



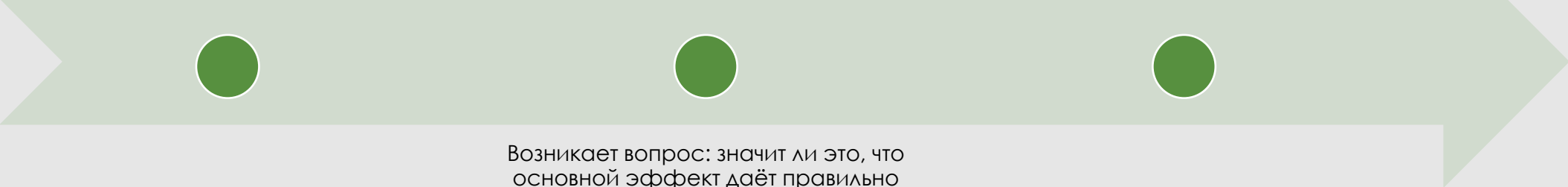
DEEP IMAGE PRIOR

Вепренцев Иван

Краткое введение

Авторы статьи [1] получили интересный результат: одна и та же нейросеть для классификации изображений эффективно обучалась на нормальном датасете, но в то же время была способна переобучаться на случайном тренировочном датасете.

Авторы статьи [2] решили проверить эту гипотезу и использовали нейросети, обученные на единственном изображении для решения следующих задач



Возникает вопрос: значит ли это, что основной эффект даёт правильно подобранная структура нейросети, а не подбор параметров во время обучения?

Решаемые задачи

Очистка от шума

Восстановление фрагментов изображения

Суперразрешение

Prior = assumption (предположение)

Почему авторам удалось решить эти задачи?

Нейросети в самом общем виде представляют собой $x = f_{\theta}(z)$, где z – входной вектор, x – полученное изображение, θ – параметры нейросети

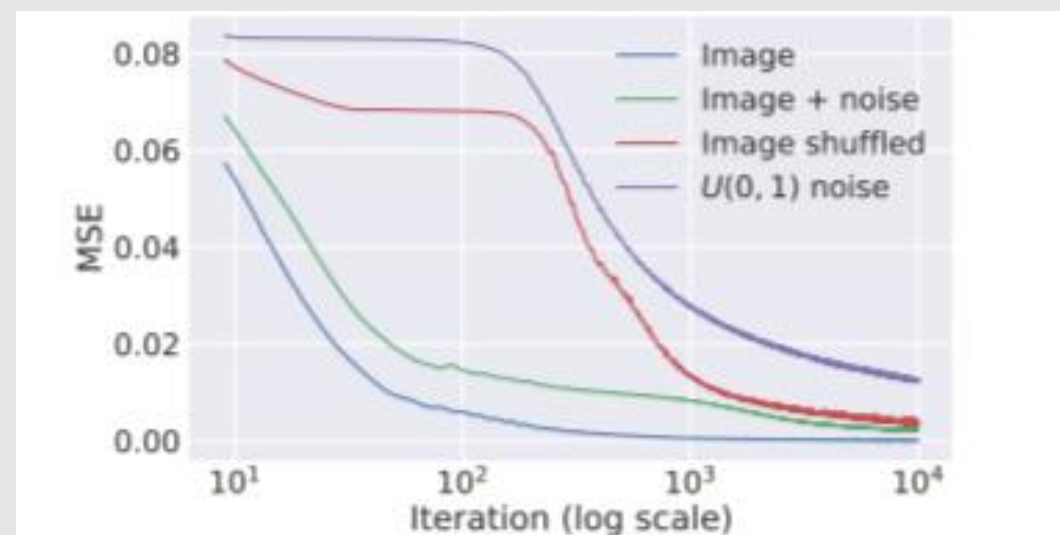
Как же найти θ^* ? Например, обычным градиентным спуском. Заметим, что z нас не интересует, т.к. мы хотим не зависеть от данных на обучении.

Решаемые задачи – это по сути задачи минимизации энтропии на изображении, т.е. $x^* = \min E(x, x_0) + R(x)$, где $E(x, x_0)$ – мера информации, $R(x)$ – регуляризатор, x^* – чистое изображение. Авторы используют в качестве регуляризатора $\theta^* = \operatorname{argmin}_{\theta} E(f_{\theta}(z), x_0)$. Следовательно, имеем задачу $x^* = f_{\theta^*}(z)$, то есть задачу подбора функции с такими параметрами, что энергия минимальна. По сути параметризуем изображение.

Что может быть регуляризатором?
В «природном» препроцессинге – это обычно $TV(\text{Total Variation}) = \sum_j^i = \sum |x_i - x_j|$, где x_i, x_j – соседние пиксели, а норма – разница в цветах

Какие вопросы возникают после наших рассуждений?

Самый основной вопрос – а почему мы вообще можем утверждать, что наша нейросеть способна восстановить любое изображение, ведь в таком случае она умеет восстанавливать и случайные шумы? На самом деле, не совсем. Все-таки, мы решаем задачу минимизации энергии, так что со случайными шумами будут возникать проблемы, ведь там энтропия максимальна. Таким образом, deep image prior хорош для «натуралистичных» изображений. В этом можно убедиться, посмотрев на графики сходимости градиентного спуска. Поэтому вопрос, касающийся «остановки» спуска пока скорее интуитивен, хотя есть разные предложения, например здесь [3].



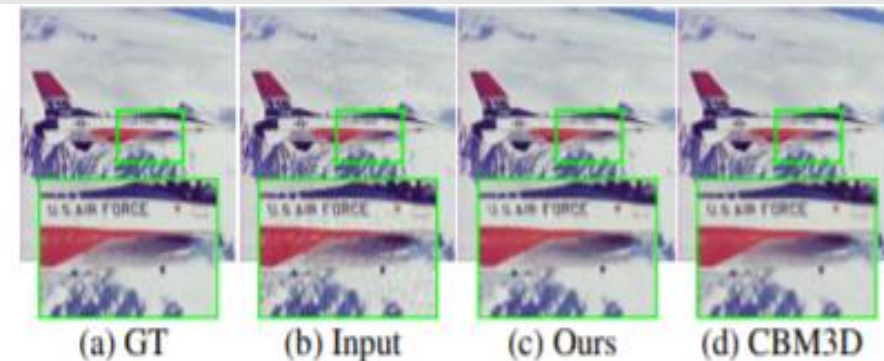
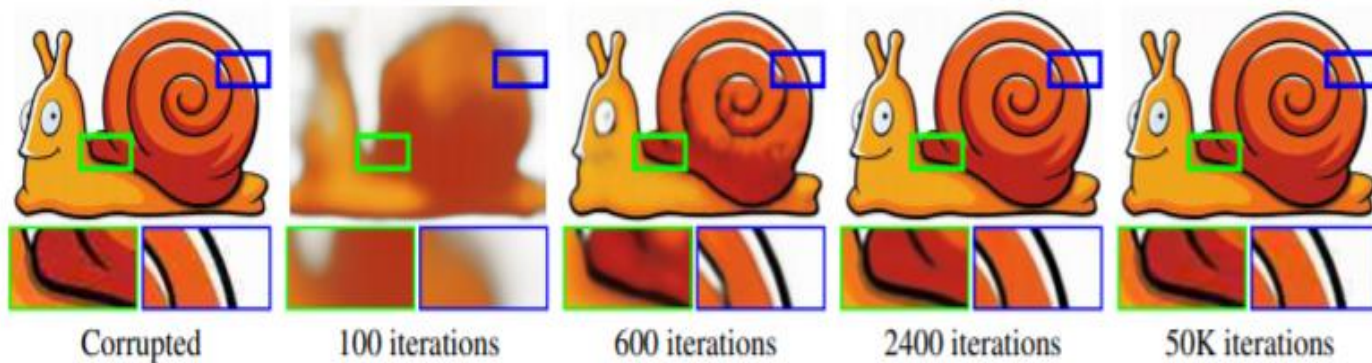
Ликвидация шума и реконструкция изображения

В зависимости от решаемой задачи здесь и далее очевидно будет меняться мера информации $E(x, x_0)$

В данной задаче $E(x, x_0) = |x - x_0|^2$

PSNR = 31, $\sigma = 25$

PSNR – пиковое отношение сигнала к шуму



Суперразрешение

В данной задаче $E(x, x_0) = |d(x) - x_0|^2$, где $d(x)$ – оператор субдискретизации, уменьшающий качество (размерность) изображения

PSNR = 29.9, $\sigma = 25$

Bicubic = 28.43

SRResNet = 32.1

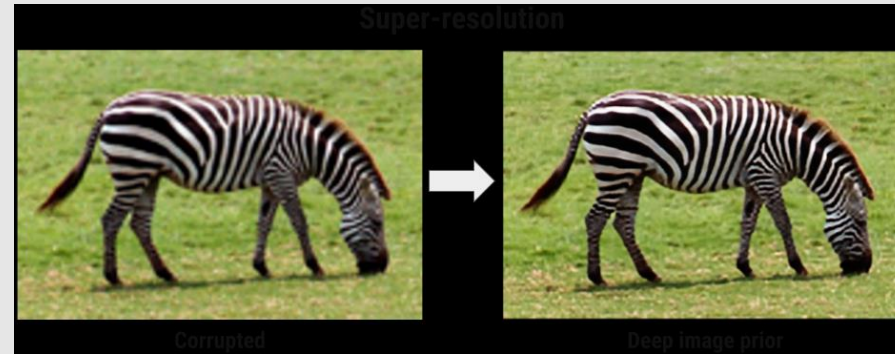


Восстановление фрагментов изображения

В данной задаче $E(x, x_0) = |(x - x_0) \circ m|^2$, где m – бинарная маска, в которой отсутствующие пиксели 0, а остальные 1, а \circ - произведение Адамара



ВЫВОДЫ



Deep Image Prior отлично справляется с задачами по восстановлению и улучшению «натуральных» изображений

Стоит учитывать, что «не натуральные» изображения с высокой энтропией не могут быть восстановлены достаточно эффективно с помощью Deep Image Prior

В случае с восстановлением пропущенных частей изображения Deep Image Prior эффективен для восстановления небольших кусков. Большие куски будут обработаны плохо, тк обучение ведётся по этому же изображению, а значит доступны только присутствующие на нём структуры.

В большинстве случаев Deep Image Prior эффективнее большинства относительно простых нейросетей, но передовые нейросети вроде SRResNet оказываются немного эффективнее

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- [1] C. Zhang, S. Bengio, M. Hardt, B. Recht, and O. Vinyals. Understanding deep learning requires rethinking generalization. In Proc. ICLR, 2017.
- [2] Deep Image Prior Dmitry Ulyanov, Andrea Vedaldi ,Victor Lempitsky
- [3] <https://medium.com/@ahmdtaha/deep-image-prior-7e0eac506dee>

СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ!