изображений для создания панорам.

Совмещение изображений является актуальным вопросом во многих направлениях: медицина (получение снимков внутренних органов, костей и др.), авиация, космические исследования и оборонная промышленность (комбинированное видение, совмещение снимков с приборов ночного видения, камер, зондов и др). Также широко распространенными в наше время являются панорамные фотографии, перекрывающие поле зрения человека до 180, а то и 360 градусов (так называемые сферические панорамы). Во многих сферах жизни человека так или иначе встречается необходимость совмещения изображений.

Стоит отметить, что под панорамными фотографиями стоит понимать те, соотношение сторон в которых больше, чем 2:1, и также стоит учитывать, что данные фотографии, как правило, получаются именно при наложении нескольких снимков друг на друга, а не использованием специальных технических средств (широкоугольных объективов и пр.).

Стоит обозначить некоторые ограничения для данного алгоритма:

- 1) минимальная скорость работы с сохранением достаточной точности;
- 2) простота реализации алгоритма;
- 3) относительная невосприимчивость к качеству исходных изображений;
- 4) легкость предварительной обработки изображения перед применением алгоритма.