

# SSVD для определения реплаев

Корицкий Никита

January 18, 2021

## 1 Введение

Реплей – фотография существующей фотографии. Фотографии, полученные таким образом, будут "хуже", чем исходные. В связи с этим кажется логичным использовать существующие автоматизированные методы распознавания качества изображения. Можно найти порог качества, который классифицирует полученные изображения, и относить все изображения с низким качеством к поддельным. У этого подхода потенциально есть ряд преимуществ, но больше существенных недостатков, не позволяющих использовать его для решения существующей бизнес задачи. Подробнее об этом в главе 5.

Для анализа данного подхода был использован алгоритм Structural Singular Value Decomposition (SSVD), предложенный в [1] и описанный в главе 3. Он был протестирован на созданном для этого небольшом датасете из 100 фотографий лиц людей с реплеями на различных устройствах. Результаты внедрения описаны в главе 4.

## 2 Датасет

В сети необходимого датасета не оказалось. Ряд найденных датасетов, например [2], не подходили по некоторым параметрам:

- использовались различные изображения, не только фото людей;
- повторная съемка производилась на профессиональные камеры, а не с помощью мобильного телефона;
- использовать их можно только для исследовательских целей.

В связи с этим я решил подготовить изображения самостоятельно.

Я скачал Selfie Data Set [3] и отобрал 100 изображений, которые могли бы потенциально быть использованы для идентификации личности (то есть без гримас и солнцезащитных очков, по возможности в анфас и пр.). Для чистоты эксперимента нужно было использовать различные камеры/мониторы/руки, (да и у меня на телефоне, как назло, сломался автофокус). Поэтому я разместил соответствующее задание на YouDo. Так я получил 2 независимых набора реплеев, которые можно сравнивать с оригинальными изображениями.

### 3 Алгоритм

Ключевая идея состоит в том, чтобы использовать не только информацию о яркости, закодированные в сингулярных значениях матрицы изображения, но и структурную информацию, которую можно извлечь из сингулярных векторов. Однако выполнять SVD для большого количества матриц слишком ресурсоемко. Для решения этой проблемы используется R-SVD подход [4], состоящий в следующем. Сингулярные значения  $\hat{S}_i$  и сингулярные вектора  $\hat{\mathbf{U}}_i$  реплея оцениваются используя правые сингулярные векторы исходного изображения  $\mathbf{V}_i$  по формулам 3.1 и 3.2 соответственно.

$$\hat{S}_i = \|\hat{\mathbf{A}}\mathbf{V}_i\| \quad [3.1]$$

$$\hat{\mathbf{U}}_i = \begin{cases} 0, & \text{if } \hat{S}_i = 0 \\ \hat{\mathbf{A}}\mathbf{V}_i/\hat{S}_i, & \text{otherwise} \end{cases} \quad [3.2]$$

Алгоритм в предлагаемой работе использует этот подход следующим образом. Чтобы получить коэффициент яркости, приближенные сингулярные значения сравниваются с теми, которые получены из исходного изображения  $S_i$  с помощью формул 3.3.

$$F^{LU} = \sqrt{\sum_{i=1}^{CPF} \left| (S_i - \hat{S}_{Ui}) \right|^2 w_i}, \quad F^{LV} = \sqrt{\sum_{i=1}^{CPF} \left| (S_i - \hat{S}_{Vi}) \right|^2 w_i} \quad [3.3]$$

$LU$  и  $LV$  соответствуют "левой" и "правой" оценкам SVD,  $CPF$  является пороговым параметром, так как малые сингулярные значения вносят незначительный вклад и  $w = S_i / \sum_i S_i$ . Окончательный результат получается путем усреднения:  $F^L = \frac{F^{LU} + F^{LV}}{2}$

Структурный фактор использует приближенные сингулярные вектора. Основная идея заключается в том, что чем больше матрица  $U\hat{U}^T$  отличается от  $I$ , тем выше структурные искажения и, следовательно, формулы 3.4.

$$F^{SU} = \sqrt{\sum_{i=1}^{CPF} [(SU_i - 1) w_i]^2}, \quad F^{SV} = \sqrt{\sum_{i=1}^{CPF} [(SV_i - 1) w_i]^2} \quad [3.4]$$

Авторы также учитывают искажения, которые не изменяют структурную информацию, такие как сдвиг постоянного тока и изменение контраста. Для этого используется третий, регулирующий фактор. По сути, это просто сравнение оцененных и честно вычисленных сингулярных значений искаженного изображения.

$$Q_{SU} = \sqrt{\sum_{i=1}^{CPF} (Sd_i - \hat{S}_{Ui})^2}, \quad Q_{SV} = \sqrt{\sum_{i=1}^{CPF} (Sd_i - \hat{S}_{Vi})^2} \quad [3.5]$$

Затем эти значения усредняются с помощью гармонического среднего с помощью  $Q_{RH} = \frac{2Q_{SU}Q_{SV}}{Q_{SU}+Q_{SV}+\epsilon}$ . Финальный результат:  $F^R = 1 - e^{(-Q_{RH}/h)}$

В алгоритме реплеи и исходные изображения делятся на квадраты 9x9 и сравниваются блок за блоком. Полученные коэффициенты умножаются, а произведение усредняется

по всем блокам.

$$SSVD = \frac{\sum_{i=1}^{\#blocks} F_i^L F_i^S F_i^R}{\#blocks}$$

Чем ближе итоговое значение к 0, тем выше шанс, что изображение реальное.

Figure 1: Значение SSVD для 2 датасетов

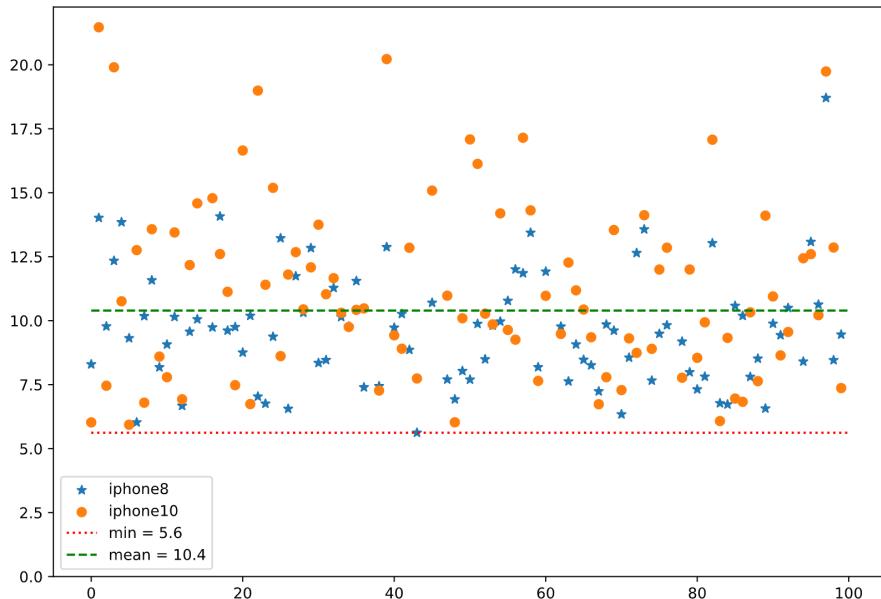
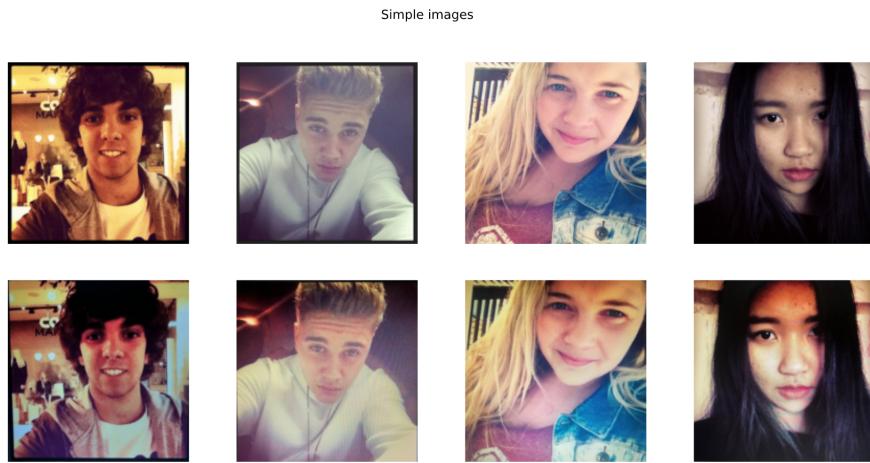


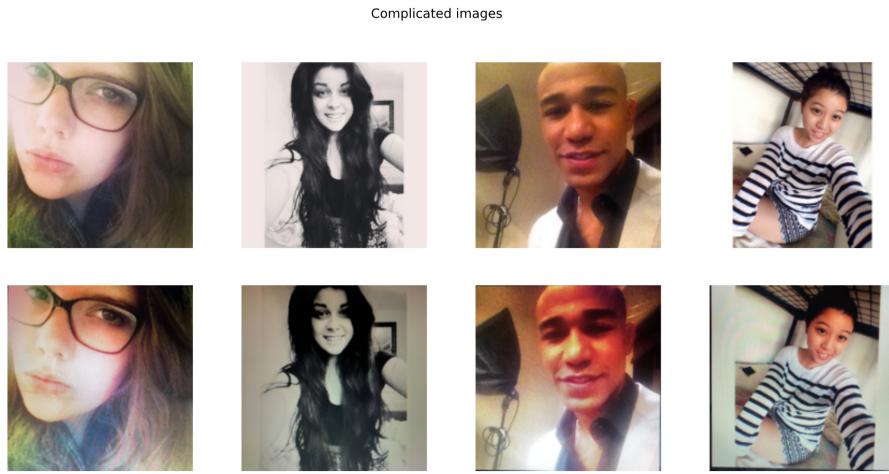
Figure 2: Простые изображения: с максимальным значением метрики SSVD. Сверху предоставлен оригинал фото, снизу – реплей



## 4 Результаты

Результат изображен на графике 1. На нем изображены значения результата алгоритма SSVD для 2 датасетов. Видно, что алгоритм выдает достаточно большие значения. В целом, по этому значению можно сразу сказать, что изображение отличается от исходного, даже без порога.

Figure 3: Сложные изображения: с минимальным значением метрики SSVD. Сверху предоставлен оригинал фото, снизу – реплей



Примеры простых (рис 2) и сложных (рис 3) изображений не позволяют понять, где алгоритм работает лучше и хуже. На мой взгляд, он всегда будет различать: минимальное значение в 5 баллов (см пунктир на рис 1) говорит сам за себя.

## 5 Выводы

Алгоритм на основе SSVD успешно отличает реальные от повторно сфотографированных изображений. Однако, если я правильно понимаю бизнес задачу (предотвращать отправку реплея вместо реального фото), данный алгоритм не подходит для ее решения. Во-первых, SSVD только сравнивает фейковое фото и исходное. В реальной жизни будет только одно фото, которое нельзя будет сравнить с референсным. Во-вторых, сильной стороной SSVD является экономия на вычислении значений SVD: необходимо посчитать его только для исходного изображения. Но в нашем случае всего одно изображение.

Однако, можно пофантазировать. Если есть алгоритм, решающий данную задачу, то его нужно будет как-то оценивать. И тогда нужно будет генерировать фейковые фотографии. Степень того, насколько близки они к реальным, можно будет оценивать с помощью описанного подхода. Таким образом можно будет количественно оценить эффективность алгоритма.

## References

- [1] Azadeh Mansouri and Ahmad Mahmoudi-Aznaveh. SSVD: Structural SVD-based image quality assessment. *Signal Processing: Image Communication*, 74:54–63, May 2019.
- [2] Rapid-rich object search (rose) lab. <http://rose1.ntu.edu.sg/datasets/recapturedImages.asp>. (Accessed on 01/18/2021).
- [3] Crcv | center for research in computer vision at the university of central florida. <https://www.crcv.ucf.edu/data/Selfie/>. (Accessed on 01/18/2021).
- [4] Azadeh Mansouri, Ahmad Mahmoudi Aznaveh, Farah Torkamani-Azar, and J. Afshar Jahanshahi. Image quality assessment using the singular value decomposition theorem. *Optical Review*, 16(2):49–53, March 2009.