

долгосрочной статистике, и система не может предсказать непосредственные опасности, например, такие как краткосрочный сон.

Третий подход - компьютерное зрение. Он, вероятно, самый популярный и опирается на визуальное состояние водителя. Когда водитель невнимателен, лицо и тело демонстрируют характерное поведение. Установка камеры перед водителем и анализ выражения лица и движений рассматривается как эффективный способ оценки невнимательности водителя. В частности, продолжительность взгляда, направленного не на дорогу или продолжительности поворота головы в сторону от дороги являются действительными показателями невнимательности водителя и могут быть легко оценены с помощью камеры. Для определения усталости водителя, наилучшими показателями являются продолжительность времени закрытых глаз водителя, кивков головой или зевоты. Существующие системы обычно используют простые цветные камеры или инфракрасные камеры для захвата изображения. После этого инструменты обработки изображений и компьютерного зрения определяют основные компоненты на изображении, такие как лицо, глаза и рот. Это отправная точка для извлечения признаков невнимательности, таких как зевота, кивок, направление взгляда, поворот головы, закрытые глаза. После извлечения признаков полученная информация объединяется и определяется уровень невнимательности. Наиболее популярными методами объединения являются нечеткая логика, байесовские сети, динамические байесовские сети, нейронные сети или простые правила принятия решений. Если уровень внимательности недостаточный, подается предупреждение для предотвращения опасной ситуации.

Гибридные системы используют комбинацию трех вышеупомянутых методов. Существуют системы, которые объединяют камеру, установленную перед водителем, и дорожную информацию, фиксируется взгляд водителя чтобы обнаружить, пропустил ли он какой-либо дорожный знак [2]. Еще один пример, объединение компьютерного зрения, сигнала рулевого колеса и пульсоксиметр для определения усталости водителя.

**Список использованных источников:**

1. Driver alert control [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <https://www.media.volvocars.com/global/en-gb>
2. L. Fletcher, G. Loy, N. Barnes, and A. Zelinsky, Correlating driver 11 gaze with the road scene for driver assistance systems, Robotics and Autonomous Systems: [http://www.nada.kth.se/~gareth/homepage/local\\_site/papers/Fletcher\\_RAS05.pdf](http://www.nada.kth.se/~gareth/homepage/local_site/papers/Fletcher_RAS05.pdf): 24 мая 2005 г.

## ПЕРЕНОС СТИЛЯ МЕЖДУ ИЗОБРАЖЕНИЯМИ

*Царикович А.А.*

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

*Фролов И.И. – к.т.н., доцент*

В работе рассматривается способ переноса стиля с одного изображения на другое при помощи сверточных нейронных сетей. Описана архитектура первой нейронной сети, которая была использована для решения данной задачи. Также рассматриваются вспомогательные средства и решения, позволяющие существенно упростить разработку решений данной задачи.

Задача переноса стиля сводится к работе над двумя изображениями:

- входное изображение, на которое необходимо перенести стиль и сохранить контент изображения (фотография);
- изображение с ярко выраженной стилистикой, которую необходимо для переноса на входное изображение.

Чтобы перенести стиль одного изображения на другое, необходимо синтезировать новое изображение, которое одновременно будет соответствовать представлению содержимого входного изображения и представлению стиля изображения-картины.

Поставленная задача решается при помощи сверточных нейронных сетей. Данный тип нейронных сетей используется по причине своей главной особенности – сеть «ищет» на изображении заданные ей признаки. Признаком является та или иная особенность исследуемой картинки, например острые углы, определенные размытости и т.д. Также сеть является универсальной и обладает высокой точностью работы.

Типичная архитектура сверточной нейронной сети представляет собой последовательно соединенные блоки субдискретизирующего и сверточных слоев. Основными функциями активации являются:

$$- \text{softmax } y_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^n e^{z_j}};$$

- $\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$ ;
- 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  $x_{\text{style}}$  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