



Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
«Московский государственный технический университет  
имени Н.Э. Баумана  
(национальный исследовательский университет)»  
(МГТУ им. Н.Э. Баумана)

---

ФАКУЛЬТЕТ ИУ «Информатика и системы управления»

КАФЕДРА ИУ-7 «Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии»

**РАСЧЕТНО-ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА  
К НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЕ  
НА ТЕМУ:**

***«Классификация известных методов увеличения  
разрешения видеопотока»***

Студент      ИУ7-73Б      \_\_\_\_\_ Марченко В.

Руководитель НИР      \_\_\_\_\_ Тассов К. Л.

Рекомендуемая руководителем НИР оценка \_\_\_\_\_

## РЕФЕРАТ

Отчет X с., X рис., X табл., X источн., X прил.

ВИДЕО, ВИДЕОПОТОК, ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЕ, РАЗРЕШЕНИЕ, НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

Объектом исследования являются методы увеличения разрешения видеопотока.

Цель работы: классификация известных методов увеличения разрешения видеопотока.

В результате исследования было проведено сравнение ... по ... критериям.

Область применения результатов — ...

Результат работы...

# СОДЕРЖАНИЕ

<b>ВВЕДЕНИЕ</b>	<b>6</b>
<b>1 Анализ предметной области</b>	<b>8</b>
1.1 Суперразрешение видеопотока . . . . .	8
1.2 Понижение разрешения . . . . .	9
1.3 Подходы к увеличению разрешения видеопотока . . . . .	9
1.4 Частотная область . . . . .	10
1.5 Пространственная область . . . . .	11
1.5.1 Бикубическая интерполяция . . . . .	11
1.5.2 Метод, основанный на нелокальной регуляризации и надежной оценке движения . . . . .	13
1.6 Методы, основанные на использовании нейронных сетей . . . . .	14
1.6.1 Нейронная сеть, использующая динамические фильтры повышения разрешения без явной компенсации движения	14
1.6.2 Остаточная обратимая пространственно-временная нейронная сеть . . . . .	17
<b>2 Классификация методов увеличения разрешения видеопотока</b>	<b>22</b>
2.1 Критерии оценки методов увеличения разрешения видеопотока	22
2.2 Сравнение методов увеличения разрешения видеопотока . . . . .	23
<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ</b>	<b>24</b>
<b>СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ</b>	<b>25</b>
<b>ПРИЛОЖЕНИЕ А Презентация</b>	<b>26</b>

# ПЕРЕЧЕНЬ СОКРАЩЕНИЙ И ОБОЗНАЧЕНИЙ

В настоящем отчете о НИР применяют следующие сокращения и обозначения:

VSR	Суперразрешение видео (Video Super-Resolution)
SISR	Суперразрешение фото (Single-Image Super-Resolution)
DFT	Дискретное преобразование Фурье (Discrete Fourier Transform)
DCT	Дискретное косинусное преобразование (Discrete Cosine Transform)
DWT	Дискретное вейвлет-преобразование (Discrete Wavelet Transform)
NEDI	New Edge-Directed Interpolation
GBA	Grouped Bees Algorithm
POCS	Проецирование в выпуклые множества (Projections onto Convex Sets)
IBP	Interval Bound Interpolation
RLS	Рекуррентный метод наименьших квадратов (Recursive Least Squares)
MAP	Оценка апостериорного максимума (Maximum a posteriori Probability)
MLE	Метод максимального правдоподобия (Maximum Likelihood Estimation)
MRF	Марковское случайное поле (Markov Random Field)
SSIM	Индекс структурного сходства (structure similarity)
PSNR	Пиковое отношение сигнала к шуму (peak signal-to-noise ratio)

## ВВЕДЕНИЕ

Суперразрешение — это способ получения видеопотока (изображения) с высоким разрешением из видеопотока (изображения) низкого разрешения [1]. В отличие от суперразрешения одного изображения (SISR), основная цель суперразрешения видео — не только восстановить больше мелких деталей при сохранении крупных, но и сохранить согласованность движения.

Во многих областях, работающих с видео, люди имеют дело с различными типами деградации видео, включая понижение разрешения. Разрешение видео может снизиться из-за несовершенства устройств фото и видеосъемки. Плохое освещение и погодные условия добавляют шум. Движение объектов и камеры также ухудшает качество видео. Методы суперразрешения помогают восстановить исходное видео. Это полезно в широком спектре приложений, таких как [2]:

- 1) видеонаблюдение (для улучшения качества видео, снятого с камеры, а также распознавания номеров автомобилей и лиц);
- 2) медицинская визуализация (чтобы лучше обнаружить некоторые органы или ткани для клинического анализа и медицинского вмешательства);
- 3) судебно-медицинская экспертиза (для помощи в расследовании в ходе уголовного процесса);
- 4) астрономия (для улучшения качества видео звезд и планет);
- 5) дистанционное зондирование (для облегчения наблюдения за объектом);
- 6) микроскопия (для усиления возможностей микроскопов).

Суперразрешение видео также помогает решить задачу обнаружения объектов, распознавания лиц и символов (в качестве этапа предварительной обработки).

Суперразрешение видео является давней сложной задачей, главным образом по следующим двум причинам: эта задача по своей сути является некорректно поставленной из-за характера отображения «один ко многим» (один кадр низкого разрешения может отображаться в различные кадры высокого разрешения) и на сегодняшний день не существует удовлетворительной

архитектуры, предназначенной для интеграции пространственной и временной информации в единую структуру [3].

Цель научно-исследовательской работы: провести обзор известных методов увеличения разрешения видеопотока и классифицировать их по сформулированным критериям.

Задачи научно-исследовательской работы:

- 1) исследовать предметную область увеличения разрешения видеопотока;
- 2) проанализировать известные методы увеличения разрешения видеопотока;
- 3) сформулировать критерии для сравнения этих методов;
- 4) сравнить методы увеличения разрешения видеопотока по сформулированным критериям.

# 1 Анализ предметной области

## 1.1 Суперразрешение видеопотока

Суперразрешение — это набор действий, выполняемых с целью получения изображения (или последовательности изображений) высокого разрешения из последовательности изображений низкого разрешения. Концепция суперразрешения представлена на рисунке 1.1. Суперразрешение позволяет получить изображение или видео повышенного качества с большим количеством деталей на сцене, что важно для точного анализа [2].



Рисунок 1.1 – Концепция суперразрешения [2]

Суперразрешение может быть оптическим и геометрическим. В оптических методах используются характеристики оптики, датчиков и компонентов дисплея устройства визуализации, которые отвечают за ухудшение качества или понижение разрешения изображения. Улучшение пространственного разрешения устройства визуализации может быть достигнуто путем модификации аппаратного обеспечения двумя способами [2]: увеличить количество пикселей (но есть ограничения, т. к. это уменьшает отношение сигнал/шум (ОСШ) и увеличивает время получения изображения) и увеличить размер чипа, необходимого для получения изображений высокого разрешения (такие чипы достаточно дорогие) [1].

Хорошей альтернативой обоим подходам является использование метода автономного улучшения разрешения, то есть геометрического суперразрешения. В этом типе суперразрешения для восстановления и реконструкции изображения используются методы цифровой обработки изображений [2].

Благодаря широкой применимости концепции суперразрешения это одна из наиболее быстро развивающихся областей исследований в области обработки изображений [4].

## 1.2 Понижение разрешения

На рисунке 1.2 показан процесс понижения разрешения изображения.

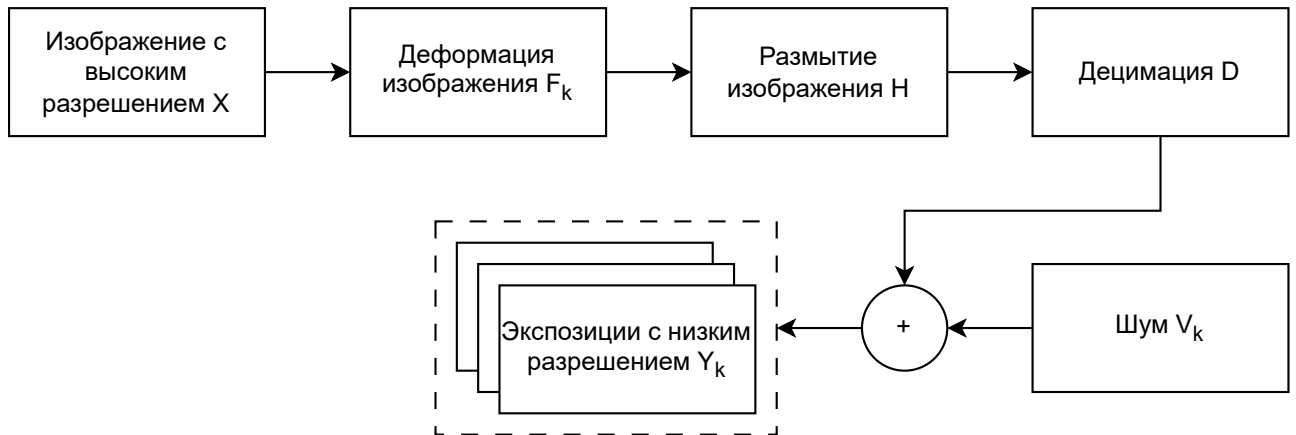


Рисунок 1.2 – Процесс понижения разрешения изображения [2]

Приведенный процесс можно записать с помощью формулы:

$$Y_k = D * H * F_k * X + V_k, \quad (1.1)$$

где  $Y_k$  —  $k$ -я экспозиция сцены с низким разрешением,  $H$  — коэффициент размытия, которое появляется из-за особенностей камеры,  $D$  — коэффициент децимации,  $F_k$  — деформация, а  $V_k$  — коэффициент шума [2].

В приведенной выше формуле факторами деградации являются  $F_k$ ,  $H$ ,  $D$  и  $V_k$ . Если эти коэффициенты известны разработчику, то система называется системой с предварительно известными данными, а изображение с высоким разрешением получается путем решения математического уравнения 1.1 [2].

## 1.3 Подходы к увеличению разрешения видеопотока

Самый простой способ реализовать суперразрешение видео — покадровый запуск суперразрешения фото. Однако, поскольку методы суперразрешения фото не учитывают временные отношения между кадрами, существует высокая вероятность того, что последовательные кадры не будут соединены естественным образом, что приведет к мерцающим артефактам [5].

Суперразрешение осуществляется или покадрово, или используя сразу несколько кадров. Субпиксельный сдвиг между последовательными кадрами используется для восстановления кадров высокого разрешения в многокадровых методах суперразрешения. Однокадровые методы стремятся улучшить



качество изображения без добавления размытия. Алгоритмы суперразрешения работают в двух областях — частотной и пространственной. На рисунке 1.3 представлены некоторые методы суперразрешения видео [2].

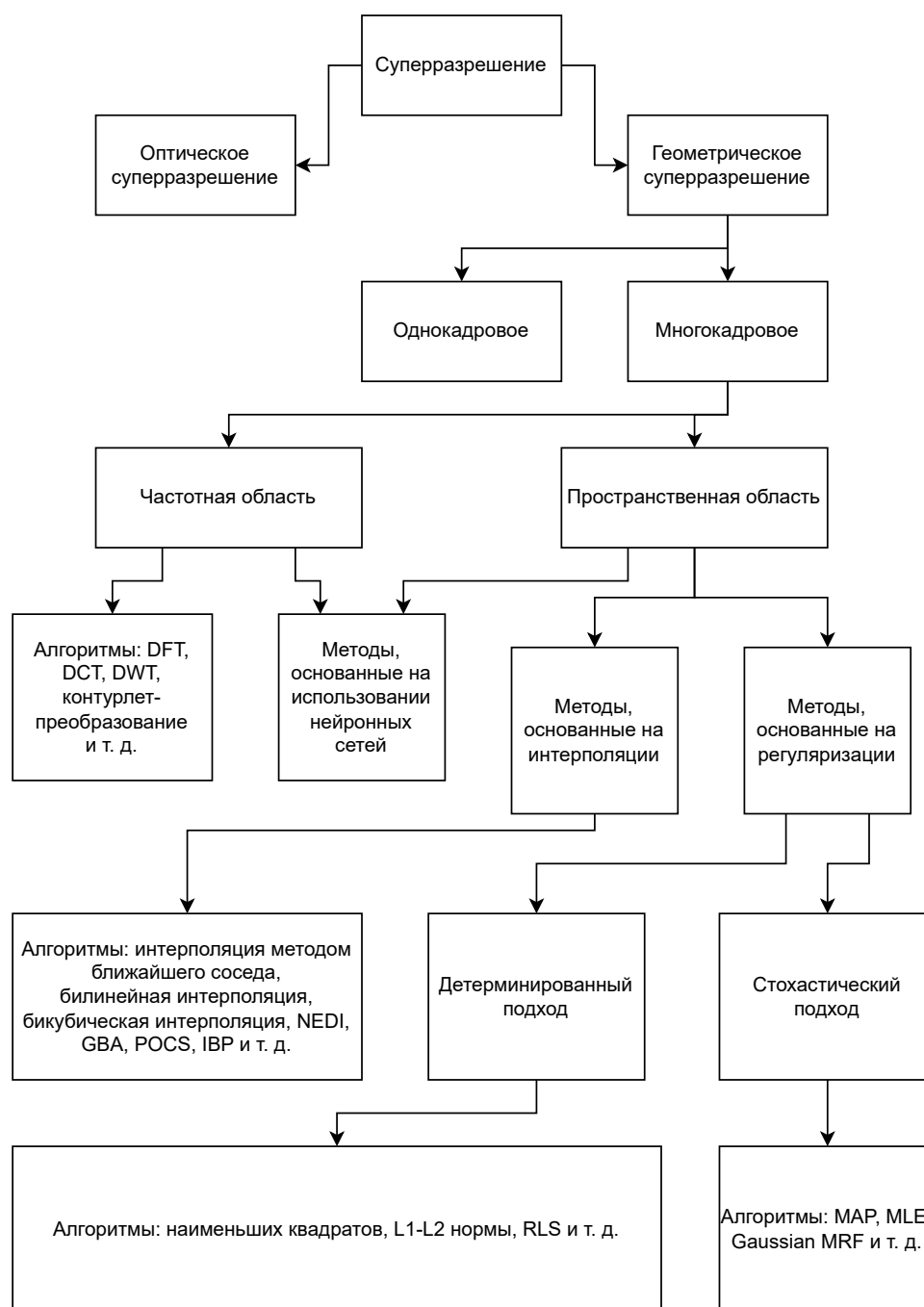


Рисунок 1.3 – Некоторые методы суперразрешения видеопотока [2]

## 1.4 Частотная область

Подходы, работающие в частотной области, рассматривают частотную составляющую как признак изображения. Преобразование области сигнала изображения/видео в частотную область осуществляется с помощью дис-

кретного преобразования Фурье, дискретного косинусного преобразования и дискретного вейвлет-преобразования. Метод частотной области точно использует алиасинг, существующий в каждом изображении низкого разрешения, для восстановления изображения высокого разрешения [2].

Подходы, работающие в частотной области, базируются на трех принципах [6]:

- 1) свойство временного сдвига преобразования Фурье;
- 2) отношение алиасинга между непрерывным преобразованием Фурье оригинального изображения с высоким разрешением и дискретным преобразованием Фурье изображений низкого разрешения;
- 3) оригинальное изображение высокого разрешения ограничено диапазоном частот.

## **1.5 Пространственная область**

В пространственной области процесс восстановления происходит путем обработки на уровне пикселей вместо работы с каким-либо признаком изображения. Алгоритмы, относящиеся к пространственной области, в основном делятся на интерполяционные и регуляризационные [2].

Итеративные методы обратного проецирования предполагают некоторую функцию между кадрами с низким и высоким разрешением и пытаются улучшить свою предполагаемую функцию на каждом этапе итеративного процесса [7]. Метод проецирования в выпуклые множества, который определяет конкретную функцию стоимости, также может использоваться для итеративных методов [8].

### **1.5.1 Бикубическая интерполяция**

Самый простой способ повысить разрешение изображения — интерполяция. Процесс интерполяции — это оценка нового пикселя с помощью заданного набора пикселей. Регистрация, интерполяция и восстановление — три основных этапа интерполяционных методов суперразрешения [6]. Геометрическое выравнивание происходит при регистрации изображений, при которой изображения низкого разрешения выравниваются по одному конкретному изображению низкого разрешения, используемому в качестве эталона.

Смещения и повороты субпикселей необходимы для точной оценки параметров движения перед их объединением для создания изображения высокого разрешения [2].

Бикубическая интерполяция является более трудоемким методом, чем интерполяция методом «ближайшего соседа» и билинейная интерполяция. В отличие от билинейной интерполяции, коэффициенты бикубической интерполяции в 16-и ближайших пикселях обеспечивают более гладкую поверхность, поскольку связь с известными пикселями имеет полиномиальный, а не линейный характер. Полином третьей степени с коэффициентами  $a_0, \dots, a_3$  записывается как  $f(x) = \sum_{i=0}^3 a^i x^i$ . Предположим, есть четыре известные точки  $f(p_1), f(p_2), f(p_3), f(p_4)$ , которые окружают неизвестную точку  $f(p)$ , где  $f$  — некий полином третьей степени. Запишем функцию  $f$  и известные точки  $p_1, \dots, p_4$  в матричном представлении [9]:

$$y = \begin{bmatrix} f(p_1) & f(p_2) & f(p_3) & f(p_4) \end{bmatrix}^T, \quad (1.2)$$

$$B = \begin{bmatrix} (p_1)^3 & (p_1)^2 & (p_1)^1 & (p_1)^0 \\ (p_2)^3 & (p_2)^2 & (p_2)^1 & (p_2)^0 \\ (p_3)^3 & (p_3)^2 & (p_3)^1 & (p_3)^0 \\ (p_4)^3 & (p_4)^2 & (p_4)^1 & (p_4)^0 \end{bmatrix}, \quad (1.3)$$

$$a = \begin{bmatrix} a_3 & a_2 & a_1 & a_0 \end{bmatrix}^T, \quad (1.4)$$

$$y = Ba. \quad (1.5)$$

Чтобы посчитать  $f(p)$ , степени  $p_1, \dots, p_4$  умножаются на коэффициенты  $a_0, \dots, a_3$ . Так как константы  $a_0, \dots, a_3$  неизвестны, они выражаются из предыдущих уравнений, что приводит к уравнениям [9]:

$$b = \begin{bmatrix} p^3 & p^2 & p^1 & p^0 \end{bmatrix}, \quad (1.6)$$

$$f(p) = ba = bB^{-1}y. \quad (1.7)$$

Бикубическая интерполяция — это кубическая интерполяция по двум измерениям для поиска поверхности, а не прямой. На рисунке 1.4 показаны распространенные артефакты, возникающие при использовании методов интерполяции: алиасинг (эффект «ступенчатости» изображения), сглаживание

и гало (edge halo) [9].



Рисунок 1.4 – Распространенные артефакты [9]

### 1.5.2 Метод, основанный на нелокальной регуляризации и надежной оценке движения

Данный метод состоит из двух шагов: регистрация, где оценивается движение между изображениями низкого разрешения, и восстановление изображения, при котором изображение высокого разрешения восстанавливается из изображений низкого разрешения с использованием информации о движении и размытии [10].

Пусть  $z$  — «размытое» изображение высокого разрешения,  $F_t$  — поле движения (motion field) и  $W_t$  — матрица весов. Для решения задачи регистрации используется метод оценки апостериорного максимума:

$$\{z^*, \{F_t\}^*, \{W_t\}^*\} = \arg \max p(z, \{F_t\}, \{W_t\} | \{y_t\}). \quad (1.8)$$

В этой формуле апостериорная вероятность — произведение априорной вероятности на функцию правдоподобия:

$$p(z, \{F_t\}, \{W_t\} | \{y_t\}) = p(\{y_t\} | z, \{F_t\}, \{W_t\}) \cdot p(z) \cdot p(\{F_t\}, \{W_t\}). \quad (1.9)$$

В данной формуле  $p(\{y_t\} | z, \{F_t\}, \{W_t\})$  — функция правдоподобия, а  $p(z)$  и  $p(\{F_t\}, \{W_t\})$  — априорные значения скрытого изображения и полей движения соответственно.

Условное распределение кадра  $y_t$  низкого разрешения:

$$p(y_t|z, F_t, W_t) = \exp\left(-\frac{\|DF_t z - y_t\|_{W_t}^2}{2\sigma^2}\right), \quad (1.10)$$

где запись  $\|a\|_W^2 = a^T W a$  представляет взвешенную сумму квадратов. Предполагая статистическую независимость гауссовского шума среди полученных изображений низкого разрешения, условное распределение набора этих изображений  $y_t$  может быть записано как:

$$p(\{y_t\}|z, \{F_t\}, \{W_t\}) = \prod_{t=1}^T p(y_t|z, F_t, W_t) = \exp\left(-\frac{\|DF_t z - y_t\|_{W_t}^2}{2\sigma^2}\right). \quad (1.11)$$

## 1.6 Методы, основанные на использовании нейронных сетей

Традиционные методы суперразрешения видео используют несколько кадров низкого разрешения в качестве входных данных и на выходе выдают кадры высокого разрешения, принимая во внимание субпиксельные движения между соседними кадрами низкого разрешения. Все методы суперразрешения видео, основанные на глубоком обучении, работают именно по этому принципу и состоят из двух этапов: оценки движения и процедуры компенсации, за которой следует процесс увеличения разрешения. Одна из проблем этого двухэтапного подхода заключается в том, что результаты во многом зависят от точной оценки движения. Другая потенциальная проблема заключается в том, что выходной кадр высокого разрешения создается путем смешивания значений из нескольких входных кадров низкого разрешения с компенсацией движения через сверточные нейронные сети, что может привести к размытому выходному кадру высокого разрешения [5].

### 1.6.1 Нейронная сеть, использующая динамические фильтры повышения разрешения без явной компенсации движения

В этом методе вместо явного вычисления и компенсации движения между входными кадрами, информация о движении неявно используется

для генерации динамических фильтров увеличения разрешения. С помощью сгенерированных фильтров кадр высокого разрешения напрямую строится путем локальной фильтрации входного центрального кадра. Поскольку этот метод не полагается на явное вычисление движений и не объединяет напрямую значения из нескольких кадров, можно создавать гораздо более четкие и согласованные по времени видео высокого разрешения [5].

На рисунке 1.5 показан пример масштабирования пикселя  $(3, 3)$  центрального входного кадра  $X_t$  с помощью коэффициента масштабирования  $r = 4$ . Шестнадцать сгенерированных фильтров от  $F_t^{3,3,0,0}$  до  $F_t^{3,3,3,3}$  используются для создания шестнадцати пикселей в области от  $(12, 12)$  до  $(15, 15)$  кадра  $\hat{Y}_t$  высокого разрешения [5].

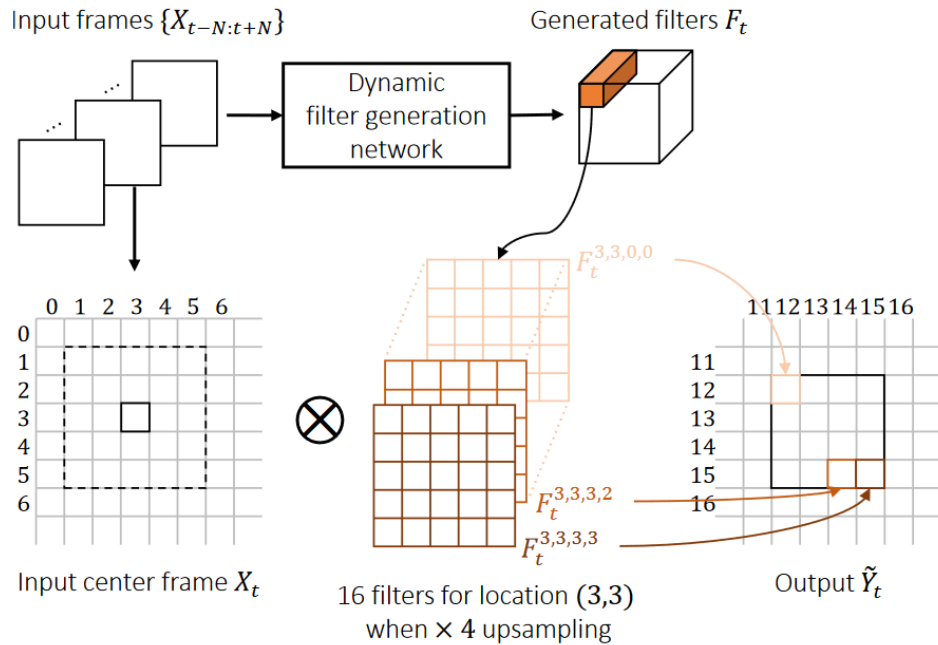


Рисунок 1.5 – Пример масштабирования пикселя [5]

Цель суперразрешения видео — оценить кадры  $\{\hat{Y}_t\}$  высокого разрешения по последовательности кадров  $\{X_t\}$  низкого разрешения. Кадры  $\{X_t\}$  низкого разрешения — это субдискретизированные исходные кадры  $\{Y_t\}$ , где  $t$  — шаг по времени. С предложенной нейронной сетью  $G$  и параметрами сети  $\theta$  задача суперразрешения видео определяется как:

$$\hat{Y}_t = G_\theta(X_{t-N:t+N}), \quad (1.12)$$

где  $N$  — временной радиус. Форма входного тензора для  $G$  —  $T \times H \times W \times C$ ,

где  $T = 2N + 1$ ,  $H$  и  $W$  — высота и ширина входного кадра низкого разрешения, а  $C$  — количество цветовых каналов. Соответствующая форма выходного тензора —  $1 \times rH \times rW \times C$ , где  $r$  — коэффициент масштабирования [5].

Нейронная сеть  $G$  на выходе дает два значения для генерации конечного кадра высокого разрешения  $\hat{Y}_t$  из множества кадров низкого разрешения  $\{X_{t-N:t+N}\}$ : динамические фильтры  $F_t$  увеличения разрешения и остаток  $R_t$ . Входной центральный кадр  $X_t$  сначала локально фильтруется с помощью динамических фильтров  $F_t$  увеличения разрешения, а затем остаток  $R_t$  добавляется к результату для окончательного вывода  $\hat{Y}_t$ .

На рисунке 1.6 показана архитектура нейронной сети.

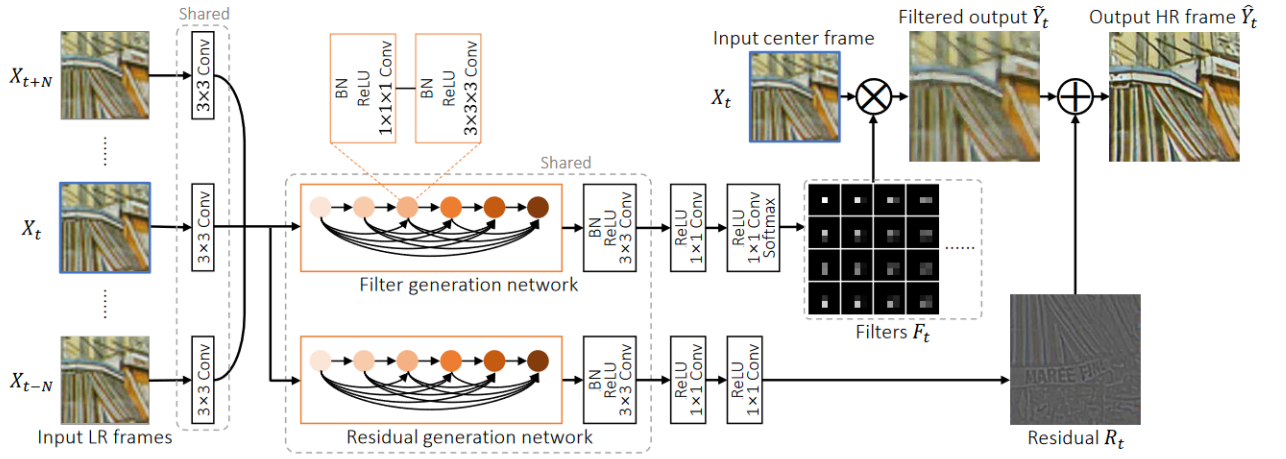


Рисунок 1.6 – Архитектура нейронной сети [5]

Динамические фильтры увеличения разрешения. Сначала множество входных кадров  $\{X_{t-N:t+N}\}$  низкого разрешения попадают на вход сети генерации динамических фильтров. Обученная сеть выдает множество  $r^2 HW$  фильтров  $F_t$  увеличения разрешения определенного размера, которые затем используются для генерации новых пикселей отфильтрованного кадра  $\hat{Y}_t$ . Далее создаются выходные пиксели высокого разрешения с помощью локальной фильтрации входного кадра  $X_t$  с помощью соответствующего фильтра:

$$\hat{Y}_t(yr + v, xr + u) = \sum_{j=-2}^2 \sum_{i=-2}^2 F_t^{y,x,v,u}(j + 2, i + 2) X_t(y + j, x + i), \quad (1.13)$$

где  $y$  и  $x$  — координаты сетки низкого разрешения,  $v$  и  $u$  — координаты каждого выходного блока  $r \times r$  ( $0 \leq v, u \leq r - 1$ ). Эта операция аналогична деконволюции, поэтому данную сеть можно обучать сквозным образом,

поскольку она допускает обратное распространение ошибки [5].

Добавление остатка. Результату после применения динамических фильтров увеличения разрешения не хватает резкости, поскольку он представляет собой взвешенную сумму входных пикселей. Могут быть детали, которые невозможно восстановить с помощью линейной фильтрации. Чтобы решить эту проблему, дополнительно оценивается остаточное изображение, чтобы увеличить детализацию [5].

### 1.6.2 Остаточная обратимая пространственно-временная нейронная сеть

В данном методе используется сеть, которая состоит из трех компонентов: пространственная составляющая, временная составляющая и составляющая восстановления (реконструкции). В пространственном компоненте остаточный обратимый блок (RIB) предназначен для извлечения информативных признаков с помощью пространственной информации. Во временном компоненте используется остаточная плотная сверточная длинная кратковременная память (RDC-LSTM) для изучения последовательного представления признаков. Компонент реконструкции используется для интеграции пространственных и временных характеристик в единую структуру. На рисунке 1.7 показана структура остаточной обратимой пространственно-временной сети [3].

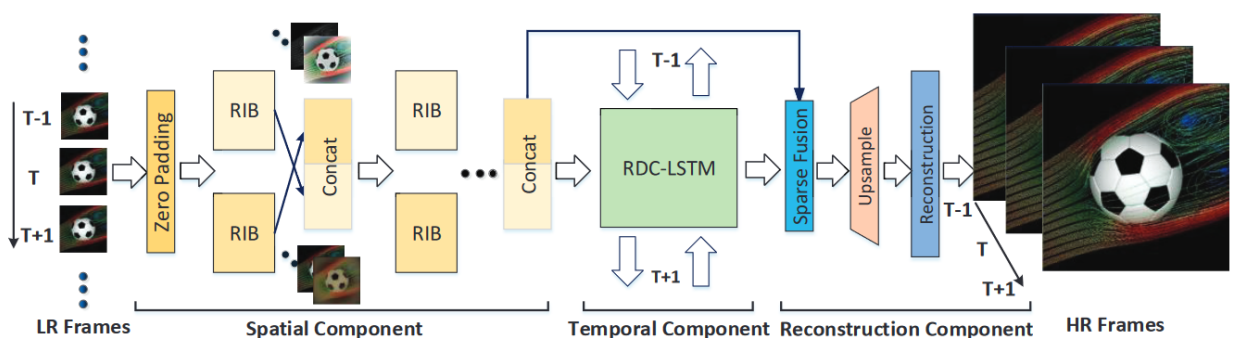


Рисунок 1.7 – Структура остаточной обратимой пространственно-временной сети [3]

В пространственном компоненте последовательные кадры низкого разрешения подаются на слой дополнения, который создает исходные карты признаков путем дополнения нулями в каналах RGB. Два последующих параллельных остаточных обратимых блока имеют разную архитектуру с разным



количеством слоев для использования иерархических признаков. Выходные карты признаков предыдущего RIB будут объединены и затем помещены в следующие параллельные RIB. Примечательно, что объединение может эффективно увеличить разнообразие карт признаков. Во временном компоненте предлагается использовать остаточную плотную сверточную сеть с длиной краткосрочной памятью для обработки признаков непрерывных кадров. В компоненте реконструкции используется метод объединения разреженных признаков для интеграции пространственных и временных карт признаков, причем объединенные карты признаков подвергаются увеличению разрешения до целевого размера высокого разрешения. Наконец, слой реконструкции используется для восстановления кадров высокого разрешения RGB-канала [3].

Конечная цель суперразрешения видео — обучить производящую функцию  $F$ , которая оценивает кадры высокого разрешения по входным кадрам низкого разрешения. Пусть  $I_T^{LR}$  — входные кадры низкого разрешения,  $I^{HR}$  — исходные кадры высокого разрешения, тогда задача суперразрешения видео может быть описана следующим образом:

$$I_T^{HR} = F(\{I_T^{LR}, I_{T+i}^{LR}\}), i \in \{\pm 1, \dots, \pm k\}, \quad (1.14)$$

где  $T$  — текущая временная метка,  $i$  — последовательная  $i$ -я временная метка [3].

Остаточный обратимый блок. Кадры высокого разрешения должны иметь структуру, аналогичную входным кадрам низкого разрешения — это важное свойство называется пространственной информацией. В текущем методе используется остаточный обратимый блок (RIB), в котором создается остаточное соединение, а параллельный обратимый блок предназначен для изучения разницы между кадрами низкого и высокого разрешения. На рисунке 1.8 показана архитектура остаточного обратимого блока. Знак  $\oplus$  означает поэлементное сложение [3].

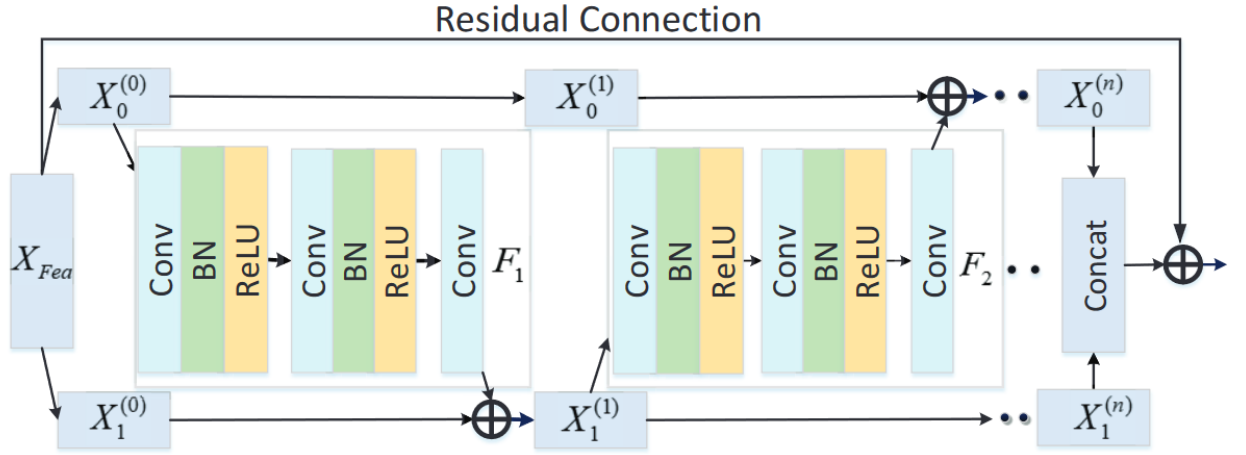


Рисунок 1.8 – Архитектура остаточного обратимого блока [3]

На рисунке показано, что входные признаки  $F_{fea}$  делятся на два под-слоя  $X_0^{(0)}$  и  $X_1^{(0)}$ . Далее определяется сверточное бутылочное горлышко  $F_i$ ,  $i \in [1, 2, \dots, n-1]$ . Сверточное бутылочное горлышко состоит из слоев свертки, пакетной нормализации (BNs) и срезанных линейных узлов (ReLU). Признаки  $X_1^{(i-1)}$  и  $X_0^{(i-1)}$  могут быть получены по формулам:

$$X_1^{(i-1)} = X_1^{(i)} - F_i(X_0^{(i-1)}), \quad (1.15)$$

$$X_0^{(i-1)} = X_0^{(i)}. \quad (1.16)$$

Согласно приведенным выше формулам, предыдущие признаки могут быть последовательно выведены из любого  $X_1^{(i)}$  и  $X_0^{(i)}$ . Таким образом, результат работы пространственного компонента можно записать в следующем виде:

$$X_{out} = [X_0^{(n)}, X_1^{(n)}] + X_{fea}, \quad (1.17)$$

где  $[ ]$  обозначает объединение карт признаков [3].

Рекуррентная модель с короткими соединениями. Во временном компоненте используется сверточная долгая краткосрочная память для определения информативных признаков последовательных кадров. В отличие от обычного одномерной долгой краткосрочной памяти, сверточная захватывает двумерные признаки из соседних временных меток. Для тщательного использования временной согласованности сверточная долгая краткосрочная память построена как двунаправленная архитектура, в которой выходные данные прямого

и обратного хода объединяются и образуют выходные данные одного нейрона. На рисунке 1.9 показаны архитектуры различных модификаций сверточной долгой краткосрочной памяти [3].

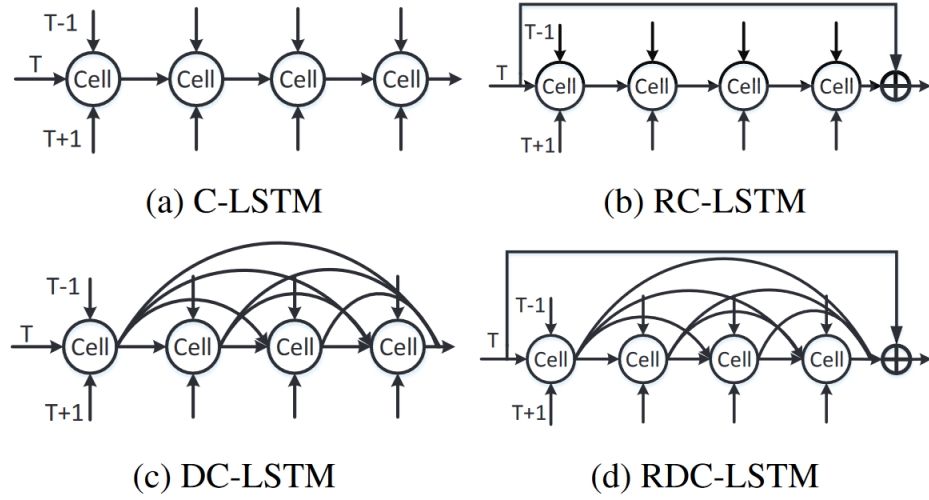


Рисунок 1.9 – Архитектуры различных модификаций сверточной долгой краткосрочной памяти [3]

Результат работы временного компонента можно записать в следующем виде:

$$X_{out} = W_{1 \times 1 \times c \times c'} * X_{in} + [H_0, H_1, \dots, H_{n-1}]_{c'}, \quad (1.18)$$

где  $[H_0, H_1, \dots, H_{n-1}]$  — конкатенация карт признаков, полученных на всех предыдущих слоях,  $X_{in}$  и  $X_{out}$  — входные и выходные данные временного компонента,  $W$  — матрица сверточного фильтра размера  $1 \times 1$ ,  $c$  — исходное количество цветовых каналов, а  $*$  обозначает операцию свертки, которая преобразует  $c$  в  $c'$  [3].

Слияние разреженных признаков. Временные признаки будут преобразованы в то же пространство, что и пространственные признаки, с использованием слоя отображения. Предположим, что карты пространственных признаков  $X_s$  имеют  $c_1$  каналов, а карты временных признаков  $X_t$  —  $c_2$  каналов. Пусть  $c = 2 \times c_1$ , тогда объединенные карты признаков  $X_{concat}$  могут быть представлены в виде:

$$X_{concat} = [W_{1 \times 1 \times c_2 \times c_1} * X_t, X_s]_c, \quad (1.19)$$

где  $W$  — сверточный фильтр временно-пространственного отображения,  $c_2$  —

исходное количество каналов,  $c_1$  — выходное количество каналов,  $*$  обозначает операцию свертки, а  $,$  — перекрестная конкатенация. Затем используется разреженная матрица  $SM \in \mathbb{R}^{c \times c/2}$ , предназначенная для выбора карт полезных признаков и адаптивного сжатия каналов признаков. Объединенные карты признаков  $X_{\text{fused}}$  могут быть посчитаны по формуле:

$$X_{\text{fused}} = X_{\text{concat}} \times SM, \quad (1.20)$$

где  $\times$  означает матричное умножение [3].

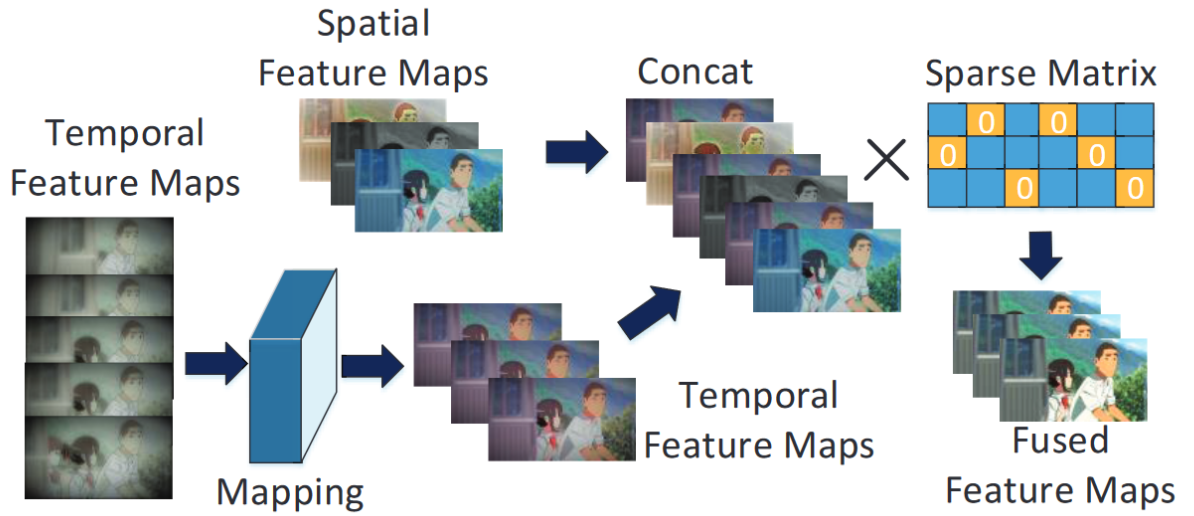


Рисунок 1.10 – Схема слияния разреженных признаков [3]

Увеличение разрешения во время реконструкции. В компоненте реконструкции создаются деконволюционные слои для увеличения разрешения карт признаков до целевого высокого разрешения. В данном методе используются слои деконволюции в качестве слоя увеличения разрешения в компоненте реконструкции для того, чтобы преобразованные объекты подвергались увеличению разрешения в конце сети. В отличие от субпиксельной свертки, уровень деконволюции адаптивно допускает в качестве входных данных произвольные номера каналов, а не фиксированные числа. Для увеличения разрешения карт признаков используются два стека слоев деконволюции с небольшими ядрами размером  $3 \times 3$  и 256 картами признаков [3].

## 2 Классификация методов увеличения разрешения видеопотока

### 2.1 Критерии оценки методов увеличения разрешения видеопотока

Для сравнения и оценки производительности методов суперразрешения используются такие показатели, как отношение пикового сигнала к шуму и индекс структурного сходства. Среднеквадратическая ошибка, которая представляет собой среднюю ошибку между исходным и улучшенным изображением, используется для расчета отношения пикового сигнала к шуму. Формула для нахождения среднеквадратической ошибки [2]:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [X(i, j) - \hat{X}(i, j)]. \quad (2.1)$$

Формула для нахождения отношения пикового сигнала к шуму [2]:

$$PSNR = 20 \log_{10} \left( \frac{1}{\sqrt{MSE}} \right). \quad (2.2)$$

Сходство между исходным изображением и изображением, полученным в результате использования метода суперразрешения, вычисляется по индексу структурного сходства. Параметрами, используемые для расчета, являются яркость, контрастность и структурные изменения между двумя изображениями. Индекс структурного сходства определяется уравнением [2]:

$$SSIM(X, \hat{X}) = \frac{(2\mu_x\mu_{\hat{x}} + C_1)(2\sigma_{x\hat{x}} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_{\hat{x}}^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_{\hat{x}}^2 + C_2)}. \quad (2.3)$$

## 2.2 Сравнение методов увеличения разрешения видеопотока

Таблица 2.1 – Сравнение методов увеличения разрешения видеопотока

Метод	Подход	PSNR	SSIM
Бикубическая интерполяция	интерполяционный	26.4037	0.7227
Нелокальная регуляризация и надежная оценка движения	регуляризационный	33.18	—
RIB	нейронные сети	31.65	0.897
DUF	нейронные сети	28.90	0.8898

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения научно-исследовательской работы была достигнута поставленная цель, а также решены все задачи:

- 1) исследована предметная область увеличения разрешения видеопотока;
- 2) проанализированы известные методы увеличения разрешения видеопотока;
- 3) сформулированы критерии для сравнения этих методов;
- 4) проведено сравнение методов увеличения разрешения видеопотока по сформулированным критериям.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. *Park S. C., Park M. K., Kang M. G.* Super-resolution image reconstruction: a technical overview // IEEE Signal Processing. — 2003. — С. 21—36.
2. *Mrunmayee D. V., Sachin R. D.* Video Super Resolution: A Review // Department of Electronics Engineering, Walchand College of Engineering, Sangli, Maharashtra, India. — 2021. — С. 6.
3. Residual Invertible Spatio-Temporal Network for Video Super-Resolution / Z. Xiaobin [и др.] // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. — 2019. — Т. 33. — С. 5981—5988.
4. Image super-resolution: The techniques, applications, and future / L. Yue [и др.] // IEEE Signal Processing. — 2016. — Т. 128. — С. 389—408.
5. Deep Video Super-Resolution Network Using Dynamic Upsampling Filters Without Explicit Motion Compensation / J. Younghyun [и др.] // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. — 2018. — С. 3224—3232.
6. A performance comparison among different super-resolution techniques / D. Thapa [и др.] // Computers and Electrical Engineering. — 2016. — Т. 54. — С. 313—329.
7. *Cohen B., Avrin V., Dinstein I.* Polyphase back-projection filtering for resolution enhancement of image sequences // 2000 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. — 2000. — С. 2171—2174.
8. *Katsaggelos A. K.* An iterative weighted regularized algorithm for improving the resolution of video sequences // Proceedings of International Conference on Image Processing. — 1997. — С. 474—477.
9. *Bavenstrand E.* Real-Time Video Super-Resolution // KTH Royal Institute of Technology. — 2021. — С. 92.
10. *Jian L., HongRan Z., Yi S.* Video super resolution based on non-local regularization and reliable motion estimation // Signal Processing: Image Communication. — 2014. — С. 16.



## ПРИЛОЖЕНИЕ А