Deep image prior

Dmitry Ulyanov, Andrea Vedaldi, Victor Lempitsky

Юрий Мокрий

22 января 2018 г.

Решаемые задачи

Метод, о котором я буду дальше рассказывать, решает задачи из класса inverse image reconstruction problems.

Примеры таких задач:

Superresolution, denoising, inpainting, востановление изображения по активациям нейронной сети и т.д.

Как можно решать

- learning-based подходы (свёрточные сети, обученные на больших объёмах данных)
- learning-free подходы

Общая постановка задачи

$$\min_{x} E(x, x_0) + R(x)$$

 $E(x,x_0)$ - energy (data term), R(x) - prior

Пример постановки задачи восстановления изображения по представлению (embedding) с Total Variation в качестве prior:

$$E(x, x_0) = \|\Phi(x) - \Phi_0\|^2$$

$$R(x) = \lambda \sum_{ij} ((x_{i,j+1} - x_{ij})^2 + (x_{i+1,j} - x_{ij})^2)^{\frac{1}{2}}$$

Интуиция для дальнейшего метода

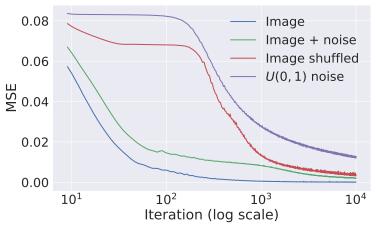


Рис.: Траектории оптимизации градиентным спуском по θ функционала $\|f_{\theta}(z)-x\|^2$, где f_{θ} - свёрточная сеть, z - фиксированный случайный шум, θ_0 - случайно

 Юрий Мокрий
 Deep image prior
 22 января 2018 г.
 5 / 10

Deep image prior

Будем находить оптимальное x^* , как $x^*=f_{\theta^*}(z)$, где θ^* получено с помощью оптимизации $E(f_{\theta}(z),x_0)$ после некоторого ограниченного числа итераций GD. Начальное приближение θ_0 и z берём случайными. Фактически мы ввели такой неявный prior.

В терминах предыдущей формулировки задачи в качестве prior'a:

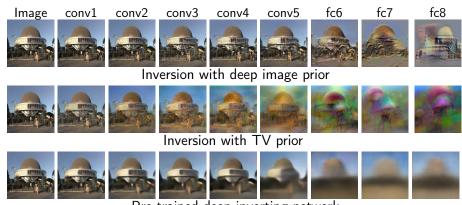
$$R(x) = \begin{cases} 0 & \exists \theta \in \text{ небольшая локальная окрестность } \theta_0 : x = f_z(\theta) \\ +\infty & \text{иначе} \end{cases}$$

(1)

Интересный результат

Этим авторы показали, что т.к. сеть не обучалась, именно в архитектуре свёрточной сети лежит некая априорная информация об изображении (а не только в самих данных), что позволяет ей сначала учить главные статистики изображения, а потом уже шум.

Задача восстановления изображения по активациям слоёв AlexNet



Pre-trained deep inverting network

8 / 10

Результаты в superresolution

Таблица: Результаты методов на датасетах Set5 и Set16 по метрике PSNR

	BiCubic	Deep Image Prior	SRResNet
Set5	26.70	27.95	30.09
Set14	33.78	35.06	37.23

Peak signal-to-noise ratio:

$$PSNR = 10*\log_{10}\frac{MAX_I}{MSE}$$

BiCubic - обобщение кубического сплайна на 2-D. SRResNet - GAN c ResNet.

Материалы

Ссылка на страницу со статьёй, кодом и множеством примеров.

https://dmitryulyanov.github.io/deep_image_prior