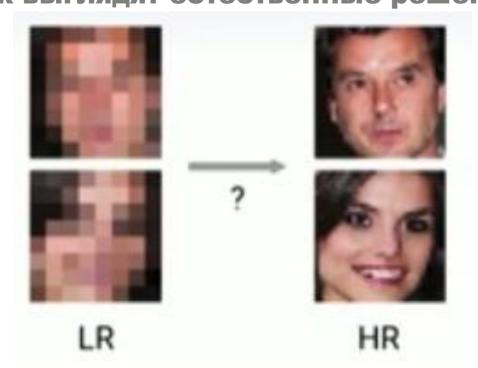


Deep image prior (DIP)

Prior – наши знания о мире «как выглядят естественные решения»

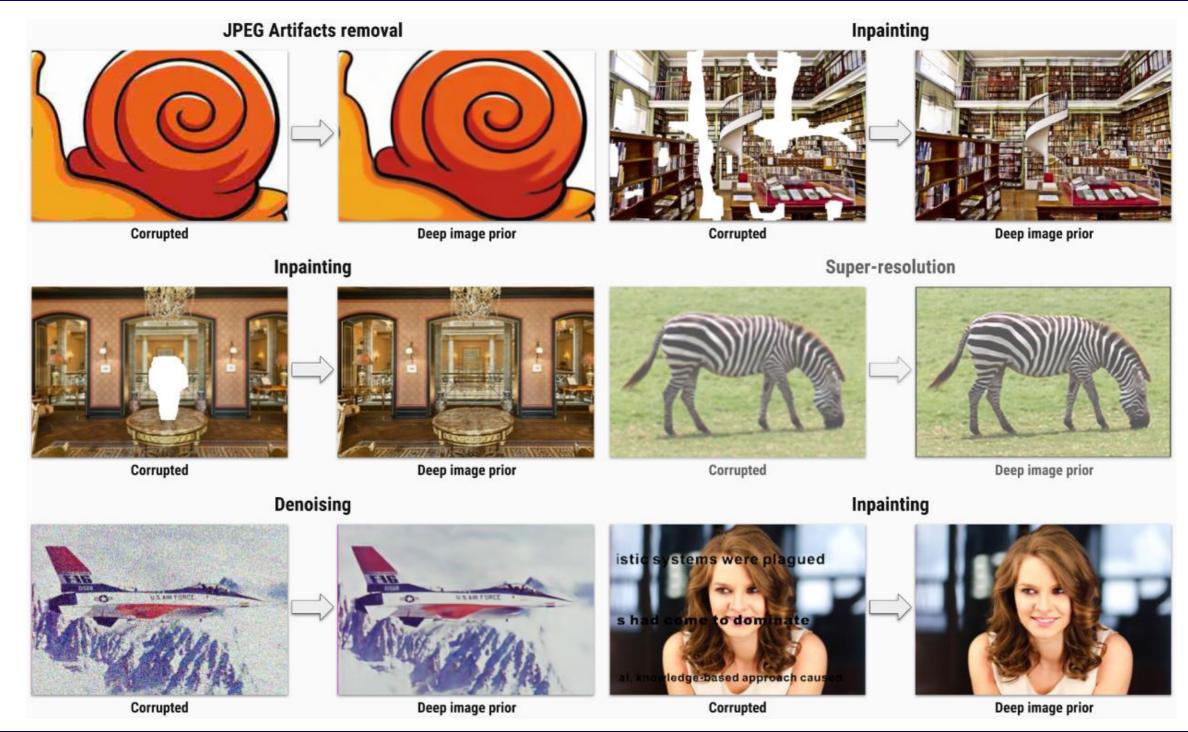


возможно отображение изображение → изображение

- по одному изображению
 - робастно
 - без учителя
 - без предтренировки

https://www.youtube.com/watch?v=FyUhnjuOEXo

Dmitry Ulyanov, Andrea Vedaldi, and Victor Lempitsky. Deep image prior. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 9446–9454, 2018.



Задача восстановления изображения – Image Restoration

Обычно задача восстановления:

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

 \mathcal{X}_0 – повреждённое изображение

 $E(x,x_0)$ – легко придумать функцию «под задачу»

R(x) – «image prior» – как придумать?!

чтобы описывались «естественные изображения»

Почему так...

$$x^* = \arg\max_{x} p(x \mid x_0)$$

$$p(x \mid x_0) = p(x_0 \mid x) p(x) / p(x_0) \propto \underbrace{p(x_0 \mid x)}_{\text{Likelihood}} p(x)$$
Prior

$$-\log p(x \mid x_0) \propto -\log p(x_0 \mid x) - \log p(x)$$

Модель зашумления



если есть модель зашумления

$$x_0 = x + \varepsilon$$
, $\varepsilon \sim \text{norm}(0, \sigma)$
 $p(x_0 \mid x) = \text{norm}(x_0; x, \sigma)$

Deep image prior (DIP): идея

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

пусть
$$x = g_{\theta}(z)$$
 g_{θ} – CNN

z – фиксированный вход (не важно какой!)

$$\min_{\theta} E(g_{\theta}(z), x_0) + R(g_{\theta}(z))$$

и тут регуляризация не в пространстве изображений, а параметров

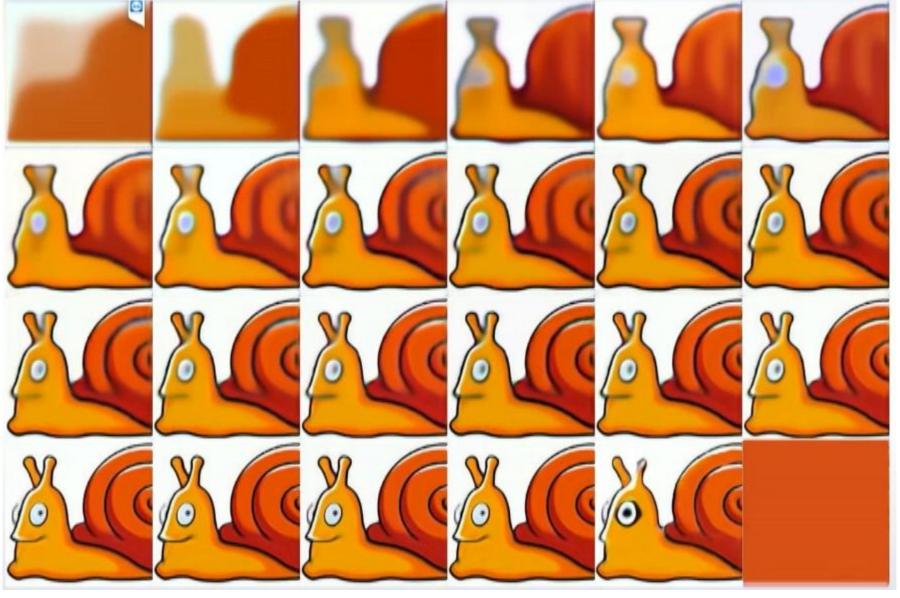
пусть регуляризация – возможность реализации...

$$R(x) = +\infty \cdot I[\exists z : x = g_{\theta}(z)]$$

$$\min_{\theta} E(g_{\theta}(z), x_{0})$$

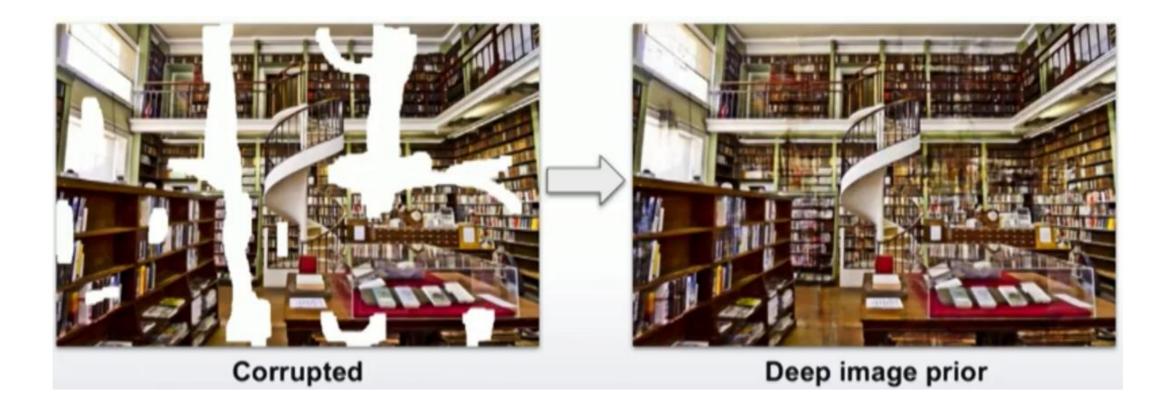
prior ~ выбор архитектуры сети! интересно, что нужен ранний останов

Deep image prior (DIP): Image Restoration



после некоторой итерации становится всё плохо!

Deep image prior (DIP): Image Restoration

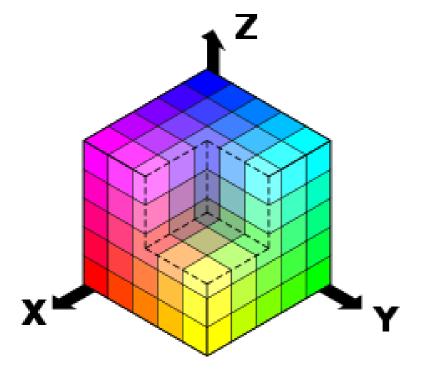


RGB

R: Red

G: Green

B: Blue

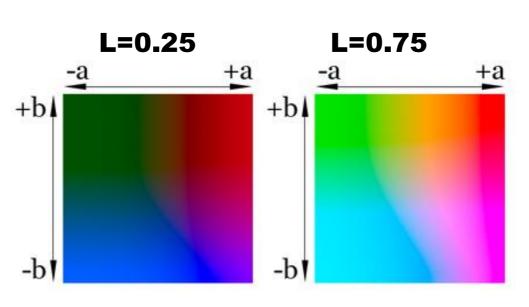


Lab

L: White-Black

a: Red-Green

b: Blue-Yellow

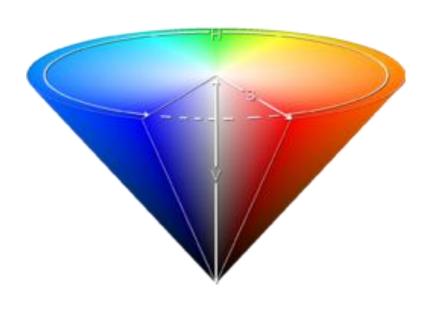


HSL / HSV

C: Chroma

H: Hue

L: White-Black

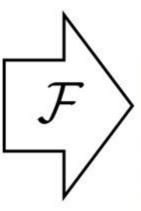




Lab – «градации серого», «координаты цвета в шкале зелёный-красный», «координаты цвета в шкале синий-жёлтый»

осталось вычислить 2 канала... https://habr.com/ru/company/nix/blog/342388/







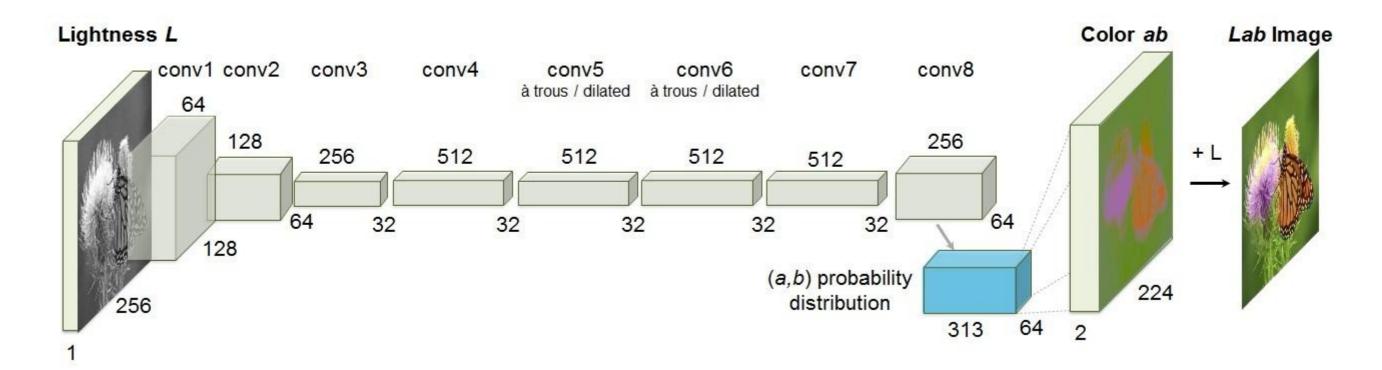
Grayscale image: L channel

$$\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{H \times W \times 1}$$

Color information: ab channels

$$\hat{\mathbf{Y}} \in \mathbb{R}^{H \times W \times 2}$$

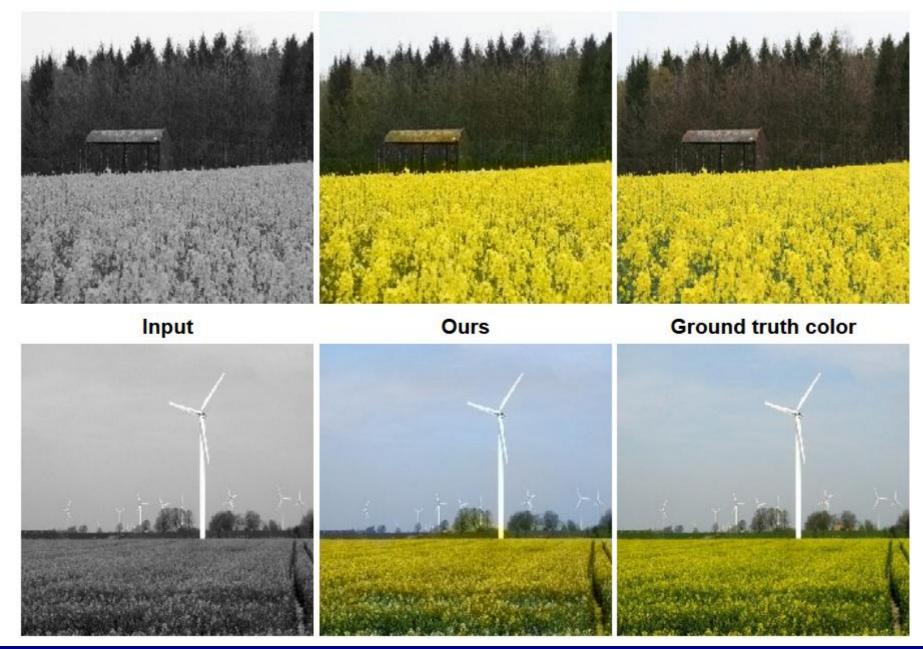
$$L \longrightarrow \bigcirc \longrightarrow \bigcirc \longrightarrow \bigcirc$$



каждый блок = 2 to 3 conv + ReLu-слои, за ними BN нет пулинга

Dilated Convolutions

Richard Zhang, Phillip Isola, Alexei A. Efros «Colorful Image Colorization» https://richzhang.github.io/colorization/



Раскраска изображений: тонкости с ф-ей ошибки

L2-ошибка неадекватна

трюки с прогнозированием редких цветов

Better Loss Function

Regression with L2 loss inadequate

$$L_2(\widehat{\mathbf{Y}}, \mathbf{Y}) = \frac{1}{2} \sum_{h, w} \|\mathbf{Y}_{h, w} - \widehat{\mathbf{Y}}_{h, w}\|_2^2$$

Use multinomial classification

$$L(\widehat{\mathbf{Z}}, \mathbf{Z}) = -\frac{1}{HW} \sum_{h,w} \sum_{q} \mathbf{Z}_{h,w,q} \log(\widehat{\mathbf{Z}}_{h,w,q})$$

 Class rebalancing to encourage learning of rare colors

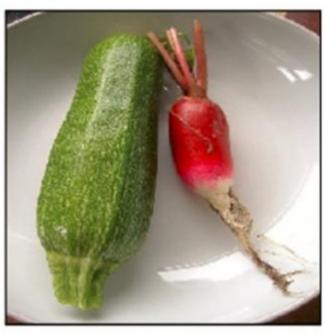
$$L(\widehat{\mathbf{Z}}, \mathbf{Z}) = -\frac{1}{HW} \sum_{h,w} v(\mathbf{Z}_{h,w}) \sum_{q} \mathbf{Z}_{h,w,q} \log(\widehat{\mathbf{Z}}_{h,w,q})$$

Input

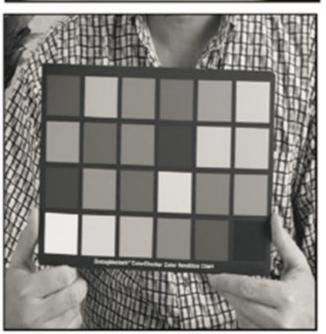


Output

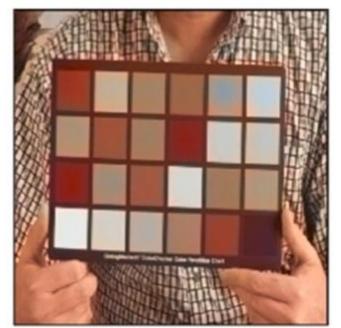




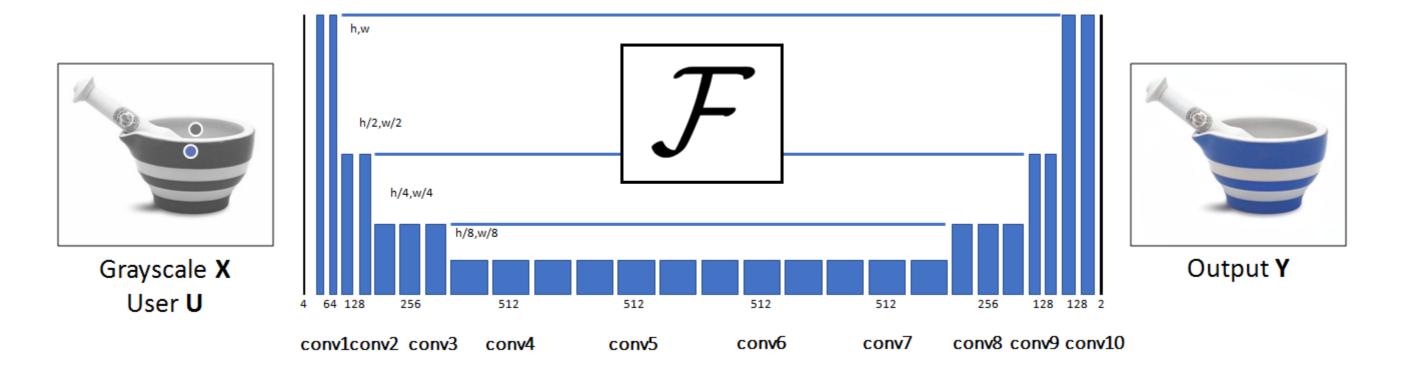








Раскраска изображений: следующая НС-архитектура авторов



но тут задача с разметкой цветов

https://richzhang.github.io/ideepcolor/

Раскраска с предварительной разметкой





Предсказание не отдельного цвета, а гистограммы

некоторые объекты (автомобили) имеют много допустимых цветов

по окрестности sxs предсказываем цвет

есть хитрости с ф-ей ошибки... KL-дивергенция по распределениям цветов

Gustav Larsson, Michael Maire, Gregory Shakhnarovich «Learning Representations for Automatic Colorization» // https://arxiv.org/abs/1603.06668

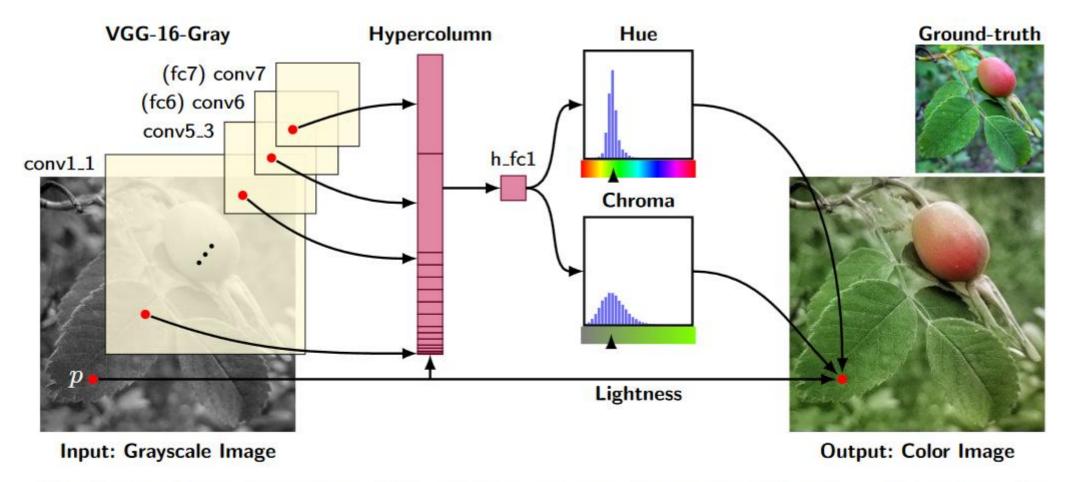


Fig. 2: System overview. We process a grayscale image through a deep convolutional architecture (VGG) [37] and take spatially localized multilayer slices (hypercolumns) [15, 26, 28], as per-pixel descriptors. We train our system end-to-end for the task of predicting hue and chroma distributions for each pixel p given its hypercolumn descriptor. These predicted distributions determine color assignment at test time.



Итог

в самой сети содержится мощный prior

легко раскрашивать изображения в первых методах были проблемы с функцией ошибки