

Введение в искусственный интеллект.

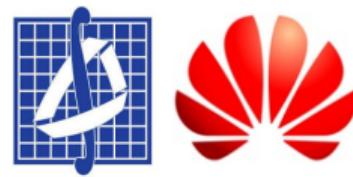
Современное компьютерное зрение

Лекция 9. Методы улучшения качества изображений

Бабин Д.Н., Иванов И.Е., Петюшко А.А.

кафедра Математической Теории Интеллектуальных Систем

20 апреля 2021 г.



- Сверхразрешение (Superresolution)
- Удаления смаза (блюра)
- Удаления шума
- ISP pipeline

# Постановка задачи

## Задача сверхразрешения

Увеличение разрешения изображения:  $LR \rightarrow HR$

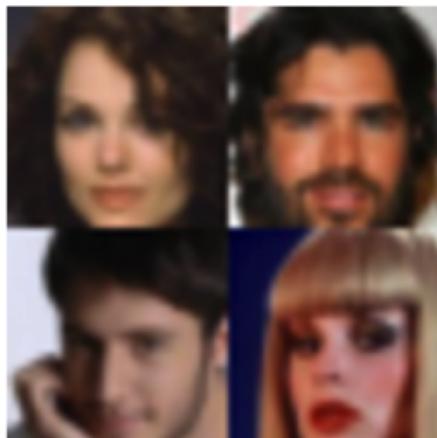


# Постановка задачи

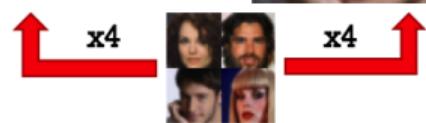
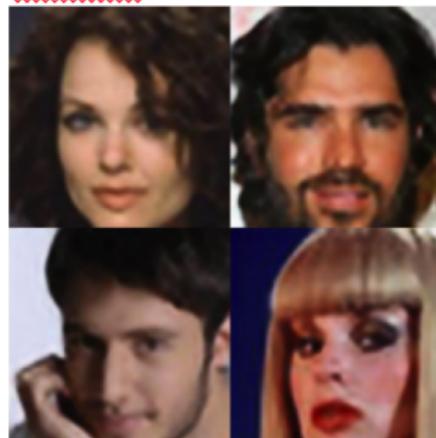
## Задача сверхразрешения

Увеличение разрешения изображения:  $LR \rightarrow HR$

Бикубическая интерполяция: PSNR = 24.32



НейроСверх-разрешение: PSNR = 27.20



Малоразмерный вход

# Постановка задачи

- Задача сверхразрешения — некорректно поставленная задача



# Постановка задачи

- Задача сверхразрешения — некорректно поставленная задача
- Для приложений важно не восстановить оригинальное изображение (в большинстве случаев оригинала вообще не существует), а получить хорошее изображение с точки зрения человека

# Постановка задачи

- Задача сверхразрешения — некорректно поставленная задача
- Для приложений важно не восстановить оригинальное изображение (в большинстве случаев оригинала вообще не существует), а получить хорошее изображение с точки зрения человека
- Отсюда возникает трудность, как сравнивать различные модели

# Приложения задачи сверхразрешения

- Улучшение качества изображения



# Приложения задачи сверхразрешения

- Улучшение качества изображения
- Чем лучше софтверные алгоритмы улучшения качества изображений, тем более дешевые сенсоры можно использовать

# Приложения задачи сверхразрешения

- Улучшение качества изображения
- Чем лучше софтверные алгоритмы улучшения качества изображений, тем более дешевые сенсоры можно использовать
- Цифровой zoom

# Приложения задачи сверхразрешения

- Улучшение качества изображения
- Чем лучше софтверные алгоритмы улучшения качества изображений, тем более дешевые сенсоры можно использовать
- Цифровой zoom
- Сжатие для передачи данных в мессенджерах, TV

# Метрики качества: MSE, PSNR

## Mean Squared Error

$$MSE(HR, I) = \frac{1}{hw} \sum_i \sum_j (HR[i, j] - I[i, j])^2$$

## Mean Squared Error

$$MSE(HR, I) = \frac{1}{hw} \sum_i \sum_j (HR[i, j] - I[i, j])^2$$

- Чем меньше, тем лучше
- Является метрикой



# Метрики качества: MSE, PSNR

## Mean Squared Error

$$MSE(HR, I) = \frac{1}{hw} \sum_i \sum_j (HR[i, j] - I[i, j])^2$$

- Чем меньше, тем лучше
- Является метрикой

## Peak signal-to-noise ratio

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{\max^2(I)}{MSE} \right) = 20 \cdot \log_{10} \max(I) - 10 \cdot \log_{10} MSE$$

# Метрики качества: MSE, PSNR

## Mean Squared Error

$$MSE(HR, I) = \frac{1}{hw} \sum_i \sum_j (HR[i, j] - I[i, j])^2$$

- Чем меньше, тем лучше
- Является метрикой

## Peak signal-to-noise ratio

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10}\left(\frac{\max^2(I)}{MSE}\right) = 20 \cdot \log_{10} \max(I) - 10 \cdot \log_{10} MSE$$

- Чем больше, тем лучше

# Метрики качества: MSE, PSNR

## Mean Squared Error

$$MSE(HR, I) = \frac{1}{hw} \sum_i \sum_j (HR[i, j] - I[i, j])^2$$

- Чем меньше, тем лучше
- Является метрикой

## Peak signal-to-noise ratio

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10}\left(\frac{\max^2(I)}{MSE}\right) = 20 \cdot \log_{10} \max(I) - 10 \cdot \log_{10} MSE$$

- Чем больше, тем лучше
- Измеряется в децибелах (dB)

# Метрики качества: MSE, PSNR

## Mean Squared Error

$$MSE(HR, I) = \frac{1}{hw} \sum_i \sum_j (HR[i, j] - I[i, j])^2$$

- Чем меньше, тем лучше
- Является метрикой

## Peak signal-to-noise ratio

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10}\left(\frac{\max^2(I)}{MSE}\right) = 20 \cdot \log_{10} \max(I) - 10 \cdot \log_{10} MSE$$

- Чем больше, тем лучше
- Измеряется в децибелах (dB)
- Метрикой не является

## Достоинства

- Легко считать
- Понятная интерпретация
- Можно в прямую оптимизировать



## Достоинства

- Легко считать
- Понятная интерпретация
- Можно в прямую оптимизировать

## Недостатки

- Попиксельная ошибка не учитывает структуру, которая есть в изображении
- Среднеквадратичная ошибка на пикселях не отражает человеческого восприятия



Вопрос: на каком изображении PSNR выше?



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

# Метрики качества: SSIM<sup>1</sup>

## Идея

Найти и оценить структурную разницу сигналов

<sup>1</sup>[https://en.wikipedia.org/wiki/Structural\\_similarity](https://en.wikipedia.org/wiki/Structural_similarity)



# Метрики качества: SSIM<sup>1</sup>

## Идея

Найти и оценить структурную разницу сигналов

## Structural similarity

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)},$$

где

- $\mu_x, \mu_y$  — среднее  $x$  и  $y$  соответственно
- $\sigma_x^2, \sigma_y^2$  — дисперсия  $x$  и  $y$  соответственно
- $\sigma_{xy}$  — ковариация  $x$  и  $y$
- $c_1 = (k_1 L)^2, c_2 = (k_2 L)^2$ , где  $L$  — динамический диапазон пикселей,  $k_1$  и  $k_2$  — параметры (по умолчанию  $k_1 = 0.01, k_2 = 0.03$ )

<sup>1</sup>[https://en.wikipedia.org/wiki/Structural\\_similarity](https://en.wikipedia.org/wiki/Structural_similarity)

Рассмотрим другое представление SSIM:

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)^\alpha c(x, y)^\beta s(x, y)^\gamma],$$

где

- Яркость (luminance)  $l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + c_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1}$
- Контрастность (contrast)  $c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + c_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2}$
- Структурность (structure)  $s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + c_3}{\sigma_x\sigma_y + c_3}$ , где  $c_3 = \frac{c_2}{2}$
- $\alpha = \beta = \gamma = 1$

### Вопрос

Является ли SSIM метрикой?

# SSIM

1.000



(a)

0.9168



(b)

0.9900



(c)



(d)



(e)



(f)

0.6949

0.7052

0.7748

## Mean opinion score

Средния оценка специально обученных оценщиков изображений



## Mean opinion score

Средния оценка специально обученных оценщиков изображений

### Недостатки

- Субъективный критерий качества
- Невоспроизводимо
- Невозможно тестирование автоматически
- Тестирование стоит денег



# Метрики качества: MOS

## Mean opinion score

Средния оценка специально обученных оценщиков изображений

### Недостатки

- Субъективный критерий качества
- Невоспроизводимо
- Невозможно тестирование автоматически
- Тестирование стоит денег

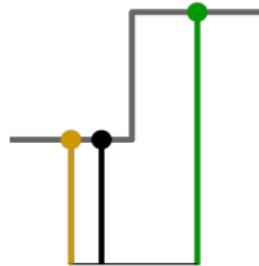
### Достоинства

- В целом MOS отражает именно то, чего мы ожидаем от сверхразрешения

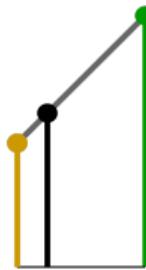
# Методы сверхразрешения

- Интерполяция
- SRCNN
- VDSR
- ESPCN
- SRGAN

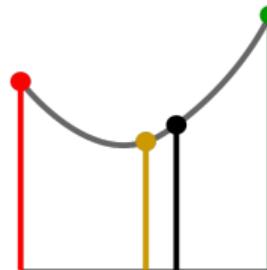
# Интерполяция



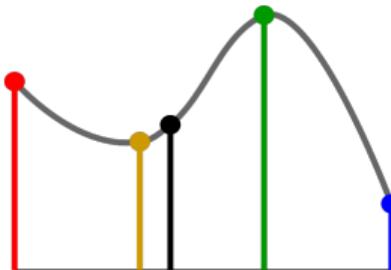
Одномерная по  
ближайшему  
соседу



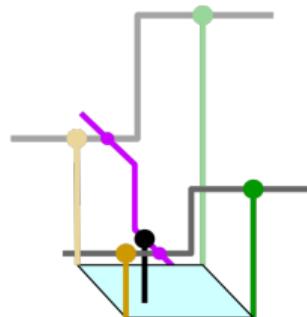
Линейная



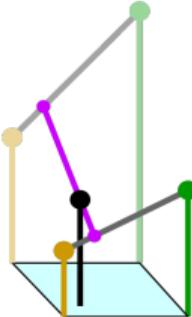
Квадратичная



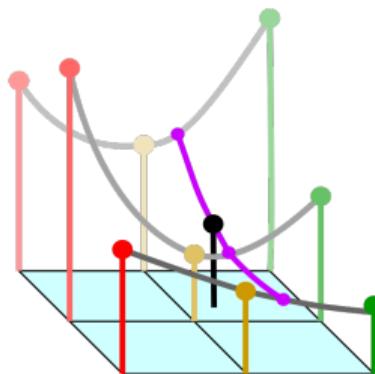
Кубическая



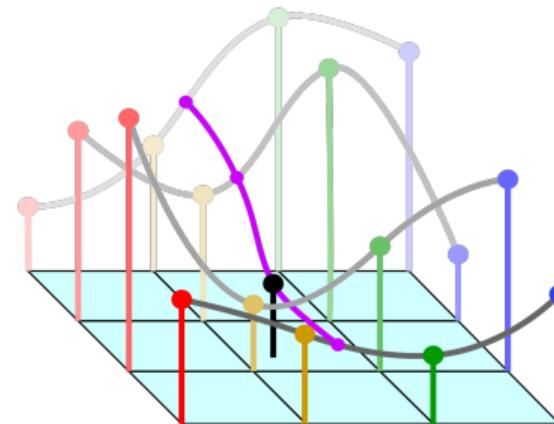
Двумерная по  
ближайшему  
соседу



Билинейная



Биквадратная



Бикубическая

## Бикубическая интерполяция <sup>2</sup>

$$p(x, y) = \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 a_{ij} x^i y^j$$

- Обобщение кубической интерполяции на случай функции двух переменных
- Для вычисления функции требуется 16 точек
- Даёт более качественные изображения по сравнению с билинейной интерполяцией и методом ближайшего соседа

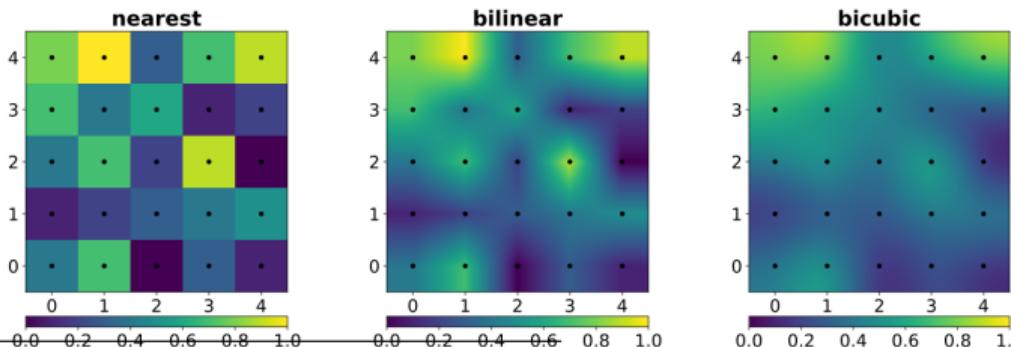
<sup>2</sup>images from [https://en.wikipedia.org/wiki/Bicubic\\_interpolation](https://en.wikipedia.org/wiki/Bicubic_interpolation)



# Бикубическая интерполяция<sup>2</sup>

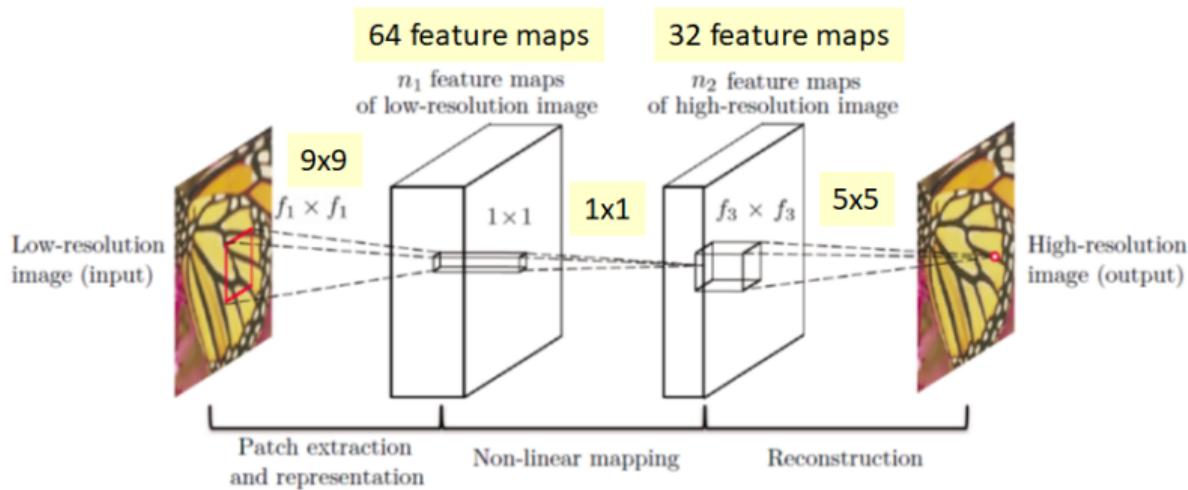
$$p(x, y) = \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 a_{ij} x^i y^j$$

- Обобщение кубической интерполяции на случай функции двух переменных
- Для вычисления функции требуется 16 точек
- Даёт более качественные изображения по сравнению с билинейной интерполяцией и методом ближайшего соседа



<sup>2</sup>images from [https://en.wikipedia.org/wiki/Bicubic\\_interpolation](https://en.wikipedia.org/wiki/Bicubic_interpolation)

- Качество нужного разрешения достигается путём применения бикубической интерполяции к изображению низкого разрешения
- Далее улучшение качества изображения достигается применением трёхслойной свёрточной нейронной сети



<sup>3</sup>Dong, Chao, et al. "Image super-resolution using deep convolutional networks." 2015

- В качестве лосс-функции используется MSE

<sup>4</sup><https://en.wikipedia.org/wiki/YCbCr>



- В качестве лосс-функции используется MSE
- Для разных слоёв используется разный шаг градиентного спуска

<sup>4</sup><https://en.wikipedia.org/wiki/YCbCr>

- В качестве лосс-функции используется MSE
- Для разных слоёв используется разный шаг градиентного спуска
- Для получения лучших результатов используется Y канал из цветового пространства YCbCr<sup>4</sup>. К оставшимся каналам применяется бикубическая интерполяция

<sup>4</sup><https://en.wikipedia.org/wiki/YCbCr>

- В качестве лосс-функции используется MSE
- Для разных слоёв используется разный шаг градиентного спуска
- Для получения лучших результатов используется Y канал из цветового пространства YCbCr<sup>4</sup>. К оставшимся каналам применяется бикубическая интерполяция
- Для подготовки LR изображения применялся гауссовский фильтр для размытия, после чего выкидывались лишние пиксели

<sup>4</sup><https://en.wikipedia.org/wiki/YCbCr>

# SRCNN: Результаты

Eval. Mat	Scale	Bicubic	SC [50]	NE+LLE [4]	KK [25]	ANR [41]	A+ [41]	SRCNN
PSNR	2	33.66	-	35.77	36.20	35.83	36.54	<b>36.66</b>
	3	30.39	31.42	31.84	32.28	31.92	32.59	<b>32.75</b>
	4	28.42	-	29.61	30.03	29.69	30.28	<b>30.49</b>
SSIM	2	0.9299	-	0.9490	0.9511	0.9499	<b>0.9544</b>	0.9542
	3	0.8682	0.8821	0.8956	0.9033	0.8968	0.9088	<b>0.9090</b>
	4	0.8104	-	0.8402	0.8541	0.8419	0.8603	<b>0.8628</b>
IFC	2	6.10	-	7.84	6.87	8.09	<b>8.48</b>	8.05
	3	3.52	3.16	4.40	4.14	4.52	<b>4.84</b>	4.58
	4	2.35	-	2.94	2.81	3.02	<b>3.26</b>	3.01
NQM	2	36.73	-	42.90	39.49	43.28	<b>44.58</b>	41.13
	3	27.54	27.29	32.77	32.10	33.10	<b>34.48</b>	33.21
	4	21.42	-	25.56	24.99	25.72	<b>26.97</b>	25.96
WPSNR	2	50.06	-	58.45	57.15	58.61	<b>60.06</b>	59.49
	3	41.65	43.64	45.81	46.22	46.02	<b>47.17</b>	47.10
	4	37.21	-	39.85	40.40	40.01	41.03	<b>41.13</b>
MSSSIM	2	0.9915	-	0.9953	0.9953	0.9954	<b>0.9960</b>	0.9959
	3	0.9754	0.9797	0.9841	0.9853	0.9844	<b>0.9867</b>	0.9866
	4	0.9516	-	0.9666	0.9695	0.9672	0.9720	<b>0.9725</b>

# SRCNN: Визуальные результаты



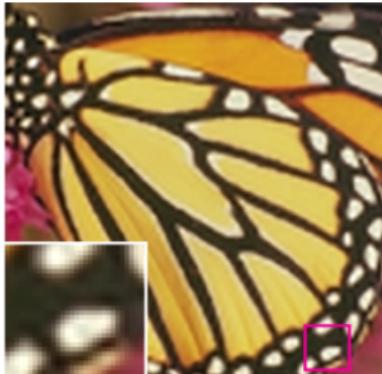
Original / PSNR



Bicubic / 24.04 dB



SC / 25.58 dB



NE+LLE / 25.75 dB



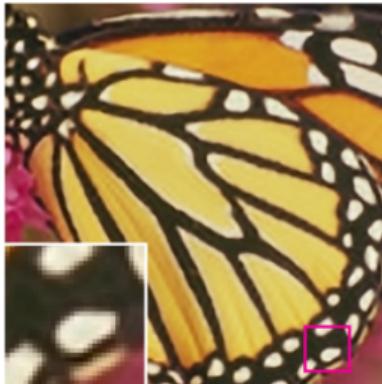
KK / 27.31 dB



ANR / 25.90 dB



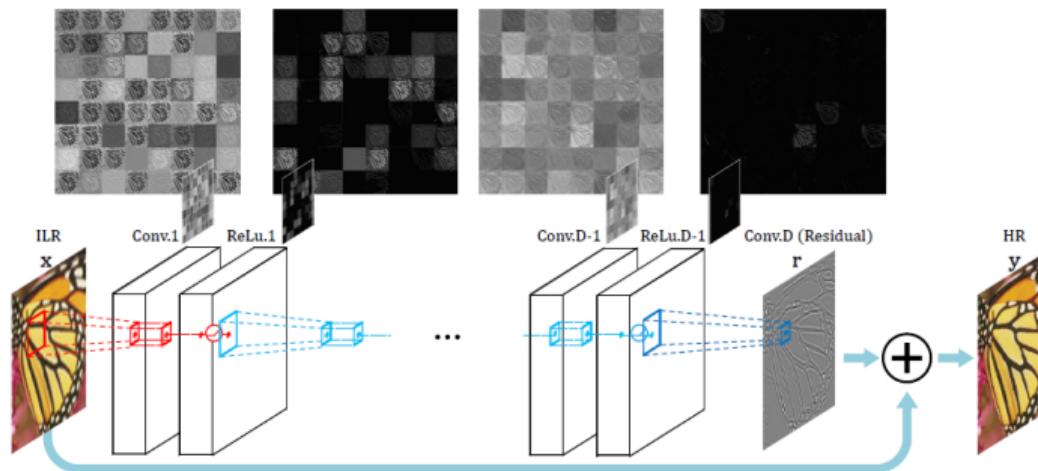
A+ / 27.24 dB



SRCNN / 27.95 dB

# VDSR<sup>5</sup>

- Авторы были вдохновлены работой VGG и сделали глубокую сеть для задачи сверхразрешения



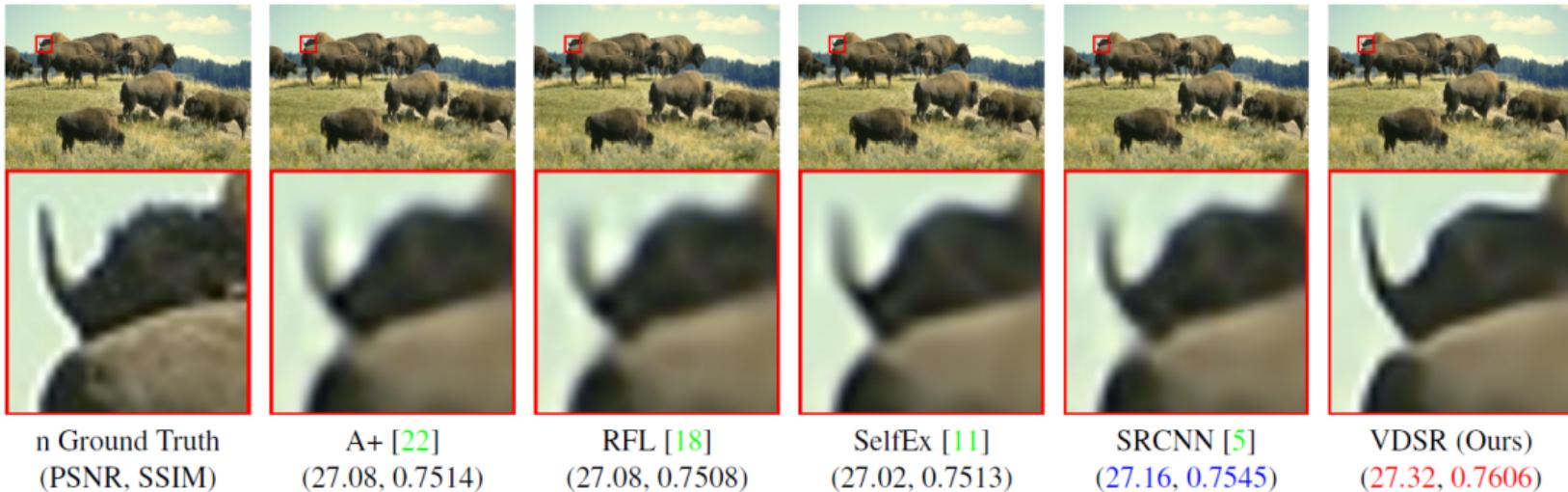
<sup>5</sup>Kim, Jiwon, Jung Kwon Lee, and Kyoung Mu Lee. "Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks." 2016.



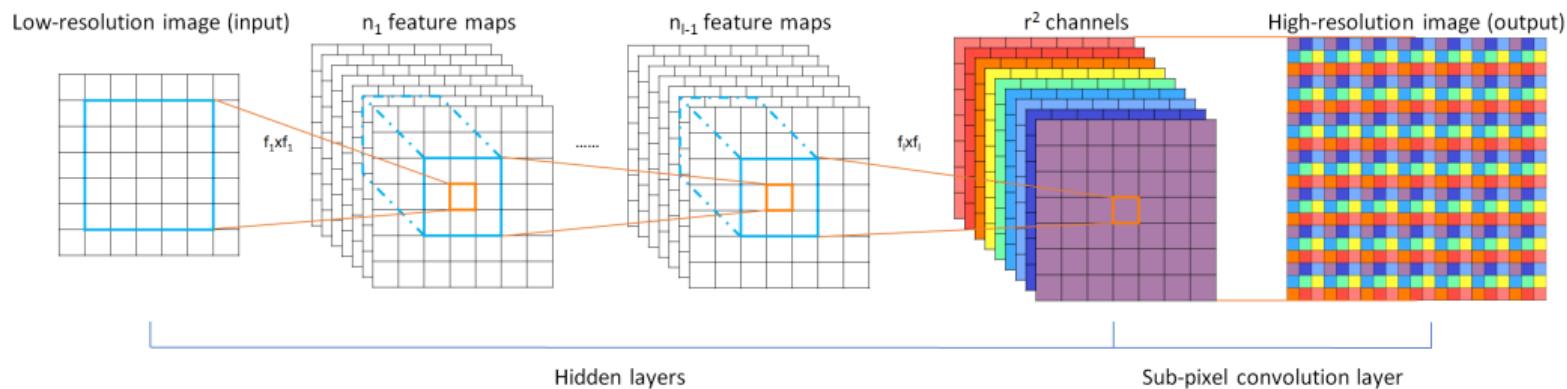
# VDSR: Результаты

Dataset	Scale	Bicubic PSNR/SSIM/time	A+ [22] PSNR/SSIM/time	RFL [18] PSNR/SSIM/time	SelfEx [11] PSNR/SSIM/time	SRCNN [5] PSNR/SSIM/time	VDSR (Ours) PSNR/SSIM/time
Set5	×2	33.66/0.9299/0.00	36.54/ <b>0.9544</b> / <b>0.58</b>	36.54/0.9537/0.63	36.49/0.9537/45.78	<b>36.66</b> /0.9542/2.19	<b>37.53</b> / <b>0.9587</b> / <b>0.13</b>
	×3	30.39/0.8682/0.00	32.58/0.9088/ <b>0.32</b>	32.43/0.9057/0.49	32.58/ <b>0.9093</b> /33.44	<b>32.75</b> /0.9090/2.23	<b>33.66</b> / <b>0.9213</b> / <b>0.13</b>
	×4	28.42/0.8104/0.00	30.28/0.8603/ <b>0.24</b>	30.14/0.8548/0.38	30.31/0.8619/29.18	<b>30.48</b> / <b>0.8628</b> /2.19	<b>31.35</b> / <b>0.8838</b> / <b>0.12</b>
Set14	×2	30.24/0.8688/0.00	32.28/0.9056/ <b>0.86</b>	32.26/0.9040/1.13	32.22/0.9034/105.00	<b>32.42</b> / <b>0.9063</b> /4.32	<b>33.03</b> / <b>0.9124</b> / <b>0.25</b>
	×3	27.55/0.7742/0.00	29.13/0.8188/ <b>0.56</b>	29.05/0.8164/0.85	29.16/0.8196/74.69	<b>29.28</b> / <b>0.8209</b> /4.40	<b>29.77</b> / <b>0.8314</b> / <b>0.26</b>
	×4	26.00/0.7027/0.00	27.32/0.7491/ <b>0.38</b>	27.24/0.7451/0.65	27.40/ <b>0.7518</b> /65.08	<b>27.49</b> /0.7503/4.39	<b>28.01</b> / <b>0.7674</b> / <b>0.25</b>
B100	×2	29.56/0.8431/0.00	31.21/0.8863/ <b>0.59</b>	31.16/0.8840/0.80	31.18/0.8855/60.09	<b>31.36</b> / <b>0.8879</b> /2.51	<b>31.90</b> / <b>0.8960</b> / <b>0.16</b>
	×3	27.21/0.7385/0.00	28.29/0.7835/ <b>0.33</b>	28.22/0.7806/0.62	28.29/0.7840/40.01	<b>28.41</b> / <b>0.7863</b> /2.58	<b>28.82</b> / <b>0.7976</b> / <b>0.21</b>
	×4	25.96/0.6675/0.00	26.82/0.7087/ <b>0.26</b>	26.75/0.7054/0.48	26.84/ <b>0.7106</b> /35.87	<b>26.90</b> /0.7101/2.51	<b>27.29</b> / <b>0.7251</b> / <b>0.21</b>
Urban100	×2	26.88/0.8403/0.00	29.20/0.8938/ <b>2.96</b>	29.11/0.8904/3.62	<b>29.54</b> / <b>0.8967</b> /663.98	29.50/0.8946/22.12	<b>30.76</b> / <b>0.9140</b> / <b>0.98</b>
	×3	24.46/0.7349/0.00	26.03/0.7973/ <b>1.67</b>	25.86/0.7900/2.48	<b>26.44</b> / <b>0.8088</b> /473.60	26.24/0.7989/19.35	<b>27.14</b> / <b>0.8279</b> / <b>1.08</b>
	×4	23.14/0.6577/0.00	24.32/0.7183/ <b>1.21</b>	24.19/0.7096/1.88	<b>24.79</b> / <b>0.7374</b> /394.40	24.52/0.7221/18.46	<b>25.18</b> / <b>0.7524</b> / <b>1.06</b>

# VDSR: Визуальные результаты



- Для увеличения размера изображения используется специальный субпиксельный слой



<sup>6</sup>Shi, Wenzhe, et al. "Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network." 2016



# ESPCN: Результаты

Dataset	Scale	SRCNN (91)	ESPCN (91 <i>relu</i> )	ESPCN (91)	SRCNN (ImageNet)	ESPCN (ImageNet <i>relu</i> )
Set5	3	32.39	32.39	32.55	32.52	<b>33.00</b>
Set14	3	29.00	28.97	29.08	29.14	<b>29.42</b>
BSD300	3	28.21	28.20	28.26	28.29	<b>28.52</b>
BSD500	3	28.28	28.27	28.34	28.37	<b>28.62</b>
SuperTexture	3	26.37	26.38	26.42	26.41	<b>26.69</b>
Average	3	27.76	27.76	27.82	27.83	<b>28.09</b>



# ESPCN: Результаты



(f) Comic Original



(g) Bicubic / 23.12db



(h) SRCNN [7] / 24.56db



(i) TNRD [3] / 24.68db



(j) ESPCN / **24.82db**

# SRGAN<sup>7</sup>

- Основная идея — использовать GAN для задачи сверхразрешения
- Adversarial loss не восстанавливает изображение, а делает его более естественным
- Content loss vs Perceptual loss

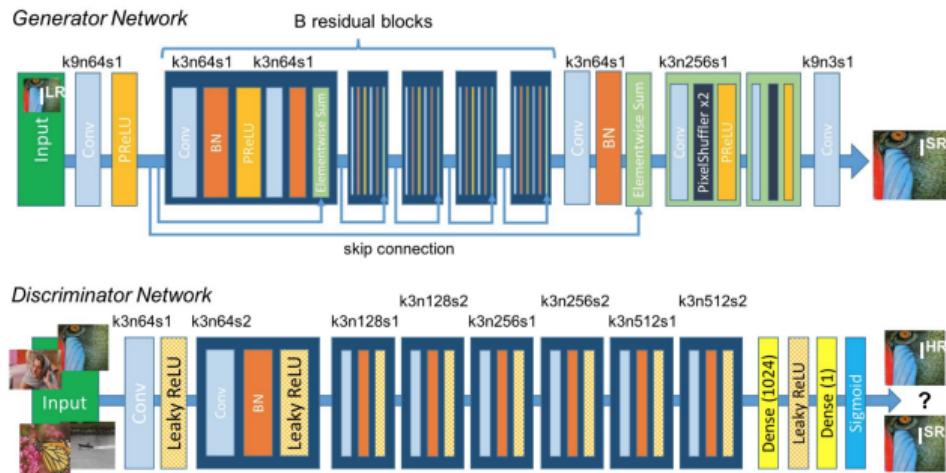
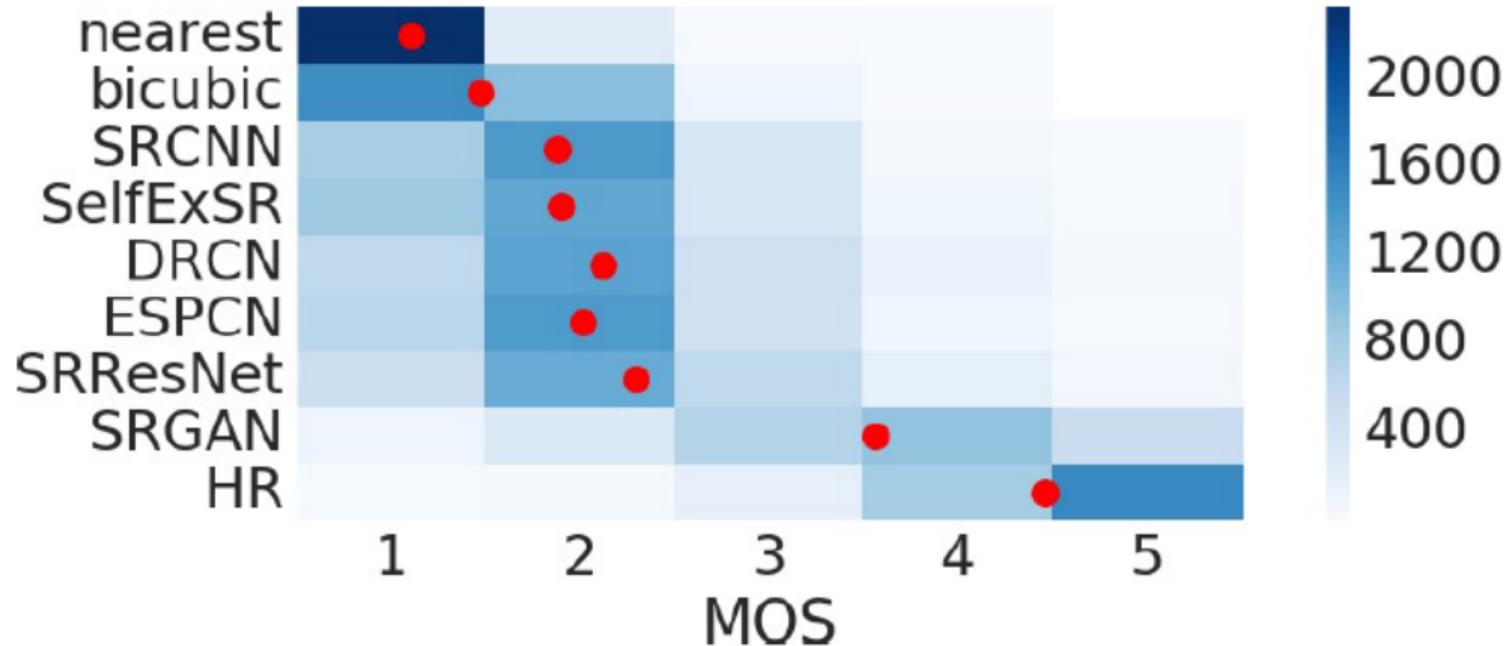


Figure 4: Architecture of Generator and Discriminator Network with corresponding kernel size (k), number of feature maps (n) and stride (s) indicated for each convolutional layer.

<sup>7</sup>Ledig, Christian, et al. "Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network"   
2017

# SRGAN: Результаты



## SRGAN: Визуальные результаты

bicubic  
(21.59dB/0.6423)



SRResNet  
(23.53dB/0.7832)



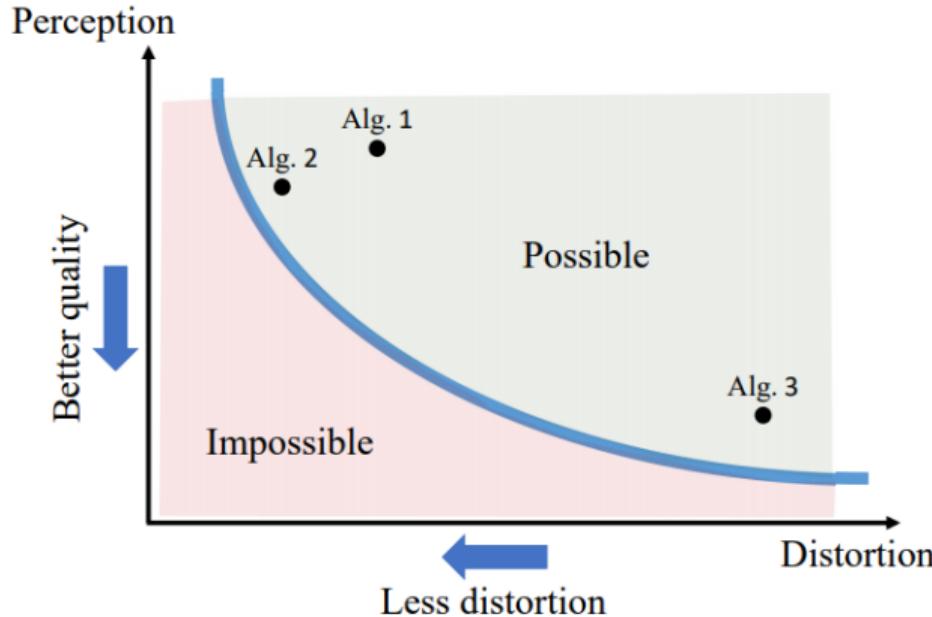
SRGAN  
(21.15dB/0.6868)



## original



# Perception-Distortion tradeoff<sup>8</sup>



<sup>8</sup>Blau, Yochai, and Tomer Michaeli. "The perception-distortion tradeoff." 2018.

# Сложности задачи сверхразрешения

## Проблема

- Задача сверхразрешения хорошо решается для искусственно сгенерированных датасетов
- Если же таким образом обученную модель применить к реальному изображению, чтобы увеличить его размер, то результат будет низкого качества
- довольно сложно отличить нейросетевую модель от бикубической интерполяции



# Сложности задачи сверхразрешения

## Проблема

- Задача сверхразрешения хорошо решается для искусственно сгенерированных датасетов
- Если же таким образом обученную модель применить к реальному изображению, чтобы увеличить его размер, то результат будет низкого качества
- довольно сложно отличить нейросетевую модель от бикубической интерполяции

## Возможные решения

- Собрать парные датасеты
- Моделировать функцию downsampling-a



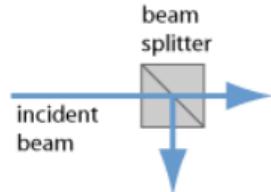
# Сложности задачи сверхразрешения

## Проблема

- Задача сверхразрешения хорошо решается для искусственно сгенерированных датасетов
- Если же таким образом обученную модель применить к реальному изображению, чтобы увеличить его размер, то результат будет низкого качества
- довольно сложно отличить нейросетевую модель от бикубической интерполяции

## Возможные решения

- Собрать парные датасеты
- Моделировать функцию `downsampling-a`



## Виды смаза

- Расфокусировка (defocus blur)
- Смаз при движении (motion blur)



# Моделирование смаза

- Расфокусировка хорошо моделируется гауссовским фильтром
- Смаз при движении моделируется свёрткой с фильтром в виде “линии”, которая является направляющей движения

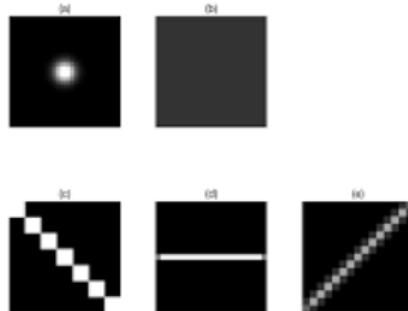
# Моделирование смазы

- Расфокусировка хорошо моделируется гауссовским фильтром
- Смаз при движении моделируется свёрткой с фильтром в виде “линии”, которая является направляющей движения



# Моделирование смаза

- Расфокусировка хорошо моделируется гауссовским фильтром
- Смаз при движении моделируется свёрткой с фильтром в виде “линии”, которая является направляющей движения



## Параметры смаза

- Основным параметром модели смаза является размер фильтра
- Чем больше размер, чем больший смаз

# Методы удаления смазки с реальных изображений

Принято разбивать методы удаления смазки на blind и non-blind:



# Методы удаления смаза с реальных изображений

Принято разбивать методы удаления смазы на blind и non-blind:

## Non-blind deblur

- Модель смазы известна заранее
- Возможен почти неограниченно наращивать обучающую выборку
- Довольно успешно решается
- Не очень применима к реальной жизни



# Методы удаления смаза с реальных изображений

Принято разбивать методы удаления смазы на blind и non-blind:

## Non-blind deblur

- Модель смаза известна заранее
- Возможен почти неограниченно наращивать обучающую выборку
- Довольно успешно решается
- Не очень применима к реальной жизни

## Blind deblur

- Модель смаза заранее неизвестна
- Требует большей обобщающей способности от нейронной сети
- Более применима к приложениям
- Можно свести к задаче с известной моделью смазы, если использовать отдельный алгоритм предсказания смазы

# Сложности удаления смазки: неоднородность

## Проблема

На реальных изображениях смазка неоднороден, то есть в разных областях изображения могут быть разные искажения



# Сложности удаления смазки: неоднородность

## Проблема

На реальных изображениях смазка неоднородна, то есть в разных областях изображения могут быть разные искажения

## Возможные решения

- В небольшой области изображения можно считать смазку однородным и работать с такими патчами
- Использовать предсказатель смазки



# Удаление шума с изображения

## Постановка задачи

$$V(x, y) = I(x, y) + \text{Noise}(x, y)$$

$V(x, y)$  — наблюдаемое зашумленное изображение

$I(x, y)$  — изображение очищенное от шума



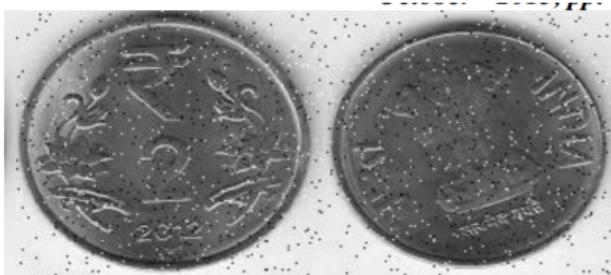
# Виды шума

- Гауссовский шум
- Импульсный шум (Salt Noise, Pepper Noise, Salt-and-Pepper Noise)
- Пуассоновский шум
- Комбинация вышеперечисленных

# Виды шума

- Гауссовский шум
- Импульсный шум (Salt Noise, Pepper Noise, Salt-and-Pepper Noise)
- Пуассоновский шум
- Комбинация вышеперечисленных

Оригинальное изображение, с гауссовским, с импульсным и с пуассоновским шумом



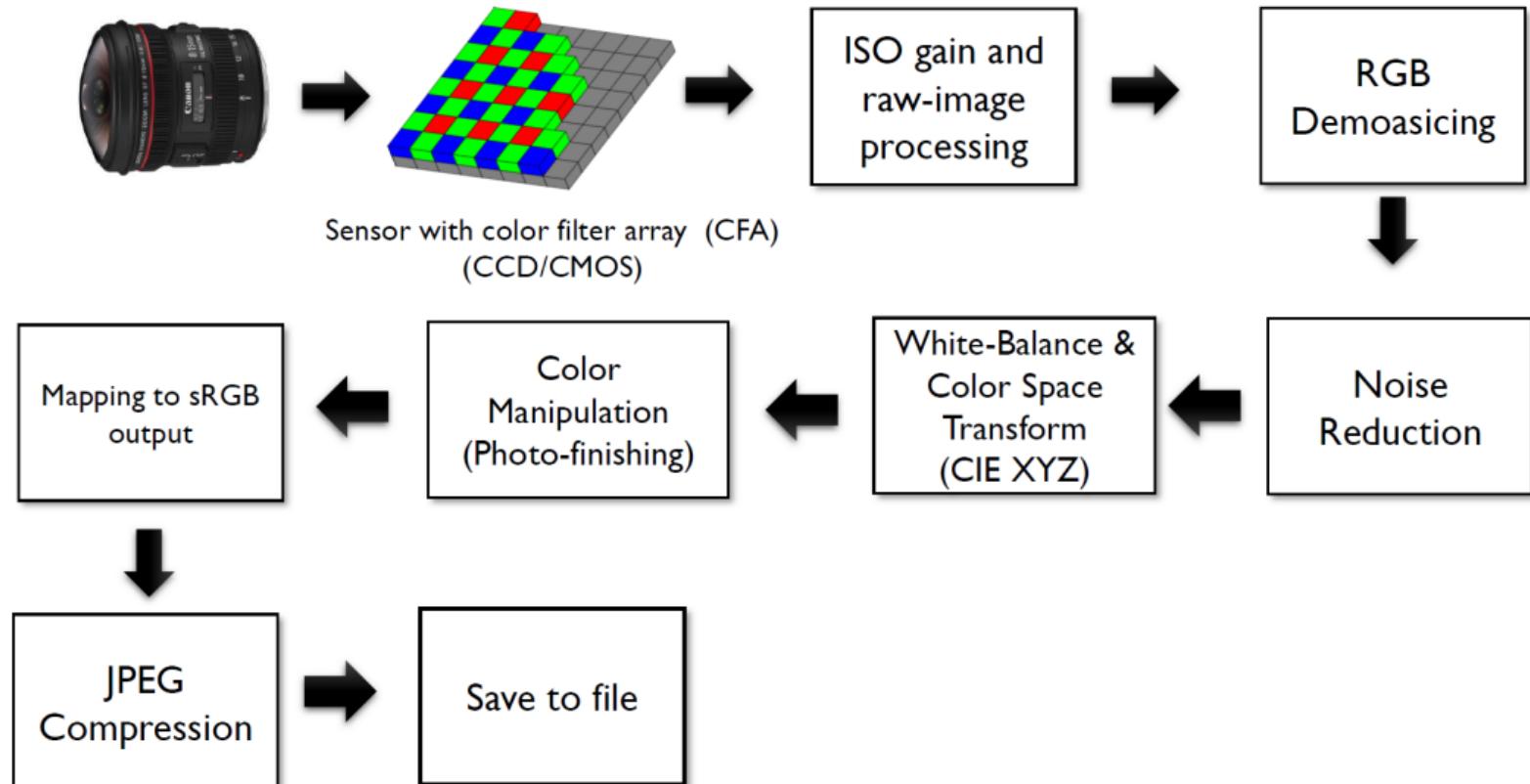
Откуда вообще берётся шум?



# Как получается изображение?



# Integrated Signal Processor (ISP)



# Denoising as part ISP

- Любой сенсор производит зашумленный сигнал, зависящий от настроек
- Камеры в мобильных телефонах производят более шумные изображения из-за размеров сенсоров и требуют более агрессивные методы удаления шума
- Модель шума сильно зависит от того, на каком этапе стоит модуль удаления шума
- То же самое относится и к другим задачам улучшения качества изображения

# Denoising as part ISP

- Любой сенсор производит зашумленный сигнал, зависящий от настроек
- Камеры в мобильных телефонах производят более шумные изображения из-за размеров сенсоров и требуют более агрессивные методы удаления шума
- Модель шума сильно зависит от того, на каком этапе стоит модуль удаления шума
- То же самое относится и к другим задачам улучшения качества изображения

$$\begin{matrix} \text{[Image Block]} & \text{[Image Block]} & = & \text{[Image Block]} & \text{[Image Block]} & \otimes & \text{[Image Block]} - \\ B & & & I & & K & \end{matrix}$$

# Denoising as part ISP

- Любой сенсор производит зашумленный сигнал, зависящий от настроек
- Камеры в мобильных телефонах производят более шумные изображения из-за размеров сенсоров и требуют более агрессивные методы удаления шума
- Модель шума сильно зависит от того, на каком этапе стоит модуль удаления шума
- Тоже самое относится и к другим задачам улучшения качества изображения

$$\begin{matrix} \text{[Image Block]} & \text{[Image Block]} & = & \text{[Image Block]} & \text{[Image Block]} & \otimes & \text{[Image Block]} \\ B & & & I & & K & \\ \text{[Image Block]} & \text{[Image Block]} & = & f(\text{[Image Block]} & \text{[Image Block]} & \otimes & \text{[Image Block]}) \\ B & & & I & & K & \end{matrix}$$

## Результаты

Canon 600D



## Input with blur

## Ground Truth

## Deblur on raw-RGB

## Deblur on sRGB

# Заключение

- Задача улучшения качества изображений включает в себя (но не ограничивается) следующие: сверхразрешение, удаление смазы, удаление шума
- Общей сложностью этих задач является отсутствие GT в случае реальных изображений
- Еще одной сложностью является отсутствие метрик, которые бы отражали восприятие изображения человеком
- Важно понимать причину возникновения задачи. Решение задачи “слишком поздно” может существенно её усложнить

Спасибо за внимание!

