

УДК 004.032.26

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПЕРЕДАЧИ СТИЛЕЙ ИЗ ОДНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ НА ДРУГОЕ

Зуган С.С.

к.т.н., доцент каф. ИС Николенко А.А.

Одесский Национальный Политехнический Университет, УКРАИНА

**АННОТАЦИЯ.** Предложено усовершенствование архитектуры сети для выделения стилей и содержимого для синтеза нового изображения с переносом стилей одного изображения на контент другого изображения с использованием глубоких сверточных нейронных сетей.

**Введение.** Алгоритмы обработки изображения значительно улучшились благодаря использованию сверточных нейронных сетей (СНС) для решения проблем классификации изображений и для извлечения особых их признаков, появились новые области их применения. В настоящее время СНС используются для генерации реалистичных текстур [1], а также для передачи стиля между двумя изображениями [2], при этом получены обнадеживающие результаты для произведений искусств или абстрактных стилей [3].

**Цель работы.** Целью настоящей работы является усовершенствование архитектуры сверточной нейронной сети, используемой для переноса не абстрактных стилей с одного изображения на содержимое другого изображения за счет изменения слоев, из которых извлекаются данные.

### Основная часть работы.

Для выполнения переноса стилей одного изображения на содержимое другого изображения (рис. 1) используется сеть *VGG19 (Visual Geometry Group)* [4].

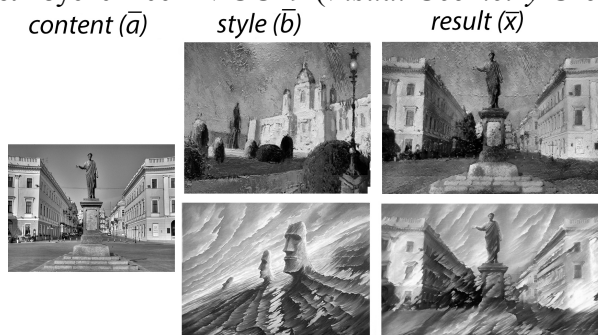


Рис. 1 – Пример переноса стилей одного изображения на содержимое другого изображения

Основные шаги переноса стилей между изображениями [2]:

1. выбираются карты признаков (*Feature map*) изображения  $\vec{a}$  с преобразованием в вектора  $F_i$  и матрицы Грама  $G_i$ , их можно условно назвать стилями картины художника (рис.2).

2. другое изображение  $\vec{p}$  пропускается через эту же сеть, откуда получают пять наборов векторов для каждого слоя  $\hat{F}_i$ , характеризующие контент изображения  $\vec{p}$ ;

3. генерируется изображение с белым шумом  $\vec{x}$  и пропускается через эту же сеть, формируются пять новых матриц Грама из каждого уровня (см. рис. 2). Затем, на каждом уровне находят квадратичные ошибки по стилю  $L_{style}$ , контенту  $L_{content}$  и общую ошибку  $L_{total}$  по формулам (1-3).

$$L_{content}(\vec{p}, \vec{x}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^5 (F_i - \hat{F}_i)^2 \quad (1)$$

$$L_{style}(\vec{a}, \vec{x}) = \sum_{i=1}^5 w_i \left( \frac{1}{4N_i^2 M_i^2} \sum (G_i - \hat{G}_i)^2 \right) \quad (2)$$

$$L_{total}(\vec{a}, \vec{p}, \vec{x}) = \alpha L_{content}(\vec{p}, \vec{x}) + \beta L_{style}(\vec{a}, \vec{x}) \quad (3)$$

где  $w_i$ -веса вклада потерь на  $i$ -ом слое,  $\hat{G}_i$ -матрицы Грама карт признаков формируемого изображения,  $M$ -размер карты признаков,  $N$ -количество карт признаков на  $i$ -ом слое.

С помощью коэффициентов  $\alpha$  и  $\beta$  в формуле (3) можно получить изображения с доминированием или стиля, или контента на синтезируемом изображении.

4. выполняется процедура *backpropagation* и находится соответствующий градиент с изменением весов на каждой итерации, при этом, на синтезируемом изображении вместо белого шума начинает появляться необходимое изображение.

Все эти итерации выполняются до тех пор, пока не будут получены желаемые результаты на синтезируемом изображении.

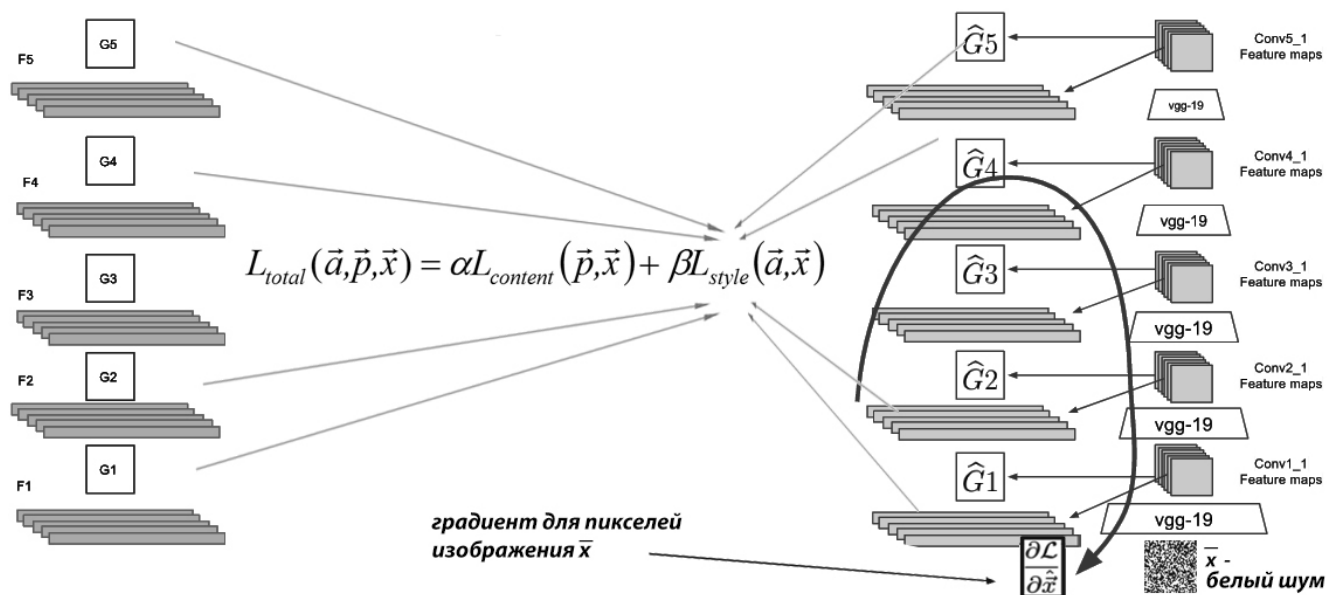


Рис. 2 – Схема алгоритма переноса стиля из одного изображения на содержимое другого изображения

В работе был взят за основу вышеописанный алгоритм с предложением усовершенствования сети (с помощью выбора данных из других слоев), что позволило переносить на другое изображение не только абстрактные стили. Так же была реализована программа и выполнено ее тестирование на изображениях с различными стилями и содержаниями.

#### Выводы.

При выделении стилей и их нанесении на контент используются следующие концепции:

- многие новые модификации алгоритмов являются модернизацией алгоритмов публикации [1];
- для выполнения таких задач используются глубокие сверточные нейронные сети [2];
- модели распознавания объектов инвариантны к представлению различных объектов (стиль, форма, фон), а следовательно содержание и стиль можно выделить и наложить.
- после модификации архитектуры сети стал визуально приемлемым перенос произвольных, а не только абстрактных стилей между изображениями.

#### СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Архив электронных публикаций научных статей [Электронный ресурс]. – Режим доступа: URL: <https://arxiv.org/abs/1508.06576>. – A Neural Algorithm of Artistic Style.
2. Архив электронных публикаций научных статей [Электронный ресурс]. – Режим доступа: URL: <https://arxiv.org/abs/1505.07376>. – Texture Synthesis Using Convolutional Neural.
3. Архив электронных публикаций научных статей [Электронный ресурс]. – Режим доступа: URL: <http://arxiv.org/abs/1603.01768>. – Semantic Style Transfer and Turning Two-Bit Doodles into Fine Artworks.
4. Visual Geometry Group - Department of Engineering Science, University of Oxford [Электронный ресурс]. – Режим доступа: URL: [http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/very\\_deep/](http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/very_deep/)