

**РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОГО МЕТОДА  
ШУМОПОДАВЛЕНИЯ ВИДЕО БЕЗ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ  
РАЗМЕЧЕННЫХ ДАННЫХ**

**Яковенко Александр Викторович**

*Студент*

*Факультет ВМК МГУ имени М. В. Ломоносова, Москва, Россия*

*E-mail: alexander.yakovenko@graphics.cs.msu.ru*

**Научный руководитель — Ватолин Дмитрий Сергеевич**

Задача шумоподавления является одной из старейших задач обработки изображений и видео, и повсеместно применяется везде, где есть потребность в съемке, будь то фильмы, астрономия или микробиология. Но несмотря на это новые алгоритмы появляются и по сей день. Исторически все разрабатываемые алгоритмы решения данной задачи подтверждали свою работоспособность и соревновались в качестве на изображениях искаженных Гауссовским шумом:

$$y_i = x_i + n, \quad n \sim \mathcal{N}(0, \sigma), \quad (1)$$

где  $y_i$  и  $x_i$  — это пиксели зашумленного и исходного изображения, а  $n$  — шум с дисперсией  $\sigma$ .

С широким распространением глубоких нейронных сетей, ожидаемо появились алгоритмы шумоподавления на их основе, показывающие лучшие результаты на изображениях с Гауссовским шумом, но проигрывающие при применении к не синтетическим изображениям [1]. Это объясняется тем фактом, что шум в настоящих фото и видео устроен сложнее, чем простая модель (1). Примером более корректной модели искажения является модель из статьи CBDNet [2]:

$$y = f(\mathbf{DM}(L + n(L))), \quad L = \mathbf{M}f^{-1}(x), \quad (2)$$

$$n(L) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2(L)), \quad \sigma^2(L) = L \cdot \sigma_s^2 + \sigma_c^2, \quad (3)$$

где  $y$  и  $x$  — искаженное и исходное изображения,  $\mathbf{DM}$  и  $\mathbf{M}$  — операция дебайеринга и обратная к ней,  $f$  — функция отклика камеры, а интенсивность шума  $n$  зависит от яркости пикселя псевдо-RAW изображения  $L$ .

Но не всегда возможно построить точную модель распределению шума. Соответственно, целью данной работы ставится разработка метода шумоподавления видео, когда неизвестно распределение шума.

В настоящей работе рассматривается случай, когда о природе шума известно только  $\mathbb{E}n = 0$ , где  $n$  – уровень шума. Для данного случая в статье [3] было показано, что возможно обучить алгоритм шумоподавления используя только другие зашумленные вариации того же исходного изображения. В предлагаемом методе этот подход модифицируется до использования исходного зашумленного изображения как целевого, за тем лишь исключением, что методу, для предсказания значения в пикселе, запрещено пользоваться значением этого пикселя, таким образом предотвращается выучивание тождественного преобразования. Дополнительно рассматриваются случаи конкретных шумов, когда возможно использование приора, позволяющего учитывать значение указанного пикселя.

Так как поставлена задача шумоподавления именно видео, то метод имеет доступ к соседним кадрам, что позволяет ему показывать сравнимое качество шумоподавления с методами, построенными на явных моделях искажений и обученных на «чистых» данных. Также рассматривается использование деформируемых сверток [4], для учета движения между кадрами.

Исследования проводятся при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта 19-01-00785 а.

### Литература

1. Plotz T., Roth S. Benchmarking denoising algorithms with real photographs // In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017, С. 1586–1595.
2. Guo S. Toward convolutional blind denoising of real photographs // In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019, С. 1712–1722.
3. Lehtinen J. Noise2Noise: Learning Image Restoration without Clean Data // In Proceedings of the International Conference on Machine Learning (ICML), 2018, С. 2965–2974.
4. Dai J. Deformable convolutional networks // In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017. С. 764–773.